

A SZERVEZETI MI-FELKÉSZÜLTSGÉRTÉKELÉSE – KONCEPCIONÁLIS MODELL ÉS GYAKORLATI ALKALMAZÁSÁNAK LEHETŐSÉGE

ASSESSING ORGANIZATIONAL AI READINESS – A CONCEPTUAL MODEL AND ITS PRACTICAL APPLICABILITY

A mesterséges intelligencia (MI) szervezeti szintű bevezetése komplex technológiai, stratégiai és kulturális átalakulást igényel, ezért az MI-felkészültség értékelése mára a digitális transzformáció egyik kulcskérdésévé vált. A tanulmány célja egy olyan MI-felkészültségi modell kialakítása, amely átfogó keretet kínál a szervezetek MI-adaptációra való alkalmasságának vizsgálatához és fejlesztéséhez. A modell öt – technológiai, adatgazdálkodási, vezetői, humán és kulturális – dimenzió mentén értékeli az MI-integráció feltételeinek teljesülését, lehetővé téve a szervezeti erősségek és fejlesztendő területek strukturált azonosítását. A megközelítés túlmutat a technikai infrastruktúrán, ugyanis figyelembe veszi a vezetői elkötelezettséget, a szervezeti tanulási képességet és innovációs kultúrát, valamint implicit módon a felelős MI alapelveinek érvényesülését is. A modell koncepcionális jelleggel bír, empirikus validálása és finomítása a további kutatások feladata. Az eredmények ugyanakkor hozzájárulhatnak a vállalati MI-adaptációs felkészültség mélyebb megértéséhez, elősegítve ezáltal a mesterségesintelligencia-alapú megoldások tudatosabb, megalapozottabb bevezetését és fokozatos kiterjesztését.

Kulcsszavak: MI-felkészültség, MI-felkészültségi értékelés, szervezeti MI-képesség, digitális transzformáció, felelős MI

The organizational implementation of artificial intelligence (AI) requires a complex technological, strategic, and cultural evolution, making the assessment of AI readiness a key issue in digital transformation. This study aims to develop an AI readiness model that provides a comprehensive framework for evaluating and enhancing organizations' capability to adopt AI. The proposed model examines the fulfillment of conditions for AI integration across five dimensions – technological, data management, leadership, human, and cultural – enabling the structured identification of organizational strengths and areas for improvement. Beyond technical infrastructure, the approach considers managerial commitment, organizational learning capacity, and innovation culture, as well as, implicitly, principles of Responsible AI. Conceptual in nature, this paper lays the groundwork for the empirical validation and refinement of the model. The insights contribute to a deeper understanding of organizational AI readiness, thereby supporting more deliberate and informed implementation as well as the gradual expansion of AI-based solutions.

Keywords: AI readiness, AI readiness assessment, organizational AI capability, digital transformation, responsible AI

Finanszírozás/Funding:

A szerző a tanulmány elkészítésével összefüggésben nem részesült pályázati vagy intézményi támogatásban. The author did not receive any grant or institutional support in relation with the preparation of the study.

Szerző/Author:

Harmati Attila^a (attila.harmati@smads.hu) MI-stratégiai tanácsadó és ügyvezető (<https://orcid.org/0009-0000-9634-047X>)

^aSMADS Innovations Kft. (SMADS Innovations Ltd.) Magyarország (Hungary)

A cikk beérkezett: 2025. 11. 17-én, javítva: 2026. 01. 26-án, 2026. 03. 11-én és 2026. 03. 27-én, elfogadva: 2026. 03. 27-én. The article was received 17. 11. 2025, revised: 26. 01. 2026, 11. 03. 2026 and 27. 03. 2026, accepted: 27. 03. 2026.

Copyright (c) 2026 Corvinus University of Budapest, publisher of Vezetéstudomány / Budapest Management Review. This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

A 2010-es évek technológiai fejlődésének eredményeként a mesterséges intelligencia (MI) kutatási témából fokozatosan a szervezeti stratégia és működés meghatározó elemévé vált (McAfee & Brynjolfsson, 2017). A COVID-19 időszak, illetve az azt követő gazdasági átalakulás felgyorsította a digitális megoldások elterjedését: egyre több vállalat kezdett analitikai és automatizált döntéstámogató rendszereket alkalmazni (O'Toole et al., 2020), miközben számos helyen indítottak kísérleti jelleggel MI-projektet (Ransbotham et al., 2020). A kutatások ugyanakkor rámutatnak arra, hogy a technológiai és infrastrukturális feltételek meglete még nem elég a sikeres MI-bevezetéshez és -kiterjesztéshez, mivel ezek az összetett folyamatok megfelelő szintű szervezeti, vezetői és humán érettséget is megkövetelnek. Ennek következtében az MI-re való szervezeti felkészültség vizsgálata mára önálló és releváns kutatási területté vált (Jöhnk et al., 2021).

A nemzetközi szakirodalomban számos tanulmány foglalkozik a mesterséges intelligenciára történő szervezeti felkészültség különböző aspektusaival és értelmezésével (Akbarighatar, 2022). Magyarországon e téma átfogó konceptualizálása még nem teljes körű, és a hazai vállalatokra vonatkozó megközelítések viszonylag kevés esetben építenek olyan formalizált értelmezési keretre, amely az MI-felkészültséget egységes és operacionalizálható mérési logika mentén ragadná meg. E hiányosságra reagálva a tanulmány egy koncepcionális MI-felkészültségi keretrendszert dolgoz ki, amely strukturált módon értelmezi a szervezetek MI-adaptációra való felkészültségét.

A jelen tanulmány egy olyan koherens MI-felkészültségi modell bemutatására vállalkozik, amely a későbbi empirikus vizsgálatok megalapozását szolgálhatja. A javasolt modell Jöhnk és munkatársai (2021) szervezeti felkészültségi faktoraira épít, és azokat egy formalizált, kvantitatív mérésre alkalmas eszköz irányába fejleszti tovább azzal a céllal, hogy a gyakorlati alkalmazhatóságot szem előtt tartva kérdőívalapú mérési struktúrát és ahhoz kapcsolódó értékelési megközelítést is felvázoljon. A központi kutatási kérdés ezért az, hogy a mesterséges intelligenciára való felkészültség milyen tényezők mentén értelmezhető és mérhető olyan módon, amely az MI-megoldások szervezeti integrációját támogatja. E kérdés megválaszolását célzott kvalitatív interjúk során kapott előzetes szakértői visszajelzések is segítették.

A tanulmány először az MI-felkészültség és az MI-érettség irodalmának főbb megállapításait tekinti át, majd a javasolt MI-felkészültségi modell dimenziórendszerét és az értékelési megközelítést mutatja be. Ezt követően a mérési keret, valamint annak gyakorlati alkalmazási lehetőségei és korlátai kerülnek ismertetésre, a tanulmányt pedig a kutatás hozzájárulásának összegzése zárja.

Irodalmi áttekintés

Az AI readiness és AI maturity elkülönítése

A szakirodalom az *AI readiness* (MI-felkészültség) és az *AI maturity* (MI-érettség) kifejezéseket gyakran egymás mellett, és olykor egymás helyett használja. A két fogalom

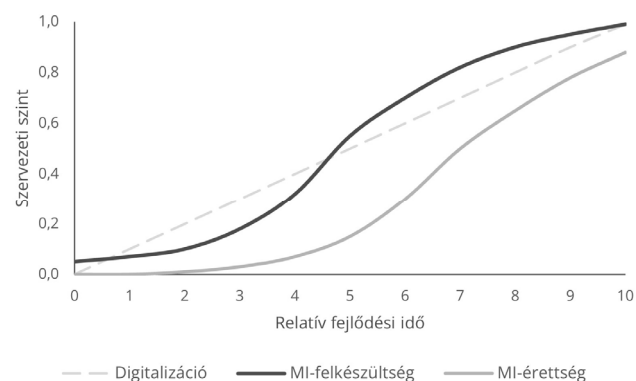
azonban eltérő jelentéstartalommal bír, mivel a mesterséges intelligencia alkalmazásának különböző fázisait írják le, és egymást kiegészítő koncepciókat képviselnek. A megkülönböztetés különösen indokolt a szervezeti digitalizáció előrehaladásának kontextusában, mivel mindkét fogalom az MI-hez kapcsolódó szervezeti képességek meglétét értékeli, de más elemzési perspektívából (Akbarighatar, 2022).

Az *AI readiness* az MI-adaptáció egy adott szintjéhez szükséges szervezeti előfeltételek meglétét vizsgálja. E szemlélet az adott adaptációs lépcsőhöz viszonyított felkészültségi állapotot helyezi középpontba, így alapvetően a döntéshozatal és a beruházástervezést támogatja (Jöhnk et al., 2021). Az *AI maturity* ellenben az implementáció során elért fejlettségi szintet értékeli, és azt elemzi, hogy a szervezet milyen mértékben képes az MI-megoldásokat a saját működésébe integrálni, üzemeltetni és a felhasználást kiterjeszteni (Hansen et al., 2024; Sadiq et al., 2021).

Akbarighatar (2022) összegzése szerint az *AI readiness* a mesterséges intelligencia bevezetésére való szervezeti felkészültséget, az *AI maturity* pedig a megvalósítás nyomán kialakuló szervezeti érettséget írja le. A különbség azonban nemcsak tartalmi, hanem a folyamatelméleti értelmezés szerint időbeli megjelenésben és fejlődési dinamikában is megfogható, mivel az MI-felkészültség a szervezeti digitalizáció előrehaladtával jellemzően fokozatosan alakul ki, míg az MI-érettség többnyire később jelenik meg (Vial, 2019). E viszonyokat a szervezeti digitalizációval és MI-képességekkel foglalkozó szakirodalomban leírt fejlődési mintázatok szintetizálása révén az 1. ábra szemlélteti, amely elméleti keretet kínál a szervezeti digitalizáció, az MI-felkészültség és az MI-érettség egymáshoz viszonyított, tipizált alakulásának értelmezéséhez.

1. ábra

A szervezeti digitalizáció, az MI-felkészültség és az MI-érettség tipizált időbeli alakulása



Megjegyzés: A vízszintes tengelyen a szervezeti fejlődés relatív időbeli előrehaladása, míg a függőleges tengelyen az egyes képességek relatív fejlettségi szintje (0 = hiányzik, 1 = teljes mértékben kialakult) szerepel.

Forrás: Hansen et al. (2024), Jöhnk et al. (2021) és Vial (2019) alapján saját szerkesztés

A digitalizáció a szervezetek technológiai és adatinfrastruktúrájának fokozatos kiépítését, valamint a digitális

folyamatok és humán kompetenciák integrált fejlesztését jelenti (Vial, 2019). Ez hosszabb távon teremti meg az MI-alkalmazások szervezeti és technológiai működési feltételeit, ezért az ábrán idealizált szekvenciális fejlődési pályaként szerepel (Davenport & Westerman, 2018). Erre az alapra épül az MI-felkészültség, amely már alacsonyabb digitalizációs szinteken is megjelenhet az MI-adaptációt támogató látens szervezeti képességek formájában (Vial, 2019). Fejlődése gyakran nem lineáris, mivel a kezdeti rejtett vagy nem tudatos felkészültségi szakaszt általában egy gyorsabb előrehaladás követi, amely később a szervezeti és technológiai komplexitás növekedésével mérséklődik (Jöhnk et al., 2021). Az MI-érettség jellegéből adódóan ugyanakkor tipikusan késleltetve alakul ki, illetve lassabb és stabilabb fejlődési utat követ (Hansen et al., 2024).

Az 1. ábra három folyamatelméleti megállapításra világít rá. Egyfelől arra, hogy a digitalizáció nem bináris előfeltétele az MI-felkészültségnek, hanem annak egy strukturális alappillére (Vial, 2019). Másfelől, a szervezeti fejlődés során az MI-felkészültség tipikusan időben megelőzi az MI-érettséget, és ebből fakadóan az MI-felkészültség az MI-érettség szükséges, de nem feltétlenül elégséges feltételeként értelmezhető (Akbarighatar, 2022; Hansen et al., 2024; Jöhnk et al., 2021). Továbbá az MI-felkészültség és az MI-érettség részleges időbeli átfedése arra utal, hogy a szervezetek az MI-adaptáció egyes szakaszaiban egyidejűleg szembesülhetnek felkészültségi és érettségi kihívásokkal, ami indokoltá teszi a fogalmak következetes analitikus elkülönítését (Jöhnk et al., 2021; Sadiq et al., 2021).

A jelen tanulmány az MI-felkészültséggel foglalkozik, amelyet nem kizárólag az MI-bevezetést megelőző egyszeri állapotként interpretál, hanem a szervezeti képességek egy olyan összességéként, amely az MI-adaptáció különböző szintjein, vagyis az MI-technológiák szervezeti integrációjának egymásra épülő szakaszaiban egyaránt értelmezhető. Ez a megközelítés lehetővé teszi, hogy az MI-felkészültség értékelése a kezdeti bevezetési döntés előkészítése mellett a már meglévő informális vagy formalizált MI-használat esetén is visszajelzést adjon a releváns adaptációs lépcsőhöz szükséges feltételek teljesüléséről.

MI-felkészültségi és MI-érettségi modellek

Az MI-érettségi modellek többsége szakterület-specifikus, és közülük kevés rendelkezik átfogó, empirikusan validált, nyilvánosan elérhető mérési eszközzel. A korai modellek – például Lichtenthaler (2020), illetve Mikalef és munkatársai (2018) – elsősorban az adatkezelési képességeket, a technológiai infrastruktúrát és a szervezetek szakmai humán kompetenciáját, mint „kemény” tényezőket elemezték. Ezek a vizsgálatok többnyire kvalitatív indikátorokra támaszkodtak, céljuk pedig a vállalati MI-fejlettség szintjének és az MI-megoldások integráltságának a mérése volt (Sadiq et al., 2021).

Az elmúlt évek kutatásai ugyanakkor rámutattak, hogy az MI-érettség nem csupán a kemény tényezőktől függ, ami kiemelt fontosságú a fejlesztendő területek azonosítása szempontjából (Jöhnk et al., 2021). Számos szerző – például Dignum (2017) és Floridi (2023)

– hangsúlyozza az emberi, szervezeti és etikai aspektusok, mint „lágy” tényezők jelentőségét. Dignum (2019) szerint az MI-rendszerek értékelésében ráadásul nemcsak az implementáció technikai színvonala és a szakértői tudás, hanem az átláthatóság, az elszámoltathatóság és a bizalom megléte is meghatározó. E megközelítések nyomán több szerző – például Davenport (2018) – szocio-technikai perspektívában kezdte értelmezni az MI-érettség fogalmát, amely később összekapcsolódott a felelős mesterséges intelligencia (*Responsible AI*, RAI) elveivel (Davenport & Mittal, 2023). A legújabb MI-érettségi modellek már igyekeznek figyelembe venni az etikai és társadalmi hatásokat is, bár ezek közvetlen mérhetősége még kihívást jelent (Floridi et al., 2018).

Az MI-felkészültségi modellek ezzel szemben az MI-bevezetés egyes szintjeihez szükséges feltételek meglétére és a felkészültség mértékére fókuszálnak, és azt vizsgálják, hogy a vállalat rendelkezik-e azokkal az erőforrásokkal, képességekkel és egyéb szervezeti adottságokkal, amelyek a sikeres MI-adaptációhoz szükségesek (Jöhnk et al., 2021). A felkészültségi modellek ezért tipikusan a vállalatirányítás, az adatgazdálkodás, a technológiai infrastruktúra, a humán kompetencia és a szervezeti kultúra területeit elemzik, céljuk pedig az MI-integrációra való alkalmasság meghatározása (Akbarighatar, 2022). Ilyen koncepciót alkalmaz nemzeti szinten például az Oxford Insights (2024) keretrendszere, illetve szervezeti szinten a legtöbb akadémiai modell, így például Jöhnk és munkatársai (2021).

A szakirodalomban számos MI-felkészültségi és MI-érettségi modell létezik, amelyek eltérő szervezeti körülményekre, iparágakra vagy alkalmazási környezetre optimalizáltak. A jelen tanulmány nem ezek tipologizálására vagy összehasonlítására törekszik, hanem egy gyakorlati alkalmazhatóságot szolgáló MI-felkészültségi modell kidolgozására. A konstrukcióalkotási megközelítés összhangban áll az újabb MI-felkészültségi modellek azon irányával, amelyek a technológiai és adatközpontú szempontok mellett egyre inkább az emberi, szervezeti és etikai aspektusokra is építenek (Akbarighatar, 2022). Bár a felelős MI-alapelvek a modellekben jellemzően nem jelennek meg önálló, explicit elemként, egy szervezet stratégiai felkészülése során indokolt valamennyi lágy tényező tudatos kezelése, és a szemlélet a javasolt MI-felkészültségi modellben is megjelenik.

Hazai digitalizációs és mesterségesintelligencia-kutatások

A magyar szakirodalomban egyre több tanulmány foglalkozik a digitalizáció és a mesterséges intelligencia szervezeti vonatkozásaival. Bár a kutatások jellemzően nem kifejezetten a szervezeti MI-felkészültségi modellek kidolgozására irányulnak, a szervezeti digitalizációhoz és MI-adaptációhoz tartozó vezetői és kulturális tényezők, valamint a bizalom szerepének empirikus vizsgálata révén szorosan kapcsolódnak az MI-re való felkészültség értelmezéséhez. E kutatási irányok eredményeire építve a digitális érettség és a mesterséges intelligencia témakörében szerzett hazai tapasztalatok stabil kiindulópontot kínálnak az MI-felkészültség szervezeti szintű vizsgálatához.

A *Nemzeti Digitalizációs Stratégia 2022-2030* több helyen utal arra, hogy a digitalizáció sikeressége a technológia mellett szervezeti és kulturális tényezőkön is múlik. A dokumentum a digitális kompetenciák fejlesztését, az adatalapú döntéshozatal ösztönzését és az informatikai biztonság javítását helyezi előtérbe, amelyek alapvetően a gazdasági versenyképesség növelését szolgálják (Miniszterelnöki Kabinetiroda, 2022). Ezt egészíti ki *Magyarország Mesterséges Intelligencia Stratégiája (2025-2030)*, amely az MI-alkalmazások szervezeti, technológiai és szabályozási feltételeit egységes keretben kezeli (Magyarország Kormánya, 2025). Mindkét dokumentum egy olyan nemzeti intézményi és gazdasági környezetet foglalkozik, amelyben az MI-felkészültség szervezeti szintű értelmezése relevánssá vált, ez pedig megalapozza a stratégiák elméleti keretként történő alkalmazását. A két megközelítés egyaránt azt hangsúlyozza, hogy a digitális eszközök használata önmagában nem tekinthető a sikeresség garanciájának, mivel a szervezeti tanulás, a vezetői elkötelezettség és a bizalmi környezet megléte is kulcsfontosságú a digitális átállás és a mesterséges intelligencia bevezetése során.

A hazai menedzsmenttudományi szakirodalomban számos olyan tanulmány jelent már meg, amely a digitális transzformációt és a mesterséges intelligencia szervezeti hatásait a vezetői döntéshozatal, a kultúra és a kompetenciák oldaláról vizsgálja. Az empirikus kutatások közül a *Digiméter index* különösen jelentős. E mutató a magyar kis- és középvállalkozások (KKV-k) digitális érettségét a vállalati működés különböző területeit leíró dimenziók mentén értékeli, és egy kérdőív alapú, standardizált mérést alkalmaz (Pintér, 2023b). Módszertani szempontból ez kiemelten értékes, mivel a kérdőív szerkezete, a skálák és az indikátorok nyilvánosan elérhetők, ami lehetővé teszi azok adaptálását más, így MI-felkészültségi modellekbe is. Az eredmények azt mutatják, hogy a hazai KKV-szektorban a digitális infrastruktúra szintje fokozatosan javul, ugyanakkor a vállalkozások digitális jelenléte és a digitális technológiák kihasználtsága jellemzően alacsony, az adatvezérelt működés és a folyamatautomatizálás pedig továbbra is korlátozott (Digiméter, 2024; Pintér, 2023a). A kutatások szerint ennek oka részben humán és szervezeti tényezőkre vezethető vissza, ami azt jelzi, hogy a digitális érettség a technológiai infrastruktúra mellett a szervezeti képességek és folyamatok fejlettségén is múlik. A mesterséges intelligencia adaptációjához hasonló szervezeti, valamint fejlett adatgazdálkodási és analitikai képességek szükségesek, így az MI-felkészültség értelmezése nem választható el a digitális érettségtől (Akbarighatar, 2022; Jöhnk et al., 2021).

A bizalom a transzparens és felelős technológia-használat alapja, az MI-adaptáció meghatározó feltétele (Dignum, 2019). Horváth (2025) digitális érettségi modelleket elemző tanulmánya ezért rámutat arra, hogy a digitális bizalom legtöbbször rejtett módon ugyan, de kimutathatóan megjelenik az adatbiztonság, a szervezeti kultúra és a vezetői elkötelezettség dimenzióin keresztül. E megközelítést követi a Publicis Groupe Hungary és a PwC Magyarország által készített *AI Readiness Index*

– *Hungary 2025* kutatás, amely szerint az MI-eszközök iránti érdeklődés és ismeret a magyar lakosság körében növekszik, de a bizalom szintje ezzel párhuzamosan csökken (Publicis Groupe Hungary & PwC Magyarország, 2025). Mindez azt jelzi, hogy a bizalom nem csupán etikai, hanem emberi, szervezeti és kulturális tényező is, amely integrált módon befolyásolja a szervezetek MI-rendszerekhez való viszonyulását és a bevezetés sikerességét (Dignum, 2019; Floridi et al., 2018).

A Deloitte Magyarország *Magyar MI Körkép 2025* kutatása hasonló következtetésre jut, miszerint a hazai vállalatok többsége már felismeri az MI-ben rejlő üzleti potenciált, de az implementációt sok esetben a belső kompetencia vagy stratégia hiánya, illetve a bizalmatlanság lassítja. A felmérés szerint a válaszadó szervezetek közel kétharmada tartja fontosnak a mesterséges intelligenciát, de csak kevesebb mint egyharmaduk rendelkezik konkrét MI-stratégiával. A kutatás kiemeli, hogy a sikeres MI-bevezetés kulcsa nem kizárólag a technológiai beruházás, hanem a vezetői támogatás, a szervezeti kultúra és az adatvezérelt működés erősítése is (Deloitte Magyarország, 2025).

E kutatási és gyakorlati eredmények egy olyan szervezeti MI-felkészültségi modell megalapozottságára világítanak rá, amely az általánosan használt értékelési tényezők mellett a bizalommal összefüggő szempontokat is képes figyelembe venni.

Az irodalmi áttekintés tanulságai

A hivatkozott tanulmányok alapján megállapítható, hogy az MI-felkészültségi és MI-érettségi modellek egyaránt többdimenziós keretben vizsgálják a szervezeteket (Jöhnk et al., 2021; Sadiq et al., 2021), a technológiai és adatközpontú tényezők mellett pedig lényeges elemmé váltak a szervezeti és humán szempontok (Dignum, 2019). Az MI-felkészültségi modellek ezért ma már nemcsak az infrastrukturális feltételek megfelelőségét, hanem a vezetői attitűdöt és elkötelezettséget, a humán kompetenciákat és a szervezeti kultúrát is értékelik (Akbarighatar, 2022).

Előbbiekkel összefüggésben a bizalom és a felelős technológiahasználat szintén kiemelt jelentőségű az MI-bevezetés során, mivel az adaptáció sikeressége nagymértékben függ a hatékony kommunikációtól, a kulturális nyitottságtól és az etikai normák érvényesülésétől (Dignum, 2019). Az Európai Unió 2024. évi AI Act rendelete ennek megfelelően többek közt a biztonság, az átláthatóság és az emberi felügyelet követelményét hangsúlyozza (European Commission, 2024), rámutatva ezáltal a felelős MI-alapelvek MI-felkészültségi modellekbe történő illesztésének szükségességére (Floridi, 2023).

Jöhnk és munkatársai (2021) MI-felkészültségi vizsgálata kvalitatív módszertanra építve azonosította a szervezeti MI-adaptációt meghatározó főbb tényezőket. Kutatásuk jelentősen hozzájárult az MI-felkészültség fogalmának empirikus megalapozásához, ugyanakkor nem törekedett a feltárt faktorok formalizált, kvantitatív mérési konstrukcióvá történő alakítására. A jelen tanulmány e megközelítést egy strukturált értékelési keretbe rendezi, és a felelős MI-alapelvek klasszikus dimenziókon

keresztül történő, implicit alkalmazása révén kiterjeszti, ezáltal továbbfejlesztve a Jöhnk és munkatársai (2021) által kialakított szervezeti MI-felkészültségi koncepciót.

Összességében a hazai és a nemzetközi kutatások egyaránt abba az irányba mutatnak, hogy az MI-felkészültségi modellek új generációjának már nemcsak technológiai, hanem értékalapú és etikai tényezőket is mérnie kell (Dignum, 2019; Floridi et al., 2018; Floridi, 2023). E megállapítás képezi a jelen tanulmányban bemutatott modell alapját, amely a szervezeti MI-felkészültséget az etikai aspektusokat is integráló kemény és lágy tényezők dinamikus kölcsönhatásaként értelmezi.

A javasolt szervezeti MI-felkészültségi modell

Felkészültségi szintek

A szervezeti tanulás elmélete szerint a technológiai adaptáció egy fokozatos, kompetenciaalapú és visszacsatolásokra épülő folyamat (Argyris & Schön, 1978). E felfogásban a mesterséges intelligencia bevezetésének és kiterjesztésének lépcsői – amelyek megjelenhetnek például kísérleti MI-alkalmazások, MI-pilotprojektek, üzleti folyamatokba integrált MI-rendszerek és stratégiai szinten kezelt MI-használat formájában (Akbarighatar, 2022; Ransbotham et al., 2020) – sem statikus állapotokat, hanem egy fejlődési pálya különböző szakaszait jelentik, ami az MI-felkészültség szintekbe rendezett értelmezésének alapját adja. A nemzetközi MI-felkészültségi modellek jellemzően négy- vagy ötfokú struktúrát használnak, mivel ezek kellően részletezett differenciálást biztosítanak az egyes felkészültségi szintek között, továbbá elősegítik az időbeli összehasonlíthatóságot és a fejlesztési fókuszpontok kijelölését (Akbarighatar, 2022).

A jelen tanulmányban bemutatott modell egy ötfokú kategóriastruktúrát alkalmaz, amely a szervezeti MI-felkészültség eltérő szintjeit írja le. A kategorizálás a nemzetközi MI-felkészültségi modellekben megjelenő mintázatokat követi, ugyanakkor az 1. táblázatban szereplő elnevezések és tartalmi leírások Jöhnk és munkatársai (2021) kvalitatív koncepciójára alapozva a szerző önálló értelmezésében kerültek kialakításra.

Értékelési megközelítés

Az MI-felkészültségi szintek értelmezése önmagában még nem teszi lehetővé a szervezetek értékelését, összehasonlító elemzését és a fejlődési pályák vizsgálatát, önbesorolás útján történő meghatározása pedig módszertanilag nem célszerű. Erre egy olyan standardizált értékelési megközelítés alkalmazása javasolt, amely a mesterséges intelligenciára való szervezeti felkészültséget eltérő jellegű és funkciójú, mérhető és összegezhető komponensek mentén operacionalizálja (Davenport & Ronanki, 2018). Ennek megfelelően a jelen tanulmány az MI-felkészültséget egy többdimenziós konstrukcióként kezeli, amelynek összetevői külön-külön értékelhetők, és egy aggregált mutató formájában is kifejezhető (Hair et al., 2019).

A javasolt értékelési megközelítés alapját öt minősítési dimenzió képezi, amelyek együtt írják le az MI-adaptációra való szervezeti alkalmasságot. E dimenziók az MI-adaptációval foglalkozó szakirodalom alapján lefedik a technológiai és adatoldali feltételeket, valamint az MI-bevezetést meghatározó vezetői, humán és kulturális tényezőket (Davenport & Ronanki, 2018; Jöhnk et al., 2021; Ransbotham et al., 2020). A megközelítés kifejezett célja az egyes dimenziók minősítési eredményének aggregálásával képezhető MI-felkészültségi

1. táblázat

Az MI-felkészültség szintjei és azok főbb jellemzői

MI-felkészültségi szint	Leíró tulajdonságok
Kezdeti szint	Az MI-hez való szervezeti hozzáállás neutrális vagy negatív. A vezetés nem tekinti a mesterséges intelligenciát releváns tényezőnek, ezért a technológia nem része a stratégiai gondolkodásnak. Az adatvagyon-szemlélet hiányos vagy nem intézményesült, az adatkezelési alapok csak részlegesen adottak, az MI-megoldások tudatos, szervezeti szintű ismerete minimális.
Tudatosuló szint	Megjelenik az MI iránti érdeklődés a szervezetben. A felsővezetés felismeri a technológia stratégiai potenciálját, így elindul a szükséges kompetenciák és infrastruktúra feltárása. Egyes területek már előkészítő lépéseket is tehetnek, de ezek vállalati szinten még nem koordináltak.
Fejlődő szint	A szervezet aktív lépéseket tesz az MI-adaptáció előkészítésére, de a mesterséges intelligencia még nem tekinthető szervezeti prioritásnak. A felkészülés és az előrehaladás területenként eltérő és korlátozott, azonban már adatkezelési fejlesztések, képzések és kísérleti projektek indulnak, és irányelvek is kidolgozásra kerülhetnek.
Felkészült szint	Az MI-adaptációs lépcső előfeltételei már adottak. A stratégiai irányok, a technológiai és adatgazdálkodási alapok, valamint a humán és szervezeti kompetenciák rendelkezésre állnak, a menedzsment elkötelezett, és a szükséges erőforrások biztosítottak. A szervezet képes megalapozott döntést hozni az MI-megoldások felelős bevezetéséről és kiterjesztéséről.
Adaptív szint	Az MI-felkészültség feltételrendszere intézményesült a szervezeti működésben. Az adatvezérelt gondolkodás, a tanulási mechanizmusok és a felelős technológiahasználat elvei beépültek a stratégiai tervezésbe és a szervezeti kultúrába, lehetővé téve ezáltal, hogy a szervezet az eltérő MI-adaptációs lépcsők előfeltételeit dinamikusan értelmezze, és azoknak a gyakorlatban is megfeleljen.

Megjegyzés: E felkészültségi szintek nem a szervezeti MI-érettség normatív értékelését szolgálják, hanem az adott MI-adaptációs lépcsőhöz szükséges előfeltételek meglétének leíró jellegű, diagnosztikus tipizálását.

Forrás: Jöhnk és munkatársai (2021) alapján saját szerkesztés

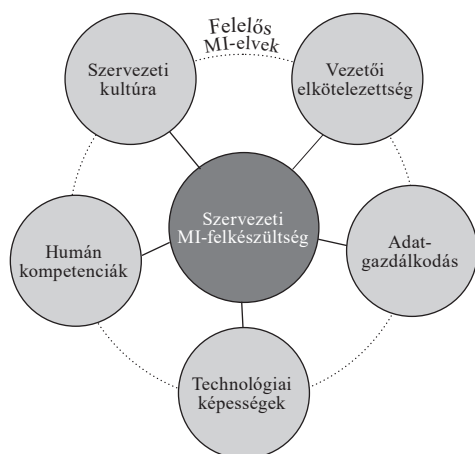
pontszám (*AI Readiness Score*, ARS) kialakítása, amely transzparens és egységes módon szolgálja a szervezetek MI-felkészültségének értékelését, összehasonlítását és az MI-adaptáció előfeltételeinek való megfelelés időbeli nyomon követését (Hair et al., 2019).

A felelős és megbízható MI-használat szempontjai – összhangban azon szemlélettel, amely az etikai megfelelést a szervezeti működés egészét átható jelenséggé értelmezi (Floridi, 2023) – nem önálló tényezőként szerepelnek a modellben, hanem az egyes minősítési dimenziókba épülve jelennek meg a konstrukcióban. E horizontális integráció biztosítja, hogy a kapcsolódó elvárások elszigetelt pontok helyett a szervezeti működés különböző aspektusain keresztül következetesen érvényesüljenek az értékelés során.

A modell struktúráját a 2. ábra szemlélteti. Az ábra központi eleme maga a szervezeti MI-felkészültség, amelyet az egyes dimenziók – valamint implicit módon a dimenziókon átívelő felelős MI-alapelvek – határoznak meg, ezáltal átfogó értelmezési és értékelési keretet kínálva az MI-felkészültség vizsgálatához.

2. ábra

A szervezeti MI-felkészültségi modell dimenziói



Forrás: saját szerkesztés

Minősítési dimenziók

1. Vezetői elkötelezettség és stratégiai illeszkedés

Jöhnk és munkatársai (2021) nyomán e dimenzió – a továbbiakban vezetői elkötelezettség – azt vizsgálja, hogy az MI-bevezetés milyen mértékben illeszthető a vállalat üzleti stratégiájába, és a felsővezetés mennyire támogatja a mesterséges intelligencia alkalmazását. A stratégiai illeszkedésnek kiemelt jelentősége van, mivel ez teremti meg az MI-projektek legitimációját, és segít elkerülni a kizárólag technológiai motivációjú bevezetés problémáját (Davenport & Mittal, 2023). Bughin és munkatársai (2018) szerint a vezetői elkötelezettség és a megfelelő erőforrás-allokáció mellett fontos a jól megfogalmazott és közösen értelmezett MI-vízió (*AI vision*) is. E dimenzió részét képezi továbbá az etikai irányelvek meghatározása és a felelős innovációt előtérbe helyező vezetői narratíva kialakítása, amely erősíti a szervezet MI-rendszerek iránti

bizalmát (Dignum, 2017) és elősegíti a társadalmi felelősségvállalás érvényesülését (Dignum, 2019).

2. Adatinfrastruktúra és analitikai kapacitás

Az adat- és analitikai kapacitás – a továbbiakban adatgazdálkodás – az adatok stratégiai erőforrásként való kezelésének, és az adatokból történő értékteremtés képességének a mértékét jelenti (McAfee et al., 2012). Mikalef és munkatársai (2018) alapján e dimenzió az adatvagyon nagyságát, minőségét, integritását és elérhetőségét, az adatforrások integrálhatóságát, a metaadat-kezelést és a skálázhatóságot, valamint az analitikai és döntéstámogató képességek fejlettségét értékeli. Különösen fontos ebben a folyamatok digitalizáltságának foka, mivel a keletkező adatok az analitikai és automatizált alkalmazások működésének nélkülözhetetlen forrását jelentik. Ez a dimenzió vizsgálja továbbá az interoperabilitás és az automatizált adatfeldolgozás szintjét (Wamba et al., 2020), az adatkezelési elvek átláthatóságát, az adatvédelmi megfelelést (Floridi, 2023) és az adathasználat iránti bizalmat erősítő mechanizmusok meglétét (Dignum, 2019).

3. Technológiai és platformképessegek

E dimenzió – a továbbiakban technológiai képességek – célja, hogy Sculley és munkatársai (2015) nyomán feltárja az MI-megoldások működéséhez szükséges informatikai környezet és az azt támogató technológiai háttér fejlettségét. Amershi és munkatársai (2019) szerint a vizsgálatnak ki kell terjednie a teljes infrastruktúrára, beleértve a fejlesztési eszközöket és keretrendszereket, a számítási kapacitásokat, az alkalmazott algoritmusokat, a rendszerintegrációs képességeket, valamint a felhő- és hibridplatformok használatát is. A technológiai képességek szintjének fontos indikátora továbbá az MLOps- és DevOps-integráció, illetve a rendszermonitoring megléte (Ashmore et al., 2021).

4. Humán kompetencia és tudásfejlesztés

Davenport és Miller (2022) e dimenzió – a továbbiakban humán kompetenciák – kapcsán kiemelik, hogy az MI-projektek sikerét alapjaiban határozza meg a szervezeti tudás, ezért az adat- és analitikai ismeretek megléte mellett a képzési programok, a mentorálás és a tudásmegosztás vállalaton belüli gyakorlatának fontosságát hangsúlyozzák. A kompetenciafejlesztés nem kizárólag technikai, hanem etikai és kommunikációs perspektívával is bír, mivel a szervezet tagjai számára érthetővé kell tenni az MI működését és korlátait, hogy megalapozott bizalom alakulhasson ki az új eszközök iránt (Long & Magerko, 2020). A szervezeti tanulást segítheti egy MI-nagykövet (*AI ambassador*) szerepkör kialakítása (Wilson & Daugherty, 2018), ami az MI-bevezetés koordinálása mellett ösztönözheti a tudásmegosztást és a szemléletformálást, ezáltal támogatva a technológia valós elfogadását a szervezetben (Ransbotham et al., 2021).

5. Szervezeti kultúra és kísérleti nyitottság

Edmondson (2018) alapján e dimenzió – a továbbiakban szervezeti kultúra – azt vizsgálja, hogy a szervezeti kultúra

mennyiben támogatja az innovációt, a kísérletezést és a hibákból való tanulást, továbbá milyen a kockázatvállalási hajlandóság és kudarcátűrés a vállalatban. A kulturális érettséghez hozzátartozik az MI-alkalmazások felelősségi és etikai kérdéseiről folytatott nyílt szervezeti párbeszéd (Dignum, 2017), a szakértői vélemények vezetői szinten történő reflexív befogadását elősegítő szervezeti attitűd (Edmondson, 2018), valamint annak biztosítása, hogy az ember-gép együttműködés ténylegesen beépüljön az operatív folyamatokba (Wilson & Daugherty, 2018).

Mérési és implementációs javaslatok

Egy MI-felkészültségi modell gyakorlati alkalmazhatóságának feltétele, hogy könnyen használható eszközt biztosítson a szervezetek mesterséges intelligenciára való alkalmazásának értékelésére. Az alábbiakban a mérési logika és felhasználási mód, a kiértékelési mechanizmus, valamint a validációs megközelítés kerül bemutatásra a későbbi empirikus alkalmazások és vizsgálatok megalapozása érdekében.

Mérőeszköz

Az MI-felkészültség egységes értékeléséhez egy strukturált és standardizált keret szükséges, ezért a modell alkalmazásához módszertanilag adekvát megoldás egy kérdőíves mérőeszköz kidolgozása. E mérőeszköz technikai és diagnosztikai funkcióval is rendelkezik, mivel a szervezetek MI-felkészültségi szintjének meghatározásán túl képes visszajelzést is adni a vállalati működés egyes jellemzőiről. A módszer további előnye a rugalmasság és az adaptivitás, amelyek lehetővé teszik az empirikus validálás során szerzett tapasztalatok alapján történő finomítást, illetve az eltérő szervezeti igényekhez és a különböző iparági környezetekhez való gyors alkalmazkodást (Bryman & Bell, 2015). A moduláris szerkezet ezen felül közvetett módon új dimenziók későbbi integrálását is támogatja.

A mérőeszköz felépítése a szervezeti MI-felkészültség szakirodalmában azonosított főbb tényezőkre, különös tekintettel a Jöhnk és munkatársai (2021) által feltárt szervezeti dimenziókra épül. A modell minden minősítési dimenzióhoz koncepcionális indikátorként öt, előre megfogalmazott állítást tartalmaz, amely öttételes struktúra összhangot teremt a mérési megbízhatóság és a kitöltési terhelés között. Az egyes mérési állítások a vonatkozó dimenzió tartalmi fókuszát tükrözik, és annak eltérő, de egymással összefüggő szervezeti aspektusait a tartalmi érvényesség biztosításának szándékával fedik le (DeVellis, 2016). A válaszadók ezeket az állításokat a társadalomtudományi kutatásokban széles körben alkalmazott ötfokú Likert-skálán értékelik (1 = egyáltalán nem jellemző, 5 = teljes mértékben jellemző), amely az átláthatóság és a statisztikai kezelhetőség közötti egyensúly révén kellően érzékeny a válaszadói különbségekre, mégis elkerüli a többfokú skálákra jellemző értelmezési bizonytalanságot (Hair et al., 2019; Joshi et al., 2015).

A kérdőívet az etikai megfelelőségre tekintettel anonim módon ajánlott alkalmazni, ami – Podsakoff és

munkatársai (2003) nyomán – a válaszadói torzítás és az észlelési elfogultság kockázatának mérséklése révén elősegíti a válaszok őszinteségét. A mérési eredmények érvényességét az adatgyűjtés módja mellett a válaszadók személye, illetve azok szervezeti beágyazottságának és rálátásának mértéke is érdemben befolyásolja (Phillips, 1981). A szervezeti MI-felkészültség több funkcionális területet érintő konstrukció, ezért a kérdőív kitöltése olyan válaszadót igényel, aki átfogó ismeretekkel rendelkezik a vizsgált dimenziókról, és képes azok megalapozott, objektív értékelésére (Kumar et al., 1993). Ennek megfelelően a mérés elsődleges célcsoportját a felsővezetők, valamint a digitális, innovációs és MI-kezdemenyezésekért felelős vezetők és szakemberek alkotják (Hair et al., 2019). Nagyobb vagy tagoltabb szervezetek esetén indokolt lehet több szakterületi vezető vagy szakértő párhuzamos bevonása, akik saját kompetenciaterületükhöz kapcsolódó dimenziók értékelése révén érdemben javíthatják a mérés megbízhatóságát, illetve növelhetik az eltérő percepciók feltárásának lehetőségét (Homburg et al., 2012). A mérési állítások dimenzióként strukturált tartalmi hatókörét a 2. táblázat foglalja össze.

2. táblázat

A kvantitatív MI-felkészültségi mérőeszköz dimenziókénti tartalmi hatóköre

Minősítési dimenzió	A mérési tételek tartalmi fókusza
Vezetői elkötelezettség	MI stratégiai vízió; MI stratégiai integrációs szándék; Vezetői erőforrás-elköteleződés; MI-irányítási struktúra; Felelős MI-irányelvek
Adatgazdálkodás	Adatminőség-tudatosság; Adatintegrációs felkészültség; Analitikai kapacitás; Adatvédelmi megfelelés; Etikus adatkezelés
Technológiai képességek	MI-infrastrukturális alapok; MI-fejlesztési környezet; Rendszerintegrációs képesség; Felhőplatform-képesség; MI-modellirányítási felkészültség
Humán kompetenciák	MI-kompetenciaigény; MI-képzési kapacitás; Szervezeti tudásmegosztás; MI-tudáskoordináció; Munkavállalói bizalmat építő kommunikáció
Szervezeti kultúra	Kísérleti nyitottság; Tanulásorientált kultúra; Vezetői kísérlettámogatás; Felelős innovációs kommunikáció; Ember-gép együttműködés

Megjegyzés: A kérdőív részletes állításlistája a mérőeszköz empirikus validálását és finomhangolását követően kerül bemutatásra.

Forrás: saját szerkesztés

Kiindulásként az egyes dimenziók pontszámát az adott dimenzióhoz tartozó mérési tételek pontszámainak egyenlő súlyozás mellett képzett átlaga adja meg. A dimenziókon belüli mérési tételek egyenlő súlyozása nem a különböző állítások elméleti vagy gyakorlati egyenértékűségének feltételezését tükrözi, hanem egy semleges állapotot biztosít a mérőeszköz kezdeti empirikus alkalmazásához

(DeVellis, 2016), míg az esetleges differenciált súlyozás a későbbi validáció során valósítható meg. Az aggregált MI-felkészültségi pontszám (ARS) e dimenziópontszámok súlyozott összegzésével határozható meg, és a Likert-alapú dimenziók összegzéséből adódóan az 5-25 tartományban vehet fel értéket. Az ARS a társadalomtudományi mérési gyakorlatnak megfelelően egy kvázi-intervallum skálaként kezelhető aggregált mutató, ami ugyan nem értelmezhető valódi zérusponttal rendelkező arányskálaként, de lehetővé teszi az intervallum-alapú összehasonlíthatóságot (Hair et al., 2019).

A dimenziók közötti kezdeti súlyozás szintén egyenlő elosztáson alapult, amely nem implikált elméleti, oksági vagy normatív prioritást az egyes dimenziók között, hanem kiindulási konvencióként került alkalmazásra. A mérőeszköz fejlesztésének kvalitatív elővizsgálataként kismintás szakértői interjúk készültek, amelyek fő témája az MI-felkészültség komponenseinek szervezeti gyakorlatban való értelmezése volt, célja pedig a minősítési dimenziók gyakorlati relevanciájának feltárása. Ennek során célzott mintavétellel olyan vezetői vagy szakértői szerepkörben lévő személyek kerültek kiválasztásra, akik szervezetük digitális fejlesztésében aktív szerepet töltenek be. A nem általánosítható visszajelzések hangsúlyeltolódást rajzoltak ki az MI-felkészültség kritikus feltételeinek válaszdóai megítélésében. Az interjúalanyok válaszaiban a vezetői attitűd rendszeresen hangsúlyosabb elemként jelent meg, mint az adatgazdálkodás technikai komponensei, amelyeket több esetben már meglévő vagy inkrementálisan fejleszthető tényezőként jellemeztek. E tapasztalatok a kiindulási dimenziósúlyok mérsékelt, módszertanilag kontrollált korrekciójának indokoltságát támasztották alá, mely szerint a vezetői elkötelezettség dimenzió kezdeti súlya 5 százalékponttal növelésre, míg az adatgazdálkodás dimenzió kezdeti súlya 5 százalékponttal csökkentésre került. A modell így meghatározott dimenziósúlyait a 3. táblázat ismerteti.

3. táblázat

Az MI-felkészültségi dimenziók aggregálási súlya

Minősítési dimenzió	Súly
Vezetői elkötelezettség	25%
Adatgazdálkodás	15%
Technológiai képességek	20%
Humán kompetenciák	20%
Szervezeti kultúra	20%

Forrás: saját szerkesztés

A kiindulási dimenziósúlyok megváltoztatását eredményező előzetes interjúk nem empirikus validációs célt szolgáltak és nem minősülnek pilot vizsgálatnak, csupán a mérőeszköz koncepcionális finomhangolását támogató, feltáró jellegű visszacsatolásként funkcionáltak. A heurisztikus módosítások ennek megfelelően az azonosított visszajelzések árnyalt leképezéseként értelmezendők, és nem tekinthetők súlybecslésnek vagy normatív prioritási sorrendnek.

Empirikus alkalmazási lehetőségek

A mesterséges intelligencia bevezetése nem elszigetelt technológiai projekt. Az MI-adaptáció a szervezeti tanulás és átalakulás digitális transzformációhoz szorosan kapcsolódó folyamata, ezért az MI-felkészültség értékelése a vállalati fejlődést támogató, kiemelt jelentőségű diagnosztikai lépésnek tekinthető (Davenport, 2018; Ransbotham et al., 2020). Ennek megfelelően egy MI-felkészültségi modell gyakorlati alkalmazása nemcsak a szervezetek MI-felkészültségi szintjének feltárását célozza, hanem az MI-bevezetés szempontjából releváns erősségek és fejlesztendő területek azonosítását is (Creswell & Plano Clark, 2018). Az ARS mutató és komponensei kvantitatív mérhetőséget és értelmezhetőséget egyaránt biztosítanak, így potenciálisan alkalmasak e funkciók betöltésére.

Az empirikus alkalmazhatóság érdekében az ARS értéktartományát intervallumokra célszerű bontani, és az egyes intervallumokat az MI-felkészültség eltérő szintjeihez rendelni. A javasolt ARS-intervallumok a kvázi-intervallum jelleghez és az ötfokú felkészültségi kategóriastruktúrához igazodva egyenlő szélességű, interpretációt támogató szakaszokra bontják az ARS-skálát. A heurisztikus intervallumokat és az azokhoz tartozó MI-felkészültségi szinteket a 4. táblázat mutatja be.

4. táblázat

Az MI-felkészültségi szintek ARS-intervalluma

MI-felkészültségi szint	ARS-intervallum
Kezdeti szint	[5; 9)
Tudatosuló szint	[9; 13)
Fejlődő szint	[13; 17)
Felkészült szint	[17; 21)
Adaptív szint	[21; 25]

Megjegyzés: Az ARS-intervallumok elsődlegesen illusztratív jellegűek.

Forrás: saját szerkesztés

A kérdőíves mérés eredménye a dimenziók pontszámaiból kialakított radardiagrammal szemléletesen ábrázolható (Becker et al., 2009). Ez a vizualizációs eszköz grafikus formában ismerteti a vállalatok MI-felkészültségi profilját, a dimenziók közötti arányok és eltérések intuitív értelmezése révén pedig kiemeli a fejlesztendő fókuszterületeket. A részletesebb elemzést a dimenziónkénti kör- és oszlopdiagramok támogathatják, amelyek az adott dimenzióhoz tartozó tényezők eredményeit jelenítik meg. Ez a megközelítés pontosabb képet ad az egyes területek erősségeiről és lemaradásairól, valamint lehetővé teszi a dimenziók konkrét fejlesztési prioritásainak meghatározását. A kiértékelés során felhasználhatók referenciaértékek (benchmarkok), amelyek az iparági vagy vállalatméret szerinti középértékekhez történő viszonyítás lehetőségét teremtik meg (Camp, 1989).

Az MI-felkészültség rendszeres értékelése révén a vállalatok fejlődési pályája időben nyomon követhető, ami hozzájárulhat a mesterséges intelligenciára való felkészültség fokozatos és mérhető javításához, illetve a hosszú távú adaptációs képesség erősítéséhez (Hair et al., 2019). A modell gyakorlati alkalmazhatóságának és általánosíthatóságának igazolása ugyanakkor további

empirikus vizsgálatokat igényel. A szélesebb körű validálás és finomhangolás ugyanis elengedhetetlen ahhoz, hogy a különböző alkalmazási környezetekre vonatkozó következtetések megalapozott és megbízható módon levonhatók legyenek. Saját benchmark-adatbázis továbbá módszertanilag kizárólag megfelelő elemszámú és reprezentatív mintán végzett komparatív mérések eredményeként alakítható ki, amely előfeltétele annak, hogy az ARS mutató később akár referenciaértékként is funkcionálhasson.

Validáció és megbízhatóság

A bemutatott kvantitatív modell kezdeti alkalmazásakor korlátozott számú vállalat bevonásával egy pilot vizsgálat lefolytatása javasolt (Bryman & Bell, 2015), mivel az előzetes eredmények lehetőséget adnak a mérőtételek finomítására, a skála belső konzisztenciájának – például *Cronbach-alfa* mutatóval történő – vizsgálatára, valamint a konstrukciós validitás faktorelemzéssel történő ellenőrzésére (Hair et al., 2019). A közös módszertorzítás kockázatának csökkentésére emellett módszertani és statisztikai kontrolltechnikák alkalmazása is indokolt lehet (Podsakoff et al., 2003).

A modell érvényességének és megbízhatóságának elősegítése érdekében ugyanakkor a kérdőíves eljárást célszerű kvalitatív interjúval kiegészíteni, amely a kvantitatív eredmények kontextuális értelmezésén túl feltárhatja a mögöttes szervezeti tényezőket, és visszajelzéssel is szolgálhat a modell további finomításához (Creswell & Plano Clark, 2018). A kvalitatív adatfelvétel elsődlegesen a kérdőívet kitöltő egy vagy több válaszadó részvételével valósulhat meg, lehetővé téve ezáltal az egyéni értékelések mögötti okok részletesebb megismerését. Nagyobb vagy összetettebb szervezetek esetén előbbiektől eltérő interjúalanyok bevonása is indokolt lehet, ami a többnézőpontú értelmezésen keresztül a mérés validitásának növelését szolgálhatja (Homburg et al., 2012).

A kvalitatív adatgyűjtés egy strukturált, félig nyitott interjúprotokollra épül. Az interjú öt tematikus kérdésblokkra tagolódik, amelyek az MI-felkészültség eltérő értelmezési aspektusait képviselik. Minden kérdésblokk öt, előre definiált kérdést tartalmaz, ami az egyes értelmezési aspektusok kiegyensúlyozottságát, valamint a kvalitatív adatfelvétel megfelelő mélységét és a kvantitatív modellhez való illeszkedést biztosítja, miközben megőrzi

5. táblázat

A kvalitatív MI-felkészültségi interjú kérdés-dimenzió súlymátrixa

Interjúkérdések		Minősítési dimenziók szerinti relevancia				
Kérdés-csoport	Kérdés	Vezetői elkötelezettség	Adat-gazdálkodás	Technológiai képességek	Humán kompetenciák	Szervezeti kultúra
Percepció és alapismeretek	MI-fogalomértelmezés	0	0	0	0,7	0,3
	MI-relevancia a szervezetben	0,6	0	0	0,1	0,3
	Ígéretes MI-alkalmazások	0,6	0	0,4	0	0
	MI stratégiai jelentősége	0,6	0	0	0,1	0,3
	MI szervezeti percepciók	0	0	0	0	1
Szervezeti adottságok és alkalmazási lehetőségek	MI alkalmazási potenciál	0	0	1	0	0
	Digitális és adatinfrastruktúra	0	0,6	0,4	0	0
	MI előnyei és várakozások	0,6	0	0,2	0,2	0
	Észlelt MI-bevezetési korlátok	0	0,5	0,5	0	0
	MI-bevezetés sikerességének értelmezése	0,6	0,4	0	0	0
Akadályok, korlátok és szervezeti kockázatok	MI-bevezetési akadályok struktúráis jellege	0	0	0,35	0	0,65
	MI-technológiák iránti nyitottság	0	0	0	0	1
	Meglévő MI-képességek	0	0	0	1	0
	MI-etika és adatvédelem	0	0,6	0	0	0,4
	MI-bevezetés kritikus akadályai	0	0	0,7	0	0,3
Stratégiai orientáció és jövőkép	MI-stratégia formalizáltsága	0,9	0,1	0	0	0
	MI-kezdemenyezések vezetői támogatása	0,9	0	0	0,1	0
	MI és üzleti célok kapcsolata	0,9	0	0	0,1	0
	MI-képességfejlesztési igények	0	0,25	0,25	0,25	0,25
	MI iparági jövőkép	0,7	0	0,3	0	0
Záró, reflektív kérdések	MI-felkészültséget javító lépések	0,5	0	0	0,5	0
	MI-elfogadást segítő tényezők	0	0	0	0	1
	Egyéb stratégiai prioritások	0	0	0	0	1
	MI-információforrások	0	0	0	1	0
	Ember-MI együttműködés	0	0	0	0	1

Megjegyzés: Az interjú részletes kérdéslistája az empirikus validálást és finomhangolást követően kerül bemutatásra.

Forrás: saját szerkesztés

az interjú feltáró jellegét (Creswell & Plano Clark, 2018). Az interjúkérdések mindegyike egy vagy több minősítési dimenzióhoz kapcsolódik. Az egyes kérdésekre adható válaszok kvalitatív tartomelemzéssel kerültek kódolásra, amely kódokhoz ordinális skálán értelmezett numerikus értékek tartoznak (Creswell & Plano Clark, 2018). Az eltérő kódszámosságból adódó skálázhatóság kiküszöbölése érdekében az összehasonlíthatóságot a $[0; 1]$ intervallumra történő normalizálás biztosítja, ahol az 1-es érték az adott kérdés tekintetében értelmezhető legmagasabb MI-felkészültséget, míg a 0-s annak teljes hiányát jelenti (Jóhán et al., 2021). A normalizált értékek ezután egy kérdés-dimenzió súlymátrix alapján szétosztásra kerülnek a releváns dimenziók között (Akbarighatar, 2022). A válaszok minősítési dimenziókhöz történő hozzárendelése $[0; 1]$ intervallumon értelmezett súlyokkal történik, amelyek az egyes interjúkérdések dimenziókhöz való relatív kapcsolódási erősségét fejezik ki. Az egyes kérdések tartalmi fókuszát, illetve a kérdésekre adott válaszok dimenziókra történő leképezéséhez javasolt kérdés-dimenzió súlymátrixot az 5. táblázat ismerteti.

A kezdeti kérdés-dimenzió súlymátrix kialakítása feltáró jellegű módszertani lépésként értelmezendő. A súlyok meghatározása a szakirodalomban azonosított tartalmi összefüggések szisztematikus értelmezésén alapul, így a súlyértékek nem tekinthetők végleges paramétereknek, a bemutatott mátrix finomhangolása az empirikus validáció során indokolt és szükséges lehet.

A kérdés-dimenzió párokra vetített normalizált értékek összegzésével dimenziószintű pontszámok jönnek létre (Akbarighatar, 2022). A dimenziópontszámok dimenzió belüli relatív értéke a kvantitatív modellben használt skálalogikával való összevethetőség érdekében lineáris transzformáció révén – egy 5-ös szorzó alkalmazásával, de a kimenetet 1-es értékben minimalizálva – kerül átméretezésre (Hair et al., 2019), végül a skálakonvertált kvalitatív dimenziópontokból – a kvantitatív modellben bemutatott aggregálási módszerrel, a 3. táblázatban rögzített dimenziósúlyok felhasználásával – egy kvalitatív oldali MI-felkészültségi pontszám (*AI Readiness Score – Qualitative*, ARS-Q) határozható meg. Az ARS-Q mutató – a kvantitatív oldali ARS-hez hasonlóan – az 5-25 tartományban vehet fel értéket, így a két statisztika közvetlenül összehasonlítható. Ennek eredményeként az ARS-Q viszszacsatolásként szolgálhat az ARS validálásához, amennyiben e két mutató alakulása konzisztens tendenciát mutat (Hansen et al., 2024).

A kvalitatív válaszok kvantifikálása nem objektív mérés, hanem strukturált értelmezési segédeszköz. A következő lépés logikailag ugyanakkor a kvantitatív és a kvalitatív modellek eredményének, így az ARS és az ARS-Q mutatóknak az integrálása lenne. Egy ilyen – módszertanilag egyszerű, illetve súlyozott átlagolással is megvalósítható – kombinált MI-felkészültségi érték képzése a kutatás jelen szakaszában elméletileg megfontolt, de empirikusan még nem indokolt (Hansen et al., 2024).

Összességében a kvantitatív és kvalitatív módszerek együttes használata növelheti a mérés validitását és

gyakorlati relevanciáját (Creswell & Plano Clark, 2018), biztosítva ezáltal, hogy a modell ne csupán elméleti keretként, hanem empirikusan megalapozott eszközként is alkalmazható legyen a szervezeti MI-felkészültség értékelése során (Hair et al., 2019).

Korlátok és implikációk

Alkalmazási korlátok

A bemutatott keretrendszer elsődlegesen koncepcionális jellegű, ugyanakkor empirikus operacionalizálást is lehetővé tesz, ezért a tudományos megalapozottság és a gyakorlati relevancia biztosítása érdekében több korlát figyelembevétele szükséges.

Mindenekelőtt a modell empirikus tesztelése még nem történt meg, ezért a jövőbeni kutatások egyik alapvető feladata az érvényesség és a megbízhatóság különböző aspektusainak – így különösen a belső konzisztencia, a konstrukciós validitás és az időbeli stabilitás – vizsgálata lesz. A pilot jellegű alkalmazás továbbá elengedhetetlen ahhoz, hogy a kérdőív és az interjú felépítése, az azokban szereplő állítások és kérdések számossága és relevanciája, valamint a kérdés-dimenzió megfeleltetések és a dimenziók között feltételezett kapcsolatok empirikusan vizsgálhatóvá váljanak (Hair et al., 2019).

Az önbevalláson alapuló adatgyűjtés emellett válaszadói torzításokat (*response bias*) eredményezhet, elsősorban az egyének szervezeti pozíciója, percepciója, érdeklősége és esetleges ellenállása függvényében. A Likert-skálák használatakor előfordulhat középérték-torzítás vagy szociális elvárás okozta válaszeltolódás, amelyek a mérési eredmények érvényességét korlátozhatják. A torzítás kockázatának csökkentése érdekében az anonimitás biztosításával párhuzamosan célszerű statisztikai és eljárásbeli kontrolltechnikákat is alkalmazni, például a válaszadói torzítás forrásainak feltárására irányuló utólagos elemzések révén (Podsakoff et al., 2003).

További módszertani korlátot jelent a dimenziók súlyozásának és aggregálásának kérdése. A jelenlegi megközelítés a minősítési dimenziók előzetesen meghatározott és koncepcionálisan indokolt, de empirikusan még nem validált súlyozását használja, ami nem feltétlenül tükrözi az egyes tényezők valós szervezeti jelentőségét vagy tényleges hatását az MI-felkészültség egészére. A statisztikai modellek kialakítása ugyanakkor szelesebb körű adatgyűjtéshez kötött (Hair et al., 2019).

Kiemelendő a korlátozott kontextusérzékenység is. A modell kiindulási felépítése a vállalati működés tipizált formáján alapul, így a különböző méretű, tulajdonosi szerkezetű vagy kulturális környezetben működő szervezetek esetén a közvetlen felhasználást fenntartásokkal szükséges kezelni. A modell emellett nem tesz különbséget az egyes iparágak technológiai és működési sajátosságai között sem, így iparági specializáció nélkül értelmezi az MI-felkészültséget. A különböző gazdasági ágazatok egyedi tulajdonságaira történő adaptálás további empirikus vizsgálatokat igényel (Hansen et al., 2024).

Végül, az MI-felkészültség egy gyorsan változó, technológiai és szervezeti tényezőktől egyaránt függő, összetett

konstrukció. A technológiai innováció üteme, valamint a mesterséges intelligencia társadalmi-gazdasági beágyazottságának folyamatos fejlődése miatt a modell tartalmi érvényessége és aktualitása idővel korlátozott lehet, ezért az indikátorok rendszeres felülvizsgálata, illetve a modell szükség szerinti frissítése elengedhetetlen egy turbulens környezetben (Floridi, 2023).

Kutatási irányok

A javasolt keretrendszer módszertani, empirikus, továbbá koncepcionális szempontból is fejleszthető és kutatható.

Elsőként az MI-felkészültségi pontszám meghatározásának továbbfejlesztése lehet indokolt, ugyanis a dimenziók formalizált koncepcionális modellre épülő, illetve empirikus elemzésekre támaszkodó súlyozása pontosabb értékelést eredményezhet. Ez egyrészt a jelenleg alkalmazott feltáró jellegű súlyozás finomítását, másrészt az egyes tényezők szervezeti kontextushoz – például a stratégiai prioritásokhoz vagy a vállalatmérethez – történő illesztését is lehetővé tenné. A súlyok meghatározása megvalósulhat szakértői konszenzus, statisztikai elemzés – például regressziós modellek, faktor- vagy főkomponens-analízis –, és ezek kombinációja alapján (Hair et al., 2019).

Fontos kutatási irány az iparág-specifikus adaptálás, amely figyelembe venné a különböző szektorok eltérő tulajdonságait, valamint szabályozási, technológiai és adatgazdálkodási sajátosságait (Hansen et al., 2024). Ennek keretében kutatási benchmarkok és iparági mutatók kialakítása támogathatja a tudományos összehasonlító elemzéseket és a célzott fejlesztési javaslatok megfogalmazását (Camp, 1989). A mérési invariancia ellenőrzésére többszoportos megerősítő faktorelemzés alkalmazható (Hair et al., 2019).

További kutatási lehetőséget jelent Polyportis (2024) ChatGPT-re fókuszáló felsőoktatási vizsgálatához hasonlóan az idősoros elemzés, ami kiterjeszthető paneladat-elemzési megközelítéssel. A longitudinális vizsgálat lehetővé tenné a hazai vállalatok MI-felkészültségi szintjének és profiljának időbeli nyomon követését, valamint azok szervezeti teljesítménnyel, innovációs aktivitással és versenyképességgel való kapcsolatának feltárását, ami az MI-adaptáció dinamikájának és a fejlődési pályák meghatározó tényezőinek megértéséhez is hozzájárulhat.

A nemzetközi komparatív vizsgálatok szintén jelentős kutatási potenciállal bírnak (Ransbotham et al., 2020). A modell több ország vállalati mintáján való alkalmazása lehetőséget adna a magyarországi MI-felkészültség nemzetközi összevetésben történő értékelésére, valamint a gazdasági, kulturális és szabályozási különbségek hatásainak összehasonlító elemzésére.

A bemutatott keretrendszer továbbfejlesztésének egyik kiemelt iránya lehet végül a felelős MI-elvek explicit és strukturált integrálása (Dignum, 2019). Az etikai megfelelés, az algoritmikus átláthatóság és magyarázhatóság jelenleg implicit módon jelenik meg a modellben, így e tényezők önálló, mérhető dimenzióvá alakítása – például Floridi és munkatársai (2018) nyomán az etikai irányelvek formális megléte, az algoritmikus auditok rendszeressége, a modell-interpreteálhatósági

gyakorlatok, az emberi felügyeleti pontok megléte, vagy az adat- és modelltranszparencia-szabványok vizsgálata által – új kutatási perspektívát kínálhat. A bővítés a társadalmi bizalom, az ember-gép együttműködés és a felelős technológiahasználat aspektusait meghatározó tényezővé teheti az MI-felkészültség értékelésében, tovább erősítve a modell tudományos megalapozottságát és gyakorlati relevanciáját.

Gyakorlati implikációk

A javasolt MI-felkészültségi modell gyakorlati alkalmazása több területen teremthet értéket, mivel a diagnosztikai felhasználáson túl magasabb szintű funkciókat is betölthet. Egyfelől strukturált döntéstámogató eszközként hozzájárulhat a vállalati versenyképesség erősítéséhez, különösen a szervezeti önértékelés, valamint a stratégiai és operatív tervezés során (Jöhnk et al., 2021). Másfelől a modell olyan nemzeti és európai uniós kezdeményezésekbe is beilleszthető, amelyek a hazai kis- és középvállalkozások digitális fejlődését és MI-integrációját szolgálják.

A stratégiai tervezés egy helyzetelemzést követően teremti meg a szervezeti vízió és jövőkép kialakításának alapjait (Kaplan & Norton, 1996). Az MI-felkészültségi modell alkalmazása e folyamat mesterségesintelligencia-fókusszal történő kiterjesztését teheti lehetővé, mivel átfogó keretet kínál a szervezeti MI-felkészültség technológiai, adat-, vezetői, humán és kulturális dimenzióinak szisztematikus értékelésére (Akbarighatar, 2022; Jöhnk et al., 2021). Az MI-felkészültségi értékelés eredményének stratégiai tervezésbe való bevonása segítheti a vállalati MI-útvonalt (*AI journey*), vagyis a szervezeti tanulás és fejlődés irányának, és MI-úttervet (*AI roadmap*), vagyis az implementáció mérföldköveinek és prioritásainak elkészítését, amelyek a hosszú és rövid távú MI-célok kitűzését és szervezeten belüli kommunikációját egyaránt hatékonyabbá tehetik (Davenport & Mittal, 2023; Ransbotham et al., 2020). A célok eléréséhez szükséges stratégiai irányok meghatározása, valamint az operatív programok és akciótervek kialakítása a vállalati adaptációs folyamat menedzselését támogathatja, például az MI-koncepciók megvalósíthatóságát demonstráló kísérleti projektek (*Proof of Concept*, PoC) elindítása révén (Hansen et al., 2024; Wilson & Daugherty, 2018). A tervezés és az erőforrás-allokáció eszköztárát emellett egy prioritási mátrix egészítheti ki, amely a vizsgált dimenziókat a fejlesztési ráfordítások és a várható hatások tengelye mentén helyezi el, ezáltal vizuálisan interpretálva a szükséges beavatkozások prioritási rangsorát (Kaplan & Norton, 1996).

A modell összehasonlítási eszközként is felhasználható, mivel lehetővé teszi a vállalatok számára, hogy saját MI-felkészültségi profiljukat más szervezetek felkészültségéhez, iparági átlagokhoz és országos referenciaértékekhez viszonyítsák (Hansen et al., 2024). Ez elősegítheti az átláthatóságot, a megalapozottabb döntéshozatalt, az innovációs stratégia fejlesztését, a szervezeti tanulást és a legjobb iparági gyakorlatok azonosítását (Jöhnk et al., 2021).

Végül a keretrendszer szakpolitikai, szabályozási és innovációs ökoszisztéma-szinten is hasznosítható. Az aggregált mérési eredmények ugyanis visszajelzést adhatnak

az MI-felkészültség általános állapotáról és trendjeiről, továbbá információval szolgálhatnak a KKV-szektor digitális fejlődését célzó programok kidolgozásához és értékeléséhez (OECD, 2022), illetve az MI-kompetenciák fejlesztését és a felelős technológiahasználatot előmozdító kezdeményezésekhez (Dignum, 2019). A modell így nemcsak a vállalati működés és fejlődés támogatásában, hanem a digitális transzformáció és MI-adaptáció makroszintű nyomon követésében, valamint a nemzeti MI-stratégia megvalósításában is alkalmazható, integrált elemzési eszközzé válhat.

Következtetések

A mesterséges intelligencia integrációja az egyik legösszetettebb szervezeti transzformációs folyamat, amely túlmutat a technológiai implementáció kérdéskörén (McAfee & Brynjolfsson, 2017). Az MI-bevezetés és -kiterjesztés a vállalatok stratégiai, szervezeti és kulturális változását igényli, amelyben a humán kompetenciák fejlesztése, a vezetői döntések és a felelős technológiahasználat is meghatározó (Floridi, 2023). A mesterséges intelligenciára való felkészültség vizsgálata ezért nem korlátozódhat csupán a technikai előfeltételek értékelésére, szükségszerűen a szervezetek stratégiai érettségének, tanulási képességének és kulturális adaptációs hajlandóságának feltárását is magában kell foglalnia (Jöhnk et al., 2021).

A jelen tanulmány tudományos hozzájárulása ketős. Egyrészt a vonatkozó szakirodalom megállapításaira támaszkodva az MI-felkészültséget nem kizárólag az MI-bevezetést megelőző egyszeri állapotnak tekinti, hanem az MI-adaptáció különböző szakaszaiban egyaránt értelmezhető szervezeti képességnek, ami lehetővé teszi az MI-felkészültség és az MI-érettség következetes analitikus elkülönítését, illetve azok időbeli átfedéseinek és kölcsönhatásainak figyelembevételét. Másrészt egy olyan koherens modellt dolgoz ki, amely az MI-felkészültségi értékelés komponenseinek definiálása mellett bemutatja a kvantitatív mérési logikát és a kvalitatív visszacsatolás egy lehetséges módját, továbbá gyakorlati alkalmazási javaslatokat is felvázol. E kombinált megközelítés újszerű keretet jelenthet az MI-felkészültséggel foglalkozó kutatások számára, egyben alapot is adhat a későbbi empirikus vizsgálatok, összehasonlító elemzések és iparági adaptációk megvalósításához.

A bemutatott keretrendszer a vezetői, adatgazdálkodási, technológiai, humán és kulturális dimenziók együttes hatását vizsgálja, és lehetőséget kínál a vállalatok számára saját MI-felkészültségük strukturált, mérhető értékelésére, valamint a fejlesztendő területek pontos azonosítására. A modell a technikai tényezők mellett kiemelten kezeli azokat a minőségi jellemzőket – például a vezetői elkötelezettséget és a szervezeti nyitottságot –, amelyek a fenntartható és eredményes MI-használat alapvető feltételei, ugyanakkor implicit módon foglalkozik a felelős technológiahasználat aktuális kérdéseivel is. Az MI-felkészültségi értékelés nem öncélú mérési gyakorlat, hanem a vállalati fejlődés, a stratégiai megújulás és a tudatos tervezés eszköze (Hansen et al., 2024). Az alkalmazott megközelítés ennek megfelelően

az MI-integrációt technológiai determináció helyett a szervezeti képességek fejlettségétől függő adaptációs folyamatként, az MI-felkészültséget pedig statikus küszöbérték helyett egy fejleszthető szervezeti állapotként értelmezi, ami így a technológiahasználat, a vállalati tanulás és az adaptív vezetés összefüggéseiben ragadható meg (Dignum, 2019; Jöhnk et al., 2021). Ez a szemlélet a mesterséges intelligencia bevezetését dinamikus, emberi és társadalmi tényezők által is formált átalakulásként tekinti, amelynek sikeressége végső soron a szervezet evolúciós alkalmazkodóképességén múlik (Argyris & Schön, 1978; Ransbotham et al., 2020).

A modell jelenlegi formájában elsődlegesen koncepcionális jelleggel bír, empirikus validálása és finomhangolása további kutatásokat igényel. A jövőbeni vizsgálatokban indokolt az egyes dimenziók súlyozását, a mérőeszköz megbízhatóságát és érvényességét, valamint a longitudinális trendek alakulását is elemezni. Emellett kiemelt fejlesztési irány lehet a felelős MI-alapelvek explicit és módszertanilag megalapozott integrálása, mivel az etikai megfelelés, az átláthatóság és a társadalmi bizalom egyúttá határozzák meg az MI-megoldások elfogadottságát és hosszú távú működőképességét (Dignum, 2019).

Összességében a tanulmány azt a nézetet erősíti, miszerint a mesterséges intelligencia bevezetését és kiterjesztését komplex, rendszerszintű folyamatként szükséges értelmezni, amely egyszerre technológiai, szervezeti és emberi természetű. A bemutatott megközelítés nem lezárt keretrendszer, hanem egy fejleszthető és adaptálható eszköz, amely a tudományos közösség és a vállalati gyakorlat számára egyaránt kiindulópontot kínál az MI-felkészültség mélyebb megértéséhez, méréséhez és fejlesztéséhez. A modell reflexív alkalmazása továbbá hozzájárulhat ahhoz, hogy a mesterséges intelligencia hazai vállalati adaptációja tudatosabb, felelősebb és stratégiailag megalapozottabb módon valósuljon meg.

E munka elkészítése során a szerző a ChatGPT mesterséges intelligencia eszközt használta a nyelvi-stilisztikai finomítás támogatása érdekében. Az eszköz használata után a szerző szükség szerint áttekintette és szerkesztette a tartalmat, és teljes felelősséget vállal a publikáció tartalmáért.

Felhasznált irodalom

- Akbarighatar, P. (2022). Maturity and readiness models for responsible artificial intelligence (RAI): A systematic literature review. In *Proceedings of the 14th Mediterranean Conference on Information Systems (MCIS 2022)* (Paper 12). Association for Information Systems. <https://aisel.aisnet.org/mcis2022/12>
- Amershi, S., Begel, A., Bird, C., DeLine, R., Gall, H., Kamar, E., Nagappan, N., Nushi, B., & Zimmermann, T. (2019). Software engineering for machine learning: A case study. In *Proceedings of the 2019 IEEE/ACM 41st International Conference on Software Engineering* (pp. 291–300). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICSE-SEIP.2019.00042>

- Argyris, C., & Schön, D. A. (1978). *Organizational learning: A theory of action perspective*. Addison-Wesley.
- Ashmore, R., Calinescu, R., & Paterson, C. (2021). Assuring the machine learning lifecycle: Desiderata, methods, and challenges. *ACM Computing Surveys*, 54(5), 1–39. <https://doi.org/10.1145/3453444>
- Becker, J., Knackstedt, R., & Pöppelbuß, J. (2009). Developing maturity models for IT management: A procedure model and its application. *Business & Information Systems Engineering*, 1(3), 213–222. <https://doi.org/10.1007/s12599-009-0044-5>
- Bryman, A., & Bell, E. (2015). *Business research methods* (4th ed.). Oxford University Press.
- Bughin, J., Seong, J., Manyika, J., Chui, M., & Joshi, R. (2018). *Notes from the AI frontier: Modeling the impact of AI on the world economy*. McKinsey Global Institute. <https://www.mckinsey.com/featured-insights/artificial-intelligence/notes-from-the-ai-frontier-modeling-the-impact-of-ai-on-the-world-economy>
- Camp, R.C. (1989). *Benchmarking: The search for industry best practices that lead to superior performance*. ASQC Quality Press.
- Creswell, J.W., & Plano Clark, V.L. (2018). *Designing and conducting mixed methods research* (3rd ed.). SAGE.
- Davenport, T.H. (2018). *The AI advantage: How to put the artificial intelligence revolution to work*. MIT Press.
- Davenport, T.H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116. <https://hbr.org/2018/01/artificial-intelligence-for-the-real-world>
- Davenport, T.H., & Westerman, G. (2018). Why so many high-profile digital transformations fail. *Harvard Business Review*. <https://hbr.org/2018/03/why-so-many-high-profile-digital-transformations-fail>
- Davenport, T.H., & Miller, S. (2022). *Working with AI: Real stories of human-machine collaboration*. MIT Press.
- Davenport, T.H., & Mittal, N. (2023). *All in on AI: How smart companies win big with artificial intelligence*. Harvard Business Review Press.
- Deloitte Magyarország. (2025). *Magyar MI Körkép 2025*. <https://www.deloitte.com/hu/hu/what-we-do/deloitte-magyar-mi-korkep-2025.html>
- DeVellis, R.F. (2016). *Scale development: Theory and applications* (4th ed.). SAGE.
- Digiméter. (2024). *Hazai digitalizáció 2024: Kutatás a kis- és középvállalkozások körében*. Digiméter. https://digimeter.hu/wp-content/uploads/2024/04/Digimeter_2024_tavasz_tanulmany_20240418.pdf
- Dignum, V. (2017). Responsible artificial intelligence: Designing AI for human values. *ITU Journal: ICT Discoveries, Special Issue No. 1*, 1–8. https://www.itu.int/dms_pub/itu-s/opb/journal/S-JOURNAL-ICTS.VIII-2017-1-PDF-E.pdf
- Dignum, V. (2019). *Responsible artificial intelligence: How to develop and use AI in a responsible way*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-30371-6>
- Edmondson, A.C. (2018). *The fearless organization: Creating psychological safety in the workplace for learning, innovation, and growth*. Wiley.
- European Commission. (2024). *Artificial Intelligence Act: Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council. Official Journal of the European Union*. <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj>
- Floridi, L., Cowls, J., Beltrametti, M., Chatila, R., Chazeland, P., Dignum, V., Luetge, C., Madelin, R., Pagallo, U., Rossi, F., Schafer, B., Valcke, P., & Vayena, E. (2018). AI4People – An ethical framework for a good AI society: Opportunities, risks, principles, and recommendations. *Minds and Machines*, 28(4), 689–707. <https://doi.org/10.1007/s11023-018-9482-5>
- Floridi, L. (2023). *The ethics of artificial intelligence: Principles, challenges, and opportunities*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oso/9780198883098.001.0001>
- Hair, J.F., Black, W.C., Babin, B.J., & Anderson, R.E. (2019). *Multivariate data analysis* (8th ed.). Cengage Learning.
- Hansen, H.F., Lillesund, E., Mikalef, P., & Altwaijry, N. (2024). Understanding artificial intelligence diffusion through an AI capability maturity model. *Information Systems Frontiers*, 26, 2147–2163. <https://doi.org/10.1007/s10796-024-10528-4>
- Homburg, C., Klarmann, M., Reimann, M., & Schilke, O. (2012). What drives key informant accuracy? *Journal of Marketing Research*, 49(4), 594–608. <https://doi.org/10.1509/jmr.09.0174>
- Horváth, J. Gy. (2025). A digitális bizalom szerepe a digitális érettségi modellekben. *Vezetéstudomány*, 56(9), 67–81. <https://doi.org/10.14267/VEZTUD.2025.09.05>
- Jöhnk, J., Weißert, M., & Wyrтки, K. (2021). Ready or not, AI comes – An interview study of organizational AI readiness factors. *Business & Information Systems Engineering*, 63(1), 5–20. <https://doi.org/10.1007/s12599-020-00676-7>
- Joshi, A., Kale, S., Chandel, S., & Pal, D.K. (2015). Likert scale: Explored and explained. *British Journal of Applied Science & Technology*, 7(4), 396–403. <https://doi.org/10.9734/BJAST/2015/14975>
- Kaplan, R.S., & Norton, D.P. (1996). *The balanced scorecard: Translating strategy into action*. Harvard Business School Press.
- Kumar, N., Stern, L.W., & Anderson, J.C. (1993). Conducting interorganizational research using key informants. *Academy of Management Journal*, 36(6), 1633–1651.
- Lichtenthaler, U. (2020). Five maturity levels of managing AI: From isolated ignorance to integrated intelligence. *Journal of Innovation Management*, 8(1), 39–50. https://doi.org/10.24840/2183-0606_008.001_0005
- Long, D., & Magerko, B. (2020). What is AI literacy? Competencies and design considerations. In *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1–16). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3313831.3376727>

- Magyarország Kormánya. (2025). *Magyarország Mesterséges Intelligencia Stratégiája (2025-2030)*. <https://cdn.kormany.hu/uploads/document/c/c0/c0d/c0dfdbd37cfa520ae37361a168d244c85e7295af.pdf>
- McAfee, A., Brynjolfsson, E., Davenport, T.H., Patil, D.J., & Barton, D. (2012). Big data: The management revolution. *Harvard Business Review*, 90(10), 60–68. <https://hbr.org/2012/10/big-data-the-management-revolution>
- McAfee, A., & Brynjolfsson, E. (2017). *Machine, platform, crowd: Harnessing our digital future*. W. W. Norton & Company.
- Mikalef, P., Pappas, I.O., Krogstie, J., & Giannakos, M. (2018). Big data analytics capabilities: A systematic literature review and research agenda. *Information Systems and e-Business Management*, 16(3), 547–578. <https://doi.org/10.1007/s10257-017-0362-y>
- Miniszterelnöki Kabinetiroda. (2022). *Nemzeti Digitalizációs Stratégia 2022-2030*. <https://cdn.kormany.hu/uploads/document/6/60/602/60242669c9f12756a2b-104f8295b866a8bb8f684.pdf>
- Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD). (2022). *SME policy index: Western Balkans and Turkey 2022: Assessing the implementation of the Small Business Act for Europe*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/b47d15f0-en>
- O'Toole, C., Schneider, J., Smaje, K., & LaBerge, L. (2020). *How COVID-19 has pushed companies over the technology tipping point—and transformed business forever*. McKinsey Digital. <https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/how-covid-19-has-pushed-companies-over-the-technology-tipping-point-and-transformed-business-forever>
- Oxford Insights. (2024). *Government AI Readiness Index 2024*. Oxford Insights. <https://oxfordinsights.com/wp-content/uploads/2024/12/2024-Government-AI-Readiness-Index-2.pdf>
- Phillips, L.W. (1981). Assessing measurement error in key informant reports: A methodological note on organizational analysis in marketing. *Journal of Marketing Research*, 18(4), 395–415. <https://doi.org/10.2307/3151333>
- Pintér, R. (2023a). A magyar kis- és középvállalkozások digitális érettsége – A Digiméter index: az eredmények ismertetése. *Vezetéstudomány*, 54(10), 66–75. <https://doi.org/10.14267/VEZTUD.2023.10.06>
- Pintér, R. (2023b). A magyar kis- és középvállalkozások digitális érettsége – A Digiméter index: elméleti meg-alapozás. *Vezetéstudomány*, 54(9), 16–26. <https://doi.org/10.14267/VEZTUD.2023.09.02>
- Podsakoff, P.M., MacKenzie, S.B., Lee, J.Y., & Podsakoff, N.P. (2003). Common method biases in behavioral research: A critical review of the literature and recommended remedies. *Journal of Applied Psychology*, 88(5), 879–903. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.88.5.879>
- Polyportis, A. (2024). A longitudinal study on artificial intelligence adoption: Understanding the drivers of ChatGPT usage behavior change in higher education. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 6, 1324398. <https://doi.org/10.3389/frai.2023.1324398>
- Publicis Groupe Hungary & PwC Magyarország. (2025). *AI Readiness Index – Hungary (2025)*. Publicis Groupe Hungary. <https://www.publicisgroupe.hu/news/ai-readiness-2025/>
- Ransbotham, S., Khodabandeh, S., Kiron, D., Candelon, F., Chu, M., & LaFountain, B. (2020). *Expanding AI's impact with organizational learning*. MIT Sloan Management Review & Boston Consulting Group. <https://sloanreview.mit.edu/projects/expanding-ais-impact-with-organizational-learning>
- Ransbotham, S., Candelon, F., Kiron, D., LaFountain, B., & Khodabandeh, S. (2021). *The cultural benefits of artificial intelligence in the enterprise*. MIT Sloan Management Review & Boston Consulting Group. <https://sloanreview.mit.edu/projects/the-cultural-benefits-of-artificial-intelligence-in-the-enterprise>
- Sadiq, R.B., Safie, N., Rahman, A.H.A., & Goudarzi, S. (2021). Artificial intelligence maturity model: A systematic literature review. *PeerJ Computer Science*, 7, e661. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.661>
- Sculley, D., Holt, G., Golovin, D., Davydov, E., Phillips, T., Ebner, D., Chaudhary, V., Young, M., Crespo, J.F., & Dennison, D. (2015). Hidden technical debt in machine learning systems. In *Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'15)* (Vol. 2, pp. 2503–2511). MIT Press.
- Vial, G. (2019). Understanding digital transformation: A review and a research agenda. *The Journal of Strategic Information Systems*, 28(2), 118–144. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2019.01.003>
- Wamba, S.F., Dubey, R., Gunasekaran, A., & Akter, S. (2020). The performance effects of big data analytics and supply chain ambidexterity: The moderating effect of environmental dynamism. *International Journal of Production Economics*, 222, 107498. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.09.019>
- Wilson, H.J., & Daugherty, P.R. (2018). *Human + machine: Reimagining work in the age of AI*. Harvard Business Review Press.