

ABSZTRAKT

Szakértői konszenzus van azzal kapcsolatban, hogy a mesterséges intelligencia (MI) alapvető változásokat eredményez az egyének, a szervezetek és a társadalom egészének szintjén. Az MI-alapú megoldások bevezetése ugyanakkor nem lehetséges a társadalmi kontextus ismerete, a fejlesztések társadalmi elfogadottsága és a szociológiai nézőpont beépítése nélkül. A magyar társadalom MI-percepcióiról azonban alig vannak ismereteink. Tanulmányunkban kvantitatív módszerekkel térképezzük fel az MI-hez kapcsolódó társadalmi attitűdöket és teszteljük hipotéziseinket az azokat befolyásoló tényezőkre vonatkozóan. Adataink két 2023-as telefonos kérdőíves kutatásból származnak, melyek az alapvető szociodemográfiai tényezők szerint reprezentatívak. Eredményeink azt mutatják, hogy a magyarok többségénél egyfajta vegyes, komplex MI-attitűd figyelhető meg, amelyre az előnyök és hátrányok egyidejű felismerése és a különböző konkrét felhasználások differenciált megítélése jellemző. Tipikus emellett az ismerethiány és az MI hatásainak alulbecslése. Az MI jelenleg kevésbé osztja meg a különböző társadalmi-politikai csoportokat, egyedül a nem, a jövedelmi helyzet és az ismeretek függenek össze egyértelműen az attitűdökkel. Eredményeink új kutatási kérdéseket vetnek fel, és további szociológiai vizsgálati irányokat inspirálhatnak, melyek kulcsfontosságúak lehetnek az MI társadalmi, kulturális, etikai és jogi kontextusba való harmonikus beillesztéséhez.

Kulcsszavak: mesterséges intelligencia, gépi tanulás, attitűd, szociológia

PUBLIC ATTITUDES IN HUNGARY TOWARDS ARTIFICIAL INTELLIGENCE (IN AUTUMN 2023)

ABSTRACT

There is a consensus among experts that Artificial Intelligence (AI) is bringing about fundamental changes at the level of individuals, organisations and society as a whole. At the same time, the introduction of AI-based solutions is not possible without knowledge of the social context, social acceptance of the developments and the inclusion of a sociological perspective. However, little is known about the perceptions of AI in Hungarian society. In our study, we use quantitative methods to map public attitudes towards AI and test our hypotheses on the factors influencing them. Our data come from two telephone surveys in 2023, representative along basic socio-demographic variables. The results show that the majority of Hungarians have a mixed, complex attitude towards AI, characterised by a simultaneous recognition of advantages and disadvantages and a differentiated perception of different specific uses. A lack of knowledge and an underestimation of the impact of AI are also typical. At present, opinions about AI show limited variance across socio-political groups, with only gender, income and knowledge being clearly related to attitudes. Our results raise new research questions and may inspire further sociological lines of inquiry that may be key to the harmonious integration of MI into social, cultural, ethical and legal contexts.

Keywords: artificial intelligence, machine learning, attitudes, sociology

¹ HUN-REN Társadalomtudományi Kutatóközpont; Századvég Közéleti Tudásközpont Alapítvány.

² Századvég Közéleti Tudásközpont Alapítvány.

A MESTERSÉGES INTELLIGENCIÁVAL KAPCSOLATOS TÁRSADALMI ATTITÚDOK MAGYARORSZÁGON, 2023 ŐSZÉN

BEVEZETÉS

A mesterséges intelligencia (MI) az elmúlt bő évtizedben kiugróan dinamikus fejlődésen ment keresztül (Liu 2021). Ennek következménye, hogy mára az MI használata az emberi élet legkülönbözőbb területeire kiterjedt, úgy, mint az automatikus beszédfelismerés, a fordítás (Corea 2019), a hangalapú személyi asszisztensek (Burbach et al. 2019), az intelligens otthonaink (Rashidi–Mihailidis 2013), az orvosi diagnosztika, az egészségügy (Klos–Rosenbaum–Schiffmann 2020; Oden–Witt 2020; Jovanovic et al. 2022), a közúti közlekedés és a repülés (Klos–Rosenbaum–Schiffmann 2020; Kulida–Lebedev 2020) vagy a termelésirányítás (Brauner et al. 2022). Mindennek fényében a szakértők úgy látják, hogy az MI mélyreható változásokat eredményezhet az egyének, a szervezetek és a társadalom egésze számára (Horváth–Vicsek 2023; Fehér–Vicsek–Deuze 2024).

Mint minden technológiai vívmány, az MI kapcsán is kulcskérdés annak társadalmi megítélésének vizsgálata. Az MI-vel kapcsolatos társadalmi attitűdök vizsgálata elengedhetetlen annak biztosításában, hogy a technológia fejlődése és alkalmazása olyan módon történjen, amely figyelembe veszi az etikai normákat, a társadalmi aggályokat, elősegíti a felelős használatot, és összhangban van a különböző közösségek eltérő értékeivel és igényeivel. Ennek nyomán a nemzetközi szakirodalomban jelentős figyelmet kapott ez a kérdés (lásd Joyce et al. 2022 vagy Zajko 2022 összegzését). A magyar társadalomra vonatkozóan viszont kevés bizonyíték áll rendelkezésre. Az Eurobarometer 2017-es felmérése szerint a magyarok többsége (53%) kedvezően vélekedett a mesterséges intelligenciáról, és kvalitatív kutatások sem kifejezetten pesszimista, inkább vegyes, összetett attitűdöket találtak (Vicsek–Bokor–Pataki 2022). Bokor és munkatársainak 2022 tavaszán, személyes módon végzett felmérése, amely a magyar lakosság MI-vel kapcsolatos tapasztalatait és ismereteit szándékozott feltárni, szintén vegyes képet mutat a magyar társadalom hozzáállását illetően (Bokor et al. 2022). Míg a magyar társadalom többsége elutasítja az MI-alapú döntéshozatali rendszerek bevezetését, a mindennapi életet megkönnyítő megoldásokat nagyobb arányban találták hasznosnak a megkérdezettek. Példának okáért, az orvosi diagnózisok esetén 37%, míg a komoly bírósági ügyek esetén 19% az elfogadottsága az MI-alapú döntéseknek (Bokor et al. 2022).

Jelen tanulmányunkban a magyarországi diskurzushoz igyekszünk hozzájárulni azzal, hogy két, a felnőttkorú magyar társadalomra nézve alapvető demográfiai jellemzők szerint reprezentatív kérdőíves kutatás adatait elemezzük. Fő kutatási kérdésünk az volt, hogy hogyan viszonyul a magyar társadalom az MI-hez általában és az MI egyes felhasználási formáihoz specifikusan. A szakirodalom alapján azt feltételeztük, hogy egyes egyéni tényezők összefüggést fognak mutatni az MI-vel kapcsolatos attitűdökkel. Ezeket az összefüggéseket hipotézisekkel teszteltük. Tanulmányunkban először röviden ismertetjük az MI közelmúltbeli fejlődését, bemutatjuk az MI kapcsán megjelent szociológiai megközelítéseket és összegezzük a legfontosabb kutatási eredményeket.

AZ MI DEFINÍCIÓJA ÉS RÖVID TÖRTÉNETE

Az MI egy társadalmi-technikai gyűjtőfogalom (Elish–Boyd 2018), amelyre számos definíció született. Tanulmányunkban Elliott (2019) meghatározását alkalmazzuk, amely alapján az MI „minden olyan számítási rendszer, amely képes érzékelni a környezetét, gondolkodni, tanulni és válaszként reagálni az ilyen adatérzékelésre (és megbirkózni a meglepetésekkel). Az MI technológiák közé tartozhatnak mind a robotok, mind a tisztán digitális, tanuló rendszerek” (Elliott 2019:3).

A mesterséges intelligencia kifejezést elsőként John McCarthy használta 1956-ban egy Dartmouth College-i konferencián. A korai eredmények közé tartozott Newell, Simon és Shaw (1956) *Logic Theorist* programja, amely sikeresen bizonyított matematikai tételeket. A kezdeti optimizmus ellenére az olyan kihívások, mint az összetett problémamegoldás korlátai és az elégtelen számítási erőforrások az MI kutatásának visszaeséséhez vezettek. Az 1980-as években vált újra népszerűvé a terület, olyan szakértői rendszerek fejlesztésével, mint az XCON és a MYCIN, amelyek a szakértői tudásból származó logikai szabályokat alkalmazták a döntéshozatalhoz (Xu et al. 2021). Ezek a rendszerek azonban még nem voltak elég rugalmasak, valamint a karbantartási költségeik is magasak voltak.

Jelentős áttörést és egyfajta paradigmaváltást Geoffrey Hinton és munkatársai mélytanulással (*deep learning*) és neurális hálózatokkal kapcsolatos munkája hozott (Hinton–Osindero–Teh 2006; Hinton–Salakhutdinov 2006). A mélytanulás segítségével az MI a gépi tanulás egyik ágaként emberi beavatkozás nélkül (anélkül, hogy külön erre programoznák) képes az adatokból tanulni (LeCun–Bengio–Hinton 2015). A változás lényege a szabályalapú rendszerektől az adatalapú modellek felé történő átmenetben rejlik. A programozás helyett először egy általános feladaton tanítanak be egy úgynevezett neurális hálózati modellt, például úgy, hogy képeken objektumokat kell annak felismernie. Ezt követően ezt a már előtanított modellt „finomhangolják”, vagyis további kisebb adatokkal konkrét problémák, például macskák felismerésére tanítják. Ehhez a módszerhez kevesebb számítási kapacitásra van szükség. A módszer fejlődése különösen a számítógépes látás és a természetesnyelv-feldolgozás területén érhető tetten, ahol a mélytanulás mára bizonyos feladatokban meghaladja az emberi képességeket (Geirhos et al. 2021).

Az MI legutóbbi ugrásszerű fejlődése a szintén neurális hálózatokon alapuló úgynevezett *nagy nyelvi modellek* megjelenéséhez kapcsolódik. Az olyan modellek, mint például a *GPT (Generative Pre-trained Transformer)*, ezeknek a neurális hálózatoknak egy specifikus alkalmazása, amely az emberi nyelv megértésére és generálására összpontosít. Ezeket a modelleket hatalmas mennyiségű szöveges adat segítségével tanítják be, hogy megtanulják a nyelv szerkezetét, szabályait és használatát (Bowman 2023). A nagy nyelvi modellek kifinomultsága a transzformer architektúra³ fejlődésével nőtt meg jelentősen, egy 2017-ben bemutatott neurális hálózat-tervezéssel, ami jelentősen javította a szöveghez hasonló szekvenciális adatok kezelését (Vaswani et al. 2017). Az *OpenAI* 2022 végén adta ki a *ChatGPT*-t, ami jelentősen megváltoztatta az MI világát. Az *OpenAI* egy új, nagy teljesítményű chatbotot kínált, amely képes emberhez hasonló nyelven kommunikálni, és számos feladatot elvégezni. A *ChatGPT* megjelenése óta számos hasonló általános és (feladat)specifikus szolgáltatás érhető el. A *ChatGPT* megjelenése azért is paradigmatisztikus változás, mert az MI egyfajta demokratizálódását hozta magával: míg az MI használata korábban nagyrészt a kutatókra, fejlesztőkre, vállalatokra korlátozódott, ezek az új alkalmazások ma már lényegében bárki számára elérhetőek, gyakran ingyen.

3 A transzformerek olyan mechanizmusokat használnak, mint a figyelem és az önmagukra figyelés, hogy megítéljék a bemeneti adatok különböző részeinek fontosságát, lehetővé téve így az árnyaltabb és kontextustudatos nyelv generálását (Vaswani et al. 2017).

A fent leírt folyamatok eredményeképpen az MI széleskörű elterjedése a társadalom és az egyének mindennapjainak számos területén megkérdőjelezhetetlen (Zajko 2022). A gépi tanulási rendszereket ma már meglévő és valós idejű adatok felhasználásával képzik ki, azért, hogy autonóm döntéseket hozzanak. Ezek a döntések integrálódnak a társadalmi funkciókba, például a városi infrastruktúra fejlesztésébe, a szociális szolgáltatások odaítélésének folyamatába vagy a jogi döntéshozatalba (Eubanks 2018; Joyce et al. 2021).

SZOCIOLÓGIAI MEGKÖZELÍTÉSEK AZ MI TÁRSADALMI HATÁSAINAK VIZSGÁLATÁRA

A vázolt MI-rendszerek társadalmi integrációja elképzelhetetlen anélkül, hogy pontos ismeretek álljanak rendelkezésre arról a komplex társadalmi közegről, amelyet a fejlesztések érintenek, így a fejlesztésekkel kapcsolatos társadalmi percepciókról és a lehetséges társadalmi hatásokról (Joyce et al. 2021; Zajko 2021, 2022). A szociológusok bevonódása és a szociológiai nézőpont becslésének ezekbe a döntésekbe elengedhetetlen. Ezzel összefüggésben az MI társadalmi hatásainak megértése ma már fontos kutatási területté vált a szociológián belül (Zajko 2022). Ugyanakkor egyes szerzők úgy látják, hogy hiányoznak a szociológiai tudásra építő konkrét, gyakorlati javaslatok (Zajko 2022), a szociológiának több elméleti erőfeszítést kell tennie a jövő megértésére (Vicsek 2020), illetve egyszerűen több figyelmet kell fordítani az MI társadalmi hatásainak megértésére (Joyce et al. 2021).

A szociológiai munkák legnagyobb része az MI és a társadalmi egyenlőtlenségek összefüggéseit vizsgálja. Az MI elterjedését megelőzően a média- és kultúratudományi kutatások számos alkalommal dokumentálták már a társadalmi csoportok reprezentációjának egyenlőtlenségeit a média, a technológia, a digitális szakadék összefüggésében (Dimaggio et al. 2004; Pascale 2013; Erigha 2015). Az MI fokozottabb alkalmazása bizonyos értelemben szélesebb publicitást adott a szociológusok által már régóta ismert – például faji vagy nemi alapú – szisztematikus elfogultságoknak (Zajko 2022). A szakirodalom *algoritmikus torzításként* vagy *algoritmikus diszkriminációként* hivatkozik ezekre a jelenségekre (Ságvári 2017; Gerdon et al. 2022; Kordzadeh–Ghasemaghaei 2022). Szociológiai munkák sora azonosította, hogy miként manifesztálódnak meglévő társadalmi egyenlőtlenségek az MI-alapú munkaerőfelvételek (Raub 2018; Yarger–Cobb Payton–Neupane 2019; Raghavan et al. 2020), a jóléti szolgáltatások (Eubanks 2018; Park–Humphry 2019; Schou–Pors 2019; James–Whelan 2022), az oktatás (Williamson–Eynon 2020; Davies–Eynon–Salveson 2021), az egészségügy (Roberts–Rollins 2020; Singh–Steeves 2020) vagy az igazságszolgáltatás (Southerland 2020; Ugwudike 2022) területén. Az MI használatából fakadó egyenlőtlenségek mára nyilvánvalóak, a torzítások kezelésére azonban nincsenek egyértelmű megoldások. A problémát az jelenti, hogy nincs konszenzus azzal kapcsolatban, hogy miket tekinthetünk *tisztességes* vagy *torzítatlan* döntéseknek, illetve hogy egyáltalán lehetséges-e ilyen kategóriák létrehozása (Green–Hu 2018; Silberg–Manyika 2019; Gerdon et al. 2022; Zajko 2022).

Az egyenlőtlenségkutatások mellett számos munka- és szervezetszociológiai tanulmány fókuszál arra, hogy az MI alkalmazásának milyen hatása van a dolgozókra, a munkavégzés jövőjére (Wang–Siau 2019; magyar adatokért lásd Vicsek–Bokor–Pataki 2022). Ezek a munkák árnyalják a leegyszerűsítő, a „robotok elveszik a munkánkat” narratívákat (James–Whelan 2022). A fent vázolt irányok mellett kisebb intenzitással, de foglalkoztak szociológusok az MI használatának a kultúrára és a médiára (Elliott 2018, Eynon–Young 2021), a politikai viselkedésre (Bucher 2018; Starke–Lünich 2020; König 2023), az oktatásra (Davies–Eynon–Salveson 2021), az egészségre és az öregedő társadalmakra (Stypińska–Franke 2023) vagy a társas kapcsolatokra (Donati 2021) gyakorolt hatásaival is.

Vicsek Lilla nemcsak hazai empirikus kutatásaival, hanem elméleti munkájával is hozzájárult az MI lehetséges szociológiai megközelítéseinek megértéséhez. Vicsek (2020) úgy érvelt, hogy szemben a hagyományos szociológiai megközelítésekkel, amelyek a múltra és a jelenre fókuszálnak, az MI társadalmi hatásaival kapcsolatban a jövő felé fordulás, az *elvárások szociológiája* (Beckert 2016) lenne gyümölcsözőbb. Az elvárások szociológiája arra összpontosít, hogy megértsük, hogyan látják az egyének a jövőt, felismerve, hogy ezek a perspektívák jelentősen befolyásolhatják mind a jelenlegi cselekvéseket, mind a jövőbeli viselkedést. Egy ilyen megközelítés vizsgálja a különböző jövőkép-előrejelzések retorikai funkcióit és a jövő konceptualizálásának konkrét módjainak hatásait. Vicsek az MI kapcsán megjelent két domináns narratíva (pozitív és negatív hatások) szerint mutatta be az elméletben rejlő lehetőségeket.

AZ MI-VEL KAPCSOLATOS TÁRSADALMI ATTITŰDÖK. HIPOTÉZISEK.

Ebben a részben röviden áttekintjük azokat a korábbi kutatásokat, amelyek az MI-vel kapcsolatos társadalmi attitűdöket vizsgálták, majd ezekből az eredményekből hipotéziseket vezetünk le. Áttekintésünk és hipotéziseink is elsősorban arra fókuszálnak, hogy milyen egyéni tényezők függhetnek össze az MI megítélésével. Fontos leszögezni, hogy a szakirodalomra az MI-vel kapcsolatos percepciók operacionalizálásának sokszínűsége jellemző. Vannak, akik az MI-be és annak különböző használati formáiba vetett általános bizalmat vizsgálták (Oksanen et al. 2020; Stai et al. 2020; Choung–David–Ross 2023a, 2023b), a hasznosság, az igazságosság, a kockázat, az objektivitás vagy a manipuláció (Araujo et al. 2020, 2023; Castelo–Ward 2021).

Az MI társadalmi percepciónak egyik korai vizsgálati területe volt a munka világa (Harari 2016). Ezen kutatások közül kiemeljük Vicsek, Bokor és Pataki (2022) kutatását, amelyben 62 nem műszaki szakos magyar egyetemi hallgatóval készítették interjúkat az automatizációhoz és a munkához kapcsolódó várakozásaikról. A szerzők azt találták, hogy a hallgatók beszámolóira leginkább az adaptivitás és a változékonyság volt jellemző. Bár a hallgatók tisztában voltak a várható forradalmi változásokkal, sokuk kételkedett azok mértékében és direkt hatásaiban (*optimizmusra való hajlam*), és karrierterveikben sem jelent meg egyértelműen az MI. Egy másik magyarországi kutatás, amely részben ugyanezen interjúkat használta fel, arra is rávilágított, hogy a megkérdezett egyetemi hallgatók körében nem jelentkezett domináns félelemként, hogy az automatizáció veszélyeztetné a jövőbeli munkaerőpiaci elhelyezkedésüket (Herke–Vicsek 2022).

Az egyetemi hallgatókra vonatkozó eredmények felvetik annak a lehetőségét, hogy az MI megítélése összefügg az életkorral. Bár magyarországi összehasonlító adatok nem állnak rendelkezésre, külföldi kutatásokból az derült ki, hogy az idősek kevésbé bíznak az MI-ben (Choung–David–Ross 2023a), inkább gondolkodnak úgy, hogy az emberi szerkesztőktől származó hírek megbízhatóbbak, mint az algoritmikus módszerekkel készültek (Thurman et al. 2018), és kevésbé látják úgy, hogy az algoritmusok által hozott döntések elfogulatlanok lehetnek (Smith 2018). Ebből arra következtetünk, hogy

H1: a fiatalabb korosztályoknak pozitívabb véleménye lesz az MI-ről, mint az idősebbeknek.

A szociodemográfiai tényezőknél maradva, különbséget feltételezhetünk a nemek között is. Számos nemzetközi, de hazai kutatás is vizsgálta a technológia iránt való általános elfogadottság mértékét, és több empirikus eredmény is alátámasztja, hogy a férfiak nagyobb mértékben fogadják el azt, mint a nők (Ong–Lai 2006; Sáinz–López–Sáez 2010; Yau–Cheng 2012; Ardies et al. 2015; Cai–Fan–Du 2017; Bokor et al. 2022). Bokor és szerzőtársainak kutatásai alapján Magyarországon a férfiak nagyobb százalékban nyilatkoztak a nőkhöz képest úgy, hogy kipróbálták már a különböző MI-alapú rendszereket (pl.: chatbot, beszédfelismerő), igaz a kü-

lönbségek nem voltak jelentősek (2–7%). Továbbá a férfiak a nőkhöz képest elfogadóbbnak bizonyultak az MI által asszisztált döntéshozatalok terén is. Araujo és munkatársai (2023) eredményei alapján a nők a férfiakhoz képest szignifikánsan kevésbé érezték az MI-t hasznosnak, és nagyobb veszélyt is láttak benne. Ezt megerősítette Castelo és Ward (2021) amerikai kutatása is, ahol öt különböző kérdőíves kísérletet végeztek, hogy megvizsgálják az MI-vel szembeni ellenszenvet befolyásoló tényezőket. Mindegyik kutatásukban bizonyítékot találtak arra, hogy a nők nagyobb veszélyt látnak az MI-ben, és kevésbé is bíznak benne, mint a férfiak.⁴ Emögött olyan pszichológiai tényezők húzódnak meg, minthogy a nők a férfiakhoz képest kockázatkerülőbbek, ami hatással lehet az általános bizalomra (Gustafson 1998; Byrnes–Miller–Schafer 1999). Más kutatásokból az is kiderült, hogy a nők hajlamosabbak az ember által végzett döntéshozatalt igazságosabbnak és méltányosabbnak ítélni, amikor állásajánlatokra jelentkezők kiválasztásáról van szó (Dineen–Noe–Wang 2004). A korábbi eredmények tükrében tehát azt feltételezzük, hogy...

H2: a férfiaknak pozitívabb véleménye lesz az MI-ről, mint a nőknek.

Az iskolai végzettség szintén befolyásoló tényezője lehet az MI-be vetett bizalomnak, mivel az alacsony végzettségű egyének általános bizalmi szintje alacsonyabb, mint a magasabban kvalifikáltaké (Hooghe–Marien–De Vroome 2012; Frederiksen–Larsen–Lolle 2016), ami kiterjedhet a technológiai innovációkra is. Két korábbi kutatás is pozitív összefüggést talált a végzettség és az MI-be vetett bizalom között az Egyesült Államokban (Oksanen et al. 2020; Choung–David–Ross 2023a). Ezek mellett Araujo és munkatársai (2020) Hollandiában végzett kutatásában a magasabban kvalifikáltak szignifikánsan hasznosabbnak és igazságosabbnak tartották az MI-t, és kevésbé is érezték kockázatosnak a felhasználását. Bokor és munkatársainak (2022) magyarországi kutatásaiban a magasabb végzettséggel párhuzamosan szignifikánsan nőtt az esélye az MI-vezérelt döntéshozatal elfogadottságának. A végzettségbeli különbségeket magyarázhatják az eltérő kognitív képességek vagy az informáltság szintje, amelyekből potenciálisan következhet, hogy a magasabban kvalifikáltak jobban értik és ismerik ezeket az innovációkat. Hipotézisünkben tehát azt fogalmaztuk meg, hogy

H3: a magasabb iskolai végzettséggel rendelkezőknek pozitívabb véleménye lesz az MI-ről, mint az alacsonyabb végzettségűeknek.

A végzettséggel szoros összefüggésben, az egyén és háztartások jövedelemszintje is befolyásoló tényezője lehet az MI-hez való hozzáállásnak. A szakirodalom alapján az erőforrásokhoz jobban hozzáférő és magasabb társadalmi-gazdasági státuszú egyének nagyobb valószínűséggel fogadják el az új technológiákat (van Deursen–van Dijk 2019; Hong 2022), és élnek olyan környezetben, ahol ezek előnyeiket élvezhetik (Park–Yoon 2005). Ezzel szemben a kiszolgáltatott társadalmi csoportok, amelyek jobban függnek a szociális rendszerektől, gyakran szembesülnek az automatizálás negatív hatásaival (Eubanks 2018), ami negatívabb MI-felfogást eredményezhet. Stai és szerzőtársai (2020) az MI orvostudományban való felhasználásáról végeztek empirikus kutatást az Egyesült Államokban. Eredményeik alapján a mediánjövedelem alatt kereső emberek szignifikánsan kevésbé érezték magukat komfortosan a robotok által végzett műtéti beavatkozások gondolatától. Ezt megerősíti, hogy Araujo és szerzőtársai (2023) eredményei szerint az alacsonyabb jövedelműek szignifikánsan nagyobb veszélyt látnak az MI-ben, és a hasznosságát is jobban megkérdőjelezzik. Mindezek alapján azt feltételeztük, hogy

H4: a kedvezőbb anyagi helyzet pozitív összefüggést mutat az MI megítélésével.

⁴ Van ugyanakkor példa nem szignifikáns összefüggésekre is (Logg 2017; Thurman et al. 2018).

A társadalmi státuszbeli különbségek nagyon gyakran összefüggnek a lakóhellyel is. Ami a digitális szakadék területi aspektusait illeti, a nagyobb városokban az egyének jellemzően gyakrabban találkoznak a legújabb technológiai innovációkkal, mint a kevésbé urbanizált területeken élők (Philip et al. 2017). Ebből az következhethet, hogy a városokban jobban ismerik és nagyobb eséllyel élvezik a technológiai vívmányok előnyeit. Mindezt az MI-re alkalmazva azt feltételeztük, hogy

H5: a nagyvárosokban élőknek pozitívabb véleménye lesz az MI-ről, mint a kisebb településeken élőknek.

Bár az MI valamilyen formában történő alkalmazása a legkülönbözőbb foglalkozási területeken is meg fog jelenni vagy már most jelen van (Elliott 2019), mégis feltételezhetünk különbségeket a munkavégzés jellegétől vagy a foglalkozástól függően. Míg az automatizáció korai fejlődése a rutinszerű fizikai munkákat váltotta ki (Levy–Murnane 2013), ma már számos rutinszerű szellemi munkát is érint és hosszabb távon a szellemi munkákra is éppennyire hatással lehet az MI terjedése (Miller–Atkinson 2013). Két okból mégis azt feltételezzük, hogy a szellemi munkát végzőknek pozitívabb véleménye lehet az MI-ről. Egyrészt, még ha az MI által *kiváltott* munkák relatíve kiegyensúlyozottak is a szellemi-fizikai relációban, az MI által *teremtett* foglalkozások inkább szellemi jellegűek, ami inkább adhat okot optimizmusra a szellemi munkát végzőknél. Másrészt, a szakértői vélemények szerint (Leopold–Ratcheva–Zahidi 2018) ahhoz, hogy az egyének kompetitívek maradjanak a munkaerőpiacon olyan képességekre lesz szükségük, mint a *komplex problémák megoldása, a kritikai gondolkodás, a kreativitás vagy a humán-menedzsment*. Ezek a képességek „*egyedülállóan intellektuális és érzelmi jellegűek. A fizikai erő vagy a fizikai mozgékonyosság nem kerül említésre*” (Webster–Ivanov 2020:135).

H6: A szellemi munkát végzőknek pozitívabb véleménye lesz az MI-ről, mint a fizikai munkát végzőknek.

A szociodemográfiai tényezőkön túl releváns szempont lehet az is, hogy az emberek mennyire tájékozottak az MI-vel kapcsolatban. Az ismeretek „demisztifikálhatják” a technológiát, ami csökkentheti a félelmeket, a bizonytalanságot, és az ismeretszerzés nyomán a technológia előnyei is előtérbe kerülhetnek. Számos kutatás vizsgálta a technológia elfogadottsága és a technológiai ismeretek, továbbá a tapasztalat közti összefüggéseket. Az energetikai technológiákkal kapcsolatos kutatásokban pozitív irányú összefüggést találtak az ismeretek elfogadásra gyakorolt hatása kapcsán (O’Garra–Mourato 2007; O’Garra–Mourato–Pearson 2008; Achterberg et al. 2010; Duan 2010; Huijts–Molin–Steg 2012). Araujo és szerzőtársai (2020) az MI-vel kapcsolatos kutatásukban azt találták, hogy az MI-t jobban ismerő válaszadók optimistábbak voltak az automatizált döntéshozatallal kapcsolatban, amikor annak hasznosságáról volt szó, míg az ismeretek kevésbé befolyásolták a méltányosság vagy a kockázat megítélését. Hipotézisünkben azt feltételeztük, hogy

H7: az MI ismerete pozitívan függ össze az MI megítélésével.

A politikai attitűdök is összefügghetnek az MI megítélésével, igaz ez esetben több versengő feltételezés létezik. Egyrészt azok, akik kritikusak a demokráciával kapcsolatban és kevésbé bíznak az intézményekben vagy a *mainstream* médiában, könnyen lehet, hogy jobban bíznak az MI-alapú döntéshozatalban, mint az emberi döntésekben (Thurman et al. 2018), mivel előbbi kevésbé lehet kitéve manipulációnak (Helberger–Araujo–de Vreese 2020). Ebből az következhethet, hogy a szélsőséges, illetve jobboldali ideológiai pozíciókat felvevő egyének támogatóbbak az MI-vel kapcsolatban. Egy másik magyarázat szerint azonban a technológiai innováció megkérdőjelezi a jelenlegi társadalmi gyakorlatokat vagy normákat, és aggodalmat kelt azokban, akik elsősorban a konzervativizmus kulturális aspektusaival azonosulnak (Araujo et al. 2023)643. Az adatok inkább az utóbbi feltételezést igazolják. Castello és Ward (2021) kutatásában a magukat konzervatívnak val-

lók bizalmatlanabbak voltak az önvezető autók vagy a betegségek MI-alapú diagnosztizálásával kapcsolatban, amit a szerzők a kockázatkerüléssel magyaráztak. Araujo és szerzőtársai (2023) kutatásában is az erősebb jobboldali önmeghatározás mutatott összefüggést az MI társadalmi szintű manipulációs lehetőségeivel kapcsolatos aggodalommal. A korábbi eredmények alapján azt feltételeztük, hogy

H8: a magukat jobboldaliként azonosító egyéneknek negatívabb véleménye lesz az MI-ről, mint a baloldaliaknak vagy a középen állóknak.

Jelen kutatásban a kérdőív korlátai miatt nem tudtunk vizsgálni több tényezőt, itt azonban röviden összegezzük, hogy a fentiekén kívül milyen más faktorok függhetnek még össze az MI társadalmi megítélésével. Az egyik ilyen tényező a személyiség. De Freitas és munkatársai (2023) áttekintésükben öt olyan a kognitív észlelésben gyökerező akadályozó tényezőt azonosítottak (átláthatatlanság, érzelemmentesség, merevség, autonómia és csoporttagság), amelyek az MI társadalmi elfogadását gátolhatják. Korábbi kutatások összefüggést találtak a Big Five személyiségjegyek⁵ és az MI megítélése között (pl.: Oksanen et al. 2020; Park–Woo 2022). Az eredményeik meglehetősen vegyesek, de az kitűnik, hogy a nyitott egyének következesen pozitív attitűdöket mutatnak az MI-vel szemben, míg a lelkiismeretesség dimenziója a negatív érzelmekkel függhet össze. Az MI pozitív megítélését emellett könnyen determinálhatja a magas intézményi bizalom (Araujo et al. 2023)⁶, például azért, mert azok az egyének, akik bíznak az intézményekben, feltételezik a hatékony törvények és felügyeleti hatóságok meglétét. Igaz, ahogy fentebb érveltünk, egy ezzel ellentétes hatás is elképzelhető, amennyiben a technológiai innováció az intézményi status quót megbontó folyamatként értelmeződik. Végül korábbi kutatások az MI megítélése és az adatvédelmi aggályok között is összefüggést találtak (Thurman et al. 2018; Araujo et al. 2023). Ennek oka az lehet, hogy a magánélet védelmével kapcsolatos aggodalmak akadályozzák az új kommunikációs technológiák elterjedését (Xu–Gupta 2009).

ADATOK ÉS MÓDSZEREK

Adatok

Az elemzés alapját két kérdőíves kutatás eredményei adják.⁶ Az adatfelvételt a Századvég Közéleti Tudásközpont Alapítvány készítette. A két kutatás 2023 októberében és novemberében zajlott telefonos (CATI) módszerrel, mindkét felmérésben 1000 fő megkérdezésével. A mintát regionálisan rétegzett véletlen mintavételi eljárással vették. A minta nem, kor, iskolai végzettség, településtípus és régió szerint tükrözi a magyarországi felnőtt lakosság összetételét. A mintavételi hibákat iteratív súlyozással javítottuk a KSH 2022-es népszámlálásának demográfiai adatai alapján.

Mérőeszközök

A kérdőívet (lásd a Függelékben) egy rövid MI definíció felolvasásával kezdtük annak érdekében, hogy ne legyenek nagyon eltérő fogalmi elképzelések a válaszadók között. Az első kérdőív egy spontán asszociációs kérdéssel indult: „Mi az első szó, ami eszébe jut arról, hogy mesterséges intelligencia?” Ezt egy a Pew Re-

5 A Big Five személyiségmodell az emberi személyiség öt alapvető dimenzióját (extraverzió, barátságosság, lelkiismeretesség, érzelmi stabilitás és intellektus/nyitottság) írja le, amelyek széles körben elfogadottak a pszichológiai kutatásokban a személyiségjellemzők mérésére és leírására.

6 Azért nem egy kutatást használtunk, mert területi korlátok miatt nem tudtunk minden tervezett kérdést egy kutatáson lekérdezni.

search (Tyson–Kikuchi 2023) által használt, általános MI-percepció kérdés követte, ami azt vizsgálta, hogy az egyének inkább aggódnak vagy inkább izgatottak az MI kapcsán. Megjegyezzük, hogy a kérdéssel kapcsolatban felmerülnek operacionalizálási problémák. Egyrészt túl általános, nem ad kontextust a mesterséges intelligencia használatának konkrét területeiről, ami megnehezíthette a válaszadók számára a válaszadást. Másrészt az izgatottság–aggodalom kontinuum használata problémás lehet, hiszen könnyen lehet, hogy sokan egyszerre érznek izgatottságot és aggodalmat. Ennek ellenére érdemesnek tartottuk feltenni a kérdést, mivel a kérdés egyszerűsége és átfogó természete lehetővé teszi az MI-vel kapcsolatos általános közvélemény és az alapvető viszonyulások feltérképezését.

Az elemzésünk gerincét adó ezt követő, 11 kérdést tartalmazó attitűdblokk követte, amely a válaszadók ismeretét és MI-percepcióit részletesebben vizsgálta. A blokk kialakításához az Ada Lovelace Intézet (Modhvadia 2023) és az Ipsos Global Advisor Surveyének (Ipsos 2022) mérőeszközeit vettük alapul. A kérdésblokk az MI-vel kapcsolatos alapvető reményeket és félelmeket érintette, úgymint a munkahelyek elvesztése, adatvédelmi aggályok, hasznosság, pontosság stb. (lásd a kérdőívet a Függelékben és később az 1. táblázatot). Az itemekre egy négyfokú skálán válaszolhattak a megkérdezettek (1: Egyáltalán nem ért egyet, 4: Teljes mértékben egyetért).

Az első adatfelvétel tehát az MI-vel kapcsolatos általános percepciókat vizsgálta, a másodikban azonban már az MI konkrét felhasználásaival kapcsolatos véleményeket vizsgáltuk. 11 olyan felhasználási területet soroltunk fel, ahol már ma elterjedt az MI használata, és azt kérdeztük, hogy inkább aggasztónak vagy inkább izgalmasnak tartják-e a válaszadók ezeket az alkalmazásokat (szintén négyfokú skálán). Bár a kérdőív kialakításakor ügyeltünk arra, hogy egyszerű, mindenki számára könnyen érthető fogalmakat használjunk, elképzelhető, hogy az olyan fogalmak, mint az „ellátási láncok és logisztika” vagy a „kiberbiztonság” egyes válaszadóknak értelmezési nehézségeket okoztak.

Ahhoz, hogy hipotéziseinket tesztelni tudjuk, mindkét kutatásunkban mértük a nemet, az életkort, az iskolai végzettséget, a háztartás szubjektív anyagi helyzetét, a lakóhelyet, a munkavégzés jellegét⁷ és a bal-jobboldali ideológiai orientációt. Az MI-vel kapcsolatos ismereteket két állítással mértük (lásd Függelék), amelyeket főkomponens-elemzés segítségével egy indexszé redukáltunk (lásd F1. táblázat). Az első kérdés egy általános szubjektív „megértés” dimenziót volt hivatott mérni, tehát arra voltunk kíváncsiak, hogy a válaszadók mennyire értik az MI-megoldások működésének és használatának alapvető elveit saját belátásuk szerint. A másik kérdés szintén szubjektív, önbevallás-alapú volt, de inkább arra fókuszált, hogy mennyire képesek a válaszadók azonosítani, ha egy termék vagy szolgáltatás MI-megoldást használ. A kérdések tehát elsősorban a válaszadók ismereteire fókuszáltak és nem a készségeikre vagy konkrét saját tapasztalataikra. Az MI-ismerete kérdések csak az első adatfelvételben voltak feltéve.

⁷ Szellemi vagy fizikai munka.

Elemzési stratégia

Elemzésünket elsőként leíró statisztikákkal kezdjük, ami a nyitott kérdésre, az általános MI-percepciók kérdésére és a két attitűdblokkra adott válaszok megoszlásait mutatja be.

A nyitott kérdés kódolását gépi tanulás segítségével végeztük. Ez a következőképpen zajlott. Két szempontból vizsgáltuk a nyitott válaszokat: kódoltuk a válaszok polaritását (pozitív, negatív, semleges) és témáját. A modell betanításához szükséges volt a korpusz egy részének kézi kódolása, így elsőként a válaszok egy véletlenszerű, 300 sorból álló almintáját manuálisan bekódoltuk.⁸ Az így létrejött tanító adatbázist használtuk a modell betanítására. A BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) algoritmust használtuk, ami egy olyan előre betanított MI-modell, amely képes arra, hogy szöveges adatokat értelmezzen és osztályozzon. Az algoritmust a HuggingFace Simple Transformers (Wolf et al. 2020) könyvtárának segítségével használtuk. A tanító adatbázis véletlenszerű 80%-át a modell tanítására, a maradék 20%-át a modell teljesítményének tesztelésére választottuk ki. Az első eredmények után kisebb módosításokat végeztünk a tanító adatbázison és a modell paraméterezésén azért, hogy javítsuk a modell teljesítményét. A végleges modell kielégítő teljesítménnyel klasszifikálta a válaszokat a polaritás szempontjából,⁹ és közel megfelelő teljesítménnyel a téma szempontjából.¹⁰ A módszerben rejlő lehetőségekre röviden reflektálunk az Összegzésben.

Ami a kvantitatív válaszokat illeti, főkomponens-elemzés segítségével igyekeztünk csökkenteni az attitűdblokkokban megjelenő dimenziók számát. Az általános attitűdöket mérő kérdésblokkból készült főkomponens eredményeit lásd az F2. táblázatban. A konkrét felhasználásokat érintő véleményekkel ugyanígy jártunk el (F3. táblázat). Hipotéziseink tesztelésére az így létrehozott két főkomponenst használtuk függő változóként és lineáris regressziós modellekkel vizsgáltuk a fent felsorolt független változók hatásait. Az életkor, az anyagi helyzet, az MI-ismeret és a bal-jobboldaliság folytonos, míg a többi független változó kategoriális módon lett bevonva. A főkomponens-elemzéseket az SPSS program segítségével, míg a regressziós modelleket az R *stats* (Team et al. 2018) csomagjával készítettük.

EREDMÉNYEK

Spontán asszociációk

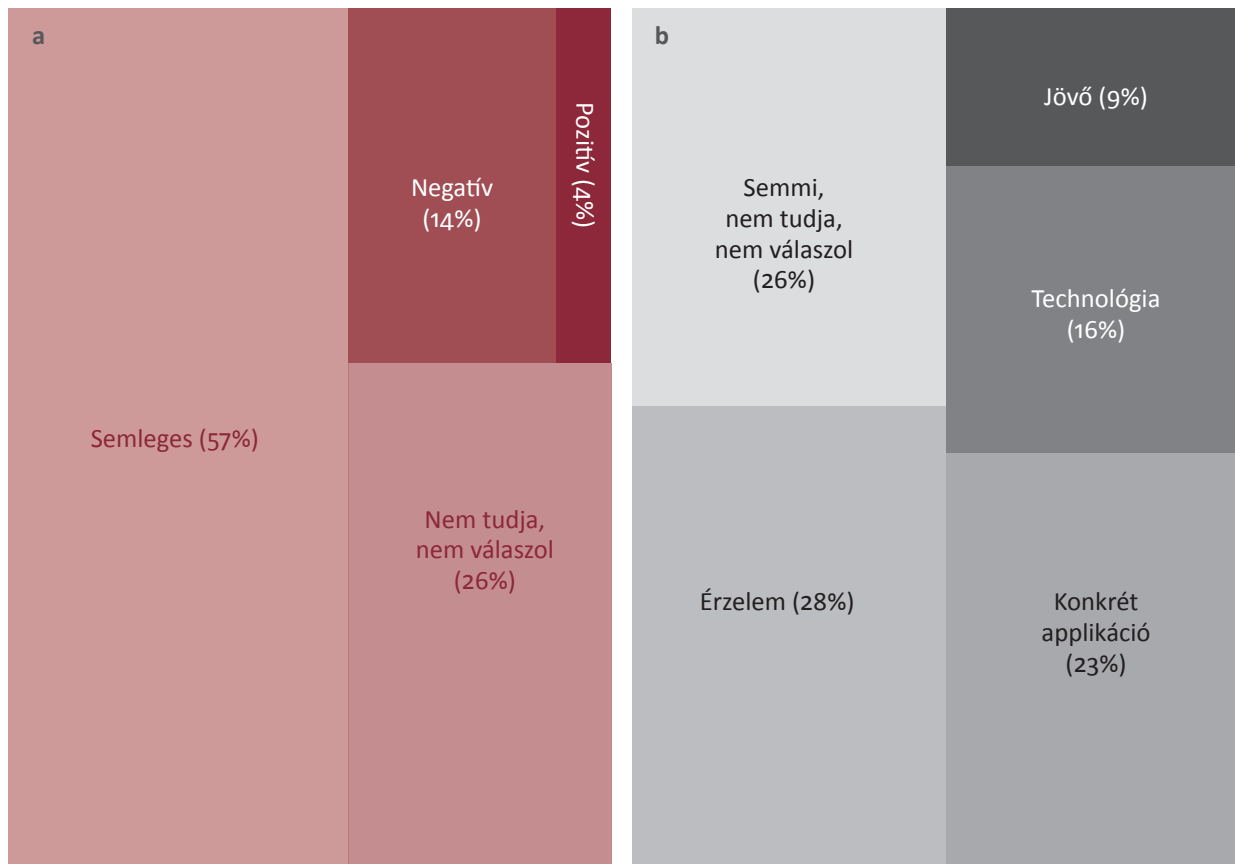
A spontán asszociációkat kétféleképpen elemeztük. Egyrészt vizsgáltuk azok polaritását (1. ábra a panel). Ez az elemzés azt mutatja, hogy a többségnek valamilyen semleges asszociációja volt az MI kapcsán (pl.: chatGPT, számítógép). A semleges válaszoktól eltérő reakciók inkább negatívak voltak (döntően félelmek). Az is látható, hogy négyből egy válaszadónak semmi nem jutott eszébe az MI-ről vagy nem tudott válaszolni. A másik megközelítésünkben az algoritmus a válaszokat tematikusan kategorizálta (1. ábra b panel). Ebből az derül ki, hogy a leggyakoribb spontán reakció az MI-re érzelmi volt (akár negatív, akár pozitív). Sokan valamilyen konkrét felhasználására asszociáltak (pl.: chatGPT, robotok) vagy általános technológiákra (számítógép, internet). Tízből egy válaszadó valamilyen a jövőre vonatkozó előrejelzést nyilvánított ki („ez a jövő”, „elveszik a munkánkat”).

⁸ A polaritásnál az említett három kategóriát használtuk, a másik szempontonál négy nagyobb tematikus válaszcsoporthoz azonosítottunk: érzelmi reakció, technológia, konkrét felhasználás, jövő.

⁹ F1 érték=0,76; Pontosság=0,76; Matthews korrelációs együttható=0,63.

¹⁰ F1 érték=0,64; Pontosság=0,64; Matthews korrelációs együttható=0,56.

1. ábra. Az MI-vel kapcsolatos spontán asszociációk megoszlásai polaritások (a) és témájuk (b) szerint



Forrás: saját szerkesztés.

Megjegyzés: A nyitott kérdésre adott válaszok gépi tanulással kategorizált megoszlásai (lásd Módszer). N=1000.

Leíró elemzés

A magyar társadalom közel kétharmada úgy érezte, jól megérti, hogy mit jelent az MI, ugyanakkor a válaszadók felére (51,3%) jellemző volt az is, hogy nem tudták milyen termékek és szolgáltatások veszik igénybe az MI-t (1. táblázat). Enyhe relatív többségben (49,2%) voltak azok, akiket érdekeltek is az MI-vel kapcsolatos hírek.

A nyitott válaszokkal összhangban, többen voltak azok, akik aggódtak az MI miatt (27%), mint azok, akik izgatottak voltak (18,4%), de messze a legtöbben (42,6%) épp annyira aggódtak, mint amennyire izgatottak voltak, és sokan nem tudtak válaszolni (11,6%).

Részletesebben vizsgálva az általános percepciókat, a válaszadók döntő többsége egyetértett abban, hogy az MI használata a jövőben elkerülhetetlenné válik (77,4%), a jövőnk mindennapjainak része lesz (52%), emellett a válaszadók többsége abban is egyetértett, hogy az MI időt takarít meg az emberek számára (72,3%). Azzal azonban már csak 42,2%-uk értett egyet, hogy az MI jobbá teszi a társadalmat. A megkérdezettek a legkevésbé abban értettek egyet, hogy az MI pontosabb lenne, mint az ember (28,5%). Emellett a válaszadók többsége tartott attól, hogy az MI veszélyeztetni fogja az emberek munkahelyeit (58,2%), vagy akár az emberiség elveszíti a kontrollt az MI felett (57%), és nagyobb részük az MI adatvédelemmel kapcsolatos veszélyforrásaitól is tartott (62,5%).

Az MI konkrét felhasználásával kapcsolatban az látható, hogy a válaszadók vegyesen, aggasztónak és izgalmasnak is látták az MI egyes felhasználási lehetőségeit. A legnagyobb százalékban a bűnüldözésben (68,2%), az ellátási láncok és logisztika elemzésében (68,6%), a személyre szabott oktatási anyagok kidolgozásában (63,1%), valamint az orvosi tesztekben való segítségnyújtásban vélték izgalmasnak alkalmazását (60,5%). Ezzel szemben a munkavállalók teljesítményének nyomon követésével (67,3%), a katonai műveletek elvégzésével (61,8%) és az álláspályázatok kiválasztásával (58,4%) kapcsolatban többségben voltak azok, akik aggasztónak találnák az MI használatát.

1. táblázat. Az MI-vel kapcsolatos ismeretek és általános attitűdök leíró statisztikái

Állítás	Egyetért (%)	Nem ért egyet (%)	Átlag	Szórás	N
Jól megértem, hogy mi a mesterséges intelligencia.	65,8	30,4	2,14	0,94	962
A mesterséges intelligenciát használó termékek és szolgáltatások alapvetően meg fogják változtatni a mindennapi életemet a következő 3–5 évben.	52,0	41,1	2,39	1,01	930
A mesterséges intelligencia megkönnyíti az emberek életét.	68,7	25,8	2,16	0,87	945
Tudom, hogy milyen típusú termékek és szolgáltatások használnak mesterséges intelligenciát.	42,2	51,3	2,67	0,94	934
A mesterséges intelligencia jobbá teszi az életet, a társadalmat.	42,2	49,5	2,61	0,91	917
A mesterséges intelligencia időt takarít meg, hatékonyabb.	72,3	20,9	2,00	0,91	932
A mesterséges intelligencia pontosabb, mint az ember.	28,5	66,2	3,05	1,03	947
A mesterséges intelligencia elveszi a munkahelyeket az emberektől.	58,2	36,6	2,27	0,97	948
Tartok tőle, hogy elveszítjük a kontrollt a mesterséges intelligencia felett.	57,0	37,3	2,29	1,07	942
Érdekelnek a mesterséges intelligenciával kapcsolatos hírek.	49,2	48,0	2,56	1,06	973
Tartok attól, hogy a mesterséges intelligenciát arra használják, hogy megfigyeljenek vagy ellopják az adataimat.	62,5	33,3	2,20	1,03	958
A mesterséges intelligencia a jövő, elkerülhetetlen a használata.	77,4	17,7	1,86	0,89	951

Megjegyzés:

Az „Egyetért” értékek a „Teljes mértékben egyetért” és az „Inkább egyetért” válaszlehetőségek százalékainak összegei, míg a „Nem ért egyet” értékek az „Egyáltalán nem ért egyet” és az „Inkább nem ért egyet” százalékainak összegei.

Ezen kívül a válaszadóknak volt lehetőségük a „Nem tudja/nem válaszol” opciót is választani.

Az átlagok a felsorolt négy válaszlehetőségből számolódtak

(1=Teljes mértékben egyetért, 2=Inkább egyetért, 3=Inkább nem ért egyet, 4=Egyáltalán nem ért egyet).

2. táblázat. Az MI konkrét felhasználásával kapcsolatos percepciók leíró statisztikái

Állítás	Aggasztónak találná (%)	Izgalmasnak tartaná (%)	Átlag	Szórás	N
Álláspályázatok kiválasztása, felvételi döntések meghozatala	58,4	33,9	2,27	0,77	923
A munkavállalók teljesítményének nyomon követése munka közben (pl., hogy mikor ülnek az asztalnál, mit csinálnak a számítógépen)	67,3	25,8	2,04	0,83	931
Bűnüldözés (pl. arcfelismerés, kiberbiztonsági fenyegetések elemzése)	25,8	68,2	2,87	0,81	941
Célzott, személyre szabott reklámozás	56,0	35,2	2,27	0,77	912
Ellátási láncok és logisztika elemzése	22,5	68,6	2,83	0,70	911
Orvosi tesztek, például röntgen- és MRI-felvételek leolvasása és értelmezése	32,4	60,5	2,76	0,84	929
Katonai műveletek elvégzése (pl. fegyverek, járművek irányítása)	61,8	31,2	2,18	0,88	930
Autók irányítása, önvezető autók	55,6	38,1	2,29	0,86	938
Pénzügyi befektetések értékelése és meghozatala	45,9	44,8	2,45	0,82	907
Személyre szabott oktatási anyagok kidolgozása	29,3	63,1	2,75	0,75	924
Szórakoztatóipari anyagok gyártása (pl. filmek, játékok, zenék)	34,9	57,1	2,65	0,76	920

Megjegyzés:

Az 'Egyetért' értékek a 'Teljes mértékben egyetért' és az 'Inkább egyetért' válaszlehetőségek százalékainak összegei, míg a 'Nem ért egyet' értékek az 'Egyáltalán nem ért egyet' és az 'Inkább nem ért egyet' százalékainak összegei.

Ezen kívül a válaszadóknak volt lehetőségük a 'Nem tudja/nem válaszol' opciót is választani.

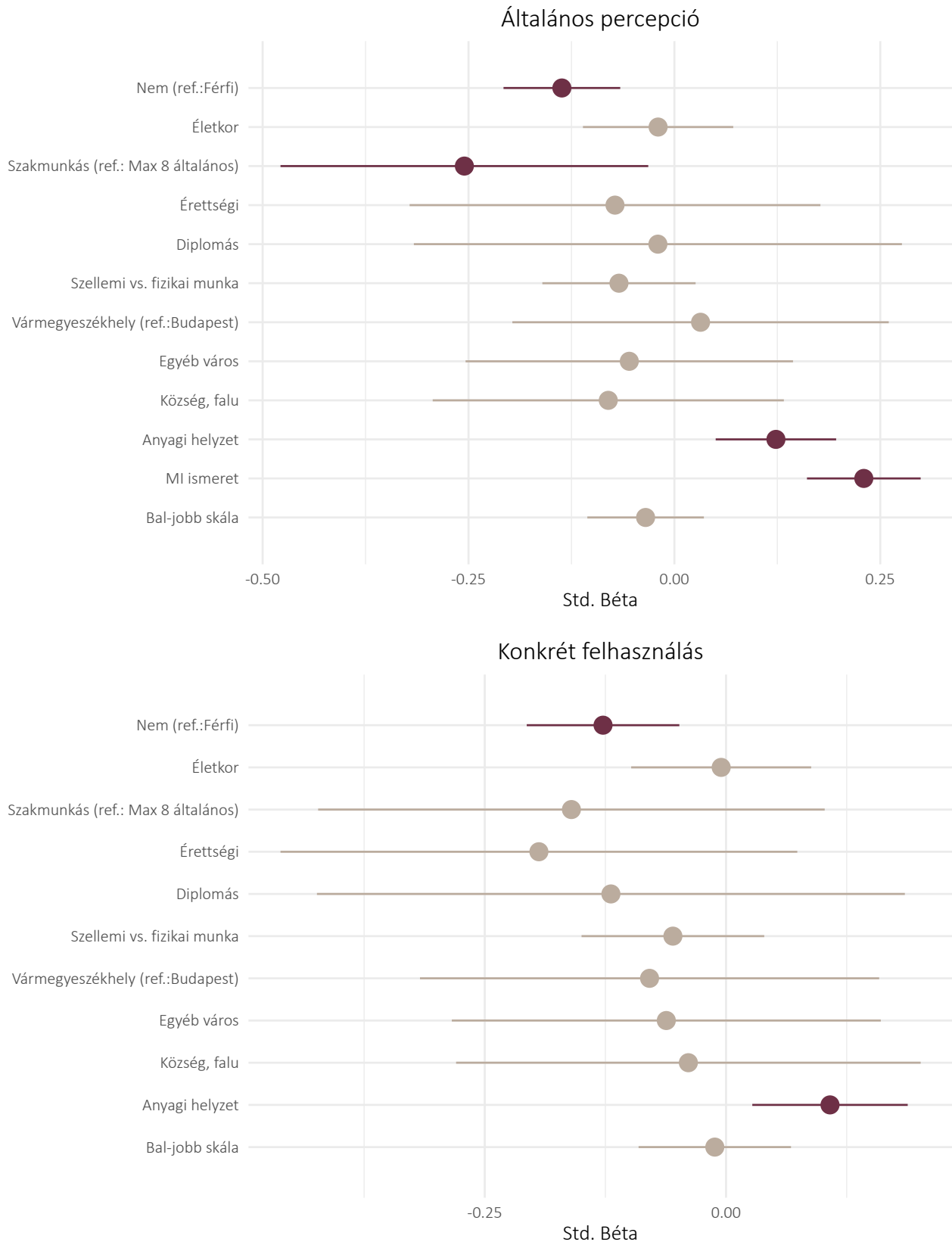
Az átlagok a felsorolt négy válaszlehetőségből számolódtak

(1='Teljes mértékben egyetért', 2='Inkább egyetért', 3='Inkább nem ért egyet', 4='Egyáltalán nem ért egyet').

Az MI-attitűd becslése

Az első regressziós modellben az általános attitűdöket becsültük (2. ábra a panel), míg a másodikban a konkrét felhasználási lehetőségek megítélését (2. ábra b panel, részletes eredmények az F4. táblázatban). Mindkét modellből az derül ki, hogy az életkor nem függ össze sem az MI-ről alkotott általános képpel, sem a konkrét felhasználások megítélésével (H1 cáfolata). A nem mindkét modellben szignifikáns és negatív irányú összefüggést mutat, azaz a nők nagyobb valószínűséggel viszonyulnak negatívan az MI-hez, és tartják aggasztóbbnak a lehetséges felhasználási területeit. Ezek a H2 megerősítést jelentik. Az iskolai végzettség mindössze egy esetben mutatott különbséget, a szakmunkásképzőt végzettek szignifikánsan negatívabb általános véleménnyel voltak az MI-ről, mint a legalacsonyabb végzettségűek. Ez összességében inkább a H3 cáfolatát jelenti. Az anyagi helyzetnél mindkét modellben pozitív irányú szignifikáns összefüggést találtunk, azaz a kedvezőbb anyagi helyzetben élők nagyobb valószínűséggel látják az MI-t pozitívnak és izgalmasnak a konkrét felhasználásait (H4 megerősítése). A lakóhely és a munkavégzés jellege egyik modellben sem szignifikáns (H5 és H6 cáfolata). Azok, akik saját bevallásuk szerint jobban ismerik az MI-t, jóval pozitívabban is látták, ami a H7 megerősítést jelenti. Végezetül a baloldali-jobboldali skálán való elhelyezkedés egyik modellben sem volt szignifikáns (H8 cáfolata).

2. ábra. Az MI-vel kapcsolatos általános (a) és a konkrét felhasználásával kapcsolatos percepciókat (b) becslő regressziós modellek eredményei



Megjegyzés:

Általános percepciómodell: $N=718$, $Adjusztált R^2 : 0,14$; Konkrét felhasználások: $N=684$, $Adjusztált R^2 : 0,023$.

ÖSSZEGZÉS ÉS KÖVETKEZTETÉSEK

A szakértők egybehangzó véleménye, hogy az MI jelentős változásokat hozhat az egyének, a szervezetek és az egész társadalom szintjén (Horváth–Vicsek 2023; Fehér–Vicsek–Deuze 2024). Az MI-megoldások implementálása nem valósítható meg anélkül, hogy alapos ismeretek álljanak rendelkezésre a társadalmi környezetről, a fejlesztések társadalmi megítéléséről és a potenciális társadalmi következményekről, így a szociológiai nézőpont integrálása a folyamatokba kulcsfontosságú (Joyce et al. 2021). Ennek ellenére a magyar társadalom MI-vel kapcsolatos attitűdjeiről – kevés kivétellel (Bokor et al. 2022; Herke–Vicsek 2022; Vicsek–Bokor–Pataki 2022) – alig tudunk valamit. Jelen tanulmány ezt a hiányt igyekszik pótolni azzal, hogy kvantitatív módszerekkel vizsgálta az MI-hez kötődő társadalmi attitűdöket és az azokat meghatározó tényezőket.

Az eredmények egyrészt arra utalnak, hogy a többség nem feltétlenül méri fel pontosan az MI jelentőségét. Bár sokan úgy látják, hogy az MI használata elkerülhetetlen lesz, azonban a szakértői várakozásokkal ellentétben, azt már kevesebben válaszolták, hogy az MI alapvetően meg fogja változtatni a mindennapjaikat. Ez az eredmény jól összecseng azzal, amit Vicsek, Bokor és Pataki (2022) találtak egyetemisták körében. Az ellentmondást magyarázhatja, hogy közel minden harmadik egyén még saját bevallása szerint sem érti jól az MI működését¹¹ és minden második nem tudja, hogy milyen termékek használnak MI-t. Külföldi kutatások is arra jutottak, hogy az MI sokak számára egyelőre egy „fekete doboz” (Brauner et al. 2023:1). Az ismerethiány gyakran irracionális félelmekkel és bizonytalansággal jár, ezekből következőleg pedig alacsony elfogadáshoz és ellenérzésekhez vezethet az MI-megoldások implementálása során. Ennek fényében az MI működésének és hasznának oktatása, valamint a tudományos eredmények szélesebb körű ismertetése különösen indokoltnak tűnik Magyarországon. Az sem kifejezetten pozitív, hogy minden második válaszadó nem érdeklődött az MI iránt, hiszen az érdeklődés hiánya ismerethiányhoz vezethet.

Másrészt, szemben a gyakori pesszimista, apokaliptikus jövőképekkel, egy olyan komplex véleményklíma rajzolódott ki, amire a veszélyek felismerése mellett a lehetőségek belátása is jellemző. A főkomponens-elemzések során talált alacsony megőrzött variancia (37–38%) arra utal, hogy a pozitív és negatív attitűdök „jól megférnek egymás mellett”, más szóval a válaszadók egyszerre látták az MI-t ígéretes és aggasztó eszköznek (lásd Araujo et al. 2020 hasonló eredményeit). Erre utal az is, hogy a legtöbben vegyesen viszonyultak az MI-hez (42,6%) és a különböző konkrét felhasználások nagyon különböző megítélés alá estek. Bizonyos megoldások társadalmi támogatottsága magas (pl. ellátási láncok és logisztika elemzése), míg másoké kifejezetten alacsony (pl. a munkavállalók teljesítményének nyomon követése) volt. Bizonyos munkahelyi alkalmazások, a katonai alkalmazás és az önvezető autók terén komolyabb társadalmi ellenállást látunk. Javasoljuk jövőbeni – például kvalitatív módszerű – kutatásoknak az ezen attitűdök mögött meghúzódó okok feltárását, és ezen kutatások eredményeinek beépítését az MI alkalmazásába.

Ami az MI-vel kapcsolatos társadalmi percepciókat meghatározó tényezőket illeti, eredményeink fő tanulsága, hogy az MI kevésbé osztja meg a különböző társadalmi-politikai csoportokat. Meglehetősen alacsony volt a modellek megmagyarázott hányada (16%, illetve 2%), és a hét vizsgált tényezőből csak háromnál találtunk konzisztens összefüggést. Az, hogy a nők kevésbé támogatják az MI-t összhangban van az Egyesült Államokban és Hollandiában készült kutatásokkal (Castelo–Ward 2021; Araujo et al. 2023) és az MI-vel kapcsolatos ismeretekkel (Araujo et al. 2023) talált pozitív összefüggés. Ez utóbbi kedvező eredmény, mivel azt sugallja, hogy a technológia megismerése nem a félelmek erősödését, hanem a bizonytalanság csökkenését

¹¹ Ez utóbbi mérésére javasoljuk jövőbeni kutatásoknak konkrétabb, nem attitűdjellegű kérdések használatát.

és ezen keresztül elfogadóbb viselkedést eredményezhet. Szemben más korábbi magyarországi kutatásokkal (Bokor et al. 2022) némileg meglepő, hogy sem életkori, sem végzettségbeli különbségeket nem találtunk. Ez fakadhat az eltérő kérdésfeltevésekből vagy abból, hogy érdemben változott 2022 óta az MI megítélése.

Tanulmányunkban az MI tudományos felhasználásának egy lehetséges módját is demonstráltuk a nyitott kérdések gépi tanulással történő kódolásán keresztül. A módszert több, frissen megjelent tanulmány ígéretes eredményekkel tesztelte (Anonymous 2023; Mellon et al. 2024). Jelen tanulmányban nem állt módunkban a módszer előnyeit és hátrányait, valamint a modell tanítása során felmerült dilemmákat részletesen bemutatni vagy szisztematikusan elemezni. Célunk mindössze az volt, hogy elemzésünkben is illusztráljuk az MI-ben rejlő lehetőségeket. Javasoljuk jövőbeni kutatásoknak a gépi tanulás társadalomtudományos elemzésekben való hasonló használatát.

Kutatásunk értelmezése során számolnunk kell annak korlátaival is. Kvantitatív módszerekre támaszkodtunk, így szükségszerűen nem tudtunk eljutni az attitűdök mélyebb rétegeihez, az okokhoz, egyéni motivációkhoz. Ahogy fentebb említettük, ezekhez kvalitatív kutatásokra van szükség. Módszerünk azt sem engedi meg, hogy ok-okozati összefüggéseket feltételezzünk az általunk megfigyelt összefüggések mögött. Ehhez javasoljuk jövőbeni kutatásoknak a kísérleti módszerek alkalmazását (pl. Wojcieszak et al. 2021). Végül azt is kiemeljük, hogy elemzésünk önbevallásos válaszokon alapul, amely válaszok szükségszerűen ki lehettek téve olyan torzításoknak, mint például a társadalmilag elvárt válaszadás (Tourangeau–Yan 2007). Ezt más kutatások szintén kísérleti módszerekkel vagy keményebb adatok, például digitális lábnyomok elemzésével kompenzálhatják.

A szociológusok számos módon járulhatnak hozzá az MI használatából következő társadalmi hatások és folyamatok megértéséhez és akár formálásához (Zajko 2022). Az egyik ilyen út az MI-hez kapcsolódó társadalmi attitűdök vizsgálata (Araujo et al. 2023)⁶⁴³. Tanulmányunkban a magyar társadalom MI-percepcióit és az azokat meghatározó tényezőket vizsgáltuk kvantitatív eszközökkel, nagy mintákon. Bár kutatásunk következtetései önmagukban is értékesek, eredményeinkre elsősorban alapozó kutatásként tekintünk, amely új kutatási kérdések feltételére teremt lehetőséget jövőbeni kutatások számára. Bízunk benne, hogy több szociológiai figyelmet kap a jövőben az MI Magyarországon, hiszen ezek elengedhetetlenek az MI-megoldások társadalmilag elfogadott, kulturális szempontokba ágyazott, etikus és jogi kereteken belüli integrációjához.

HIVATKOZÁSOK

- Achterberg, P. – Houtman, D. – Van Bohemen, S. – Manevska, K. (2010) Unknowing but supportive? Predispositions, knowledge, and support for hydrogen technology in the Netherlands. *International Journal of Hydrogen Energy*, 35(12), 6075–6083. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhydene.2010.03.091>.
- Anonymous (2023) *To share or not to share – Understanding individuals' willingness to share data*. Elérhető: https://osf.io/4cfb5/?view_only=8c30088438674ee7a3656bf3c3cfdbc5 [Letöltve: 2024-03-07].
- Araujo, T. – Brosius, A. – Goldberg, A. C. – Möller, J. – Vreese, C. de (2023) Humans vs. AI: The Role of Trust, Political Attitudes, and Individual Characteristics on Perceptions About Automated Decision Making Across Europe. *International Journal of Communication*, 17, 6222–6249.
- Araujo, T. – Helberger, N. – Kruijemeier, S. – de Vreese, C. H. (2020) In AI we trust? Perceptions about automated decision-making by artificial intelligence. *AI & Society*, 35(3), 611–623. <http://dx.doi.org/10.1007/s00146-019-00931-w>.
- Ardies, J. – De Maeyer, S. – Gijbels, D. – van Keulen, H. (2015) Students attitudes towards technology. *International Journal of Technology and Design Education*, 25(1), 43–65. <http://dx.doi.org/10.1007/s10798-014-9268-x>.
- Beckert, J. (2016) *Imagined futures: Fictional expectations and capitalist dynamics*. Harvard University Press. Elérhető: https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=a4-4CwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=Imagined+Futures:+Fictional+Expectations+and+Capitalist+Dynamics&ots=hUtPvplG2D&sig=28qFqX0nJzu_hhAOUEi1D8_mCYM [Letöltve: 2024-09-27].
- Bokor T. – Kollányi B. – Pálvölgyi E. – Ságvári B. (2022) *Mi és az MI. Értékek, attitűdök, bizalmi kérdések a mesterséges intelligenciáról a magyar társadalomban*. Kutatási jelentés. Budapest: MILAB, Társadalomtudományi Kutatóközpont.
- Bowman, S. R. (2023) Eight Things to Know about Large Language Models. *arXiv.2304.00612*. április 2. <http://dx.doi.org/10.48550/arXiv.2304.00612>.
- Brauner, P. – Dalibor, M. – Jarke, M. – Kunze, I. – Koren, I. – Lakemeyer, G. – Ziefle, M. (2022) A Computer Science Perspective on Digital Transformation in Production. *ACM Transactions on Internet of Things*, 3(2), 1–32. <http://dx.doi.org/10.1145/3502265>.
- Brauner, P. – Hick, A. – Philipsen, R. – Ziefle, M. (2023) What does the public think about artificial intelligence?—A criticality map to understand bias in the public perception of AI. *Frontiers in Computer Science*, 5, 1113903. <http://dx.doi.org/10.3389/fcomp.2023.1113903>.
- Bucher, T. (2018) *If...Then: Algorithmic Power and Politics*. New York: Oxford University Press.
- Burbach, L. – Halbach, P. – Plettenberg, N. – Nakayama, J. – Ziefle, M. – Calero Valdez, A. (2019) „Hey, Siri”, „Ok, Google”, „Alexa”. Acceptance-Relevant Factors of Virtual Voice-Assistants. In *2019 IEEE International Professional Communication Conference (ProComm)*. Aachen: IEEE, 101–111.
- Byrnes, J. P. – Miller, D. C. – Schafer, W. D. (1999) Gender differences in risk taking: A meta-analysis. *Psychological Bulletin*, 125(3), 367–383. <http://dx.doi.org/10.1037/0033-2909.125.3.367>.
- Cai, Z. – Fan, X. – Du, J. (2017) Gender and attitudes toward technology use: A meta-analysis. *Computers & Education*, 105, 1–13. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compedu.2016.11.003>.
- Castelo, N. – Ward, A. F. (2021) Conservatism predicts aversion to consequential Artificial Intelligence. *PLOS ONE*, 16(12), e0261467. <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0261467>.
- Choung, H. – David, P. – Ross, A. (2023a) Trust and ethics in AI. *AI & Society*, 38(2), 733–745. <http://dx.doi.org/10.1007/s00146-022-01473-4>.
- Choung, H. – David, P. – Ross, A. (2023b) Trust in AI and Its Role in the Acceptance of AI Technologies. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 39(9), 1727–1739. <http://dx.doi.org/10.1080/10447318.2022.2050543>.
- Corea, F. (2019) AI Knowledge Map: How to Classify AI Technologies. In Corea, F. (szerk.) *An Introduction to Data: Everything You Need to Know About AI, Big Data and Data Science*. Cham: Springer International Publishing, 25–29.
- Davies, H. C. – Eynon, R. – Salvesson, C. (2021) The Mobilisation of AI in Education: A Bourdieusean Field Analysis. *Sociology*, 55(3), 539–560. <http://dx.doi.org/10.1177/0038038520967888>.
- De Freitas, J. – Agarwal, S. – Schmitt, B. – Haslam, N. (2023) Psychological factors underlying attitudes toward AI tools. *Nature Human Behaviour*, 7(11), 1845–1854. <http://dx.doi.org/10.1038/s41562-023-01734-2>.
- Dimaggio, P. – Hargittai, E. – Celeste, C. – Shafer, S. (2004) Digital inequality: From unequal access to differentiated use. In *Social Inequality*. Russell Sage Foundation, 355–400.

- Dineen, B. R. – Noe, R. A. – Wang, C. (2004) Perceived fairness of web-based applicant screening procedures: Weighing the rules of justice and the role of individual differences. *Human Resource Management*, 43(2–3), 127–145. <http://dx.doi.org/10.1002/hrm.20011>.
- Donati, P. (2021) Impact of AI/robotics on human relations: co-evolution through hybridisation. In *Robotics, AI, and Humanity: Science, Ethics, and Policy*. Coventry: Springer, 213–227.
- Duan, H. (2010) The public perspective of carbon capture and storage for CO2 emission reductions in China. *Energy Policy*, 38(9), 5281–5289. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enpol.2010.05.040>.
- Elish, M. C. – Boyd, D. (2018) Situating methods in the magic of Big Data and AI. *Communication Monographs*, 85(1), 57–80. <http://dx.doi.org/10.1080/03637751.2017.1375130>.
- Elliott, A. (2018) *The Culture of AI Everyday Life and the Digital Revolution*. Elérhető: <https://doi.org/10.4324/9781315387185> [Letöltve: 2024-09-27].
- Elliott, A. (2019) *The culture of AI: Everyday life and the digital revolution*. Routledge. Elérhető: <https://www.google.com/books?hl=en&lr=&id=U-GEDwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PT14&dq=cultural+narratives+sociology+AI&ots=dp4a355xKq&sig=YbHGeSByJRTD9VBiqso6kLbUqME> [Letöltve: 2024-09-27].
- Erigha, M. (2015) Race, Gender, Hollywood: Representation in Cultural Production and Digital Media’s Potential for Change. *Sociology Compass*, 9(1), 78–89. <http://dx.doi.org/10.1111/soc4.12237>.
- Eubanks, V. (2018) *Automating Inequality: How High-Tech Tools Profile, Police, and Punish the Poor*. St. Martin’s Publishing Group.
- Eynon, R. – Young, E. (2021) Methodology, Legend, and Rhetoric: The Constructions of AI by Academia, Industry, and Policy Groups for Lifelong Learning. *Science, Technology, & Human Values*, 46(1), 166–191. <http://dx.doi.org/10.1177/0162243920906475>.
- Fehér K. – Vicsek L. – Deuze, M. (2024) Modeling AI Trust for 2050: perspectives from media and info-communication experts. *AI & Society*. <http://dx.doi.org/10.1007/s00146-023-01827-6>.
- Frederiksen, M. – Larsen, C. A. – Lolle, H. L. (2016) Education and trust: Exploring the association across social relationships and nations. *Acta Sociologica*, 59(4), 293–308. <http://dx.doi.org/10.1177/0001699316658936>.
- Geirhos, R. – Narayanappa, K. – Mitzkus, B. – Thieringer, T. – Bethge, M. – Wichmann, F. A. – Brendel, W. (2021) Partial success in closing the gap between human and machine vision. In Ranzato, MA. – Beygelzimer, A. – Dauphin, YN. – Liang, P. – Vaughan, JW. (szerk.) *Advances in Neural Information Processing Systems*. Curran Associates, 23885–23899.
- Gerdon, F. – Bach, R. L. – Kern, C. – Kreuter, F. (2022) Social impacts of algorithmic decision-making: A research agenda for the social sciences. *Big Data & Society*, 9(1), 20539517221089305. <http://dx.doi.org/10.1177/20539517221089305>.
- Green, B. – Hu, L. (2018) The myth in the methodology: Towards a recontextualization of fairness in machine learning. In *Proceedings of the machine learning: the debates workshop*.
- Gustafson, P. E. (1998) Gender Differences in Risk Perception: Theoretical and Methodological perspectives. *Risk Analysis*, 18(6), 805–811. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1539-6924.1998.tb01123.x>.
- Harari, Y. N. (2016) *Homo Deus: A brief history of tomorrow*. New York: HarperCollins.
- Helberger, N. – Araujo, T. – de Vreese, C. H. (2020) Who is the fairest of them all? Public attitudes and expectations regarding automated decision-making. *Computer Law & Security Review*, 39, 105456. <http://dx.doi.org/10.1016/j.clsr.2020.105456>.
- Herke B. – Vicsek L. (2022) The attitudes of young citizens in higher education towards universal basic income in the context of automation—A qualitative study. *International Journal of Social Welfare*, 31(3), 310–322. <http://dx.doi.org/10.1111/ijsw.12533>.
- Hinton, G. E. – Osindero, S. – Teh, Y.-W. (2006) A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets. *Neural Computation*, 18(7), 1527–1554. <http://dx.doi.org/10.1162/neco.2006.18.7.1527>.
- Hinton, G. E. – Salakhutdinov, R. R. (2006) Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks. *Science*, 313(5786), 504–507. <http://dx.doi.org/10.1126/science.1127647>.
- Hong, J.-W. (2022) I Was Born to Love AI: The Influence of Social Status on AI Self-Efficacy and Intentions to Use AI. *International Journal of Communication*, 16, 172–191.
- Hooghe, M. – Marien, S. – De Vroome, T. (2012) The cognitive basis of trust. The relation between education, cognitive ability, and generalized and political trust. *Intelligence*, 40(6), 604–613. <http://dx.doi.org/10.1016/j.intell.2012.08.006>.
- Horváth Á. – Vicsek L. (2023) Visions of Hungarian Artificial Intelligence Specialists About the Future of Work and Their Roles. *Science, Technology and Society*, 28(4), 603–620. <http://dx.doi.org/10.1177/09717218231186105>.

- Huijts, N. M. A. – Molin, E. J. E. – Steg, L. (2012) Psychological factors influencing sustainable energy technology acceptance: A review-based comprehensive framework. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(1), 525–531. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2011.08.018>.
- Ipsos (2022) *Global pinions and expectations about artificial intelligence*. Elérhető: <https://www.ipsos.com/sites/default/files/ct/news/documents/2022-01/Global-opinions-and-expectations-about-AI-2022.pdf> [Letöltve: 2024-09-27].
- James, A. – Whelan, A. (2022) ‘Ethical’ artificial intelligence in the welfare state: Discourse and discrepancy in Australian social services. *Critical Social Policy*, 42(1), 22–42. <http://dx.doi.org/10.1177/0261018320985463>.
- Jovanovic, M. – Mitrov, G. – Zdravetski, E. – Lameski, P. – Colantonio, S. – Kampel, M. – Tellioglu, H. – Florez-Revuelta, F. (2022) Ambient Assisted Living: Scoping Review of Artificial Intelligence Models, Domains, Technology, and Concerns. *Journal of Medical Internet Research*, 24(11), e36553. <http://dx.doi.org/10.2196/36553>.
- Joyce, K. – Smith-Doerr, L. – Alegria, S. – Bell, S. – Cruz, T. – Hoffman, S. G. – Noble, S. U. – Shestakofsky, B. (2021) Toward a Sociology of Artificial Intelligence: A Call for Research on Inequalities and Structural Change. *Socius*, 7, 2378023121999581. <http://dx.doi.org/10.1177/2378023121999581>.
- Klos, A. – Rosenbaum, M. – Schiffmann, W. (2020) Emergency Landing Field Identification Based on a Hierarchical Ensemble Transfer Learning Model. In *2020 Eighth International Symposium on Computing and Networking (CANDAR)*. Naha: IEEE, 49–58.
- Kordzadeh, N. – Ghasemaghahi, M. (2022) Algorithmic bias: review, synthesis, and future research directions. *European Journal of Information Systems*, 31(3), 388–409. <http://dx.doi.org/10.1080/0960085X.2021.1927212>.
- König, P. D. (2023) Citizen conceptions of democracy and support for artificial intelligence in government and politics. *European Journal of Political Research*, 62(4), 1280–1300. <http://dx.doi.org/10.1111/1475-6765.12570>.
- Kulida, E. – Lebedev, V. (2020) About the Use of Artificial Intelligence Methods in Aviation. In *2020 13th International Conference „Management of large-scale system development” (MLSD)*. Moscow: IEEE, 1–5.
- Kulkarni, S. – Seneviratne, N. – Baig, M. S. – Khan, A. H. A. (2020) Artificial Intelligence in Medicine: Where Are We Now? *Academic Radiology*, 27(1), 62–70. <http://dx.doi.org/10.1016/j.acra.2019.10.001>.
- LeCun, Y. – Bengio, Y. – Hinton, G. (2015) Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444. <http://dx.doi.org/10.1038/nature14539>.
- Leopold, T. A. – Ratcheva, V. – Zahidi, S. (2018) *The Future of Jobs Report 2018*. Geneva: World Economic Forum.
- Levy, F. – Murnane, R. J. (2013) *Dancing with robots: Human skills for computerized work*. Washington, DC: Third Way NEXT. Elérhető: <https://www.voced.edu.au/content/ngv:73371> [Letöltve: 2024-02-20].
- Liu, Z. (2021) Sociological perspectives on artificial intelligence: A typological reading. *Sociology Compass*, 15(3), e12851. <http://dx.doi.org/10.1111/soc4.12851>.
- Logg, J. M. (2017) Theory of machine: When do people rely on algorithms? *Harvard Business School working paper series# 17-086*. Elérhető: <https://dash.harvard.edu/handle/1/31677474> [Letöltve: 2024-02-13].
- Mellon, J. – Bailey, J. – Scott, R. – Breckwoldt, J. – Miori, M. – Schmedeman, P. (2024) Do AIs know what the most important issue is? Using language models to code open-text social survey responses at scale. *Research & Politics*, 11(1), 20531680241231468. <http://dx.doi.org/10.1177/20531680241231468>.
- Miller, B. – Atkinson, R. D. (2013) *Are robots taking our jobs, or making them*. ITIF, September, 2.
- Modhvadia, R. (2023) *How do people feel about AI? A nationally representative survey of public attitudes to artificial intelligence in Britain*. Ada Lovelace Institute.
- Newell, A., – Simon, H. (1956) The logic theory machine – A complex information processing system. *IRE Transactions on information theory*, 2(3), 61–79. <https://doi.org/10.1109/TIT.1956.1056797>
- Oden, L. – Witt, T. (2020) Fall-detection on a wearable micro controller using machine learning algorithms. In *2020 IEEE International Conference on Smart Computing (SMARTCOMP)*. Bologna: IEEE, 296–301.
- O’Garra, T. – Mourato, S. (2007) Public Preferences for Hydrogen Buses: Comparing Interval Data, OLS and Quantile Regression Approaches. *Environmental and Resource Economics*, 36(4), 389–411. <http://dx.doi.org/10.1007/s10640-006-9024-0>.
- O’Garra, T. – Mourato, S. – Pearson, P. (2008) Investigating attitudes to hydrogen refuelling facilities and the social cost to local residents. *Energy Policy*, 36(6), 2074–2085. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enpol.2008.02.026>.
- Oksanen, A. – Savela, N. – Latikka, R. – Koivula, A. (2020) Trust Toward Robots and Artificial Intelligence: An Experimental Approach to Human–Technology Interactions Online. *Frontiers in Psychology*, 11, 568256. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.568256>

- Ong, C.-S. – Lai, J.-Y. (2006) Gender differences in perceptions and relationships among dominants of e-learning acceptance. *Computers in Human Behavior*, 22(5), 816–829. <http://dx.doi.org/10.1016/j.chb.2004.03.006>.
- Park, J. – Woo, S. E. (2022) Who Likes Artificial Intelligence? Personality Predictors of Attitudes toward Artificial Intelligence. *The Journal of Psychology*, 156(1), 68–94. <http://dx.doi.org/10.1080/00223980.2021.2012109>.
- Park, S. – Humphry, J. (2019) Exclusion by design: intersections of social, digital and data exclusion. *Information, Communication & Society*, 22(7), 934–953. <http://dx.doi.org/10.1080/1369118X.2019.1606266>.
- Park, S. – Yoon, S.-H. (2005) Separating early-adopters from the majority: The case of Broadband Internet access in Korea. *Technological Forecasting and Social Change*, 72(3), 301–325. <http://dx.doi.org/10.1016/j.techfore.2004.08.013>.
- Pascale, C.-M. (2013) *Social inequality & the politics of representation: a global landscape*. Thousand Oaks: SAGE.
- Philip, L. – Cottrill, C. – Farrington, J. – Williams, F. – Ashmore, F. (2017) The digital divide: Patterns, policy and scenarios for connecting the ‘final few’ in rural communities across Great Britain. *Journal of Rural Studies*, 54, 386–398. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jrurstud.2016.12.002>.
- Raghavan, M. – Barocas, S. – Kleinberg, J. – Levy, K. (2020) Mitigating bias in algorithmic hiring: evaluating claims and practices. In *Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*. New York: Association for Computing Machinery, 469–481.
- Rashidi, P. – Mihailidis, A. (2013) A Survey on Ambient-Assisted Living Tools for Older Adults. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 17(3), 579–590. <http://dx.doi.org/10.1109/JBHI.2012.2234129>.
- Raub, M. (2018) Bots, Bias and Big Data: Artificial Intelligence, Algorithmic Bias and Disparate Impact Liability in Hiring Practices. *Arkansas Law Review*, 71, 529.
- Roberts, D. E. – Rollins, O. (2020) Why Sociology Matters to Race and Biosocial Science. *Annual Review of Sociology*, 46(1), 195–214. <http://dx.doi.org/10.1146/annurev-soc-121919-054903>.
- Ságvári B. (2017) Diszkrimináció, átláthatóság és ellenőrizhetőség. Bevezetés az algoritmikus etikába. *Replika*, (103), 61–79.
- Sáinz, M. – López-Sáez, M. (2010) Gender differences in computer attitudes and the choice of technology-related occupations in a sample of secondary students in Spain. *Computers & Education*, 54(2), 578–587. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compedu.2009.09.007>.
- Schou, J. – Pors, A. S. (2019) Digital by default? A qualitative study of exclusion in digitalised welfare. *Social Policy & Administration*, 53(3), 464–477. <http://dx.doi.org/10.1111/spol.12470>.
- Silberg, J. – Manyika, J. (2019) Notes from the AI frontier: Tackling bias in AI (and in humans). McKinsey Global Institute. Elérhető: <https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Featured%20Insights/Artificial%20Intelligence/Tackling%20bias%20in%20artificial%20intelligence%20and%20in%20humans/MGI-Tackling-bias-in-AI-June-2019.pdf> [Letöltve: 2024-02-08].
- Singh, S. – Steeves, V. (2020) The contested meanings of race and ethnicity in medical research: A case study of the DynaMed Point of Care tool. *Social Science & Medicine*, 265, 113112. <http://dx.doi.org/10.1016/j.socscimed.2020.113112>.
- Smith, A. (2018) Public Attitudes Toward Computer Algorithms. Pew Research Center: Internet, Science & Tech. november 16. Elérhető: <https://www.pewresearch.org/internet/2018/11/16/public-attitudes-toward-computer-algorithms/> [Letöltve: 2024-09-27].
- Southerland, V. M. (2020) The Intersection of Race and Algorithmic Tools in the Criminal Legal System. *Maryland Law Review*, 80, 487.
- Stai, B. – Heller, N. – McSweeney, S. – Rickman, J. – Blake, P. – Vasdev, R. – Weight, C. (2020) Public Perceptions of Artificial Intelligence and Robotics in Medicine. *Journal of Endourology*, 34(10), 1041–1048. <http://dx.doi.org/10.1089/end.2020.0137>.
- Starke, C. – Lünich, M. (2020) Artificial intelligence for political decision-making in the European Union: Effects on citizens’ perceptions of input, throughput, and output legitimacy. *Data & Policy*, 2, e16. <http://dx.doi.org/10.1017/dap.2020.19>.
- Stypińska, J. – Franke, A. (2023) AI revolution in healthcare and medicine and the (re-)emergence of inequalities and disadvantages for ageing population. *Frontiers in Sociology*, 7, 1038854. <https://doi.org/10.3389/fsoc.2022.1038854>
- Team, R. C. – Team, M. R. C. – Suggests, M. – Matrix, S. (2018) Package stats. *The R Stats Package*. Elérhető: <https://prs.ism.ac.jp/~nakama/Rjp/stats-manual.pdf> [Letöltve: 2024-02-14].
- Thurman, N. – Moeller, J. – Helberger, N. – Trilling, D. (2018) My Friends, Editors, Algorithms, and I. *Digital Journalism*, 7(4), 447–469. <http://dx.doi.org/10.1080/21670811.2018.1493936>.
- Tourangeau, R. – Yan, T. (2007) Sensitive questions in surveys. *Psychological Bulletin*, 133, 859–883. <http://dx.doi.org/10.1037/0033-2909.133.5.859>.

- Tyson, A. – Kikuchi, E. (2023) *Growing public concern about the role of artificial intelligence in daily life*. Pew Research Center. Elérhető: <https://www.pewresearch.org/short-reads/2023/08/28/growing-public-concern-about-the-role-of-artificial-intelligence-in-daily-life/> [Letöltve: 2024-09-27].
- Ugwudike, P. (2022) Predictive algorithms in justice systems and the limits of tech-reformism. *International Journal for Crime, Justice and Social Democracy*, 11(1), 85–99. <http://dx.doi.org/10.3316/agispt.20220412065547>.
- van Deursen, A. J. – van Dijk, J. A. (2019) The first-level digital divide shifts from inequalities in physical access to inequalities in material access. *New Media & Society*, 21(2), 354–375. <http://dx.doi.org/10.1177/1461444818797082>.
- Vaswani, A. – Shazeer, N. – Parmar, N. – Uszkoreit, J. – Jones, L. – Gomez, A. N. – Kaiser, Ł. – Polosukhin, I. (2017) Attention is All you Need. In *Advances in Neural Information Processing Systems*. Curran Associates, Inc., 30.
- Vicsek L. (2020) Artificial intelligence and the future of work – Lessons from the sociology of expectations. *Journal of Sociology and Social Policy*, 41(7–8), 842–861. <http://dx.doi.org/10.1108/IJSSP-05-2020-0174>.
- Vicsek L. – Bokor T. – Pataki G. (2022) Younger generations’ expectations regarding artificial intelligence in the job market: Mapping accounts about the future relationship of automation and work. *Journal of Sociology*, 60(1), 21–38, <http://dx.doi.org/10.1177/14407833221089365>.
- Wang, W. – Siau, K. (2019) Artificial Intelligence, Machine Learning, Automation, Robotics, Future of Work and Future of Humanity: A Review and Research Agenda. *Journal of Database Management (JDM)*, 30(1), 61–79. <http://dx.doi.org/10.4018/JDM.2019010104>.
- Webster, C. – Ivanov, S. (2020) Robotics, Artificial Intelligence, and the Evolving Nature of Work. In George, B. – Paul, J. (szerk.) *Digital Transformation in Business and Society: Theory and Cases*. Cham: Springer International Publishing, 127–143.
- Williamson, B. – Eynon, R. (2020) Historical threads, missing links, and future directions in AI in education. *Learning, Media and Technology*, 45(3), 223–235. <http://dx.doi.org/10.1080/17439884.2020.1798995>.
- Wojcieszak, M. – Thakur, A. – Ferreira Gonçalves, J. F. – Casas, A. – Menchen-Trevino, E. – Boon, & M. (2021) Can AI Enhance People’s Support for Online Moderation and Their Openness to Dissimilar Political Views? *Journal of Computer-Mediated Communication*, 26(4), 223–243. <http://dx.doi.org/10.1093/jcmc/zmab006>.
- Wolf, T. – Debut, L. – Sanh, V. – Chaumond, J. – Delangue, C. – Moi, A. – ... Rush, A. (2020) Transformers: State-of-the-Art Natural Language Processing. In Liu, Q. – Schlangen, D. (szerk.) *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: System Demonstrations*. Online: Association for Computational Linguistics, 38–45.
- Xu, H. – Gupta, S. (2009) The effects of privacy concerns and personal innovativeness on potential and experienced customers’ adoption of location-based services. *Electronic Markets*, 19(2), 137–149. <http://dx.doi.org/10.1007/s12525-009-0012-4>.
- Xu, Y. – Liu, X. – Cao, X. – Huang, C. – Liu, E. – Qian, S. – ... Zhang, J. (2021) Artificial intelligence: A powerful paradigm for scientific research. *The Innovation*, 2(4), 100179. <http://dx.doi.org/10.1016/j.xinn.2021.100179>.
- Yarger, L. – Cobb Payton, F. – Neupane, B. (2019) Algorithmic equity in the hiring of underrepresented IT job candidates. *Online Information Review*, 44(2), 383–395. <http://dx.doi.org/10.1108/OIR-10-2018-0334>.
- Yau, H. K. – Cheng, A. L. F. (2012) Gender Difference of Confidence in Using Technology for Learning. *Journal of Technology Studies*, 38(2). <http://dx.doi.org/10.21061/jots.v38i2.a.2>.
- Zajko, M. (2021) Conservative AI and social inequality: conceptualizing alternatives to bias through social theory. *AI & Society*, 36(3), 1047–1056. <http://dx.doi.org/10.1007/s00146-021-01153-9>.
- Zajko, M. (2022) Artificial intelligence, algorithms, and social inequality: Sociological contributions to contemporary debates. *Sociology Compass*, 16(3), e12962. <http://dx.doi.org/10.1111/soc4.12962>.

FÜGGELÉK

F1. táblázat. Az MI-ismeret főkomponens-analízisének végleges faktorsúlyai

Item	Faktorsúly
Jól megértem, hogy mi a mesterséges intelligencia.	0,862
Tudom, hogy milyen típusú termékek és szolgáltatások használnak mesterséges intelligenciát.	0,862

Megjegyzés: megőrzött variancia: 74,37%

F2. táblázat. Az általános percepció főkomponens-analízisének végleges faktorsúlyai

Item	Faktorsúly
A mesterséges intelligencia megkönnyíti az emberek életét	0,786
A mesterséges intelligencia jobbá teszi az életet, a társadalmat	0,772
A mesterséges intelligencia időt takarít meg, hatékonyabb	0,736
A mesterséges intelligencia a jövő, elkerülhetetlen a használata	0,643
A mesterséges intelligencia elveszi a munkahelyeket az emberektől	-0,522
Tartok tőle, hogy elveszítjük a kontrollt a mesterséges intelligencia felett	-0,536

Megjegyzés: megőrzött variancia: 38,79%

F3. táblázat. A konkrét felhasználás főkomponens-analízisének végleges faktorsúlyai

Item	Faktorsúly
Álláspályázatok kiválasztása, felvételi döntések meghozatala	0,649
A munkavállalók teljesítményének nyomon követése munka közben (pl., hogy mikor)	0,571
Bűnüldözés (pl. arcfelismerés, kiberbiztonsági fenyegetések elemzése)	0,589
Célzott, személyre szabott reklámozás	0,568
Orvosi tesztek, például röntgen- és MRI-felvételek leolvasása és értelmezése	0,645
Katonai műveletek elvégzése (pl. fegyverek, járművek irányítása)	0,598
Autók irányítása, önvezető autók	0,600
Pénzügyi befektetések értékelése és meghozatala	0,645
Személyre szabott oktatási anyagok kidolgozása	0,672
Szórakoztatóipari anyagok gyártása (pl. filmek, játékok, zenék)	0,559

Megjegyzés: megőrzött variancia: 37,29%

F4. táblázat. A lineáris regressziós modellek eredményei

	Általános percepció		Konkrét felhasználás	
	Std. Béta	SE	Std. Béta	SE
Konstans	0,11	0,13	0,20	0,14
Nem (ref.: Férfi)	-0,14 ***	0,04	-0,13 **	0,04
Életkor	-0,02	0,05	-0,01	0,05
Szaktudás (ref.: max. 8 általános)	-0,26 *	0,11	-0,16	0,13
Érettségi	-0,07	0,12	-0,19	0,13
Diplomás	-0,02	0,15	-0,12	0,15
Szellemi vs. fizikai munka	-0,07	0,05	-0,06	0,05
Vármegyeszékhely (ref.: Budapest)	0,03	0,11	-0,08	0,12
Egyéb város	-0,05	0,10	-0,06	0,11
Község, falu	-0,08	0,11	-0,04	0,12
Anyagi helyzet	0,12 ***	0,04	0,11 **	0,04
MI-ismeret	0,23 ***	0,03		
Bal-jobb skála	-0,03	0,04	-0,01	0,04
N	718		684	
R2 / R2 adjusztált	0,155 / 0,141		0,039 / 0,023	

Megjegyzés: * $p < 0.05$ ** $p < 0.01$ *** $p < 0.001$

A KUTATÁS SORÁN HASZNÁLT KÉRDŐÍVEK

1. kérdőív

Beszéljünk most a mesterséges intelligenciát használó termékekről és szolgáltatásokról.

K1 Mi az első szó, ami eszébe jut arról, hogy mesterséges intelligencia? (Nyitott kérdés)

K2 A mesterséges intelligencia számítógépes programjait úgy tervezték, hogy olyan feladatokat tanuljanak meg, amelyeket jellemzően az emberek végeznek, például beszéd- vagy képfelismerést. Összességében, Ön a mesterséges intelligencia mindennapi életben való fokozott használata miatt...

1. inkább izgatott, mint aggódik
2. inkább aggódik, mint, hogy izgatott lenne
3. ugyanannyira aggódik, mint amennyire izgatott
4. Nem tudja/Nem válaszol

Mennyire ért egyet vagy nem ért egyet a következő állításokkal? (rotáld)

	Teljes mértékben egyetért	Inkább egyetért	Inkább nem ért egyet	Egyáltalán nem ért egyet	Nem tudja/Nem válaszol
Jól megértem, hogy mi a mesterséges intelligencia.	1	2	3	4	5
A mesterséges intelligenciát használó termékek és szolgáltatások alapvetően meg fogják változtatni a mindennapi életemet a következő 3–5 évben.	1	2	3	4	5
A mesterséges intelligencia megkönnyíti az emberek életét	1	2	3	4	5
Tudom, hogy milyen típusú termékek és szolgáltatások használnak mesterséges intelligenciát.	1	2	3	4	5
A mesterséges intelligencia jobbá teszi az életet, a társadalmat	1	2	3	4	5
A mesterséges intelligencia időt takarít meg, hatékonyabb	1	2	3	4	5
A mesterséges intelligencia pontosabb, mint az ember	1	2	3	4	5
A mesterséges intelligencia elveszi a munkahelyeket az emberektől	1	2	3	4	5
Tartok tőle, hogy elveszítjük a kontrollt a mesterséges intelligencia felett	1	2	3	4	5
Érdekelnek a mesterséges intelligenciával kapcsolatos hírek	1	2	3	4	5
Tartok attól, hogy a mesterséges intelligenciát arra használják, hogy megfigyeljenek vagy ellopják az adataimat	1	2	3	4	5
A mesterséges intelligencia a jövő, elkerülhetetlen a használata	1	2	3	4	5

DEMOGRÁFIA BLOKK

D1 Melyiket tartja fő tevékenységének az alábbiak közül?

- 1 Aktívan dolgozik
- 2 Tanuló
- 3 Háztartásbeli, gyermekgondozási ellátást (gyes, gyed, gyet) kap
- 4 Nyugdíjas
- 5 Munkanélküli vagy segélyből él
- 6 Egyéb
- 7 NT / NV

D2 Ön szellemi vagy fizikai munkát végez/ végzett korábban? (tanulóktól: tervez végezni)

- 1 Szellemi munka
- 2 Fizikai munka
- 3 NT/NV

D3 Mi az Ön legmagasabb iskolai végzettsége?

- 1 Nyolc általános vagy alacsonyabb
- 2 Szakiskola vagy szakmunkásképző
- 3 Középiskolai érettségi
- 4 Főiskolai vagy egyetemi diploma
- 5 NT/NV

D4 Mikor született Ön?

D5 Neme:

- 1 Férfi
- 2 Nő

D6 Lakhely:

- 1 Budapest
- 2 Megyeszékhely
- 3 Egyéb város
- 4 Község, tanya

D7 Milyennek ítéli meg háztartása anyagi helyzetét?

- 1 Rossz
- 2 Közepes
- 3 Jó
- 9 Nem tudja/nem válaszol

D8 Ön hová sorolná magát az alábbiak közül?

- 1 Következtesen baloldali
- 2 Inkább baloldali
- 3 Középen áll
- 4 Inkább jobboldali
- 5 Következtesen jobboldali
- 6 NT
- 7 NV

2. KÉRDŐÍV

A mesterséges intelligencia számítógépes programjait úgy tervezték, hogy olyan feladatokat tanuljanak meg, amelyeket jellemzően az emberek végeznek, például beszéd- vagy képfelismerést.

A mesterséges intelligenciát jelenleg a következőkre is használják. Ön inkább aggasztónak vagy inkább izgalmasnak tartaná a mesterséges intelligencia használatát az alábbi feladatokban? RANDOM

	Nagyon aggasztónak tartaná	Aggasztónak tartaná	Izgalmasnak tartaná	Nagyon izgalmasnak tartaná	Nem tudja/Nem válaszol
Álláspályázatok kiválasztása, felvételi döntések meghozatala	1	2	3	4	5
A munkavállalók teljesítményének nyomon követése munka közben (pl., hogy mikor ülnek az asztalnál, mit csinálnak a számítógépen)	1	2	3	4	5
Bűnüldözés (pl. arcfelismerés, kiberbiztonsági fenyegetések elemzése)	1	2	3	4	5
Célzott, személyre szabott reklámozás	1	2	3	4	5
Ellátási láncok és logisztika elemzése	1	2	3	4	5
Orvosi tesztek, például röntgen- és MRI-felvételek leolvasása és értelmezése	1	2	3	4	5
Katonai műveletek elvégzése (pl. fegyverek, járművek irányítása)	1	2	3	4	5
Autók irányítása, önvezető autók	1	2	3	4	5
Pénzügyi befektetések értékelése és meghozatala	1	2	3	4	5
Személyre szabott oktatási anyagok kidolgozása	1	2	3	4	5
Szórakoztatási ipari anyagok gyártása (pl. filmek, játékok, zenék)	1	2	3	4	5

DEMOGRÁFIA BLOKK

D1. Melyiket tartja fő tevékenységének az alábbiak közül?

- 1 Aktívan dolgozik
- 2 Tanuló
- 3 Háztartásbeli, gyermekgondozási ellátást (gyes, gyed, gyet) kap
- 4 Nyugdíjas
- 5 Munkanélküli vagy segélyből él
- 6 Egyéb
- 7 NT / NV

D2. Ön szellemi vagy fizikai munkát végez/ végzett korábban? (tanulóktól: tervez végezni)

- 1 Szellemi munka
- 2 Fizikai munka
- 3 NT/NV

D3. Mi az Ön legmagasabb iskolai végzettsége?

- 1 Nyolc általános vagy alacsonyabb
- 2 Szakiskola vagy szakmunkásképző
- 3 Középiskolai érettségi
- 4 Főiskolai vagy egyetemi diploma

5 NT/NV

D4. Mikor született Ön?

D5. Neme:

1 Férfi

2 Nő

D6. Lakhely:

1 Budapest

2 Megyeszékhely

3 Egyéb város

4 Község, tanya

D7. Milyenek ítéli meg háztartása anyagi helyzetét?

1 Rossz

2 Közepes

3 Jó

9 Nem tudja/nem válaszol

D8. Ön hová sorolná magát az alábbiak közül?

1 Következetesen baloldali

2 Inkább baloldali

3 Középen áll

4 Inkább jobboldali

5 Következetesen jobboldali

6 NT

7 NV