

Bartha Zoltán-Sáfrányné Gubik Andrea

Oktatási kihívások a technikai forradalom tükrében

A számítási kapacitások fejlődését jellemző exponenciális trend a 21. század második évtizedére kézzel foghatóvá és szemmel láthatóvá tette az automatizációban rejlő lehetőségeket. Az automatizáció újabb forradalma várhatóan teljesen átalakítja a foglalkoztatás szerkezetét, és már rövidtávon is jelentősen megváltoztatja a munkaerő keresletét. Új készségek kerülnek előtérbe, és új foglalkozások sora jelenik meg. A gyors változásokra az oktatási rendszernek is reagálnia kell, hiszen a szektor hagyományosan döntő szerepet játszik a munkaerőpiaci kínálat formálásában. Tanulmányunkban bemutatjuk a várható folyamatokat, és rámutatunk, hogy az oktatásnak a társas kompetenciák fejlesztésére, a problémamegoldásra fókuszált, egyéni ütem szerinti haladást lehetővé tevő megoldásokra kell koncentrálnia.

Kulcsszavak: automatizáció, gépi tanulás, munkaerőpiaci kereslet, oktatási módszerek, számítástechnikai forradalom

JEL-kód: J24, I25, L86

Bevezetés

„Hogy kerültél csődbe? – kérdezte Bili. Kétféleképp – mondta Miké. – Előbb fokozatosan, aztán váratlanul” (Hemingway 1960, 138).

A számítástechnika és a számítási kapacitások fejlődése szédületes ütemű volt az elmúlt több mint fél évszázadban, de ebből sokáig csak annyit vettünk észre, hogy néhány évenként új számítógépet kell venni, ha a legújabb verziójú operációs rendszert futtatni szeretnénk. Amikor azt halljuk, hogy a mai telefonjaink nagyobb számítási kapacitással rendelkeznek, mint a NASA az első holdra szálláskor, először túlzásra gyanakszunk. Pedig az állítás még viszonylag kedvező színben tünteti fel a NASA számítógépeit. 1969-ben a NASA az IBM által szállított ún. System 360/Model 75 gépeket használta. Ezek nagyjából gépkocsi méretűek voltak, áruk pedig egyenként 3,5 millió dollár volt. Másodpercenként pár százezer művelet végrehajtására voltak képesek, memóriájuk pedig néhány megabájt volt. Mai telefonjaink viszont másodpercenként több milliárd műveletet is végrehajtanak, memóriájukat pedig gigabájtokban mérhető, vagyis számítási kapacitásaikat tekintve több tízezerszer felülmúlják a Model 75-ösöket, miközben az áruk még tízezrede sincs azokénak (ZME Science 2017). Ha az egységnyi költségre eső számítási kapacitásokat nézzük, az elmúlt 40-50 évben közel milliárdszoros javulás következett be.

Mindez viszonylagos csöndben zajlott le, de a számítási kapacitások fejlődése ma már olyan szakaszba lépett, amikor a hatásokat nem lehet nem észrevenni. Az önvezető autók, az újságcikkek író és az ügyfélszolgálatra betelefonáló vevőkkel elcsevegő számítógépek hírére mindenki felkapja a fejét, és jogosan merülhet fel a kérdés, hogy mi történik mindazokkal a munkahelyekkel, amelyeken olyan feladatokat kell végrehajtani, amikre ma már a gépek is képesek. A számítási kapacitások szédületes fejlődése miatt egyre több ilyen feladatot sorolhatunk fel, a költségek csökkenése pedig azt jelenti, hogy az automatizálás nemcsak elméleti, hanem gazdaságossági szempontból is megvalósíthatóvá válik. Úgy tűnik, a foglalkoztatás átrendeződése, akár csak Miké csődbemenetele a bevezető idézetben, a fokozatos fázisból a váratlanba lépett.

Tanulmányunkban először bemutatjuk a számítási kapacitások fejlődésének trendjeit, röviden áttekintjük a számítógépek által jelenleg végzett legszofisztikáltabb feladatok, az ún. gépi tanulás példáit, és ismertetjük a jövőbeli kilátásokkal kapcsolatos szakértői várakozásokat. Ezt követően kitérünk a szakirodalom által könnyen és nehezebben gépesíthetőnek minősített feladatok leírására, amit a munkaerőpiaci trendek, valamint az ezek által kiváltott oktatási kihívások összefoglalása követ. A kihívás lényegét a következő idézet foglalja össze (amit néha Richard

Rileynak, néha Karl Fischnek tulajdonítanak): „olyan állásokra készítjük fel a diákokat, amik még nem léteznek, [...] olyan eszközök használatára, amiket még nem fejlesztettek ki, [...] hogy olyan problémákat oldjanak meg, amikről még nem is tudjuk, hogy problémát jelentenek” (idézi Beers 2010, 347).

A Moore-törvény és következményei

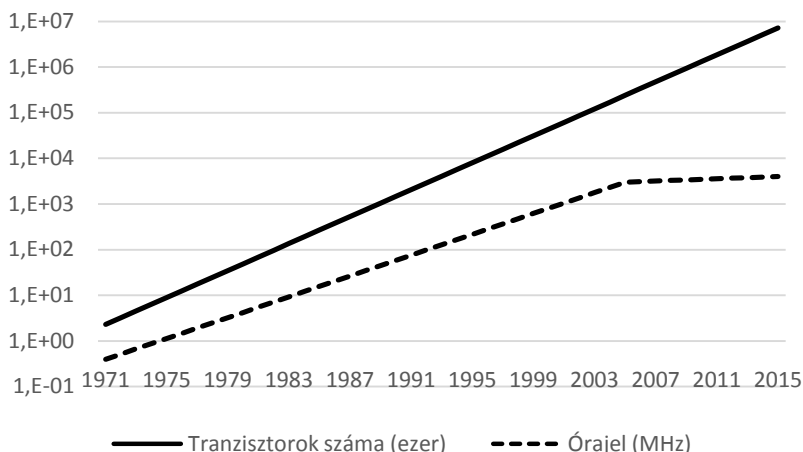
Gordon Moore 1965-ben közölt cikkében azt jósolta, hogy a mikrocsipen található alkotóelemek optimális (minimális költségekkel járó) száma évente megduplázódik (Moore 1965, 115). A duplázódás valójában ennél lassabbnak bizonyult, de a kétéves duplázódási ciklus egészen a legutóbbi időig tartotta magát (Bartha 2016, 18-19).

Exponenciális fejlődés

A Moore-törvény a számítási kapacitások exponenciális fejlődését írja le. A bevezetőben már érintett fokozatos és váratlan fejlődési fázis az exponenciális trendből adódik. Nézzünk egy egyszerű gondolat kísérletet! Témánk szempontjából kulcsfontosságú kérdés, hogy mikorra válnak olyan ügyessé-okossá a gépek, hogy akár az emberi munkaerő alternatívájaként is szóba jöhesse-
senek. Embertársaink ügyességét, okosságát hagyományosan az intelligenciahányadossal mérjük, és jelen példánk kedvéért feltételezzük, hogy a gépek ügyességének becslésére ugyanúgy használható ez a mérőszám. Induljunk 1967-ből, a mikrocsipek fejlődésének korai szakaszából, ami pont 50 éve volt, így a Moore-törvény szerint 25 alkalommal kellett megduplázódjon a számítási kapacitásuk. Azt feltételezve (és nem állítva), hogy az 1967-es mikrocsip intelligenciahányadosa nagyobb volt nullánál (mondjuk 1 egy milliomod része, tehát 0,000001), és ez az intelligenciahányados a számítási kapacitásokkal azonos ütemben fejlődött, gondolat kísérletünkben, ha nem is egzakt szabályok szerint, de elég látványosan elkülöníthetjük a fejlődés fokozatos és váratlan fázisát.

Húsz duplázódásra, vagyis negyven évre van szükség ahhoz, hogy az intelligenciahányados elérje az 1-es értéket (naptárunkban ez 2007-re esne). Napjainkban, tehát 2017-ben az intelligenciahányados már 33-nál tartana, ami még mindig sokkal alacsonyabb, mint a legbutább embertársaink hasonló értéke, de azért kellően magasnak mondható ahhoz, hogy az érdeklődőbbek felkapják a fejüket, és megállapíthassák, a fejlődés bizony a fokozatos fázisból a váratlanba lépett. Gondolat kísérletünk számításait lezárva 2021-re a gép intelligenciahányadosa 134-re növekedne, ami már az emberek között is magasnak számít, két évre rá pedig olyan magasba emelkedne, amit a nagyon intelligens embereket tömörítő Mensa tesztjei nem is tudnak mérni (Guardian 2015).

A pusztán érdekességen túl két továbbgondolandó elemet emelhetünk ki a fenti gondolat kísérletből. A tény, hogy napjainkban egyre többet beszélünk az ügyes gépekről, és számos példáját látjuk gyakorlati alkalmazásuknak, arra utalhat, hogy a fokozatos fázisból immár a váratlanba léptünk, amikor a változások már nem csak a számítási kapacitások terén, hanem a társadalmi-gazdasági környezetben is robbanásszerűek. Másrészt a társadalmi-gazdasági átalakulás üteme és kezelhetősége nagyban (bár nem kizárólag) függ attól, hogy meddig tart ki az exponenciális trend. Ezzel kapcsolatban a szakértők körében nincs egyetértés. Az elmúlt években egyre több jel mutatott arra, hogy a fejlődés üteme lassul (ld. pl. Fuller-Millett 2011), és a tranzisztorok zsugorításának fizikai korlátai miatt 2016-ban az Intel is olyan bejelentést tett, ami a mikrocsipek fejlődési ütemének lassulását eredményezheti (Simonite 2016). Az 1. ábra ugyancsak azt sugallja, hogy lassulás mutatkozik (a logaritmikus skálán a lineáris egyenesek mutatják az exponenciális trend szerinti fejlődést).



1. ábra: Az Intel mikrocsipeken elhelyezett tranzisztorok számának, valamint az órajel változásának trendje tízes alapú logaritmikus skálán

(The evolution of the number of transistors installed on Intel microchips, and the clock rate; logarithmic scale)

Forrás: Bartha 2016, 20.

Gépi tanulás és megismerés

2011-ben Watson, az IBM által fejlesztett szuperkomputer, élő adásban legyőzte a Jeopardy! nevű televíziós kvízműsor két legjobb játékosát. Watson később rákos megbetegedések kezelésére adott javaslatokat orvosoknak, vezető cégek ügyfélszolgálatán csevegett az érdeklődő ügyfelekkel, a közösségi médiában közzétett tartalmakat elemezve marketingeseknek segített a célcsoportjaik kijelölésében, és még sok más területen alkalmazták üzleti vállalkozások (Marr 2016). Watson, akárcsak napjaink többi szuperkomputere és számítástechnikai szuperprojektje, a gépi tanulás módszerével oldja meg a rábízott, néha kifejezetten bonyolultnak tűnő feladatokat. A gépi tanulás legismertebb példái manapság a keresőmotorok, a képfelismerés, a hangfelismerés, a természetes nyelvi feldolgozás, a nyelvek közötti fordítás, az önvezető autó.

A gépi tanulás, vagy gépi megismerés módszere teljesen mechanikus. Lényege, hogy az adatbázisban található elemekben közös mintázatokat fedez fel a számítógép algoritmus, és ezekre a mintákra illeszkedő matematikai modellt (egyenletrendszer) illeszt. Napjainkban ezt sok rétegben, ún. neurális hálókból teszi meg, így a végeredmény általában nagyon megbízható. Ha például fényképes arcfelismerésről van szó, az algoritmus a képeket rétegekre bontja (pl. apró részletek, kontrasztok, szemek, teljes arc stb.), minden rétegben a mintázatokra illeszkedő egyenleteket számol, amiknek a paramétereit rengeteg számolással pontosítja, amíg az illeszkedés közel optimális nem lesz (Castrounis 2016).

Miközben a végső eredmény közel tökéletes lehet (például a gép pontosan felismeri a neki előszóban mondottakat, vagy az egyik nyelven közölt szöveget közel tökéletes helyességgel lefordítja egy másik nyelvre), mindezt a számítógépek úgy hajtják végre, hogy a szöveget vagy azoknak az összefüggéseit emberi értelemben nem értik. A gépi tanulás azért működik, mert hatalmas digitális adatbázisok és hatalmas számítási kapacitások állnak rendelkezésre. Előbbi ahhoz szükséges, hogy az illeszkedő modell a sok megfigyelés miatt tényleg megbízható eredményt adjon. Utóbbi pedig azért fontos, mert ilyen hatalmas adattömeg feldolgozása, az illeszkedő egyenletek paramétereinek kiszámolása óriási számítási igényt támaszt, amit a számítógépek még tíz éve sem voltak képesek biztosítani.

A gépek tehát úgy tanulnak, hogy az adatbázisukban található elemekre jól illeszkedő egyenleteket számolnak, gyakorlatilag önállóan, hiszen a mintázatokat és a paramétereiket is az

algoritmusuk által vezérelt módon maguk kalkulálják. Az algoritmusokat viszont a programozók hozzák létre, azokat a gépek alakítani nem tudják. Így a gépi tanulás eredményessége alapvetően két dolgon múlik: egyrészt azon, hogy mennyire kreatív a programozó a feladat algoritmikus megfogalmazásában; másrészt pedig azon, hogy mennyi számítási kapacitás áll rendelkezésre az algoritmus végrehajtására.

Az emberi szintű gépi intelligencia felé

Ugyan bizonyos feladatok ellátásában a számítógépek már hosszú ideje felülmúlják az embereket, olyan gépet természetesen még senkinek sem sikerült fejlesztenie, amely minden területen legalább az emberrel egyenértékű teljesítményre képes. Ez lenne az emberi szintű gépi intelligencia (angol mozaikszó szerint HLMI), ami napjainkban már nem csak a sci-fi rajongókat tartja lázban. Az 1. táblázat a téma művelőinek és szakértőinek megkérdezésén alapuló előrejelzések közül mutat be néhányat.

1. táblázat: Az emberi szintű gépi intelligencia (HLMI) kifejlesztésének várható ideje (Forecasts on the expected time of Human Level Machine Intelligence (HLMI).)

Felmérés	Év	Elemzszám	Előrejelzés
Mitchie	1972	67	Medián: 2022
Müller-Bostrom	2012-13	170	Medián: 10% eséllyel – 2022; 50% – 2040; 90% – 2075
Grace és tsai	2016	352	Medián: 10% eséllyel – 2025; 50% – 2061 Medián: <ul style="list-style-type: none"> – Póker VB-t nyer: 3,6 év – Ruhák összehajtogatása: 5,6 év – Sorozatosan legyőzi a legjobb Starcraft 2 játékost: 6 év – Amatőr szinten való tolmácsolás: 8 év – Megfelelően összerak bármilyen LEGO figurát: 8,4 év – Egylépéses tanulás (pl. kép azonosítása): 9,4 év – Kiváló eredményű középiskolai esszé: 9,6 év – Nyitott kérdés megválaszolása: 10 év – Ismert popsztár dalaitól megkülönböztethetetlen új sláger: 10,8 év – Top 40-es popsláger: 11,4 év – Virtuális világ természeti törvényeinek formalizált leírása: 14,8 év – Bestsellert ír: 33 év – Matematikai kutatások és publikálásuk: 43,4 év

Forrás: saját szerkesztés

A Mitchie (1973) által 1972-ben végzett megkérdezésre összesen 67 válasz érkezett, és a válaszadók fele gondolta úgy, hogy 50 éven belül létrejön a HLMI. Érdekes módon az ötven éves (vagy inkább ahhoz közeli) időtáv a sokkal később lefolytatott felmérésekben is visszaköszön, ami arra utal, hogy az emberrel egyenértékű gépi intelligencia kifejlesztése a szakértők mindenkorai várakozásainál nehezebb kihívásnak bizonyul. Müller és Bostrom (2016) közös felmérésében a medián 30 év körül húzódott, a négy évvel későbbi, Grace és társai (2017) által le-

folytatott megkérdezésben pedig 45 évnél. A szakértők többsége tehát nem vár robbanásszerű át-törést az okos gépek terén.

Grace és társai felmérésében sok részterületre is rákérdeznek, és a mediánok megoszlásából azonosítható, hogy mit tartanak jobban vagy kevésbé jól gépesíthető feladatnak jelenleg (néhány példát az 1. táblázat tartalmaz). A szakértők azokon a területeken várják, hogy hamarosan felül-műlnak bennünket a gépek, ahol megítélésük szerint a gépi tanulás módszere eredményesen használható.

Gépies és nem gépies feladatok

A közgazdászokat a gépesítés technikai részletei helyett elsősorban az emberi és a gépi munka-erő közötti átváltás kérdései érdeklik. De a kettő egymással szorosan összefügg. Amint a számítástechnika fejlődését az exponenciális trend jellemezte az elmúlt évtizedekben, ugyanúgy minősíthető viharosnak az átváltás és helyettesíthetőség határaitól szóló szakértői vélemények változása is. Levy és Murnane 2004-ben megjelent, igen nagy hatású műve a gépek és az emberek közötti munkamegosztás határvonalát evidens módon a programozható és nem programozható feladatok mentén húzta meg. Megítélésük szerint az olyan tevékenységek, amelyek elvégzéséhez jelentős rejtett (tacit) tudás szükségeseltetik, még sokáig emberi munkaerőt igényelnek majd. Példaként éppen az autózvezetést említik, amiről napjainkban (alig tíz év elteltével) már tudjuk, hogy programozható és automatizálható.

Acemoglu és Autor (2011) a határt a rutinszerű és nem rutinszerű feladatok között húzta meg. Munkájukban foglalkoztatási statisztikákon keresztül mutatják be, hogy a rutinszerű feladatok igénylő munkahelyek visszaszorultak az Egyesült Államokban, a kifizetett reálbérek pedig csökkentek. A rutinszerű feladatok határozzák meg a legtöbb, közepes képzettséget igénylő fizikai (pl. összeszerelő tevékenység) és szellemi (pl. könyvelés, adminisztráció) munkahelyet (Acemoglu-Autor 2011, 1076), vagyis a munkaerőpiacnak azt a szegmensét, ahol hagyományosan a középosztály tagjai helyezkedtek el. Ezek a munkahelyek nemcsak, hogy veszélyben vannak, de ráadásul egyre alacsonyabb béreket kínálnak: az Egyesült Államokban azoknak a felnőtt férfiaknak a reálbérei, akik nem szereztek legalább főiskolai (college) diplomát, 1973-74-ben tőzött (a nők esetében ez csak a középiskolából kimaradókra igaz) (Acemoglu-Autor 2011, 1056).

A nem rutinszerű feladatok egyrészt az absztrakt tevékenységeknél (problémamegoldás, intuíció, meggyőzés és kreativitás), másrészt hagyományos, kézi munkaerővel megoldandó tevékenységeknél (pl. főzés, hajvágás, szerelés) jelennek meg, vagyis a klasszikus munkaerőpiaci kínálat két ellentétes spektrumán (Acemoglu-Autor 2011, 1057). Az Acemoglu és Autor tanulmány által feltártakat egészíti ki Jaimovich és Siu (2012), akik látványos statisztikákon keresztül mutatják meg, hogy az 1990-es évektől kezdődően (gyökeres ellentétben az 1990 előtti helyzettel) az Egyesült Államokban a válságokból való kilábalás úgy valósult meg, hogy a válság alatt megszüntetett munkahelyeket nem hozták ismét létre a felívelő szakaszban. Az ok ugyanaz: a gépesítés, valamint az alacsony bérszintű országokba való kitelepítés, ahol az alacsony bérek miatt még versenyezni tud az emberi munkaerő a géppel.

A rutinszerű és nem rutinszerű feladatok közötti határ természetesen nem állandó. Az egyre ügyesebb algoritmusok egyre több tevékenységet tesznek rutinszerűvé. A pillanatnyi határvonal Frey és Osborne (2017) segítségével a következők szerint vonható meg. A gépesítésben három területen érzékelhető jelenleg szűk keresztmetszet: az érzékelési és kezelési feladatokban; a kreatív feladatokban; és a társas intelligenciát igénylő feladatokban. Azok a munkahelyek tehát, amelyek ilyen feladatokra épülnek, emberi munkaerőt igényelnek. Amint Acemoglu és Autor is felhívta rá a figyelmet, ezen munkahelyek között vannak olyanok, amelyek hagyományosan nagy presztízsűek (kutató, bíró, politikus stb.), és olyanok is, amik viszont a középosztály tagjai körében sem számítottak álommunkahelynek (pl. pincér, fodrász, ápoló). Az oktatás számára az

itt leírtak legfontosabb üzenete az, hogy a gépesítésben jelenleg szűk keresztmetszetnek tűnő feladatokat kell erősíteni. Ehhez az évszázados rutinokkal való szakítás is szükséges lehet.

Munkaerőpiaci következmények

A kutatók között nincs egyetértés a munkaerőpiac jövőbeli változásairól. Egyesek munkahelyek nélküli jövőt prognosztizálnak (Ford 2015), tekintettel az automatizáció minden területre kiterjedő voltára és sebességére. Mások arra hívják fel a figyelmet, hogy inkább egyfajta átrendeződés történik (Bessen 2016), az automatizáció munkahelyeket szüntet meg, és közben újakat is létrehoz.

Selingo (2017) szerint a szakmák összességében magasabb kognitív képességeket követelnek meg a jövőben, felértékelődik többek között a kreativitás és a problémaérzékenység szerepe. Azaz a szerző szerint számos foglalkozás nem megszűnik, sokkal inkább jelentősen átalakul.

A rutinszerű - nem rutinszerű tevékenységek mentén történő átrendeződést, valamint összességében a munkahelyek számának csökkenését erősíti meg a World Economic Forum 2016-os jelentése, amely a 2015-2020 közötti időszakra vonatkozóan 7,1 millió nettó munkahely veszteséget prognosztizál. A legnagyobb csökkenés az irodai és adminisztratív területeket, valamint a gyártás és összeszerelést érinti, növekmény pedig az üzleti és pénzügyi tevékenységek, a menedzsment és a számítástechnikai, matematikai feladatok terén várható (2. táblázat).

2. táblázat: Munkaerőpiaci trendek 2015-2020 között
(Labour market trends in the 2015-2020 period)

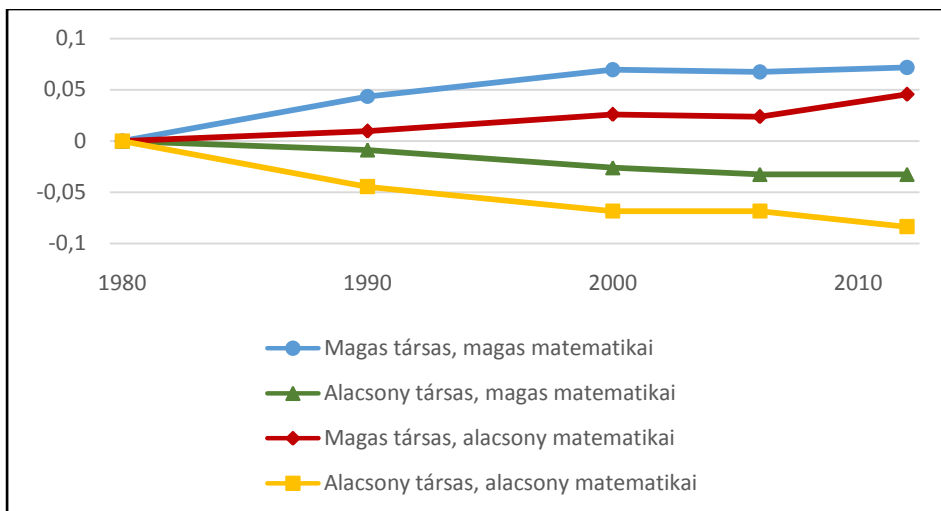
Növekmény (e fő)	Terület	Terület	Csökkenés (e fő)
492	Üzleti és pénzügyi tevékenységek	Irodai és adminisztratív terület	4.759
416	Menedzsment	Gyártás és összeszerelés	1.609
405	Számítástechnikai, matematikai feladatok	Építkezés, kitermelés	497
339	Építészeti és mérnöki terület	Művészetek, tervezés, szórakoztatás, sport és média	151
303	Értékesítés	Jogi tevékenység	109
66	Oktatás és képzés	Beszereles és karbantartás	40

Forrás: WEF 2016a, 15

Frey és Osborne (2013) szerint a rutinszerű-nem rutinszerű tevékenységek alapján történő átrendeződés jelentős mértékű polarizációt eredményez majd, amelyben a magas és az alacsony képzettséget igénylő állások száma nő, ugyanakkor közepes képzettséget igénylő területek munkahelyeinek száma csökkenni fog. A nem rutinszerű tevékenységeket végzők között jelentős jövedelmi szakadék alakul ki a tevékenységhez szükséges képzettségnek megfelelően.

Deming (2017) az USA munkaerőpiacának 1980-2012 közötti vizsgálatával az egyes szakmákhoz szükséges társas és matematikai készségek dimenzióiban helyezte el a megfigyelt változásokat. Számításai arra mutattak rá, hogy rendkívüli mértékben felértékelődött a társas készségek szerepe a munkaerőpiacon. Azt tapasztalta, hogy a magas társas készségeket igénylő szakmák aránya 12 százalékponttal nőtt a vizsgált időszakban, miközben a magas matematikai képességeket igénylő területeké, ahol a társas interakciók szerepe alacsony, 3,3 százalékponttal

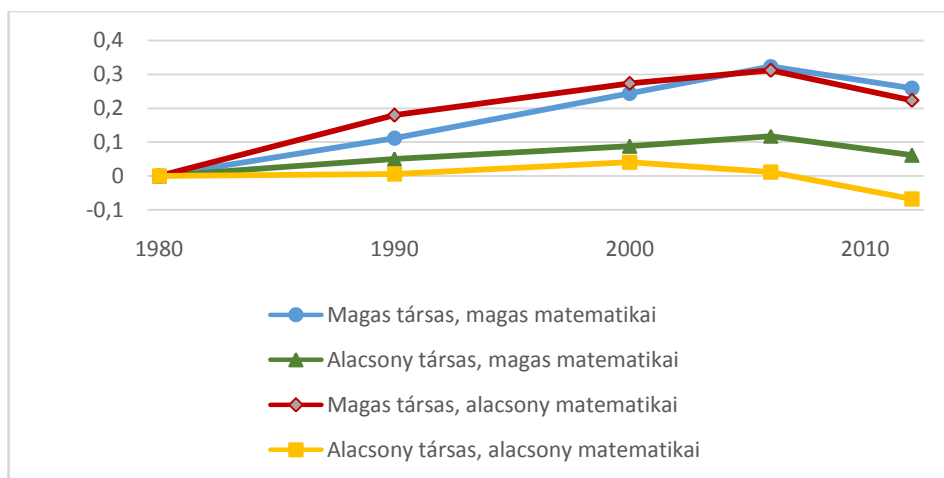
csökkent. Azokban a szakmákban, ahol mindkét készség fontosnak bizonyult (ilyen például a közgazdász, az informatikus, a pénzügyi menedzser és az orvos), jelentős foglalkoztatásbeli és bérnövekedés volt megfigyelhető. A változások legnagyobb elszenvedői pedig az alacsony társas és matematikai készségeket igénylő területek, mint például az asztalos, a teherautó sofőr és a gépkezelő (lásd 2. és 3. ábra).



2. ábra: A foglalkoztatás szerinti megoszlás kumulatív változása a szükséges készségek szerint 1980 és 2012 között

(Cumulative change of employment according to the skills required between 1980 and 2012. Blue: high social and high math; red: high social and low math; green: low social and high math; yellow: low social and low math)

Forrás: Deming, 2007



3. ábra: A reálórabérek kumulatív változása a szükséges készségek szerint 1980 és 2012 között
(Cumulative change of real hourly wages according to the skills required between 1980 and 2012. Blue: high social and high math; red: high social and low math; green: low social and high math; yellow: low social and low math)

Forrás: Deming, 2007

Magyarországra vonatkozóan a Gazdaság- és Vállalkozáskutató Intézet (Tóth et al. 2017) készített egy tanulmányt. 55 olyan szakmát azonosítottak, amely a világ bármelyik országában már gyakorlati alkalmazásban lévő technológiák bevezetésével kiváltható lenne, azaz a gépesítés lehetősége már ma is adott. A szervezet a kiváltható munkahelyek számát Magyarországon 513 433-ra becsüli. Országosan ez a munkahelyek 12 százalékát jelenti, de jelentős regionális eltérések vannak. Budapesten 10 százalék, Komárom-Esztergom megyében 15, Jász-Nagykun-Szolnok megyében 15, Pest megyében 17, Fejér megyében 19 százalék az automatizálható munkahelyek aránya. A tanulmány szerint a negatív hatásoknak leginkább azok a járások lehetnek kitétek, amelyekben az álláskeresők aránya jelenleg is magas, a jövőbeni automatizáció pedig a nem megfelelő alkalmazkodás esetén további munkahelyek megszűnését eredményezheti. A jelentős regionális eltérések regionális megoldásokat sürgetnek a központi elvek alkalmazása helyett (Lipták 2014a, 2014b).

Trendek

Az internet live stats szerint az internetfelhasználók száma meghaladja a 3,8 milliárdot (<http://www.internetlivelivestats.com/>). Ez a tény jelentős hatással van a munkavégzés körülményeire és módjára. Dinamikusan növekvő azoknak az aránya, akik egy teljes idős állás helyett atipikus megoldásokat választanak, és azon cégek aránya, amelyek foglalkoztatottak helyett szerződött partnerekkel dolgoznak. Mindez átalakítja azt a tipikus karrierutat, amit az egyén bejárhat.

Gig economy – szabadúszók

Lawrence és Krueger (2016) az USA 2005 és 2015 közötti piacvizsgálata során azt találta, hogy az atipikus foglalkoztatási megoldások aránya 10,7 százalékról 15,8 százalékra emelkedett, valamint, hogy a nettó foglalkoztatás növekmény 94 százaléka atipikus megoldásokat jelentett a vizsgált időszakban. Cikkükben a szerzők a jelenség mögött álló összetett okok feltárására is törekedtek.

Növekvő azoknak az aránya, akik teljes jövedelmüket, vagy annak egy részét időszakos, vagy egymástól elkülönülő munkákkal keresik meg. Jellemzőjük, hogy ezeket külön-külön fizetik meg, projekt jelleget öltenek és gyakran a digitális piactereken találkoznak a megrendelők és a feladatra vállalkozók. Számos ilyen platform létezik, az Upwork például 12 millió regisztrált szabadúszót tömörít, a tranzakciók értéke pedig eléri az évi 1 milliárd USD-t.

A jelenséget magát hagnigazdaságnak (gig economy), feladatra vállalkozókat pedig szabadúszóknak nevezik. Ezzel a kifejezéssel összemoszák azokat, akik független szerződőként, nem pedig munkavállalóként végeznek időszakos munkát (Independent Contractors), akik hagyományos munkahely mellett vállalnak el eseti feladatokat (Moonlighters), akik részben hagyományos, részben szabadúszó munkából élnek (Diversified workers) és a szabadúszó vállalkozókat (Freelance Business Owners) (Freelancers Union 2016).

Számos statisztika és becslés lát napvilágot a jelenség számszerűsítésére. Sokszor a definíció, a szabadúszók fogalmi meghatározása okozza az eltérő adatokat, máskor a források és az alkalmazott módszertan eltérései. A nagyságrendek szemléltetésére kiválóan alkalmas a McKinsey Global Institute kutatása (2016), amely a szabadúszók arányára vonatkozóan kétféle eredményt is közöl. Az egyiket hivatalos statisztikákra, a másikat egy saját felmérés eredményeire alapozva adja meg. Tanulmányuk szerint a munkavállalók 25-30 százaléka tekinthető a vizsgált országokban szabadúszónak. Az EU és az USA munkaerőpiacát tekintve ez mintegy 162 millió munkavállalót jelent. Értelmezésük szerint a nagyfokú autonómia, a feladatok alapján történő ellentételezés és a rövid távú kapcsolat a szabadúszó tevékenység fő ismérvei (tanulmányukban az independent worker elnevezést használják).

3. táblázat: A szabadúszók aránya a munkaképes korú lakosságon belül
(The ratio of freelancers within the working age population)

		USA	Egyesült Királyság	Svédország	Franciaország	Németország	Spanyolország
MGI elemzés publikált források alapján	főfoglalkozású %	11	12	15	13	13	17
	kiegészítő%	11	2*	5*	3*	2*	1*
	Összesen%	22					
MGI saját felmérése alapján	főfoglalkozású%	13	11	13	12	10	15
	kiegészítő	14	14	15	18	15	16
	Összesen%	27	25	28	30	25	31
Létszám (millió fő)		54-68	6-14	1-2	9-21	7-13	7-12

*Európában korlátozottak az elérhető statisztikák, a valós számok jóval meghaladják a rendelkezésre álló publikált adatokat.

Forrás: MGI 2016, 4.

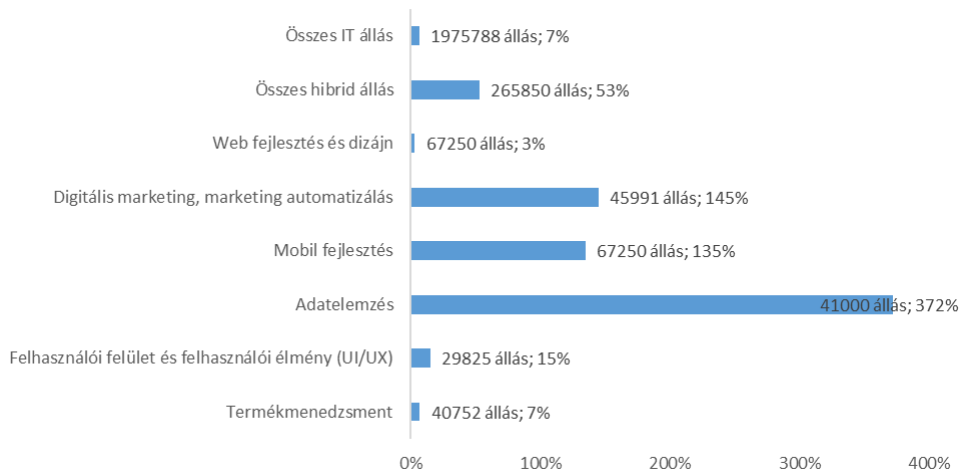
Egyre elterjedtebbek a „nem alkalmazó” cégek. 2010 és 2014 között az USA-ban 2 millióval nőtt a számuk (24 millióra) a Brookings Institution (2016) szerint. Ezek a cégek feladataikat nem saját munkavállalók alkalmazásával látják el. Számos esetben ezek a vállalatok közismeretek, mint például az Airbnb, vagy az Uber, ahol sokmillió felhasználói kör és szolgáltatást kínáló találkozik az online térben. Máskor azonban kevésbé nyilvánvaló, milyen céggel is állunk szemben.

Míndezeket az eredményezik, hogy a lineáris karriert, amelyben az iskolapadtól többnyire jól tervezhető és belátható szakmai út vezet a nyugdíjasévekig egy, vagy néhány egymást követő munkahelyen, felváltja a portfóliókarrier. Ez utóbbiban hangsúlyos a folyamatos tanulás szükségessége, valamint a képességek és tudás egyszerre több helyen (részmunkaidőben) történő kamatoztatása.

A fentiek számos szabályozási kérdést vetnek fel. A nem sztenderd alkalmazási formák, mint a szabadúszó tevékenység is, csaknem minden munkafeltételre hatással van a foglalkoztatástól kezdve a kereseten, a munkaidőn, a biztonsági, az egészségügyi és szociális biztonság egyes kérdésein keresztül a képzés és számos más területet bezárólag (ILO 2016), amelyek átgondolása és szabályozása alapvető jelentőségű.

Hibrid munkahelyek

Növekvő azoknak az állásoknak az aránya, amelyek egy adott végzettség helyett egy képességszettet igényelnek. Ezeket hibrid állásoknak nevezi a szakirodalom. Erre a következtetésre jutott a Burning Glass, amely egy év alatt 100 millió online álláshirdetést elemzett 40 ezer forrás felhasználásával. Ugyan a vizsgálatot az USA piacán végezték, de a következtetések általánosíthatók. A 3. ábra azokat a hibrid állásokat mutatja meg, ahol 2011 és 2015 között a legjelentősebb volt a munkaerőpiaci kereslet növekedése.



4. ábra: A legdinamikusabban növekvő hibrid állások száma és százalékos változása 2011-2015 között

(Number and 2011-2015 percent change of the most dynamically changing hybrid jobs)

Forrás: General Assembly & Burning Glass Technologies, 2015, 4. alapján saját szerkesztés

Felértékelődő társas készségek

A bemutatott tendenciák arra hívják fel a figyelmet, hogy a társas készségek szerepe egyre fontosabbá válik a munkaerőpiacon. A SCANS (Secretary's Commission on Achieving Necessary Skills) már 1992-es munkájában kiemeli a munkahelyi kompetenciák kritikus szerepét. Öt területet határoz meg, ezek az erőforrásallokálás képessége (pénz, idő, lehetőségek), az interperszonális készségek (csapatmunka, vezetés, mások tanítása), az információ megszerzésének és felhasználásának a képessége, a rendszerek megértése és a technológia alkalmazásának képessége.

A szükséges készségekkel foglalkozó munkák leggyakrabban a szerint tesznek különbséget az egyes tényezők között, hogy azok az egyénhez kötődnek-e, vagy sem. Általában a puha és kemény készségek (soft skills, hard skills) elnevezéssel találkozunk, ahol puha tényezők az egyénhez kötődő, emocionális tényezőket (sokszor eltérő elnevezésekkel találkozunk, mint például soft skills, personality traits, non-cognitive skills, non-cognitive abilities, character, and socio-emotional skills), míg a kemény tényezők megjelölés a formális oktatás keretein belül megszerezhető tényezőket takarja.

A Burning Glass az alapvető és a szakmai készségek mentén (baseline skill, technical skill) határolja le a különböző készségeket. Az előbbin azokat érti, amelyek nem foglalkozás-specifikusak, számos szakma esetén szükségesek. Kötődhetnek az egyénhez például a kommunikáció, a problémamegoldás, de ide tartozik az alapvető számítógépes ismeret is, amely formálisan oktatható ismeret, mégsem speciálisan egy adott terület követelménye és nem feltétlenül szerepel direkt módon az egyes szakmák tananyagaiban. A szakmai készség egy adott foglalkozáshoz, vagy iparágához szükséges. Így például a Microsoft Word vagy az Excel programok alapkészségek, hiszen széles körben elvárják az ismeretüket, míg például az SPSS vagy az Adobe Photoshop már szakmai készségbe tartozik, mert használatuk csak bizonyos területekre koncentrálódik. (Burning Glass Technologies 2015, 7.)

A Burning Glass (2015) a rendelkezésére álló adatbázis 25 millió álláshirdetésének elemzésével egyrészt azt vizsgálta, hogy az egyes szakmacsoportokban milyen a megkövetelt alapvető és a szakmai készségek aránya, másrészt pedig összegyűjtötte a munkáltatók által leggyakrabban keresett készségeket. Eredményeik szerint a meghirdetett állások esetén szakmacsoportonként

eltérő mértékben, de általában véve rendkívül magas az alapvető készségek szerepe (egy-egy szakmacsoportokban 50 százalék feletti). A hirdetésekben minden átlagosan három készségből egy alapkészség, amelyek közül a legfontosabb öt a következő: kommunikációs készség, szervezési készség, íráskészség, ügyfélkezelés és a Microsoft Excel ismerete.

A WEF (2015, 3.) 16 készséget azonosított be, amelyre a 21. században szüksége van a diákoknak. Ezeket három csoportba sorolta:

1. Jártasságok (literacy): olvasás, számolás, tudományos-, digitális- pénzügyi és kulturális jártasság;
2. Kompetenciák (competencies): Kritikai gondolkodás/problémamegoldás, kreativitás, kommunikáció és együttműködés;
3. Jellemvonások (character qualities): kíváncsiság, kezdeményező képesség, kitartás, alkalmazkodóképesség, kulturális és társadalmi tudatosság.

2016-os tanulmányuk pedig (WEF 2016b) olyan oktatási stratégiákat is ismertet, amelyekkel ezek fejleszthetők, továbbá 30 legjobb gyakorlatot, amelyből 14 az inspiráló környezet megteremtésére vonatkozik (amelyben a készségek általában véve fejleszthetők), valamint 14 célzott stratégiát azonosít be.

Heckman és Kautz (2013) a jellemvonások és a kognitív képességek vizsgálata során azt találta, hogy felértékelődik a jellemvonások (kíváncsiság, kitartás, társas hajlam) szerepe a kognitív képességekkel szemben. Miközben a hagyományos mércék (IQ és tudásteszték) nem képesek számszerűsíteni, mégis kritikus, hogy hogyan viszonyulunk a változó környezethez, hogyan alkalmazkodunk az új körülményekhez, hogyan szerzünk új készségeket. Ezt összefoglalóan jellemvonásnak nevezik (character skills). Tanulmányuk szerint ezek a készségek jobb előrejelzőnek bizonyulnak a jövőre nézve (nem csupán a munkaerőpiacra vonatkozóan), mint a megszerzett ismeretek.

Oktatási kihívások

A technológiai fejlődés, a bemutatott trendek, valamint az ezek hatására változó munkaerőpiaci elvárások hatással vannak az oktatásra is. Érintik a tudásátadás módját és a tananyagokat egyaránt.

Oktatási megoldásaink évtizedek óta csaknem változatlanok mind az alkalmazott módszertant, mind a képzési szerkezetet tekintve. Nem tartanak lépést a technológiai fejlődéssel és a tudományos eredményekkel.

Az alternatív oktatási megoldásokra vonatkozó kutatási eredmények szerint az alternatív és a hagyományos megoldások hasonló hatékonyságúak az információ átadás tekintetében, minden más szempont szerint azonban (kritikai gondolkodás, kommunikációs készség fejlesztése stb.) rendre az alternatív megoldások szerepelnek jobban (Bligh 2000, Malek, Hall, Hodges 2014).

Az alternatív megoldások széles skálája ismert. Közös jellemzőjük, hogy nagyban támaszkodnak a technológiára, valamint hogy a hagyományos oktatói szerep mentori szereppé alakul át bennük.

Az aktív tanulás (active learning) lehetőséget ad a diáknak, hogy bekapcsolódjon, ne csak paszszív szemlélője legyen a tanítási folyamatnak. Az együttműködő tanulás/tanítás (collaborative learning) a résztvevők együttműködésén alapuló kiscsoportos tevékenység, mely különböző célok elérésére szerveződhet, segítheti az egyes tanulók tanulmányi fejlődését, illetve hozzájárulhat az együttműködéshez szükséges képességek és készségek kialakulásához, a reális önértékelés és a problémamegoldó gondolkodás fejlesztéséhez. Kulcsmozzanatai a párhuzamos interakció, az építő és ösztönző egymásrautaltság, az egyenlő részvétel, valamint az egyéni felelősségvállalás és számonkérés (Hanák 2007).

A Perua által kifejlesztett személyre szabott tanulási modell (personalised learning) minden diákot külön egyéniségként kezel, erősségeire, személyiségére összpontosítva, akkor is, ha nagy és heterogén az osztály. Megoldásaiban támaszkodik a technológiára, alkalmazza az együttmű-

ködő tanulás elemeit. A modell egyik legnagyobb kihívása az értékelés, azaz annak a megoldása, hogy hogyan lehet a diákot a saját céljaihoz való közelebb jutás függvényében osztályozni a sztenderd megoldások helyett.

A SOLE (self-organised learning) egy internet alapú csoportmunka, amelyben arra ösztönzik a diákokat, hogy önállóan oldjanak meg saját maguk által megfogalmazott feladatokat (Mitra, Crawley 2014, Rix, McElwee 2016). Végül, de nem utolsó sorban a gamifikáció (játékosítás) játékelemek alkalmazását jelenti az élet egyéb, játékon kívüli területein. Kutatási eredmények szerint ez az alternatív megoldás jelentősen javítja az órák látogatottságát a felsőoktatásban (Varannai, Sasvári, Urbanovics 2017).

A változások és az új oktatási megoldások nagy kihívást jelentenek az oktatók számára. A megoldások oktatók általi elfogadtatása és az oktatók motiválása kritikus sikertényező.

A munkaerőpiaci trendek azt sugallják, hogy az oktatási megoldások mellett a tartalom is reformálásra szorul, tehát az is központi kérdés, hogy mire irányuljon az oktatás. Évtizedek óta a specializáció a fő tendencia, azaz hogy a diákok egyre többet és többet tanulnak egyre kevesebb dologról. A hibrid állások terjedése és általában véve az egyes szakmacsoportokhoz szükséges alapvető és szakmai tudás változása és súlyponteltolódása megkérdőjelezi a hagyományos szakmák szerint felépített oktatást. A társas készségek fejlesztése, a STEM (science, technology, engineering, maths) területek bölcsészettudományokkal történő kiegészítése, valamint az iskolán kívüli gyakorlatok, tapasztalatok szerepe jelentősen növekszik, és ez a tendencia várhatóan tovább erősödik a jövőben.

Előtérbe kerül a vállalkozói ismeretek oktatásba történő beemelése, hiszen a nem tipikus foglalkoztatási formák az önfoglalkoztatók számának drasztikus növekedését okozzák majd a jövőben. A továbbképzési igények felismerése, a tanulás megszervezése és a mindennapokba való integrálása (life-long learning) az egyén saját feladatává válik. Ez merőben új feladat lehet az egyén számára, nagyfokú önismeretet, önállóságot követel meg, de oktatási szempontból is új feladatokat jelent.

Összefoglalás

A jelek szerint a számítástechnika fejlődésének trendjei a fokozatos előrehaladás szakaszából a robbanásszerű változásokéba léptek. A gépi tanulás algoritmusai, az algoritmusok futtatásához szükséges számítási kapacitások egyre több olyan feladat automatizálását teszik lehetővé, amit korábban kizárólag emberi munkaerővel lehetett elvégezni. E folyamat eredményeként munkahelyek szűnnek meg, de ami talán ennél is fontosabb, hogy a meglévő és újonnan létesülő munkahelyek a korábbtól eltérő készségeket kívánnak meg. A készségek elsajátításának és átadásának hagyományos, bevett területe az oktatási rendszer, aminek minden módszereiben, mind a képzés tartalmában reagálnia kell a számítástechnikai forradalom által elindított folyamatokra.

Világosan látható, hogy miközben a világgazdaság egyre erősebben globalizált, a bemutatott változások nem azonos időben jelentkeznek mindenütt. Az Egyesült Államokban és a legfejlettebb országokban már most komoly munkaerőpiaci átalakulásokat hozott az automatizálás. A kevésbé képezettek, az iskolarendszertől kimaradók, a megfelelő szakmával nem rendelkezők reálbérei hosszabb ideje csökkennek, úgy, hogy közben a gazdaság egésze viszonylag dinamikusan növekszik. Magyarországon ez a trend még nem érzékelhető (sőt, számos új munkahely éppen a jól automatizálható területeken jön létre), de a gépesítés előrehaladtával elkerülhetetlennek látszik. Amennyiben az oktatási rendszer nem képes a megújulásra, az nagyon sok honfitársunk számára a fejlett országokban tapasztalhatóhoz hasonló romló kilátásokat eredményezhet, különösen azok körében, akik nem ismerik fel az új képzési igényeket, vagy nem képesek az új készségek önálló elsajátítására. Félperifériás helyzetünk jelen szempontból két előnyt is jelenthet: van még egy kis idő a felkészülésre, és a fejlett országok tapasztalatai alapján van miből tanulnunk.

A kutatást az EFOP-3.6.2-16-2017-00007 azonosító számú, *Az intelligens, fenntartható és inkluzív társadalom fejlesztésének aspektusai: társadalmi, technológiai, innovációs hálózatok a foglalkoztatásban és a digitális gazdaságban* című projekt támogatta. A projekt az Európai Unió támogatásával, az Európai Szociális Alap és Magyarország költségvetése társfinanszírozásában valósul meg.

Felhasznált irodalom

- ACEMOGLU, D. – AUTOR, D. (2011): *Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings*. In: Handbook of Labor Economics, Volume 4B (Ashenfelter, O. - Card, D. szerk.). North Holland, 1043-1171.
- BARTHA, Z. (2016): *A Moore-törvény és a jövő gazdasága*. In: Tanulmányok Tóthné Szita Klára tiszteletére: A Miskolci Egyetem Gazdaságtudományi Karának jubileumi tanulmánykötete (Nagy, Z - Horváth, K). Miskolc: Miskolci Egyetem, 18-27.
- BEERS, K. (2010): The 2009 NOTE Presidential Address - Sailing over the Edge: Navigating the Uncharted Waters of a World Gone Flat. *Research in the Teaching of English* (44), 3, 340-352.
- BURNING GLASS TECHNOLOGIES (2015): The Human Factor: The Hard Time Employers Have Finding Soft Skills. 2015. November
- CASTROUNIS, A. (2016): Artificial Intelligence, Deep Learning, and Neural Networks, Explained. <https://www.kdnuggets.com/2016/10/artificial-intelligence-deep-learning-neural-networks-explained.html> Letöltve: 2017. december 12.
- DEMING, D.J. (2017): The growing importance of social skills in the labor market. Working Paper 21473, National Bureau of Economic Research, NBER Working Paper Series
- EC (2016): The Future of Work. Skills and Resilience for a World of Change. European Political Strategy Centre (EPSC), Issue 13 / 2016 10 June
- FORD, M. (2015): *Rise of the robots. Technology and the Threat of a Jobless Future*. Basic Books, New York
- FREELANCERS UNION (2016): Freelancing in America: A National Survey of the New Workforce. An independent study commissioned by Freelancers Union & Elance-oDesk
- FREY, C. B. – OSBORNE, M. A. (2017): The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change* (114), január, 254-280.
- FULLER, S. H. – MILLETT, L. I. (2011): Computing Performance: Game Over or Next Level? *Computer* (44), 1, 31-38.
- GALLUP (2016): Great Jobs. Great Lives. The Value of Career Services, Inclusive Experiences and Mentorship for College Graduates. Gallup, Washington
- GENERAL ASSEMBLY & BURNING GLASS TECHNOLOGIES (2015): BLURRING LINES: How Business and Technology Skills Are Merging to Create High Opportunity Hybrid Jobs. <http://burning-glass.com/research/hybrid-jobs/>
- GRACE, K. – SALVATIER, J. – DAFOE, A. – ZHANG, B. & EVANS, O. (2017): When Will AI Exceed Human Performance? Evidence from AI Experts. Megjelenés alatt, <https://arxiv.org/abs/1705.08807> Letöltve: 2017. november 23.
- GUARDIAN (2015): Girl, 12, achieves maximum Mensa IQ test score. <https://www.theguardian.com/society/2015/sep/02/girl-12-wins-maximum-mensa-iq-test-score> Letöltve: 2017. december 12.
- HANÁK, ZS. (szerk.) (2007): A kooperatív módszertan elméleti és gyakorlati alapjai. anárképzési és Tudástechnológiai Kar, Eger

- HATHAWAY, I. – MURO, M. (2016): Tracking the gig economy: New numbers. Brookings Institutions, October 13, 2016 <https://www.brookings.edu/research/tracking-the-gig-economy-new-numbers/> (letöltés dátuma: 2018. január 5.)
- HECKMAN, J.J. – KAUTZ, T. (2013): Fostering and Measuring Skills: Interventions that Improve Character and Cognition. NBER Working Paper Series, Working Paper 19656. National Bureau of Economic Research <http://www.nber.org/papers/w19656>
- HEMINGWAY, E. (1960): *Fiesta* (fordította Déry Tibor). Budapest: Szépirodalmi Könyvkiadó.
- ILO (2016): Non-Standard Employment around the World. Understanding challenges, shaping prospects. International Labour Organization, Geneva
- JAIMOVICH, N. – SIU, H. E. (2012): The Trend is the Cycle: Job Polarization and Jobless Recoveries. NBER Working Paper No. 18334, <http://www.nber.org/papers/w18334>
- LAWRENCE F. – KATZ, L.F. – KRUEGER, A.B. (2016): The Rise and Nature of Alternative Work Arrangements in the United States, 1995-2015. Working Paper #603 Princeton University Industrial Relations Section September 2016 <http://arks.princeton.edu/ark:/88435/dsp01zs25xb933>
- LEVY, F. – MURNANE, R. J. (2004): The New Division of Labor How Computers Are Creating the Next Job Market. Princeton: Princeton University Press.
- LIPTÁK K. (2014b): Változó munkaerőpiac?! Munkaerő-piaci előrejelzés az Észak-magyarországi régióban, *Területi Statisztika* 54(3) pp. 220-236.
- LIPTÁK, K. (2014a): Az Észak-magyarországi régió munkaerő-piaci folyamatainak vizsgálata *Competitio* 13(2) pp. 84-102.
- MALEK, N.P., – HALL, J.C., – HODGES, C. (2014): A Review and Analysis of the Effectiveness of Alternative Teaching Methods on Student Learning in Economics. No 14-27, Working Papers from Department of Economics, West Virginia University <https://econpapers.repec.org/paper/wvuwpaper/14-27.htm>
- MARR, B. (2016): The Rise Of Thinking Machines: How IBM's Watson Takes On The World. Forbes, <https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2016/01/06/the-rise-of-thinking-machines-how-ibms-watson-takes-on-the-world/#6ed361941e43> Letöltve: 2017. december 12.
- MGI (2016): Independent Work: Choice, Necessity, and the Gig Economy. McKinsey Global Institute (MGI). McKinsey & Company,
- MITCHIE, D. (1973): Machines and the Theory of Intellifence. *Nature* (241), 1973. február 23., 507-512.
- MITRA, S. – CRAWLEY, E. (2014): Effectiveness of Self-Organised Learning by Children: Gateshead Experiments. *Journal of Education and Human Development* September 2014, Vol. 3(3), pp. 79-88.
- MOORE, G. E. (1965): Cramming more components onto integrated circuits. *Electronics* (38), 8, 114-117.
- MÜLLER, V. C. – BOSTROM, N. (2016): *Future progress in artificial intelligence: A Survey of Expert Opinion*. In: Fundamental Issues of Artificial Intelligence (szerk: Müller, V. C.). Berlin: Springer, 555-572.
- PEURA, P. (2009): Personalized Learning Paths, A method for promoting individual learning in large student groups. HundrED <https://hundred.org/en/innovations/building-personalized-learning-paths> (letöltés dátuma: 2018. január 5.)
- RIX, S. MCELWEE, S. (2016): What happens if students are asked to learn Geography content, specifically Population, through SOLE? *Other Education: The Journal of Educational Alternatives*. Volume 5, Issue 1 pp. 30-54
- SCANS (1992): Learning a Living: A Blueprint for High Performance: A SCANS Report for America 2000. U.S. Department of Labor, Secretary's Commission on Achieving Necessary Skills (SCANS), Washington

- SELINGO, J.J. (2017): The future of work and what it means for higher education. Part two: How higher education can better meet the demands of the 21st century workforce. <http://quantitative.emory.edu/documents/news-articles/article-Future-of-Work-Part-II.pdf>
- SIMONITE, T. (2016). Intel Puts the Brakes on Moore's Law. MIT Technology Review, <https://www.technologyreview.com/s/601102/intel-puts-the-brakes-on-moores-law/> Letöltve: 2017. december 12.
- TÓTH, I.J., NÁBELEK, F., STURCZ, A. (2017): Az automatizáció munkaerő-piaci hatásai - Járási munkaerő-piacok automatizációs kitettségeinek becslése. MKIK Gazdaság- és Vállalkozáskutató Intézet, Kutatási Füzetek 2016/4, Budapest
- VARANNAL, I., SASVÁRI, P., URBANOVICS, A. (2017): The Use of Gamification in Higher Education: An Empirical Study. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications* 8(10) pp. 1-6.
- WEF (2015): New Vision for Education: Unlocking the Potential of Technology. World Economic Forum, Switzerland
- WEF (2016a): The Future of Jobs. Employment, Skills and Workforce Strategy for the Fourth Industrial Revolution. January, 2016, World Economic Forum
- WEF (2016b): New Vision of Education: Fostering Social and Emotional Learning through Technology. World Economic Forum, Switzerland
- ZME Science (2017): Your smartphone is millions of times more powerful than all of NASA's combined computing in 1969. <https://www.zmescience.com/research/technology/smartphone-power-compared-to-apollo-432/> Letöltve: 2017. november 24.