

Hackl János¹⁰ – Hoschek Mónika¹¹

A látható és láthatatlan mesterséges intelligencia a HR-folyamatokban: Attitűdvizsgálat a Technológiaelfogadási Modell (TAM) segítségével

A mesterséges intelligencia (MI) integrációja a humánerőforrás-menedzsment területén alapjaiban írja felül a toborzási és kiválasztási stratégiákat. A jelen tanulmány célja a HR-döntéshozók MI-alapú eszközökhöz fűződő attitűdjeinek vizsgálata, különös tekintettel a tanulmányban részletezett „láthatatlan MI” (invisible AI) koncepciójára. Az elméleti keretet a kiterjesztett Technológiaelfogadási Modell (TAM) szolgáltatja, kiegészülve az algoritmikus redukcionizmus és a transzparencia kérdéskörével. Az empirikus kutatás egy kérdőíves felmérésen alapul (n = 202), amelynek adatait leíró statisztikákkal, Khi-négyzet próbákkal és Kruskal-Wallis tesztekkel elemeztük. Az eredmények rávilágítanak, hogy a szakmai tapasztalat, a szervezet mérete és a szektorális hovatartozás szignifikánsan befolyásolja a technológia észlelését. Míg az MI-t elsősorban hatékonyságnövelő eszközként értékelik, komoly aggályok merülnek fel az emberi tényezők elhanyagolása és a folyamatok átláthatatlansága (fekete doboz effektus) kapcsán. A tanulmány gyakorlati javaslatokat fogalmaz meg a transzparencia növelésére és a humán kontroll megőrzésére a jövő HR-stratégiáiban.

JEL-kód: G30, O15, O33

Kulcsszavak: mesterséges intelligencia, HR-menedzsment, toborzás, technológiaelfogadás, láthatatlan MI

Visible and Invisible Artificial Intelligence in HR Processes: An Attitude Study Based on the Technology Acceptance Model (TAM)

The integration of Artificial Intelligence (AI) in Human Resource Management is fundamentally redefining recruitment and selection strategies. This study aims to examine the attitudes of HR decision-makers toward AI-based tools, with a particular focus on the concept of "invisible AI" (background automation) discussed in the research. The theoretical framework is provided by the extended Technology Acceptance Model (TAM), supplemented by the issues of algorithmic reductionism and transparency. The empirical research is based on a survey (n = 202), with data analyzed using descriptive statistics, Chi-square tests, and Kruskal-Wallis tests. The findings highlight that professional experience, organizational size, and sectoral affiliation significantly influence the perception of technology. While AI is primarily valued as an efficiency-enhancing tool, serious concerns arise regarding the neglect of human factors and the lack of process transparency (black box effect). The study formulates practical recommendations for increasing transparency and maintaining human control in future HR strategies.

JEL-codes: G30, O15, O33

Keywords: artificial intelligence, HR management, recruitment, technology acceptance, invisible AI

<https://doi.org/10.32976/stratfuz.2026.7>

Bevezetés

A technológiai fejlődés és a mesterséges intelligencia (MI) forradalma egy több évtizedes folyamat eredménye, amely napjainkra a gazdaság szinte minden szegmensét átalakította. Az MI-alapú prediktív és elemző rendszerek mára kritikus szerepet töltenek be a pénzügyi szektor

¹⁰ PhD hallgató, Soproni Egyetem, Lámfalussy Sándor Közgazdaságtudományi Kar, Széchenyi István Doktori Iskola, janos.hackl@gmail.com, ORCID: 0009-0003-7656-9375

¹¹ egyetemi docens, Soproni Egyetem, Lámfalussy Sándor Közgazdaságtudományi Kar, hoschek.monika@uni-sopron.hu, ORCID: 0009-0007-3329-8383

kockázatkezelésében (Bögel, 2018; Domokos & Sajtos, 2024; Lülök & Sebestyén, 2025), az egészségügyi diagnosztikában (Meskó & Görög, 2020), az ipari automatizációban (Soldatos, 2023), valamint a kereskedelem és az ügyfélszolgálatok személyre szabott működésében (Kovács, 2024). Bár e technológiák alkalmazása minden területen a hatékonyságot szolgálja, de a legmélyrehatóbb és legérzékenyebb változásokat a munka világában, különösen az emberi erőforrás-menedzsment (HR) területén hozta el.

A digitalizáció és az adatalapú döntéshozatal új lehetőségeket teremtett a tehetségekért folytatott versenyben, hatékonyabb, gyorsabb és objektívebb kiválasztást téve lehetővé. Az MI egyre meghatározóbb szerepet játszik a toborzási folyamatokban: képes nagy adatmennyiségek elemzésére, az előszűrés automatizálására és a jelöltek várható teljesítményének előrejelzésére, ezáltal elméletben csökkentve a döntéshozatal torzításait (Nemeskéri, 2019). Az MI-eszközök – mint az önéletrajz-elemző rendszerek, chatbotok, személyiségértékelő algoritmusok – ma már széles körben jelen vannak a kiválasztásban, miközben a vállalatokon belül az intelligens algoritmusok a munkavállalók teljesítményét, fejlődését és elköteleződését is monitorozzák (Selejő Joó et al., 2024).

Ugyanakkor a technológiai előnyök mellett a jelöltek és a munkavállalók rendkívül eltérően viszonyulnak ezen rendszerek alkalmazásához (Hunkenschroer & Luetge, 2022). A mesterséges intelligenciától, valamint a digitalizáció és automatizáció folyamataitól való tartózkodás nem új keletű jelenség. Vadie és Lipták (2023) rávilágítanak, hogy a robotizáció és az automatizálás okozta munkaerőpiaci kihívások, valamint az ezekkel járó bizonytalanság az Ipar 4.0 korszakában új kontextusba helyezik a technológiai szorongás kérdéskörét.

Az MI terjedése komoly etikai és jogi dilemmákat vet fel, különösen az algoritmikus torzítás, az adatvédelem és a transzparencia kérdéseiben, amelyek indokolttá teszik az emberi kontroll megtartását és a felelős alkalmazást (Európai Parlament, 2023). A technológiai fókuszú kutatások ráadásul hajlamosak háttérbe szorítani azt a tényt, hogy az algoritmikus rendszerek jelenléte a munkavállalók számára sok esetben nem transzparens. Ezt a jelenséget a jelen tanulmány „láthatatlan MI”-ként (invisible AI / background automation) definiálja. A láthatatlan MI azokat a háttérben futó, adatvezérelt menedzsment-eszközöket jelenti, amelyek észrevétlenül befolyásolják a HR-döntéseket, gyakran felerősítve a munkavállalói bizalmatlanságot.

A munkavállalói és jelölti attitűdök tudományos igényű vizsgálata érdekében a kutatás elméleti keretét a klasszikus Technológiaelfogadási Modell (Technology Acceptance Model – TAM) szolgál. A modell alapján az új HR-technológiák sikeres adaptációját alapvetően két tényező: az észlelt hasznosság és az észlelt használati könnyűség határozza meg, kiegészülve a transzparencia iránti igénnyel (Dióssi & Mikáczó, 2023).

A tanulmány célja az MI toborzási, kiválasztási és HR-folyamatokra gyakorolt hatásának vizsgálata, technológiai alapjainak bemutatása, valamint nemzetközi és hazai példák elemzése. A tanulmány az elméleti áttekintés mellett egy empirikus attitűdvizsgálaton keresztül keresi a választ arra, hogy a munkavállalók hogyan viszonyulnak a látható és láthatatlan MI-eszközökhöz a munkahelyükön, rámutatva, hogy a fenntartható és etikailag megalapozott alkalmazás elengedhetetlen a jövő HR-stratégiáiban.

Elméleti keretrendszer: Technológiaelfogadás és a láthatatlan mesterséges intelligencia *A Technológiaelfogadási Modell (TAM) relevanciája a HR-ben*

A munkavállalók új technológiákhoz való viszonyulásának vizsgálatakor a szakirodalom leggyakrabban a Davis (1989) által kidolgozott Technológiaelfogadási Modellt (Technology Acceptance Model – TAM) alkalmazza. A modell szerint a felhasználói szándékot két elsődleges kognitív tényező határozza meg: az észlelt hasznosság (perceived usefulness – PU) és az észlelt használati könnyűség (perceived ease of use – PEOU). Az észlelt hasznosság azt a mértéket jelöli, ameddig a munkavállaló hisz abban, hogy az MI-alapú HR-eszköz növeli a munkája hatékonyságát, míg a használati könnyűség a technológia alkalmazásához szükséges mentális erőfeszítés mértékére utal (Sohn & Kwon, 2020).

A modern kutatások azonban rávilágítanak, hogy az MI komplexitása miatt a klasszikus TAM változók kiegészítésre szorulnak. Gursoy et al. (2019) hangsúlyozzák a szociális hatás és a technológiai szorongás szerepét, amelyek alapvetően módosíthatják az észlelt hasznosságot. Különösen a HR-folyamatokban (toborzás, teljesítményértékelés) válik kritikussá a bizalom, mint mediátor változó: ha a jelölt vagy munkavállaló nem látja át az algoritmus működését, az észlelt hasznosság drasztikusan csökken, még akkor is, ha a technológia egyébként objektívebb döntést hozna (Kelly et al., 2023; Cao et al., 2021).

Az algoritmikus menedzsment és a „láthatatlan MI” fogalma

Míg a technológiaelfogadási kutatások gyakran kézzelfogható szoftverekre fókuszálnak, a jelen tanulmány központi fogalma, a „láthatatlan MI” (invisible AI) a háttérben futó, transzparencia nélküli folyamatokra utal. Ez a koncepció szorosan kapcsolódik az algoritmikus menedzsment jelenségéhez, ahol a hagyományos emberi vezetői feladatokat (felügyelet, koordináció, értékelés) algoritmusok veszik át (Möhlmann & Zalmanson (2017); Kellogg et al., 2020).

A láthatatlan MI egyik legvitatottabb szelete a szakirodalomban a „szellem-munka” (ghost work) és a háttér-automatizáció, ahol a munkavállaló nem magával a mesterséges intelligenciával interaktál, hanem az MI által generált döntések és kimenetek (pl. rangsorolt CV-k, prediktív pontszámok) alanya lesz (Gray & Suri, 2019). Rosenblat & Stark (2016) rámutat, hogy ez a típusú láthatatlanság információs aszimmetriát szül. A vállalat birtokolja az adatokat és az algoritmust, míg a munkavállaló számára a rendszer egyfajta „fekete dobozként” (black box) működik, ami aláássa a procedurális igazságosság érzetét (Leicht-Deobald et al., 2019). A „láthatatlan” működés következtében a munkavállalók gyakran nincsenek is tudatában annak, hogy MI-rendszerek monitorozzák a teljesítményüket, ami komoly etikai kockázatokat és a bizalom teljes elvesztését vonhatja maga után (Lee et al., 2015; Duggan et al., 2020).

Kutatási kérdések és hipotézisek

A szakirodalmi áttekintésben feltárt dilemmák és a "láthatatlan MI" jelensége alapján jelen tanulmány az alábbi fő kutatási kérdésekre (K) keresi a választ a hazai HR szakemberek és döntéshozók körében:

K1 (Attitűd és elfogadás): Milyen attitűdökkel viszonyulnak a HR szakemberek a mesterséges intelligencia toborzási és kiválasztási folyamatokban történő alkalmazásához, és hogyan jelennek meg a Technológiaelfogadási Modell (TAM) dimenziói (észlelt hasznosság vs. bizalmatlanság) a mindennapi gyakorlatukban?

K2 (Transzparencia és Láthatatlan MI): Milyen mértékben vannak tudatában a HR munkatársak a saját szervezetükön belül és a toborzási platformokon alkalmazott, háttérben futó (láthatatlan) MI-megoldásoknak, és megjelenik-e náluk is az információs aszimmetria?

K3 (Szakmai és szervezeti hatások): Milyen módon determinálják a szakmai és szervezeti tényezők (kiemelten a szakmai tapasztalat, a cégméret és az iparági besorolás) az MI-alapú HR-technológiák ismertségét, adaptációs szintjét és a bevezetésükkel kapcsolatos jövőbeni terveket?

K4 (Emberi tényező és etika): Miként vélekednek a HR döntéshozók az algoritmusok korlátairól, különös tekintettel az olyan komplex emberi tényezőkre (például motiváció, empátia) értékelésére, amelyeket a jelenlegi MI-rendszerek nem, vagy csak korlátozottan képesek mérni?

A szakirodalmi áttekintés, a Technológiaelfogadási Modell (TAM) dimenziói, valamint a "láthatatlan MI" jelenségének elméleti háttere alapján a kutatás során az alábbi, statisztikailag tesztelhető hipotéziseket (H1–H4) állítottuk fel a HR szakemberek és döntéshozók körében:

H1 (Tapasztalat és észlelés összefüggése): Szignifikáns, pozitív irányú kapcsolat áll fenn a HR szakemberek szakmai tapasztalati éveinek száma és az online toborzási platformokon alkalmazott MI-eszközök (pl. előszűrők) tudatos észlelése között. *(Feltételezésünk szerint a magasabb senioritási szinttel a technológia felismerésének képessége is nő).*

H2 (Cégméret és a "Láthatatlan MI" aszimmetriája): Szignifikáns eltérés mutatható ki a HR munkatársak MI-tájékozottságában a szervezet mérete (KKV vs. nagyvállalat) alapján: a nagyvállalati szférában dolgozók körében alacsonyabb a saját cégük által a háttérben alkalmazott MI-eszközök ismertsége, ami a magasabb fokú információs aszimmetriát ("láthatatlan MI") támasztja alá.

H3 (Szektorális determináció): A szervezet iparági besorolása (szektor) mint független változó, szignifikánsan meghatározza az MI-alapú HR-technológiák meglévő adaptációs szintjét és a jövőbeni bevezetési terveket (a technológia-intenzív és kereskedelmi szektorok javára).

H4 (Attitűdbeli polarizáció az emberi tényezőkről): A HR szakemberek MI-vel szembeni attitűdje – különös tekintettel az emberi tényezők (pl. motiváció) figyelmen kívül hagyására – szignifikánsan eltérő mintázatot mutat a szakmai tapasztalat és a cégméret függvényében; a pályakezdők és a mikrovállalkozások HR-munkatársainak véleménye eltér a többi csoportba tartozóktól.

Kutatás módszertan

A tanulmány két, egymást kiegészítő megközelítést alkalmaz a hipotézisek megválaszolására. Egyfelől átfogó szakirodalmi szintézis készült a mesterséges intelligencia vállalati alkalmazására, különösen az emberi erőforrás-menedzsment toborzási és kiválasztási folyamataira vonatkozóan. Másfelől egy empirikus, kérdőíves adatfelvételen alapuló kvantitatív kutatás folyt, amelynek célja a mesterséges intelligencia gyakorlati jelenlétének és alkalmazási módjainak feltárása a hazai vállalati környezetben.

Az elemzés célja és jelentősége

A kutatás célja nem kizárólag a különböző technológiai megoldások értékelése, hanem annak feltárása is, hogy valós személyek tapasztalatain keresztül miként válik mélyebben érthetővé a mesterséges intelligencia megjelenésének hatása a vállalatok működésére, valamint az ott dolgozó munkavállalók mindennapi tevékenységeire, továbbá az így nyert eredmények értelmezése.

A kutatás szervezeti, pszichológiai és etikai tényezőket vizsgál, amelyek az MI-technológia bevezetésével kapcsolatosan jelentkeznek, és amelyek befolyásolhatják az annak elfogadását és integrálhatóságát a mindennapi munkafolyamatokba.

Az elemzés célja, annak bemutatása, hogy a mesterséges intelligencián alapuló megoldások csak akkor adnak valódi értéket hozzá a vállalatok működéséhez, ha azok nem önálló eszközként, hanem szorosan beépülve, kiegészítésként kapnak szerepet a cégeken belül. Bevezetésükkor azonban figyelembe kell venni a munkavállalók tapasztalatait, igényeit és esetleges fenntartásait is. Ebben az értelemben az MI nem csak mint technológiai újítás, hanem mint fontos szervezeten belül megfigyelhető folyamatként jelenik meg.

A módszertan tervezése

A kutatás során alkalmazott vegyes módszertan tette lehetővé a mesterséges intelligencia vállalati jelenlétének és a HR-folyamatokra gyakorolt hatásának többdimenziós vizsgálatát. A kvalitatív és kvantitatív megközelítés együttes alkalmazása lehetővé tette, hogy egyszerre kapjunk mélyebb, személyes tapasztalatokon alapuló betekintést, valamint szélesebb körű, statisztikailag is értelmezhető válaszokat.

A kvalitatív kutatás során három különböző szerepkörben dolgozó szakemberrel készült félig strukturált mélyinterjú, melyek lehetőséget adtak az MI használatának technikai, szakmai és emberi oldalról történő feltérképezésére. A kvantitatív kutatás alapját az interjúk tapasztalatai képezték, ezek mentén lett felépítve az online kérdőív, amely már szélesebb körben került elterjesztésre. Ennek célja, hogy a válaszadók attitűdjeit, tapasztalatait és véleményeit mérhető formában is vizsgálni lehessen.

A kvantitatív kutatás célja, hogy interpretálja a mesterséges intelligencia alkalmazásának jelenlegi állapotát és megítélését a toborzási és kiválasztási folyamatokban, bemutassa a munkavállalói attitűdöket és tapasztalatokat, valamint választ adjon az MI elterjedésével kapcsolatos felvetésekre.

A kérdőív felépítése

A kutatás strukturáló adatai három fő dimenzió mentén kerültek összegyűjtésre: a válaszadók szakmai tapasztalata, a szervezet mérete, valamint ágazata alapján. A szakmai tapasztalat szerinti megoszlás lehetővé teszi annak vizsgálatát, hogy a különböző karrierfázisban lévő szakemberek hogyan viszonyulnak a mesterséges intelligencia HR-folyamatokban betöltött szerepéhez. A szervezeti méret szerinti kategorizálás - a mikro-, a kis- és közép-, illetve a nagyvállalatok elkülönítésével - hozzájárul annak feltárásához, hogy a vállalatok eltérő erőforrásai, strukturái és digitalizációs szintjei miként befolyásolják az MI-alapú megoldások alkalmazását. Az iparági megoszlás vizsgálata pedig biztosítja, hogy az eredmények különböző gazdasági szektorok képviselőinek nézőpontjait tükrözzék, ami növeli a kutatás specifikusságát és relevanciáját. Együttesen ezek a változók átfogó képet nyújtanak a mintáról, és lehetővé teszik az MI HR kapcsolattrendszerének több szempontú értelmezését.

A kutatás második szakasza a mesterséges intelligencia HR-folyamatokban betöltött szerepének részletes feltárására irányult. Ennek érdekében több kérdéscsoport lett kialakítva, amelyek az MI jelenlegi alkalmazását, a felhasznált eszközök típusait, a tapasztalatokat, valamint a jövőbeni attitűdöket vizsgálták.

A kérdőív elsőként az MI-alapú eszközök szervezeten belüli használatára kérdezett rá. Ezt követte azon HR-folyamatok azonosítása, amelyekben a vállalatok már alkalmaznak MI-megoldásokat (többválasztós kérdés). A két változó együttes vizsgálata lehetővé tette az MI adaptációs szintjének és a bevezetés szervezeti fókuszterületeinek feltérképezését.

A következő kérdéscsoport a konkrét eszközök és technológiák szintjére fókuszált. Többválasztós kérdések segítségével lett összegyűjtve, hogy a válaszadók milyen MI-alapú HR-szoftvereket, toborzást támogató platformokat, illetve automatizált funkciókat használnak. Emellett külön blokk vizsgálta a toborzási platformokkal kapcsolatos korábbi tapasztalatokat és azt, hogy a kitöltők mennyiben érzékelik az MI-funkciók jelenlétét ezen felületeken. Ezek a kérdések lehetőséget adnak az MI gyakorlati megjelenési formáinak és a felhasználói tudatosság szintjének elemzésére.

A kutatás tartalmazott egy négyfokú Likert-skálán értékelt attitűdkérdés-blokkot is, amely a válaszadók MI-vel kapcsolatos vélekedéseit, bizalmi szintjét, elfogadottságát és megítélését mérte fel. A skálás adatok alkalmasak a tendenciák, összefüggések és esetleges polarizációk statisztikai vizsgálatára.

Az empirikus kutatás ismertetése

A kérdőíves kutatás 2025 március - december között zajlott online formában, anonim, Google Űrlap segítségével. A kérdések között szerepeltek szaktudással és munkahellyel kapcsolatos, MI-eszközök használatára, személyes tapasztalatokra és attitűdökre vonatkozó kérdések (Likert-skálás állítások). A felmérést 202 válaszadó töltötte ki, akik különböző szektorokban, pozíciókban és vállalati méretekben dolgoznak, így biztosítva a vélemények sokszínűségét és relevanciáját.

A kutatás adatainak feldolgozása során elsőként a mérőeszköz statisztikai megbízhatóságát vizsgáltuk. Az attitűdvizsgálat során alkalmazott, 8 tételből álló Likert-skálás kérdéssor belső konzisztenciáját Cronbach-alfa mutató segítségével ellenőriztük. A kapott eredmény (Cronbach-alfa=0,899) kiváló skála megbízhatóságot jelez, amely jócskán meghaladja a társadalomtudományokban elvárt 0,7-es küszöbértéket, így az adatsor maradéktalanul alkalmas a további elemzések és hipotézisvizsgálatok elvégzésére.

A primer kutatás adatainak statisztikai elemzését az IBM SPSS Statistics 30.0 szoftverrel végeztük, míg a grafikus ábrázoláshoz a Microsoft Excel programot alkalmaztuk. A nominális változók közötti összefüggések vizsgálatára Pearson-féle Khi-négyszet próbát használtunk, a kapcsolatok erősségét pedig Cramer-féle V mutatóval határoztuk meg. Mivel az attitűdvizsgálat során alkalmazott Likert-skálás kérdésekre adott válaszok nem követtek normális eloszlást, a változók közötti szignifikáns különbségek feltárására a nem paraméteres Kruskal-Wallis próbát alkalmaztuk.

Kutatási eredmények

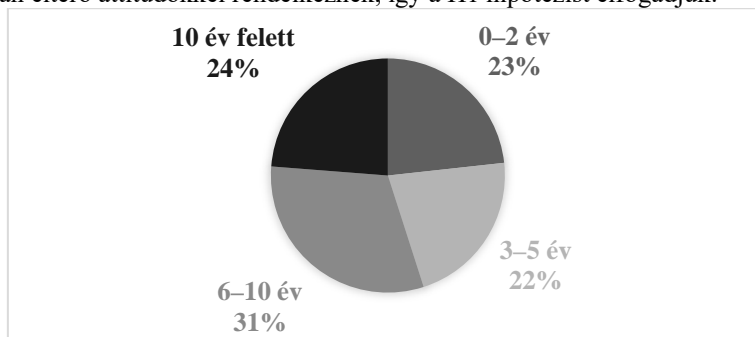
A munkatapasztalat hatása az MI észlelésére (H1 vizsgálata)

A szakmai tapasztalat mértéke és a szervezetnél általánosságban használt MI-eszközök ismerete között nem mutatható ki kapcsolat ($\chi^2=6,304$; $df=8$; $p=,613$).

A statisztikai vizsgálat ugyanakkor igazolta, hogy a specifikus, céges oldalon használt MI-alapú előszűrők ismerete már szignifikáns összefüggésben áll a tapasztalattal ($\chi^2=19,373$; $df=8$; $p=,013$). A gyenge, de létező kapcsolat rávilágít ($V=,219$), hogy míg a juniorok jellemzően tisztában vannak a szűréssel, a tapasztalt szakértők körében magas a bizonytalanság ("nem tudom" válaszok).

Hasonló tendencia figyelhető meg az online toborzófelületeken jelen lévő MI észlelésében is ($\chi^2=31,592$; $df=8$; $p=,002$; $V=,228$): a pályakezdők és a 3-5 év gyakorlattal rendelkezők nem észlelik az algoritmusokat, míg a 10 év feletti tapasztalattal bíró szeniorok már rendszeresen azonosítják az MI-re utaló jeleket. A saját cég fejlesztési terveinek ismeretében is éles eltérések mutatkoznak ($\chi^2=56,034$; $df=16$; $p<,001$; $V=,263$).

A normalitásvizsgálat lefolytatása után elvégzett nem paraméteres Kruskal-Wallis tesztek igazolták, hogy az MI-vel szembeni bizalmatlanság és az emberi tényezők figyelembevétele terén a különböző tapasztalati szintű csoportok (1. ábra) (különösen a pályakezdők a többiekhez képest) szignifikánsan eltérő attitűdökkel rendelkeznek, így a H1 hipotézist elfogadjuk.



1. ábra: A válaszadók megoszlása szakmai tapasztalat szerint (Figure 1: Distribution of respondents by professional experience)

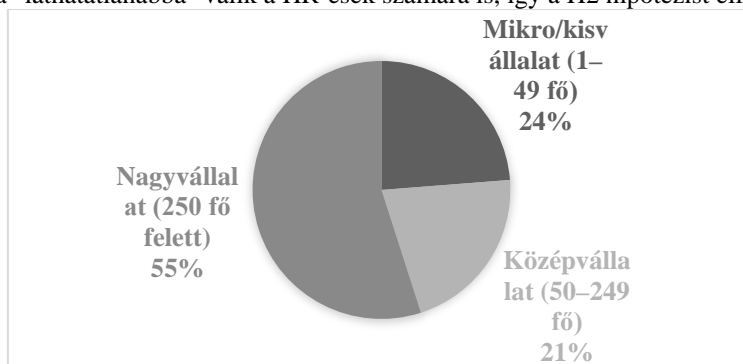
Forrás: saját szerkesztés (2025)/ Source: own editing (2025)

Szervezeti nagyság és információs aszimmetria (H2 tesztelése)

Szignifikáns, bár gyenge összefüggést találtunk a szervezet nagysága és az MI folyamatmogatás meglétére vonatkozó ismeret között ($\chi^2=15,899$; $df=4$; $p=,003$; $V=,198$): a nagyvállalatoknál a technológia jelenléte gyakoribb. Ezzel párhuzamosan azonban igazolódott az információs aszimmetria jelensége: a nagyvállalati HR döntéshozók szignifikánsan kevésbé tudták megmondani, van-e a saját oldalukon MI-előszűrés, mint a KKV szektor képviselői ($\chi^2= 49,481$; $df=4$; $p<,001$; $V=,350$).

A Kruskal-Wallis tesztek szerint a cégméret nem befolyásolja az MI gyorsaságába ($\chi^2=4,523$; $p=,104$) vagy hatékonyságába ($\chi^2=3,905$; $p=,142$) vetett hitet, de az emberi tényezők elhanyagolása kérdésében minden cégméret HR szakemberei szignifikánsan másként vélekednek

($\chi^2=34,683$; $p<,001$). Az eredmények alátámasztják, hogy a nagyvállalati környezetben (2. ábra) a technológia "láthatatlanabbá" válik a HR-esek számára is, így a H2 hipotézist elfogadjuk.



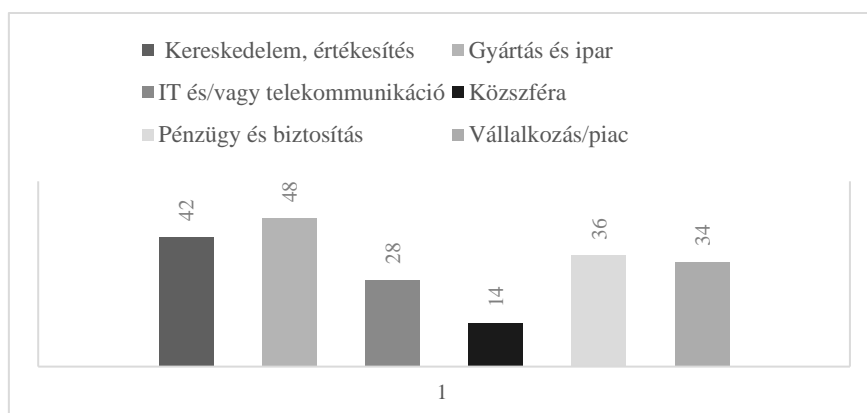
2.ábra: A válaszadók szervezetméret szerinti megoszlása (Figure 2: Distribution of respondents by organization size)

Forrás: saját szerkesztés (2025)/ Source: own editing (2025)

Szektorális különbségek (H3 tesztelése)

A szektor és a toborzási MI-eszközök használata között minden vizsgált esetben szignifikáns összefüggést találtunk. Az IT szektor jár az élen, míg a közszféra és az egyéni vállalkozók lemaradása látványos ($\chi^2=25,252$; $df=10$; $p=0,005$; $V=0,250$). Az előszűrők ismerete tekintetében a kereskedelemben dolgozók a legtájékozottabbak, míg a pénzügyi szektor HR-esei jellemzően nem tudták megválaszolni a kérdést ($\chi^2=42,328$; $df=10$; $p<0,001$; $V=0,324$).

A legerősebb kapcsolat a szektor és a jövőbeli fejlesztési tervek között mutatkozott ($\chi^2 = 95,169$; $df=20$; $p<0,001$; $V=0,343$). A kereskedelemben már folyamatban van a bevezetés, az IT szektor az előkészítésnél tart, míg a gyártás szektor nyitott, de terv nélküli állapotban van (3. ábra). Mivel a szektorális hovatartozás alapjaiban határozza meg mind az adaptációt, mind az attitűdöket, a H3 hipotézist elfogadjuk.



3. ábra: A válaszadók megoszlása iparág szerint (Figure 3: Distribution of respondents by industry)

Forrás: saját szerkesztés (2025)/ Source: own editing (2025)

A minta iparági sokszínűsége lehetővé teszi a mesterséges intelligencia HR-folyamatokban történő alkalmazásának vizsgálatát különböző gazdasági és szervezeti háttérrel rendelkező válaszadók perspektívájából. Ugyanakkor a kutatás fókuszja elsősorban a versenyszférára irányul,

ami jól tükrözi azt a környezetet, ahol a technológiai innovációk jellemzően a leggyorsabban terjednek.

Az emberi tényező és az etikai attitűdök polarizációja (H4 tesztelése)

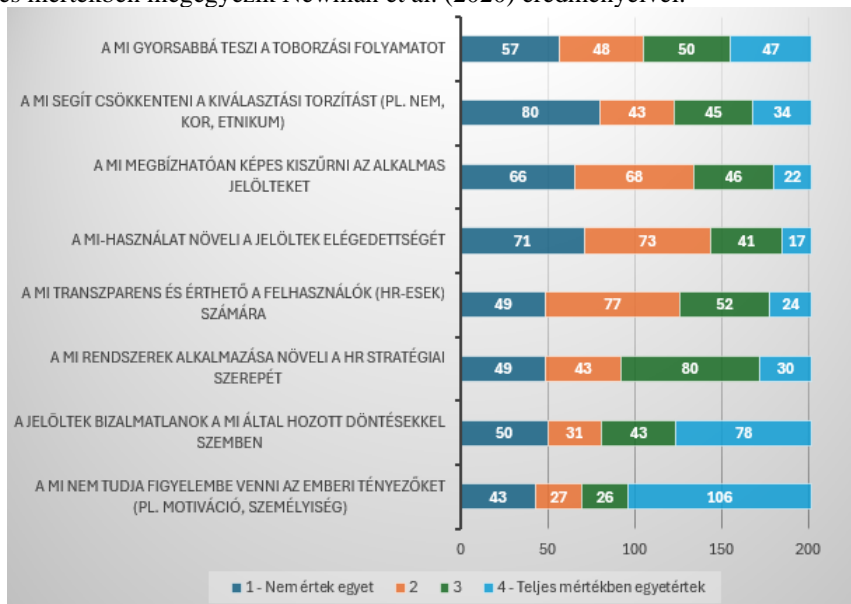
A kutatás egyik legmeghatározóbb eredménye az MI korlátaival kapcsolatos szakmai konszenzus hiánya. A tesztek igazolták, hogy a HR szakemberek attitűdje az emberi tényezők (motiváció, empátia) algoritmikus kezelhetőségével kapcsolatban szignifikánsan eltér a szakmai tapasztalat és a szervezet mérete alapján.

A tapasztalat tekintetében az adatok rávilágítanak, hogy az MI-vel szembeni bizalmatlanság és az emberi kvalitások pótolhatatlansága kérdésében a vélemények élesen elkülönülnek: csupán a juniorok és a seniorok álláspontja mutat statisztikai egyezést, míg minden más tapasztalati szinttel rendelkező csoport véleménye szignifikánsan különbözik a többiétől. Ez egyfajta „generációs szakadékot” jelez a HR szakmában: a pályakezdők technológiai optimizmusa vagy épp radikális szkepticizmusa élesen szemben áll a középszintű vezetők gyakorlatiasabb megközelítésével.

A szervezeti méret még ennél is erősebb differenciáló erővel bír: az „MI nem tudja figyelembe venni az emberi tényezőket” állítás esetében az adatok szerint minden cégméretben dolgozó szakember szignifikánsan más véleményen van ($\chi^2=34,683$; $df=2$; $p<0,001$). Különösen a mikrovállalkozások és a közepes méretű cégek HR döntéshozói mutatnak eltérő attitűdmintázatokat a többiekhez képest. Mivel a statisztikai próbák igazolták, hogy mind a tapasztalat, mind a cégméret mentén markáns véleménykülönbségek (polarizáció) figyelhetők meg az etikai és humán kérdésekben, a H4 hipotézist elfogadjuk.

Az attitűdvizsgálat eredményeinek elemzése a TAM modell tükrében

Az attitűdvizsgálat eredményei alapján (4. ábra) az észlelt hasznosság (PU) dimenziójában a válaszadók kifejezetten optimisták, különösen a toborzási folyamat gyorsítása és a torzításmentes kiválasztás terén. Ezzel szemben a technológiaelfogadást gátló tényezők között a transzparencia hiánya és az emberi tényezők elhanyagolása (dehumanizáció) jelenik meg legerőteljesebben (H3), ami teljes mértékben megegyezik Newman et al. (2020) eredményeivel.



4 ábra: Vélemények és attitűdök (Figure 4: Opinions and attitudes)

Forrás: saját szerkesztés (2025)/ Source: own editing (2025)

A kérdőíves felmérés során kapott válaszokat a Technológiaelfogadási Modell (TAM) három fő dimenziója - az észlelt hasznosság, az észlelt használati könnyűség, valamint a bizalom és emberi tényező - mentén csoportosítottuk és elemeztük.

Észlelt hasznosság (Perceived Usefulness): Hatékonyság és stratégiai érték

Az empirikus adatok alapján az MI-alapú HR-eszközök egyik legfőbb észlelt előnye az operatív hatékonyság növelése. A válaszadók közel fele (97 fő) egyetértett azzal, hogy a technológia gyorsabbá teszi a toborzási folyamatot. Ez az eredmény összhangban van Upadhyay és Khandelwal (2018) kutatásával, amely szerint az automatizáció az adminisztratív terhek radikális csökkentésével javítja a HR-osztályok belső megítélését.

Szintén magas (79 fő) volt az egyetértés abban, hogy az MI segít csökkenteni a kiválasztási torzításokat (pl. nem, kor, etnikum). Tambe és munkatársai (2019) hangsúlyozzák, hogy az adatalapú döntéshozatal képes mérsékelni a humán kognitív torzításokat (123 fő), ami a grafikonunkon is megjelenő „HR stratégiai szerepének növekedésével” (92 fő) korrelál. A válaszadók tehát elismerik a technológia hozzáadott értékét a professzionálisabb munkaerő-gazdálkodásban.

Észlelt használati könnyűség (PEOU) és a transzparencia kérdése

A technológiaelfogadást gátló egyik legfőbb tényező a transzparencia hiánya. A mérések szerint a felhasználók bizonytalanok az algoritmusok érthetőségét illetően: a válaszadók jelentős része (126 fő) csak részlegesen tartja átláthatónak a rendszerek működését. Shin (2021) rámutat, hogy az MI „fekete doboz” (black box) jellege közvetlenül rontja az észlelt használati könnyűséget, mivel a felhasználó – jelen esetben a HR szakember – elveszíti a kontroll érzetét a folyamat felett, ami hátráltatja a technológia teljes körű adaptációját.

Bizalom és a „Láthatatlan MI” korlátai

A kutatás egyik legrelevánsabb megállapítása a bizalom és az emberi tényező közötti feszültség. A grafikon adatai szerint a válaszadók rendkívül magas arányban (132 fő) vélik úgy, hogy a mesterséges intelligencia nem képes figyelembe venni az olyan komplex emberi tényezőket, mint a motiváció vagy az empátia. Ez az eredmény alátámasztja a tanulmányunkban bevezetett „láthatatlan MI” koncepcióját: a háttérben zajló algoritmikus értékelés dehumanizáló hatású lehet. A jelöltek bizalmatlansága (121 fő negatív attitűdje) az algoritmusok által hozott döntésekkel szemben a szakirodalomban jól ismert „algoritmus-averzió” (algorithm aversion) jelenségére utal. Ahogy Dietvorst és munkatársai (2015) bizonyították, a felhasználók sokkal szigorúbbak a technológiai hibákkal szemben, mint az emberi tévedésekkel. Newman et al. (2020) szerint ez az ellenállás abból fakad, hogy a munkavállalók igazságtalannak érzik, ha sorsfordító karrierdöntéseket matematikai redukcióra alapoznak, figyelmen kívül hagyva a „láthatatlan”, nehezen számszerűsíthető emberi kvalitásokat.

Diszkusszió és az eredmények értelmezése

A kutatás eredményeinek értelmezésekor elsődleges szempont a hetreogén minta, amely a különböző karrierfázisok és cégméretek lefedésével biztosítja a megállapítások érvényességét. Az adatok mélyebb elemzése azonban több olyan jelenségre is rávilágít, amelyek túlmutatnak a pusztá statisztikákon.

Kiemelt figyelmet érdemel a „láthatatlan MI” jelensége (Otti et al., 2025). A válaszadók jelentős hányada (20,8%) nem tudott egyértelmű választ adni arra, hogy szervezete alkalmaz-e MI-támogatást. Ez az arány nem a tájékozatlanságra, hanem a tudatos belső kommunikáció hiányára utal. Ahogy Shin (2021) hangsúlyozza, az algoritmusok érthetőségének hiánya közvetlen bizonytalanságot szül. Az automatizáció gyakran meglévő szoftverek (pl. LinkedIn algoritmusok, integrált ERP/HR rendszerek) háttérfrissítéseként érkezik, nem pedig transzparens stratégiai bevezetesként. Ez a „fekete doboz” effektus (Langer et al., 2020) aláássa a HR szakemberek kontrollérzetét, ami - a TAM modell logikáját követve - hátráltatja a technológia tényleges, etikus adaptációját.

Nemzetközi kontextusba helyezve a hazai 37,6%-os ATS (Applicant Tracking System) használati arány kettős képet mutat. Bár ez az adat hazai viszonylatban előrelépést jelent, nemzetközi összehasonlításban technológiai lemaradásra utal. A Jobscan (2023) összehasonlítása szerint a Fortune 500 cégek 98%-a alkalmaz ilyen rendszereket, amely a jövőre nézve jelentős növekedési potenciállal kecsegtet. Ezzel szemben a videointerjú-elemző szoftverek marginális, 5%-os penetrációja nem technológiai lemaradásra, hanem tudatos etikai távolságtartásra utal. Feltételezhető, hogy az „EU AI Act” szigorításai és a jelöltek személyiségi jogi aggályai erősebb gátló tényezők, mint a költségek (Veale & Zuiderveen Borgesius, 2021; Sýkorová et al., 2024). Ezenkívül az attitűdvizsgálat feltárt egy paradoxont az adott állásra jelentkező munkavállalóval kapcsolatban, miszerint a pozíció gyors betöltése nem garantálja, hogy a legmegfelelőbb munkavállalót sikerült megtalálni. A HR szakemberek elismerik az MI folyamatgyorsító képességét, ugyanakkor szkeptikusak annak minőségjavító hatásával és a jelöltélményre gyakorolt befolyásával kapcsolatban. Ez az ellentmondás jelzi, hogy a szakma jelenleg a hatékonyságot a minőség feltételezett romlásával köti össze.

Összegzés és következtetések

A kutatás során elvégzett statisztikai próbák igazolták, hogy a HR-döntéshozók attitűdjeit és technológiai észleléseit alapvetően három determináns tényező: a szakmai tapasztalat, a szervezet mérete és a szektorális hovatartozás határozza meg.

A szakmai tapasztalat szerepe: Az empirikus adatok rávilágítanak, hogy a szakmában eltöltött idő szignifikánsan befolyásolja az MI-vel kapcsolatos tudásszintet és észlelést. Megfigyelhető egyfajta tapasztalati tanulási görbe: a senioritás előrehaladtával a szakemberek rutinosabban azonosítják a toborzófelületeken megjelenő algoritmikus funkciókat, ugyanakkor kritikussá válnak az MI döntéshozatali szerepével szemben.

A szervezeti méret hatása: A vállalati méret markánsan kijelöli az MI-adaptáció fázisait. Míg a mikrovállalkozások agilitásuknak köszönhetően már alkalmaznak és terveznek is újabb előszűrő megoldásokat, a közepes méretű cégek egyfajta várakozó állásponton vannak: bár észlelik a technológiát a külső platformokon, saját folyamataikba még nem integrálták azt. A nagyvállalatok esetében egy belső ellentmondás feszül: bár más üzleti területeken már rutinszerű az MI-használat, a toborzás-kiválasztás területén még jelentős kiaknázatlan potenciál és információs aszimmetria azonosítható.

Szektorális sajátosságok: Az ágazati elemzés megerősítette az IT/telekommunikációs és a kereskedelmi szektorok technológiai úttörő szerepét. Az IT szektor HR-esei rendelkeznek a legmélyebb rálátással a rendszerek működésére, míg a kereskedelmi szektorban a legmagasabb a gyakorlati alkalmazás (előszűrők használata) és a jövőbeni bevezetési szándék intenzitása. E két szektor válaszadói statisztikailag elkülönülnek a konzervatívabb (például közsférabeli) mintázatoktól.

A kutatás korlátai és a jövőbeni kutatási irányok

Bár jelen tanulmány értékes betekintést nyújt a „láthatatlan MI” és a munkavállalói attitűdök összefüggéseibe, az eredmények értelmezésekor figyelembe kell venni bizonyos kutatási korlátokat.

A minta reprezentativitása: Az alkalmazott kérdőíves felmérés nem tekinthető országosan reprezentatívnak. A válaszadók összetétele (pl. iparági eloszlás) befolyásolhatja az MI-hez való viszonyulást, így az eredmények általánosíthatósága korlátozott. A jövőbeni kutatásokban érdemes lenne specifikus szektorokra fókuszálni a különbségek feltárása érdekében.

Önkitöltős kérdőív és szubjektivitás: Az adatok önkitöltős kérdőívből származnak, ami magában hordozza a válaszadói torzítás (pl. társadalmi megfelelési kényszer) kockázatát. A Likert-skálás válaszok bár statisztikailag jól elemezhetők, nem alkalmasak az attitűdök mélyebb, kvalitatív okainak teljes körű feltárására.

A „láthatatlan MI” fogalmi újszerűsége: Mivel a tanulmány egyik központi eleme a „láthatatlan MI” koncepciója, fennáll a lehetősége, hogy a válaszadók szubjektíven és eltérő módon értelmezték a háttérben futó algoritmusok fogalmát. A jövőben szükség lenne a fogalom további operacionalizálására és standardizált mérőeszközök kidolgozására.

Időbeli korlátok: A kutatás keresztmetszeti (cross-sectional) jellegű, tehát egy adott pillanatban rögzítette a véleményeket. Mivel a mesterséges intelligencia és a kapcsolódó szabályozások (pl. az EU AI Act) rendkívül gyorsan változnak, a munkavállalói attitűdök is gyors transzformáción mehetnek keresztül, ami indokolttá tenné longitudinális (időben elnyújtott) vizsgálatok lefolytatását.

Irodalomjegyzék

- Bögel, Gy. (2018). Mesterséges intelligencia a humánpolitikai munkában. *Opus et Educatio*, 5(3), 352–361. <https://doi.org/10.3311/ope.272>
- Cao, G., Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K. (2021). Understanding managers’ attitudes and behavioral intentions towards using artificial intelligence for organizational decision-making. *Technovation*, 106, 102312. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2021.102312>
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Dietvorst, B. J., Simmons, J. P., & Massey, C. (2015). Algorithm aversion: People erroneously avoid algorithms after seeing them err. *Journal of Experimental Psychology: General*, 144(1), 114–126. <https://doi.org/10.1037/xge0000033>
- Dióssi, K., & Mikáczó, A. (2023). Mesterséges intelligencia a HR folyamatok, főként a toborzás támogatásában. In Széles ZS., & Szőke T. M. (szerk.), *A mesterséges intelligencia szerepe a fenntartható gazdasági döntésekben* (pp. 16-29). Sopron: Soproni Egyetemi Kiadó. <http://publicatio.uni-sopron.hu/2928/1/SPN-2023-Diossi-Mikaczo-16-29.pdf>
- Domokos, A., & Sajtos, P. (2024): Mesterséges intelligencia a pénzügyi szektorban – Innováció és kockázatok. *Hitelintézet Szemle*, 23(1), 155–166. <https://hitelintezetiszemle.mnb.hu/hsz-23-1-szc1-domokos-sajtos>
- Duggan, J., Sherman, U., Carbery, R., & McDonnell, A. (2020). Algorithmic management and app-work in the gig economy: A research agenda for employment relations and HRM. *Human Resource Management Journal*, 30(1), 114–132. <https://doi.org/10.1111/1748-8583.12258>
- Európai Parlament. (2023). *Az EU MI-törvénye és a szabályozás kérdései*. <https://www.europarl.europa.eu/topics/en/article/20230601STO93804/eu-ai-act-first-regulation-on-artificial-intelligence> (Letöltve: 2023.02.25.)
- Gray, M. L., & Suri, S. (2019). *Ghost work: How to stop Silicon Valley from building a new global underclass*. Houghton Mifflin Harcourt.
- Gursoy, D., Chi, O. H., Lu, L., & Nunkoo, R. (2019). Consumers acceptance of artificially intelligent (AI) device use in service delivery. *International Journal of Information Management*, 49, 157–169. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.03.008>
- Hunkenschroer, A. L. & Luetge, C. (2022). Ethics of AI-enabled recruiting and selection: A review and research agenda. *Journal of Business Ethics*, 178(4), 977–1007. <http://doi.org/10.1007/s10551-022-05049-6>
- Kelly, S., Kaye, S. A., & Ovideo-Trespalacios, O. (2023). What factors contribute to the acceptance of artificial intelligence? A systematic review. *Telematics and Informatics*, 77, 101925. <https://10.1016/j.tele.2022.101925>
- Jobscan. (2023). More than 98% of Fortune 500 companies use applicant tracking systems (ATS). Jobscan Blog. <https://www.jobscan.co/blog/fortune-500-use-applicant-tracking-systems/>

- Kellogg, K. C., Valentine, M. A., & Christin, A. (2020). Algorithms at work: The new contested terrain of control. *Academy of Management Annals*, 14(1), 0174. <https://doi.org/10.5465/annals.2018.0174>
- Kovács, L. (2024). *Nyelvi kommunikáció a marketingben: Marketingnyelvészet*. Budapest: Akadémiai Kiadó. <https://doi.org/10.1556/9789636640569>
- Langer, M., & Landers, R. N. (2021). The future of artificial intelligence at work: A review on effects of decision automation and augmentation on workers targeted by algorithms and third-party observers. *Computers in Human Behavior*, 123, 106878. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.106878>
- Lee, M. K., Kusbit, D., Metsky, E., & Dabbish, L. (2015). Working with machines: The impact of algorithmic and data-driven management on human workers. In *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp.1603–1612). New York: Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2702123.2702548>
- Leicht-Deobald, U., Busch, T., Schank, C., Weibel, A., Schafheitle, S., Wildhaber, I., & Kasper, G. (2019). The challenges of algorithm-based HR decision-making for personal integrity. *Journal of Business Ethics*, 160(2), 377-392. <http://doi.org/10.1007/s10551-019-04204-w>
- Lülök, G., & Sebestyén, Z. (2025). A mesterséges intelligencia legújabb alkalmazási trendjei a bankszektorban. *Hitelintézeti Szemle*, 24(2), 47–74. <https://doi.org/10.25201/HSZ.24.2.47>
- Meskó, B. & Görög, M. (2020). Rövid útmutató egészségügyi szakemberek számára a mesterséges intelligencia korában. *Magyar Tudomány*, 181(10), 1361–1377. <https://doi.org/10.1556/2065.181.2020.10.8>
- Möhlmann, M., & Zalmanson, L. (2017). Hands on the wheel: Navigating algorithmic management and Uber drivers' autonomy. In Y. J. Kim, R. Agarwal, & J. K. Lee (Eds.), *Proceedings of the International Conference on Information Systems – Transforming Society with Digital Innovation (ICIS 2017)*. Association for Information Systems. <https://aisel.aisnet.org/icis2017/DigitalPlatforms/Presentations/3/>
- Nemeskéri, Zs. (2019). Toborzás és kiválasztás a 21. században. *Tudás Menedzsment: A PTE BTK Humán Fejlesztési Intézet periodikája*, 20(2), 13–25. https://www.epa.hu/02700/02750/00050/pdf/EPA_02750_tudasmenedzsment_2019_02_013-024.pdf
- Newman, D. T., Fast, N. J., & Harmon, D. J. (2020). When eliminating bias isn't fair: Algorithmic reductionism and procedural justice in human resource decisions. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 160, 149–167. <https://doi.org/10.1016/j.obhdp.2020.03.008>
- Otti, Cs., Szabó, Sz., & Fehér, A. (2025). Az MI alkalmazása a jelen és a jövő HR-jében. *Új Munkaiügyi Szemle*, 6(1), 12–25. <http://doi.org/10.58269/umsz.2025.2.2>
- Rosenblat, A., & Stark, L. (2016). Algorithmic labor and information asymmetries: A case study of Uber's drivers. *International Journal of Communication*, 10, 3758–3784. <https://ijoc.org/index.php/ijoc/article/view/4892>
- Selejő Joó, B. T., Komóczy, M., & Csukonyi, Cs. (2024). A mesterséges intelligencia felhasználása az emberi erőforrás-menedzsment során. *Új Munkaiügyi Szemle*, 5(2), 15–22. https://real-j.mtak.hu/26892/7/UMSZ_2024_2.pdf (Letöltés dátuma: 2025.02.17.)
- Shin, D. (2021). *The effects of explainability and causability on perception, trust, and acceptance: Implications for explainable AI*. *International Journal of Human-Computer Studies*, 146, 102551. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2020.102551>
- Sohn, K., & Kwon, O. (2020). Technology acceptance theories and factors influencing artificial Intelligence-based intelligent products. *Telematics and Informatics*, 47, 101324. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2019.101324>

- Soldatos, J. (2024). *Artificial Intelligence in Manufacturing: Enabling Intelligent, Flexible and Cost-Effective Production Through AI*. Cham: Springer Nature. <http://doi.org/10.1007/978-3-031-46452-2>
- Sýkorová, Z., Hague, D., Dvoutý, O., & Procházka, D. A. (2024). Incorporating artificial intelligence (AI) into recruitment processes: ethical considerations. *VILAKSHAN - XIMB Journal of Management*, 21(1), 100–116. <https://doi.org/10.1108/XJM-02-2024-0039>
- Tambe, P.; Cappelli, P. & Yakubovich, V. (2019). Artificial intelligence in human resources management: Challenges and a path forward. *California Management Review*, 61(4), 15-42. <https://doi.org/10.1177/0008125619867910>
- Upadhyay, A. K., & Khandelwal, K. (2018). Applying artificial intelligence: implications for recruitment. *Strategic HR Review*, 17(5), 255–258. <https://doi.org/10.1108/SHR-07-2018-0051>
- Vadie, A. S., & Lipták, K. (2023). Industry 4.0: New challenges for the labor market and working conditions as a result of emergence of robots and automation. *Economic and Regional Studies / Studia Ekonomiczne i Regionalne*, 16(3), 434–445. <https://doi.org/10.2478/ers-2023-0028>
- Veale, M., & Zuiderveen Borgesius, F. (2021). Demystifying the Draft EU Artificial Intelligence Act — Analysing the good, the bad, and the unclear elements of the proposed approach. *Computer Law Review International*, 22(4), 2021, 97-112. <https://doi.org/10.9785/crl-2021-220402>