

A ROBOT PÉNZÜGYI TANÁCSADÓK FOGYASZTÓI ELFOGADÁSÁT BEFOLYÁSOLÓ TÉNYEZŐK MODELLEZÉSE

Molnár László – Süveges Gábor Béla – Horváth Kata¹

ABSZTRAKT

Tanulmányunkban a robot-tanácsadók használatára irányuló szándékot vizsgáljuk a potenciális felhasználók körében, egy kibővített UTAUT modell felhasználásával. A modell újdonsága, hogy olyan konstrukciókat is magába foglal, mint a bizalom és az észlelt kockázat. Ezen felül a mesterséges intelligencia olyan attribútumaira is épít, mint az észlelt intelligencia és az antropomorfizmus. Az elméleti modell tesztelése érdekében 2024-ben egy online kérdőíves felmérést végeztünk, amely során 249 értékelhető válasz érkezett. A kibővített modell és a kapcsolódó hipotézisek tesztelésére strukturális egyenletmodellezést (CB-SEM) alkalmaztunk. Az eredmények azt mutatják, hogy a teljesítmény elvárás és a társadalmi befolyásolás jelentősen hatnak a robot-tanácsadók használatának szándékára. Az MI attribútumai közül az észlelt intelligencia közvetett hatást gyakorol a használati szándékra. Az eredmények rávilágítanak arra, hogy a bizalom építése, a biztonság fokozása és a digitális írástudás előmozdítása kulcsfontosságú a potenciális felhasználók megnyerése szempontjából. Ezen tényezők megfelelő menedzselése elengedhetetlen a fintech vállalatok számára az MI-alapú pénzügyi szolgáltatásokból származó haszon maximalizálása, és a kapcsolódó észlelt kockázat minimalizálása érdekében. A kutatás eredetisége abban rejlik, hogy egy kibővített UTAUT-modellen belül integráltan elemzi az észlelt intelligenciát és az antropomorfizmust, rávilágítva ezek együttes hatására a robot-tanácsadók társadalmi elfogadottságának alakításában.

JEL-kódok: G41

Kulcsszavak: robot-tanácsadók, fogyasztói elfogadás, használati szándék, technológia adaptálás

1. BEVEZETÉS

A robottanácsadás a mesterséges intelligencia alkalmazásának egy modern és gyorsan fejlődő területe, melynek célja az ügyfelek döntéshozatali folyamatainak támogatása és megkönnyítése. Jelen pillanatban a pénzügyi szektorban betöltött jelentősége marginálisnak tekinthető, használata főleg befektetési tanácsadásra és befektetési stratégiák végrehajtására korlátozódik. Azonban a gazdaság folyamatban lévő digitális átalakulása arra enged következtetni, hogy a közeljövőben ezt a technológiát további bankműveletek esetében is alkalmazni fogják. Bár az ügyfelek egy része idegenkedik a robot-tanácsadók használatától (Hildebrand & Bergner, 2021; Zheng és mtsai., 2019), ezen tanácsadási forma elterjedését alapvetően segíti, hogy a költségvonzata a hagyományos tanácsadáshoz képest alacsonyabb (Isaia & Oggero, 2022). A Statista (2024) adatai szerint 2023-ban a robot-tanácsadók szegmensében a kezelt vagyon elérte a 1,3 milliárd dollárt és a becslések szerint 2028-ra ez az összeg megközelítheti a 2,5 milliárd dollárt is. Éppen ezért kiemelt jelentőségű, hogy a hitelintézetek felkészüljenek szolgáltatási portfóliójuk ilyen irányú bővítésére.

¹ Molnár László levelező szerző, egyetemi docens, Miskolci Egyetem, email: laszlo.molnar@uni-miskolc.hu
Süveges Gábor Béla, egyetemi docens, Miskolci Egyetem, email: gabor.suveges@uni-miskolc.hu
Horváth Kata, PhD hallgató, Miskolci Egyetem, email: kata.horvath@uni-miskolc.hu

A robottanácsadás népszerűségének növekedésével párhuzamosan a témát vizsgáló publikációk száma is növekedik. A szakirodalmak nagy része a szolgáltatást technológiai, műszaki oldalról közelíti meg (Belanche és mtsai., 2019a; Nguyen és mtsai., 2023; Nourallah és mtsai., 2023; Rühr, 2020; Sabir és mtsai., 2023; Zheng és mtsai., 2019), bemutatják a mögöttes befektetési stratégiákat (Babaei és mtsai., 2022), elemzik a technológiába vetett bizalom szerepét (Nourallah és mtsai., 2023; Yi és mtsai., 2023), a hatékony tanácsadás mögötti algoritmusok tervezését vizsgálják (Bhatia és mtsai., 2020; Day és mtsai., 2018; Musto és mtsai., 2015) vagy éppen jogi oldalról értékelik a témát (Jung és mtsai., 2019; Zödi, 2020). Összességében kijelenthető, hogy viszonylag kevés olyan szakirodalom található, amely az ügyfelek robottanácsadással kapcsolatos hozzáállását alakító tényezők elemzésével foglalkozik.

Éppen ezért kutatásunk célja a fogyasztók beruházási döntéseit támogató robot-tanácsadók alkalmazására irányuló használati szándék elemzése. Ennek érdekében egy Liew és mtsai. (2023) által kidolgozott modellből indultunk ki, amelyet eredetileg a chatbotok elfogadásának vizsgálatára használtak, és kiterjesztettük annak alkalmazását a robot-tanácsadókra vonatkozóan.

Meglátásunk szerint tanulmányunk két módon járul hozzá a robot-tanácsadókkal kapcsolatos kutatásokhoz. Egyrészt kibővíti a robottanácsadással és fogyasztói magatartással kapcsolatos szakirodalmat, azt vizsgálva, hogy mely tényezők járulnak hozzá a robottanácsadás elfogadásához. Eredményeink ezen felül a gyakorlatban is hasznosíthatóak, kivált a hitelintézetek és a fintech cégek esetében a szolgáltatások fejlesztésének megalapozásában és a fogyasztói elfogadás megértésében.

2. SZAKIRODALMI ÁTTEKINTÉS

Az informatika vívmányainak használata nem újkeletű a hitelintézeteknél, hiszen a bankműveletek és az adósmínősítés már elképzelhetetlen számítógépes programok nélkül, de az eszköz- és vagyonkezelésben, a befektetési tanácsadásban is egyre inkább megjelennek az MI-alapú algoritmusok (Müller & Kerényi, 2021). A robot-tanácsadók esetében számos hasonló, egymást lefedő, illetve részben kiegészítő meghatározással találkozhatunk. A pénzügyi szektor egyik legújabb innovációinak tekinthető platformok emberi munkaerő helyettesítésével vagy éppen kiváltásával képesek a befektetések kezelésére (Goldstein és mtsai., 2019). A robot-tanácsadókon keresztül történő befektetés egyszerű és praktikus, hiszen egy rövid regisztrációt követően – mely során többek között felmérésre került az ügyfél kockázatvállalási hajlandósága és hozamelvárása (Polak és mtsai., 2020) – alkalmasak személyre szabott befektetési tanácsadást nyújtani. A platform mögött lévő mesterséges intelligencia rendszer ezt követően létrehoz egy személyes befektetési portfóliót, majd ajánlásokat tesz és/vagy automatikus kiigazításokat végez a kockázati profil és hozamelvárások alapján (Belanche és mtsai., 2019b; Szobonya, 2020). Ezen tanácsadók a fintech megoldások azon csoportjába tartoznak, melyek jobb minőségű és felhasználóbarátabb, személyre szabott, az ügyfelek igényeit magasabb színvonalon kiszolgáló befektetési szolgáltatást képesek nyújtani (Horváth, 2020), törekedve arra, hogy, miközben *„emberi segítségnyújtásról gépre helyezik a hangsúlyt, megtartsák a személyes élményt”* (Kovács & Vallyon, 2022, 102. o.). Beszélhetünk tisztán vagy hibrid robot-tanácsadókról is: míg az első kategória esetében az ügyfeleknek nincs lehetőségük arra, hogy hús-vér tanácsadóval beszéljék meg pénzügyi helyzetüket és céljaikat, addig a hibrid megoldások *„automatizált portfólió-kezelést kínálnak emberi interakcióval”*, ahol személyes pénzügyi tanácsadót is kirendelnek az ügyfelekhez (Puhle, 2016). Több tanulmány bemutatta, hogy a robottanácsadás által vezérelt befektetés még válságok esetén is kedvezőbb lehet a passzív portfóliókezelésnél (D'Hondt és mtsai., 2020; Oehler & Horn, 2024). A robot-tanácsadók a hús-vér tanácsadókhoz hasonlóan a befektetési preferenciákra és célokra

alapozva, a piaci információkat felhasználva adnak befektetési tanácsokat, vagyis nem fizikailag megjelenő robotok, hanem „*részben mesterséges intelligenciát is alkalmazó algoritmusok*” (Zödi, 2020, 109. o.). Az egyéni preferenciák az előnyben részesített eszközosztály kiválasztásánál is megjelennek, hiszen az ún. zöld robot-tanácsadók lehetővé teszik, hogy a befektetők zöld eszközosztályokba fektessenek be (Horváth, 2022). Jelen tanulmányban a robot-tanácsadón egy olyan digitális platformot értünk, amely automatizált, algoritmus-vezérelt pénzügyi tervezési és befektetési szolgáltatásokat nyújt minimális vagy emberi felügyelet nélkül. Egy tipikus robot-tanácsadó online felmérésen keresztül kérdéseket tesz fel az ügyfelek pénzügyi helyzetéről és jövőbeli céljairól. Ezután az adatokat arra használja, hogy tanácsot adjon, és automatikusan befektessen az egyén helyett.

A robot-tanácsadók széleskörű bevezetése és használata jelenleg még kialakulóban van. A COVID-19 járvány egyszerre adott lökést ezen tanácsadás fejlődésének – csökkent a személyes, ember általi tanácsadás lehetősége- és egyszerre jelentett első igazi megmértetést, hiszen korábban a piacok folyamatosan emelkedő tendenciát mutattak, így viszonylag könnyen tudtak jól teljesíteni (Au és mtsai., 2021). A robot-tanácsadók elterjedése kihívást jelent a banki és pénzügyi szektor számára, ugyanakkor remek lehetőséget jelenthetnek a hitelintézetek és Fintech vállalatok számára a meglévő szolgáltatási portfóliójuk kiszélesítésében (Nain és Rajan, 2024). Zogning és Turcotte (2025) francia és kanadai bankok gyakorlatát vizsgálva arra a következtetésre jutott, hogy a hitelintézetek eredményében még marginális hatása van a robottanácsadásból származó bevételeknek, inkább a jövedelmek diverzifikálására használják, de azt is megállapították, hogy ezen intézetek magasabb nem kamat jellegű bevételeket értek el. Hosszabb távon Brenner és Meyll (2020) megállapítása alapján jogos az elterjedéstől való félelem a tanácsadás ezen formájára vonatkozóan azokra a bankokra, brókerekre és biztosítótársaságokra nézve, amelyek kizárólagos üzleti modellként személyes pénzügyi tanácsadókra támaszkodnak.

Piotrowski és Orzeszko (2023) a robottanácsadással foglalkozó szakirodalmakat a következő nagyobb csoportokba sorolták:

- A leggyakrabban vizsgált meghatározó tényezők a robottanácsadás technológiai és működési szempontjaihoz kapcsolódtak.
- Számos munka foglalkozott a robottanácsadási szolgáltatásokat nyújtó vállalatokba, valamint magába a szolgáltatás során használt technológiába vetett bizalom kérdésével.
- Egyes munkák a demográfiai és társadalmi-gazdasági tényezőket vizsgálta, mint a robottanácsadás elfogadottságának kulcstényezőit.
- A munkák további csoportja a mesterséges intelligenciát használó algoritmusokat alkalmazó tanácsadás és a hagyományos tanácsadás összehasonlítását végezte.

Jelen tanulmánynak nem célja, hogy ezt a területet technológiai vagy jogi szempontból vizsgálja, sokkal inkább az ügyfelekre, fogyasztókra koncentrál, éppen ezért a szakirodalmi összefoglalóban is a fogyasztók hozzáállásával, elfogadásával kapcsolatos eddigi eredményeket hangsúlyozzuk. Annál is inkább érdekesebb ez a kérdés, mert a különböző országokban végzett átfogó kutatások szerint közel sem homogén a robot pénzügyi tanácsadók elfogadása (Fatima és Chakraborty, 2024). Piotrowski és Orzeszko (2023) kutatásukban azt vizsgálták, hogy milyen tényezők határozzák meg a robot-tanácsadók szolgáltatásainak igénybevételi szándékát a végső felhasználók részéről. Fontos megállapításuk volt, hogy a banki ügyfelek hagyományos banki szolgáltatásokkal és hagyományos tanácsadásban szerzett tapasztalatának vagy éppen hiányának nincs hatása arra, hogy mennyire készségesen fogadják a robot-tanácsadók szolgáltatását. A robottanácsadás elfogadására való hajlandóság inkább a kíváncsiságtól, a technológiai innovációra való nyitottságtól, a mesterséges intelligencia előnyeiről való

meggyőződéstől, valamint a mesterséges intelligencia banki szolgáltatásokban való alkalmazásával kapcsolatos tapasztalatoktól függ. Ugyancsak nagy hatással van ezen tanácsadási forma elfogadására az, hogy az ügyfeleknek milyen feltételezései vannak a bankok személyes adatok kezelésére vonatkozóan; minél inkább etikus magtartást tételnek fel, annál inkább elfogadják a bank által nyújtott robottanácsadást is. Hasonló eredményekre jutottak további kutatók (Morana és mtsai., 2020), akik felismerték, hogy a tanácsadók antropomorf kialakítása a felhasználók viselkedését is meghatározza, vagyis azt, hogy mennyire fogadják el az MI alapú megoldások javaslatait. Cheng és mtsai. (2019) arra az eredményre jutott, hogy a robot-tanácsadók emberi tulajdonságokkal történő felruházása (hangok, hangszín, sőt az érzelmek érzékelési képességének beépítésével) javítja azok fogyasztók részéről történő elfogadását, mert ez hozzájárul a szolgáltatás iránti bizalom növeléséhez, amit további kutatások is megerősítettek (Aw és mtsai., 2024). Roh és mtsai. (2023) a technológiai innovációk ismeretét és a bizalom hatását vizsgálták. Arra a következtetésre jutottak, hogy a vállalatoknak olyan innovációkat kell kialakítaniuk, amelyek a fogyasztók számára is relevánsak, vagyis amelyek érzékelhető előnyökkel járnak számukra, illetve törekedni kell arra, hogy az ügyfelek a már meglévő MI-alapú innovációk esetében is pontosan lássák azok pozitív vonatkozásait. Empirikus eredményeik azt mutatták, hogy amikor a szolgáltatások új technológiákhoz kapcsolódnak, a fogyasztók hozzáállását és a szolgáltatások esetleges használatát jelentősen befolyásolja a bizalom. Flavián és mtsai. (2022) tanulmányukban azt elemezték, hogy az ügyfelek technológiai felkészültsége és szolgáltatásválasztási tudatossága hogyan befolyásolja a robot-tanácsadók igénybevételének szándékát. Megállapították, hogy azok, akiknek több ismeretük van ezen szolgáltatásról, ismerik a robot-tanácsadók működését, lehetőségeit és korlátait, szívesebben használják azokat. A hitelintézetek számára potenciális ügyfelek lehetnek azok az ügyfelek, akik érdeklődnek a befektetések iránt, de az aktív befektetéssel járó teendők (összetett szoftverek kezelése vagy éppen a tanácsadóval történő időigényes kapcsolattartás) eddig elriasztották őket a befektetésektől. Ahogyan azt Isaia és Oggero (2022) bemutatták, a pénzügyi műveltségnek kulcsfontosságú szerepe van a Z-generáció esetében a robot-tanácsadási szolgáltatások igénybevételének szempontjából. Azok a személyek, akik magasabb szintű pénzügyi ismeretekkel rendelkeznek nagyobb valószínűséggel használják majd a robot-tanácsadókat, míg az alacsonyabb pénzügyi műveltségnek nincs szignifikáns magyarázó ereje. A fiatalok általános online aktivitásait vizsgálva azt találták, hogy az online pénzügyi tranzakciókkal járó tevékenységek, az online vásárlás és a digitális fizetés előre jelzik a digitális platformokon keresztül nyújtott pénzügyi tanácsadás iránti potenciális érdeklődést. Hasonlóan, a generációk közötti különbséget emelték ki további szerzők, többek között Figà-Talamanca és szerzőtársai (2022) valamint Nourallah (2023), akik szerint az Y és Z generációsok korai alkalmazónak minősülnek, azonban a nagyobb vagyonnal rendelkezők és korábbi generációk a hagyományos, emberi tanácsadókat részesítik előnyben. Singh és Karamcheti (2025) tanulmányukban azon tényezők kölcsönhatását vizsgálták, melyek meghatározzák a robot-tanácsadás észlelt előnyeit és észlelt kockázatait. Empirikus eredményeik összhangban vannak a korábbi kutatásokkal, mely szerint az észlelt előnyök jelentősen befolyásolják a használatát. Az észlelt antropomorfizmust, a társadalmi befolyást és a bizalmat, mint három olyan tényezőt, amelyek a tanácsadás ezen formának észlelt előnyeire vezetnek. A korábbi kutatási eredményektől eltérően kutatásukban arra a következtetésre jutottak, hogy a pénzügyi műveltség jelentősen befolyásolja a bizalmat, ugyanakkor nincs közvetlen hatással az észlelt előnyökre.

3. HIPOTÉZISEK ÉS SAJÁT MODELL

Az előző fejezetekben taglalt szakirodalmi összefoglaló alapján az alábbi hipotéziseket fogalmaztuk meg.

H1. Az észlelt intelligencia...

- (a) ... pozitív hatással van a teljesítmény elvárásra.*
- (b) ... pozitív hatással van az erőfeszítés elvárásra.*
- (c) ... pozitív hatással van a bizalomra.*
- (d) ... negatív hatással van az észlelt kockázatra.*
- (e) ... pozitív hatással van az antropomorfizmusra.*

Az észlelt intelligencia pozitívan befolyásolja a teljesítménnyel kapcsolatos elvárásokat, tekintettel a robot-tanácsadók hatékonyabb portfólió-teljesítményével, személyre szabott javaslataival, illetve akkurátus piaci előrejelzéseivel szemben támasztott befektetői bizalomra (Beccalli és mtsai., 2020; Sarin & Sharma, 2023). Az észlelt intelligencia pozitív hatással van a szükséges erőfeszítésekre vonatkozó elvárásokra, mivel a befektetők úgy vélik, hogy az intelligens robot-tanácsadók zökkenőmentes és intuitív felhasználói élményt biztosítanak, amely leegyszerűsíti a befektetések kezelését. Az észlelt intelligencia pozitív hatást gyakorol a bizalomra, hiszen a befektetők az intelligens robot-tanácsadókat megbízhatónak, objektívnek, az általuk adott pénzügyi tanácsokat pedig transzparensnek tartják. Az észlelt kockázat és az észlelt intelligencia között ellentmondásos kapcsolatot állapíthatunk meg. Egyrészt a befektetők úgy vélik, hogy az intelligens robot-tanácsadók a befektetéseik kezelésének egy hatékony alternatíváját jelentik, ami általánosságban csökkenti a pénzügyi kockázatokat. Ugyanakkor az adatbiztonsággal és a technológia-kitettséggel kapcsolatosan több aggály is felmerül.

H2. Az antropomorfizmus...

- (a) ... pozitívan befolyásolja a teljesítmény elvárását.*
- (b) ... pozitívan befolyásolja az erőfeszítés elvárását.*
- (c) ... pozitívan befolyásolja a bizalmat.*
- (d) ... negatívan befolyásolja az észlelt kockázatot.*

Hipotézisünk szerint az antropomorfizmus pozitív hatással van a teljesítmény elvárásra, azaz minél emberszerűbbnek érzékeljük a robot-tanácsadókat, annál hatékonyabbnak ítéljük meg az általuk nyújtott szolgáltatásokat. Ezen kívül feltételezzük, hogy az antropomorfizmus az erőfeszítés elvárásokra is pozitív hatást gyakorol, ami tulajdonképpen azt jelenti, hogy minél emberibbnek tartjuk a robot-tanácsadók megjelenését, annál egyszerűbbnek véljük használatukat a befektetési döntéseink meghozatalában. Mindezekon túl meglátásunk szerint az antropomorfizmus növeli a befektetői bizalmat, vagyis a robot-tanácsadók érzékelt emberi karakterisztikáinak, tulajdonságainak növekedésével a belőlük fektetett bizalom is erősödik. Végezetül azt állítjuk, hogy az antropomorfizmus negatívan befolyásolja az észlelt kockázatot, pontosabban mondvá biztonsági szempontból annál magasabb kockázatot érzékelünk, minél szembetűnőbb a robot-tanácsadók antropomorf jellege, tekintettel az emberi tényező kritikus szerepére az IT technológiák használatában. Az antropomorfizmushoz kapcsolódó alhipotéziseket Cai és mtsai. (2022), Melián-González és mtsai. (2021), és Pillai & Sivathanu, (2020) alapján fogalmaztuk meg.

H3. A robot-tanácsadókkal kapcsolatos használati szándékra...

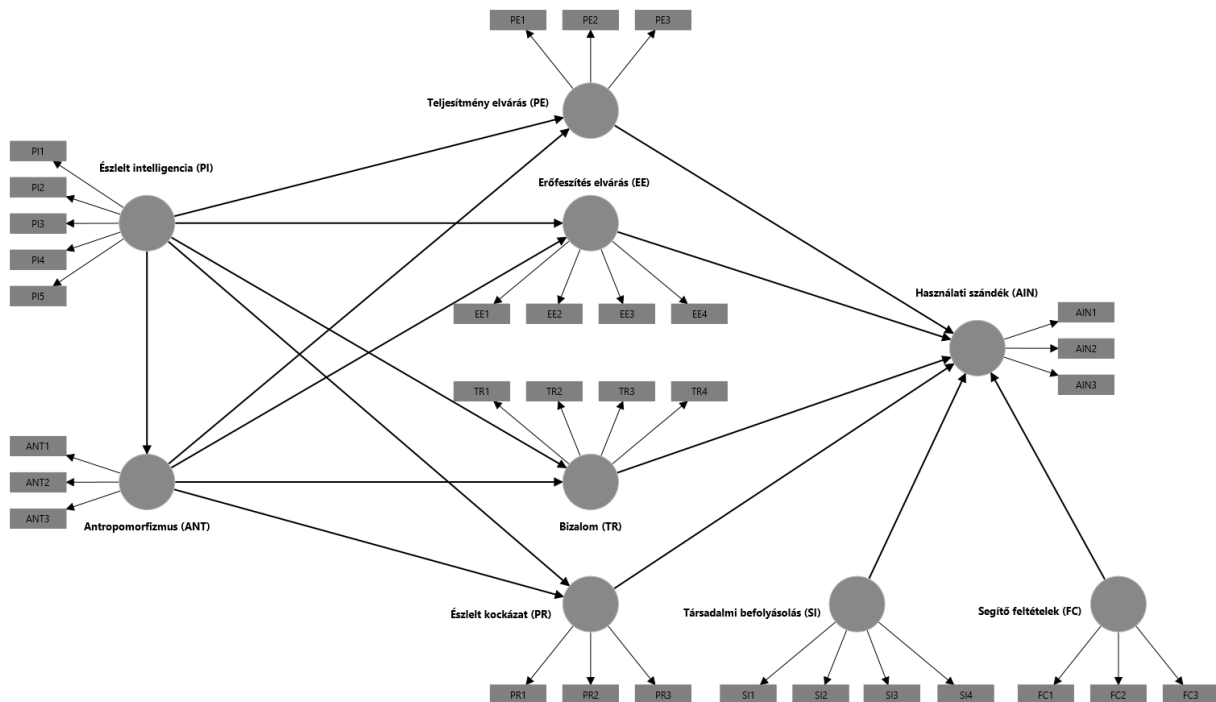
- (a) ... pozitív hatással van a teljesítmény elvárás.*
- (b) ... pozitív hatást gyakorol az erőfeszítés elvárás.*
- (c) ... pozitív hatással van a bizalom.*
- (d) ... negatív hatást gyakorol az észlelt kockázat.*
- (e) ... pozitív hatással van a társadalmi befolyásolás.*
- (f) ... pozitívan hatnak a segítő feltételek.*

Úgy véljük, hogy a teljesítményre vonatkozó elvárások kedvező hatást fejtenek ki a robot-tanácsadókkal kapcsolatos használati szándékra, azaz minél hasznosabbnak tartjuk a robot-tanácsadók által nyújtott szolgáltatásokat, annál nyitottabbak leszünk ezek használatára. Ezt Chow és mtsai. (2023) is megerősítették, akik tanulmányukban a teljesítmény elvárás és a mesterséges intelligencia-alapú szolgáltatások fogyasztói adoptálása között felállítható pozitív korrelációs kapcsolat mellett érveltek. Egy Khoo és mtsai. (2024) által elvégzett malajziai kutatás szerint a robot-tanácsadók használatához kötődő erőfeszítés elvárás és a robot-tanácsadó szolgáltatásokra vonatkozó használati szándék közötti korreláció nem tekinthető szignifikánsnak. Mindazonáltal egy másik maláj kutatásban Nguyen és mtsai. (2023) úgy találták, hogy a robot-tanácsadókkal kapcsolatos használati szándékot az erőfeszítés elvárás pozitívan befolyásolja, ebből kifolyólag fenti hipotézisünket ezen megállapításra alapozzuk. Feltételezzük, hogy a robot-tanácsadóba fektetett bizalom pozitív hatást gyakorol annak használati szándékára is. Ezt Bruckes és mtsai. (2019), valamint Nourallah és mtsai. (2023) tanulmánya is alátámasztja, amelyben a robot-tanácsadókkal szembeni kezdeti bizalom és a vonatkozó használati szándék között erős korrelációs kapcsolatot azonosítottak. Egy, a befektetők robot-tanácsadói szolgáltatások és mesterséges intelligencia használatával kapcsolatos nyitottságát vizsgáló tanulmány szerint az észlelt kockázat egy olyan konstrukció, ami befolyásolja a befektetők mesterséges intelligenciára vonatkozó használati szándékát a befektetéseik kezelését illetően. Ashrafi (2023) értekezése betekintést enged a társadalmi tényezők által alakított használati szándék mögött rejlő pszichológiai mechanizmusokba. Mindebből kifolyólag úgy gondoljuk, hogy a társadalmi befolyásolás pozitív hatást gyakorol a használati szándékra. Bizonyított, hogy az olyan segítő feltételek, mint az algoritmus értelmezhetősége, a strukturális biztonság és az interaktivitás kedvező hatással van a felhasználók befektetési szándékára a robot-tanácsadók használatakor (Hong és mtsai., 2023).

A fent részletezett hipotézisek összegzéseképp az alábbi elméleti modellt alkottuk (*1. ábra*), ami a vizsgálatba bevont mérési modelleket és az egyes konstrukciók közötti kapcsolatokat is szemlélteti.

1. ábra

A robot pénzügyi tanácsadók fogyasztói elfogadásának kibővített UTAUT modellje (elméleti modell)



Forrás: Saját szerkesztés

Modellünk függő változója a használati szándék, amelyet közvetlenül hat tényező befolyásol: a funkcionális elemek: a teljesítmény elvárás és az erőfeszítés elvárás; a kapcsolati elemek: a bizalom és az észlelt kockázat; valamint a kontextuális tényezők: a társadalmi befolyás és a segítő feltételek. Modellünkben a mesterséges intelligencia attribútumok, különösen az észlelt intelligencia és az antropomorfizmus, közvetlenül befolyásolják a funkcionális és a kapcsolati elemeket. Arra számítunk, hogy modellünk megvilágítja a robot-tanácsadók használatának szándékát ezen tényezők mentén, meghatározza az egyes konstrukciók hatásának nagyságát, és kiemeli az AI attribútumok funkcionális és kapcsolati elemekre gyakorolt befolyásoló szerepét.

4. MÓDSZERTAN

4.1. Kutatás módszere és minta

A kutatás során keresztmetszeti vizsgálatot végeztünk azon válaszadók körében, akik korábban már hallottak a robot-tanácsadókról (Magyarországon már több ilyen jellegű szolgáltatás is elérhető). Válaszadóinkat a közösségi média különböző platformjain, befektetésekkel foglalkozó tematikus csoportokban invitáltuk a kérdőíves felmérésben való részvételre. 2024 március és április között (két hónap alatt) 309 ember töltötte ki a kérdőívet, melyből az adattisztítást követően mindössze 249 releváns válaszadó maradt. A statisztikai elemzéseket az SPSS programban végeztük el, a kutatás hipotéziseit a kovariancia alapú strukturális egyenletek módszerével (CB-SEM) a SmartPLS alkalmazásban teszteltük. A SEM általában arra szolgál, hogy egyszerre több statisztikai összefüggést magyarázzon vizualizáción és modellvalidáción keresztül. Ezzel a technikával az összetett modellek egyszerűen tárgyalhatók. A SEM a hagyományos lineáris modellezési technikák, például a többszörös regresszióanalízis és a varianciaanalízis (ANOVA) kiterjesztése (Dash & Paul, 2021). A módszertani választásunk

alapvetően a nagy mintával, a többváltozós normál eloszlással, a faktor-alapú modellezéssel és az elmélet-tesztelési fókusszal magyarázható, tulajdonképpen ezen tényezők mentén döntöttünk a CB-SEM alkalmazása mellett. Marsh és mtsai. (1988) ajánlása alapján a CB-SEM vizsgálatok minimális mintaelemszáma 200 rekord, mely követelménynek a 249 fős végső mintaelemszám megfelel.

A válaszadók demográfiai karakterisztikái a következőképpen összegezhetők: Nem szerinti megoszlás: a kitöltők 60,2%-a férfi, 39,8%-a nő. Kor szerinti megoszlás: 36,1% a 18-29 éves korosztályba, 33,7% a 30-39 éves korosztályba, 13,3% a 40-49 éves korosztályba, 9,6% az 50-59 éves korosztályba tartozott, az 59 évesnél idősebbek aránya 7,2%. Ami az iskolai végzettséget illeti, a kutatásban részt vevő alanyok 20,5%-a középfokú, 79,5%-uk pedig felsőfokú végzettséggel rendelkezett, A válaszadók saját szubjektív anyagi helyzetüket egy hétfokú skálán átlagosnak minősítették ($M=4,49$; $SD=0,885$), ahol az (1) a *“jelentősen az átlag alatt”*, a (4) a *“a helyi átlagnak megfelelő”*, a (7) pedig a *“jelentősen az átlag felett”* kategóriákat jelöli. A válaszadók mindössze 7,2%-a használt már korábban robot-tanácsadót, a többiek (92,8%) csupán hallásból ismerték a koncepciót. Ennek megfelelően a tényleges használatot kihagytuk a felmérésből, kizárólag a használati szándékot elemeztük.

4.2. Mérési módszer

Az 1. táblázat a vizsgálatba bevont konstrukciókat és a vonatkozó indikátorokat tartalmazza. A mérési indikátorok a szerzők által kerültek meghatározásra, figyelembe véve a Liew és mtsai. (2023) által megalkotott SRH Chatbot adoptálási szándék modell eredeti elemeit, törekedve annak összehangolására a robot-tanácsadók használatára vonatkozó szándék mérésének céljával. Az adatgyűjtés egy 32 változóból álló, a robot-tanácsadók használatával kapcsolatos kérdőívet tartalmazott. A válaszadóknak az 1. táblázatban található összes indikátort egy hétfokú Likert-skálán kellett értékelniük, a skála két szélsőértékét az *“egyáltalán nem értek egyet”* (1) és a *“teljes mértékben egyetértek”* (7) válaszalternatívák jelentették.

1. táblázat

Konstrukciók és mérési indikátorok

Konstrukció	Mérési indikátor	Kód
Teljesítmény elvárás (PE)	Hasznosnak tartom a robot-tanácsadók használatát befektetési döntések meghozatalakor.	PE1
	A robot-tanácsadók lehetővé teszik, hogy jobban informált, megalapozott döntést hozzak a befektetéseimmel kapcsolatban.	PE2
	A robot-tanácsadók használatával bővíteni tudom a befektetésekkel kapcsolatos ismereteimet.	PE3
Erőfeszítés elvárás (EE)	A robot-tanácsadóval lefolytatott interakció számomra egyszerű és egyértelmű.	EE1
	Könnyű megtanulnom a robot-tanácsadók használatát és gyakorlottá válnom alkalmazásukban.	EE2
	A robot-tanácsadók használatát egyszerűnek tartom.	EE3
	A robot-tanácsadók kezelésének elsajátítása nem jelent számomra problémát.	EE4
Társadalmi befolyásolás (SI)	Azon személyek, akik pénzügyi döntéseimre befolyással vannak úgy gondolják, hogy robot-tanácsadókat kellene használnom.	SI1
	A számomra fontos személyek úgy gondolják, hogy robot-tanácsadót kellene használnom.	SI2
	A közösség általában véve támogatni fogja a robot-tanácsadók használatát.	SI3
	A robot-tanácsadók használatával a társadalmi elvárásoknak is megfelelek.	SI4
Segítő feltételek (FC)	Rendelkezésemre állnak a robot-tanácsadók használatához szükséges erőforrások.	FC1
	Rendelkezem a robot-tanácsadók használatához szükséges tudással.	FC2

Konstrukció	Mérési indikátor	Kód
	A robot-tanácsadók kompatibilisek az általam használt eszközökkel.	FC3
Antropomorfizmus (ANT)	Úgy érzem, hogy egy emberrel társalgok a robot-tanácsadó használatakor.	ANT1
	Az általam használat robot-tanácsadókkal lefolytatott interakcióimat teljesen természetesnek érzem.	ANT2
	A robot-tanácsadókkal lefolytatott párbeszédjeim nem tűnnek mesterségesnek.	ANT3
Bizalom (TR)	A robot-tanácsadók által biztosított befektetési információkat tisztességesnek és hitelesnek tartom.	TR1
	A robot-tanácsadók által nyújtott szolgáltatásokat áttekinthetőnek tartom.	TR2
	A robot-tanácsadókat megbízhatónak tartom.	TR3
	Úgy gondolom, hogy a robot-tanácsadók rendelkeznek a pontos befektetési információk szolgáltatásához szükséges képességekkel.	TR4
Észlelt intelligencia (PI)	A robot-tanácsadókat kompetensnek tartom.	PI1
	A robot-tanácsadókat jól informálnak tartom.	PI2
	A robot-tanácsadókat intelligensnek tartom.	PI3
	A robot-tanácsadókat felelősségteljesnek tartom.	PI4
	A robot-tanácsadókat érzékenynek tartom.	PI5
Észlelt kockázat (PR)	Előfordulhat, hogy a robot-tanácsadókba integrált biztonsági rendszerek nem elég erősek ahhoz, hogy megvédjék a fiókomat.	PR1
	Az a döntésem, hogy robot-tanácsadót használok, magas kockázatot jelent.	PR2
	Ha robot-tanácsadót használok, az internetes hackerek hozzáférhetnek a fiókomhoz.	PR3
Használati szándék (AIN)	Befektetési információért robot-tanácsadót fogok használni a jövőben.	AIN1
	Úgy vélem, hogy befektetési döntéseim meghozatalakor robot-tanácsadót fogok használni a jövőben.	AIN2
	A jövőben is robot-tanácsadót fogok használni, ha befektetési információra van szükségem.	AIN3

Forrás: Saját szerkesztés

5. KUTATÁSI EREDMÉNYEK

5.1. Konvergencia és diszkriminancia validálás

Modellünk konvergencia és diszkriminancia validálását egyaránt elvégeztük. A Fornell-Larcker kritérium (Fornell & Larcker, 1981) alapján a konvergencia validálás feltétele, hogy az átlagos magyarázott variancia (másképpen szórásnégyzet, average variance extracted, AVE) meghaladja az 0,5 pontos értéket. Mindemellett ahhoz, hogy a konvergencia érvényességet megállapíthassuk, Hair (2006) javaslatainak megfelelően 0,5-nél nagyobb AVE és standardizált faktorsúlyok, illetőleg 0,7-es értéket meghaladó tényező-megbízhatóság (composite reliability, CR) szükségesek. Ahogy azt a 2. táblázat is mutatja, megalkotott modellünk mindezen kritériumoknak rendre megfelel.

2. táblázat

Átlagok, szórások, érvényességi és megbízhatósági mutatók összefoglaló táblázata

Konstrukció	Indikátor	M	SD	Faktorsúly	Alpha	AVE	CR
Teljesítmény elvárás (PE)	PE1	4,16	2,00	0,93	0,93	0,83	0,93
	PE2	3,96	1,99	0,95			
	PE3	4,23	2,07	0,84			
Erőfeszítés elvárás (EE)	EE1	4,39	1,75	0,76	0,94	0,80	0,94
	EE2	4,31	1,69	0,73			
	EE3	4,07	1,72	0,93			

Konstrukció	Indikátor	M	SD	Faktorsúly	Alpha	AVE	CR
	EE4	4,05	1,76	0,94			
Társadalmi befolyásolás (SI)	SI1	2,83	1,82	0,86	0,90	0,71	0,91
	SI2	2,60	1,72	0,93			
	SI3	2,51	1,71	0,82			
	SI4	2,41	1,58	0,74			
Segítő feltételek (FC)	FC1	5,01	1,89	0,71	0,85	0,67	0,82
	FC2	3,73	1,99	0,80			
	FC3	4,27	1,81	0,94			
Antropomorfizmus (ANT)	ANT1	3,42	1,85	0,77	0,88	0,72	0,88
	ANT2	2,87	1,67	0,94			
	ANT3	2,88	1,65	0,83			
Bizalom (TR)	TR1	4,16	1,83	0,90	0,84	0,83	0,94
	TR2	3,54	1,93	0,89			
	TR3	3,57	1,93	0,95			
Észlelt intelligencia (PI)	PI1	3,89	1,97	0,95	0,94	0,74	0,93
	PI2	3,77	1,93	0,94			
	PI3	4,17	2,08	0,84			
	PI4	3,00	1,90	0,74			
	PI5	3,72	1,96	0,82			
Észlelt kockázat (PR)	PR1	3,92	1,86	0,58	0,68	0,56	0,71
	PR2	4,55	1,69	0,89			
Használati szándék (AIN)	AIN1	3,51	1,89	0,87	0,91	0,77	0,91
	AIN2	3,34	1,81	0,84			
	AIN3	3,55	1,91	0,93			

Forrás: Saját szerkesztés

Modellünk kielégítő diszkriminancia érvényességgel rendelkezik, tekintettel arra, hogy a korrelációs értékek egyike se haladta meg a 0,85-ös küszöbértéket, ami Henseler és mtsai. (2015) alapján gyenge diszkriminancia érvényességre utalhatna. A megfigyelt korrelációkat a 3. táblázatban szemléltetjük.

3. táblázat

Heterotrait-monotrait (HTMT) arány mátrix

	AIN	ANT	EE	FC	PE	PI	PR	SI	TR
AIN									
ANT	0,625								
EE	0,372	0,462							
FC	0,145	0,280	0,432						
PE	0,812	0,610	0,353	0,069					
PI	0,744	0,636	0,503	0,141	0,847				
PR	0,172	0,129	0,062	0,344	0,386	0,396			
SI	0,627	0,666	0,130	0,108	0,546	0,385	0,163		
TR	0,744	0,620	0,488	0,070	0,845	0,813	0,337	0,478	

Forrás: Saját szerkesztés

5.2. Megbízhatóság

Modellünk pontosságát és konzisztenciáját három megbízhatósági teszt segítségével értékeltük: (1) Cronbach alpha (α), (2) átlagos kivonatolt variancia (AVE), (3) tényező-megbízhatóság (CR). Egy mérési modell abban az esetben tekinthető elfogadhatónak, amennyiben mindhárom nevesített tényező szignifikáns, az α nagyobb mint 0,5 vagy ideális esetben 0,7, az AVE minden konstrukció esetében meghaladja a 0,5-ös értéket (Fornell & Larcker, 1981), a CR pedig minden esetben nagyobb, mint 0,7 (Malkanthie, 2015). Ahogy azt a 2. táblázat is szemlélteti, minden konstrukció 0,68-os, vagy annál nagyobb Cronbach α értékeket produkált, az AVE pontok rendre meghaladják a 0,56-os értéket, a tényező-megbízhatóság (CR) pedig minden esetben nagyobb, mint 0,71. Mindezen eredmények a mérési modell optimális megbízhatóságára engednek következtetni.

5.3. Modellilleszkedés

Mindezekon túl az abszolút és a relatív modellilleszkedéseket is felmértük, mely alapján kijelenthető, hogy minden abszolút tényező statisztikai szignifikanciával bír. Egészen pontosan a χ^2 -négyzet próba 203.605-ös értéket (DF=128) adott 0,000-ás valószínűségi szint mellett. Ezen felül a CMIN/DIF arány 1,591 volt, a GFI 0,792-es, az AGFI 0,722-es, az RMSEA 0,085-ös, az SRMR pedig 0,0773-as értéket vett fel.

A relatív modellilleszkedés értékeléséhez a TLI/NNFI, NFI, IFI és CFI mutatókat vettük figyelembe, melyek mindegyike vagy elfogadható, vagy kiemelkedő értéket mutatott (TLI/NNFI=0,936; NFI=0,870; IFI=0,948; CFI=0,947). A Bentler és Bonett (1980) által megfogalmazott iránymutatásokat követve a 0,9-nél nagyobb elfogadható-, a 0,95-nél nagyobb értékek pedig jó modellilleszkedést indikálnak. Az abszolút és a relatív modellilleszkedések egyaránt megerősítették, hogy a strukturális beágyazott modellünk megfelel a paraméter becslések elemzésére és értelmezésére.

5.4. Hipotézisvizsgálat és becslések

A strukturális modellt a hipotéziseink vizsgálatára és a robot-tanácsadókkal kapcsolatos használati szándék mélyebb megértésének céljával alkalmaztuk. A hipotézisvizsgálat eredményeit, a modellben mért nem standardizált és standardizált regressziós súlyokkal együtt a 4. táblázat tartalmazza.

4. táblázat

Nem standardizált és standardizált regressziós súlyok és hipotézis vizsgálat

Hipotézis	Kapcsolat	Regressziós súlyok				Standardizált regressziós súlyok	Eredmény
		Est.	S.E.	T	P		
H1a	PI $\rightarrow$ PE	0,858	0,086	10,013	0,000	0,858	elfogadva
H1b	PI $\rightarrow$ EE	0,202	0,092	2,195	0,031	0,284	elfogadva
H1c	PI $\rightarrow$ TR	0,467	0,090	5,170	0,000	0,906	elfogadva
H1d	PI $\rightarrow$ PR	-0,418	0,122	3,425	0,001	-0,576	elfogadva
H1e	PI $\rightarrow$ ANT	0,446	0,091	4,920	0,000	0,580	elfogadva
H2a	ANT $\rightarrow$ PE	0,097	0,101	0,965	0,338	0,075	elutasítva
H2b	ANT $\rightarrow$ EE	0,279	0,125	2,233	0,028	0,303	elfogadva
H2c	ANT $\rightarrow$ TR	0,041	0,048	0,848	0,399	0,061	elutasítva

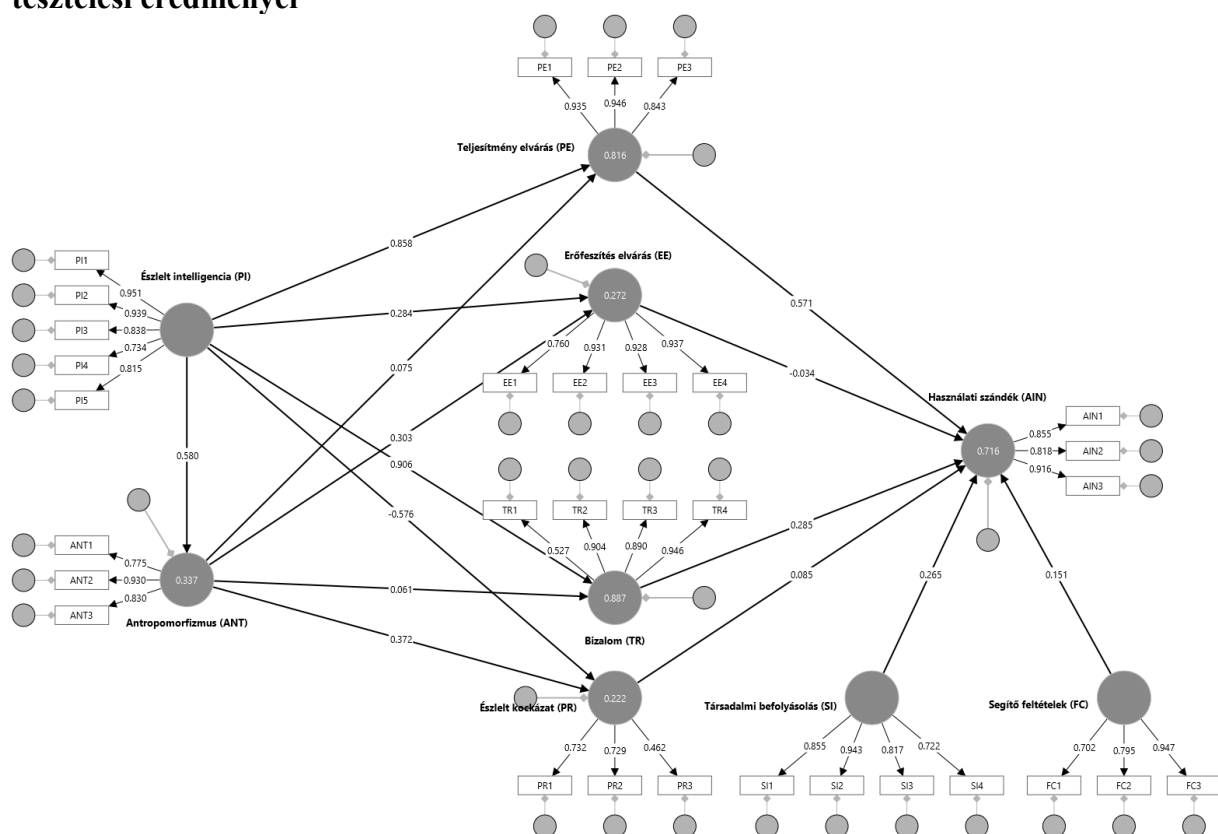
H2d	ANT → PR	0,352	0,172	2,047	0,044	0,372	elfogadva
H3a	PE → AIN	0,461	0,156	2,947	0,004	0,571	elfogadva
<i>H3b</i>	<i>EE → AIN</i>	<i>-0,038</i>	<i>0,107</i>	<i>0,357</i>	<i>0,722</i>	<i>-0,034</i>	<i>elutasítva</i>
<i>H3c</i>	<i>TR → AIN</i>	<i>0,446</i>	<i>0,308</i>	<i>1,447</i>	<i>0,152</i>	<i>0,285</i>	<i>elutasítva</i>
<i>H3d</i>	<i>PR → AIN</i>	<i>0,094</i>	<i>0,114</i>	<i>0,824</i>	<i>0,413</i>	<i>0,085</i>	<i>elutasítva</i>
H3e	SI → AIN	0,257	0,086	3,006	0,004	0,265	elfogadva
<i>H3f</i>	<i>FC → AIN</i>	<i>0,172</i>	<i>0,102</i>	<i>1,691</i>	<i>0,095</i>	<i>0,151</i>	<i>elutasítva</i>

Forrás: Saját szerkesztés

A 2. ábra a standardizált becsléseket és faktorsúlyokat tartalmazza, illetve szemlélteti a konstrukciók és a megfigyelt indikátorok közötti kapcsolatokat is. Abban az esetben, amikor a statisztikailag szignifikáns kapcsolat ($p < 0,05$) a predikált irányban megerősítést nyert, a vonatkozó hipotézist elfogadtuk.

2. ábra

A robot pénzügyi tanácsadók fogyasztói elfogadásának kibővített UTAUT modelljének tesztelési eredményei



Forrás: Saját szerkesztés

Mindenekelőtt azt feltételeztük, hogy az észlelt intelligencia pozitív hatást gyakorol a teljesítmény elvárásra (H1a), az erőfeszítés elvárásra (H1b), a bizalomra (H1c) és az antropomorfizmusra (H1e), ugyanakkor az észlelt kockázatra negatív hatással van (H1d). Mind az öt hipotézist megerősítettük. Eredményeink igazolják, hogy a robot-tanácsadókkal kapcsolatosan észlelt intelligencia pozitívan befolyásolja a teljesítmény elvárást ($\beta = 0,86$,

$p < 0,001$), az erőfeszítés elvárását ($\beta = 0,28$, $p = 0,03$), a bizalmat ($\beta = 0,91$, $p < 0,001$), és az antropomorfizmust ($\beta = 0,58$, $p = 0,001$), míg az észlelt kockázatra negatív hatással van ($\beta = -0,58$, $p < 0,001$). Lényegében azt is mondhatjuk, hogy minél intelligensebbnek tartunk egy robot-tanácsadót, annál hasznosabbnak, egyszerűbbnek, megbízhatóbbnak és emberszerűbbnek ítéljük meg szolgáltatásaikat, ugyanakkor használatukat sokkal kockázatosabbnak tartjuk.

Másodszor, az antropomorfizmussal kapcsolatos hipotézisünket négy alhipotézisre bontottuk: az antropomorfizmus pozitívan befolyásolja a teljesítmény elvárását (H2a), az erőfeszítés elvárását (H2b), a bizalmat (H2c), de negatív hatást fejt ki az érzékelt kockázatra (H2d). Ezek közül a H2a és H2c hipotéziseket elutasítottuk, míg a H2b és a H2d hipotéziseket elfogadtuk. Eredményeink azt mutatják, hogy a robot-tanácsadók emberi jellege pozitívan hat az erőfeszítés elvárásra ($\beta = 0,30$, $p = 0,03$) és az észlelt kockázatra ($\beta = 0,37$, $p = 0,04$), de sem a teljesítmény elvárásra, sem pedig a bizalomra nem gyakorol szignifikáns hatást. Következésképp minél emberszerűbbnek érzékelünk egy robot-tanácsadót, annál könnyebbnek, ugyanakkor kockázatosabbnak tartjuk használatát.

Harmadik hipotézisünk (H3) a robot-tanácsadók használatára irányuló szándékot befolyásoló tényezők hatására vonatkozott. E szerint a teljesítmény elvárás pozitív hatással van a használati szándékra. A modell tesztelésünk ezen alhipotézisünket alátámasztotta ($\beta = 0,57$, $p = 0,004$). Vagyis minél hasznosabbnak tartunk egy robot-tanácsadót, annál valószínűbb, hogy alkalmazni fogjuk befektetési döntéseink során. A következő alhipotézisünkben pozitív hatást feltételeztünk az erőfeszítés elvárás és a használati szándék között, melyet eredményeink nem támasztottak alá. Harmadik alhipotézisünk pozitív hatást feltételezett a bizalom és a használati szándék között. Ezen alhipotézisünket a modell tesztelési eredményei szintén nem támasztották alá. A következő alhipotézisünk negatív kapcsolatot feltételezett az észlelt kockázat és a használati szándék között, melyet számításaink szintén nem támasztottak alá. Az ötödik alhipotézisünkben feltételeztük, hogy a társadalmi befolyásolás pozitív hatást gyakorol a használati szándékra. Ezen alhipotézisünket megerősítettük ($\beta = 0,27$, $p = 0,004$), ami arra enged következtetni, hogy az olyan referenciacsoportok, mint például a család, a barátok, az ismerősök vagy a pénzügyi befolyásolók pozitívan befolyásolják az egyén azon szándékát, hogy robot-tanácsadókat használjon. Végezetül az utolsó alhipotézisünkben a segítő feltételek és a használati szándék között egy pozitív kapcsolatot feltételeztünk. Az alhipotézist elutasítottuk.

Összegezve megállapíthatjuk, hogy az eredeti UTAUT-modellben szereplő befolyásoló tényezők közül a teljesítmény elvárás és a társadalmi befolyásolás bizonyult szignifikáns hatásúnak a robot-tanácsadók használatára irányuló szándék vonatkozásában, ugyanakkor a teljesítmény elvárás jól magyarázható az észlelt intelligenciával, amely az eredeti UTAUT-modellben nem szerepel. Ez az eredmény önmagában megerősíti az UTAUT-modell kibővítésének szükségességét.

6. DISZKUSSZIÓ

Az elemzésünk megerősíti, hogy az észlelt intelligencia jelentősen növeli a teljesítmény elvárását, az erőfeszítés elvárását, a bizalmat és az antropomorfizmust, miközben csökkenti az észlelt kockázatot. Az eredmények azt mutatják, hogy minél intelligensebbnek tartják a felhasználók a robot-tanácsadókat, annál hasznosabbnak és könnyebben használhatónak ítélik meg ezeket az eszközöket. Emellett az észlelt intelligencia erősíti a bizalmat és az antropomorfizmust, ugyanakkor paradox módon növeli az észlelt kockázatot is. Ezek az eredmények összhangban állnak Aw és mtsai. (2024) megállapításaival, akik kimutatták, hogy az észlelt intelligencia a robot-tanácsadói szolgáltatások elfogadásának legfontosabb meghatározó tényezője. Várakozásainkkal és korábbi kutatási eredményekkel (Aw és mtsai., 2024) ellentétben az antropomorfizmus pozitív hatást gyakorol az elvárt erőfeszítésre, de nem

befolyásolja szignifikánsan sem a teljesítmény elvárását, sem a bizalmat. Ráadásul az antropomorfizmus váratlan módon növeli az észlelt kockázatot, ami arra utal, hogy az emberi jellemzők és a kockázateszlelés között összetett kapcsolat áll fenn a robot-tanácsadók esetében. A teljesítmény elvárásra és a társadalmi befolyásolásra vonatkozó hipotéziseink megerősítést nyertek, mivel mindkét tényező pozitívan befolyásolja a robot-tanácsadók használatának szándékát, amit Roh és mtsai. (2023) eredményei is alátámasztanak. Az erőfeszítés elvárás azonban nem gyakorolt szignifikáns hatást a használati szándékra. Az észlelt kockázat használati szándékra gyakorolt feltételezett negatív hatása sem nyert megerősítést.

Az észlelt intelligencia teljesítmény elvárásra, erőfeszítés elvárásra, bizalomra és antropomorfizmusra gyakorolt pozitív hatása rávilágít a kognitív észlelések kritikus szerepére a technológia-elfogadásban (Flavián és mtsai., 2022). A felhasználók nagyobb valószínűséggel fogadnak el olyan robot-tanácsadókat, amelyek magas szintű észlelt intelligenciát mutatnak, mivel ezeket kompetensebbnek, megbízhatóbbnak és könnyebben használhatónak tartják (Piotrowski & Orzeszko, 2023). Az észlelt kockázat egyidejű növekedése azonban akadályt jelenthet az elfogadásban, ami arra utal, hogy a felhasználók az intelligenciát nagyobb összetettséggel és sebezhetőséggel társíthatják. Az antropomorfizmus váratlan hatásai – a teljesítmény elvárásra és a bizalomra gyakorolt korlátozott befolyása, valamint az észlelt kockázat növekedése – arra utalnak, hogy bár az emberi jellemzők egyszerűsíthetik az interakciót, egyúttal aggályokat is kelthetnek a megbízhatóság és a biztonság tekintetében. Ez a kettősség azt sugallja, hogy az antropomorfizmus önmagában nem elegendő a bizalom kiépítéséhez és az észlelt kockázat csökkentéséhez, azt más tényezőkkel, például átláthatósággal és biztonsági garanciákkal kell kiegészíteni.

7. KONKLÚZIÓ

Tanulmányunk meggyőző bizonyítékot szolgáltat arra, hogy az észlelt intelligencia kulcsfontosságú tényező a robot-tanácsadók felhasználói elfogadásában, mivel jelentős hatást gyakorol mind a funkcionális, mind a kapcsolati tényezőkre. Az antropomorfizmus által bevezetett komplexitás azonban kiegyensúlyozott megközelítést igényel a robot-tanácsadók tervezésében. A fejlesztőknek arra kell összpontosítaniuk, hogy növeljék az észlelt intelligenciát, miközben az észlelt kockázatokat robusztus biztonsági funkciókkal és az MI-eszközök képességeiről és korlátaikról szóló egyértelmű kommunikációval mérséklik. Összegzésképp, az észlelt intelligencia, az antropomorfizmus és más befolyásoló tényezők közötti kölcsönhatás megértése értékes betekintést nyújt a robot-tanácsadók tervezésének és elfogadásának javításához. Az olyan percepciók kezelése, mint a hasznosság, a könnyű használhatóság, a bizalom és a kockázat, lehetővé teszi a fejlesztők számára, hogy a technológiai megoldásokat a felhasználók elvárásaival összhangban, tudatosan alakítsák, ezáltal támogatva szélesebb körű elfogadásukat a pénzügyi döntéshozatali folyamatokban.

Elméleti szempontból a tanulmány hozzájárul a fintech szektorban zajló egyéni döntéshozatali folyamatok mélyebb megértéséhez, különösen a robot-tanácsadók elfogadásának vizsgálatával. Az UTAUT-modell a bizalommal, az észlelt kockázattal, az észlelt intelligenciával és az antropomorfizmussal való kiegészítése egy olyan szilárd elméleti keretrendszer alkot, amely segít megérteni az egyének robot-tanácsadókkal kapcsolatos használati szándékát. Ezek a platformok automatizált, algoritmusvezérelt pénzügyi tervezési és befektetési szolgáltatásokat kínálnak minimális emberi felügyelettel.

Továbbá a cikk az egyéni döntéshozatalra vonatkozó tudományos ismeretekhez is hozzájárul azáltal, hogy új betekintést nyújt a technológiaorientált ügyfelek döntéshozatali folyamataiba. A kutatás újdonsága abban rejlik, hogy egy irodalmi hiányosságot céloz meg: míg az elmúlt években számos tanulmány vizsgálta a fogyasztói technológiaelfogadást az e-kereskedelem, az

online banki szolgáltatások és a mobilbankolás területén, eddig még nem készült kutatás az automatizált befektetési tanácsadók elfogadásáról az Európai Unió feltörekvő piacain.

Vezetői szempontból a tanulmány értékes ügyfélismereteket nyújt a fintech iparág számára. Az automatizált befektetéskezelési megoldások és a hagyományos befektetési tanácsadók közötti választásra ható kritikus tényezők megértése kulcsfontosságú a fintech vállalatok marketingmenedzserei számára ahhoz, hogy hatékony stratégiákat dolgozhassanak ki az ügyfélkör megtartása és bővítése érdekében.

A tanulmánynak több korlátja is van, amelyeket figyelembe kell venni az eredmények értelmezésekor. Először is, az adatgyűjtés online kérdőíves módszerrel történt, amely önbevalláson alapul, így fennáll a válaszadói torzítás lehetősége. Másodszor, a kutatás keresztmetszeti jellegéből adódóan nem tudja figyelembe venni az időbeli változásokat, így a robot-tanácsadók elfogadásában bekövetkező hosszú távú trendeket sem tudja vizsgálni. Végül, bár a kibővített UTAUT-modell több releváns tényezőt is tartalmaz, további pszichológiai és viselkedési változók bevonása tovább mélyíthetné az elemzést.

A jövőbeni kutatások során érdemes lehet longitudinális vizsgálatokat végezni, amelyek lehetővé tennék a robot-tanácsadók elfogadásának dinamikus változásainak feltérképezését. Emellett a kvalitatív módszerek, például mélyinterjúk vagy fókuszcsoportos beszélgetések alkalmazása segíthetne az egyéni percepciók mélyebb megértésében. Egy másik lehetséges irány a technológiahasználati mintázatok és a tényleges viselkedés vizsgálata lenne, például egy fintech platformon végzett kísérleti tanulmánnyal. Végül, a modell további finomítása érdekében érdemes lehet olyan új tényezőket bevonni, mint az ügyfélszolgálati interakciók minősége vagy a szabályozási környezet hatása.

IRODALOMJEGYZÉK

- Ashrafi, D. M. (2023). Managing Consumers' Adoption of Artificial Intelligence-Based Financial Robo-Advisory Services: A Moderated Mediation Model. *Journal of Indonesian Economy and Business*, 38(3), Article 3. <https://doi.org/10.22146/jieb.v38i3.6242>
- Au, C.-D., Klingenger, L., Svoboda, M., & Frère, E. (2021a). Business Model of Sustainable Robo-Advisors: Empirical Insights for Practical Implementation. *Sustainability*, 13(23), 13009. <https://doi.org/10.3390/su132313009>
- Aw, E. C.-X., Leong, L.-Y., Hew, J.-J., Rana, N. P., Tan, T. M., & Jee, T.-W. (2024). Counteracting dark sides of robo-advisors: Justice, privacy and intrusion considerations. *International Journal of Bank Marketing*, 42(1), 133–151. <https://doi.org/10.1108/IJBM-10-2022-0439>
- Babaei, G., Giudici, P., & Raffinetti, E. (2022). Explainable artificial intelligence for crypto asset allocation. *Finance Research Letters*, 47, 102941. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.102941>
- Beccalli, E., Elliot, V., & Virili, F. (2020). Artificial Intelligence and Ethics in Portfolio Management. In R. Agrifoglio, R. Lamboglia, D. Mancini, & F. Ricciardi (Szerk.), *Digital Business Transformation* (Köt. 38, o. 19–30). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-47355-6_2
- Belanche, D., Casaló, L. V., & Flavián, C. (2019a). Artificial Intelligence in FinTech: Understanding robo-advisors adoption among customers. *Industrial Management & Data Systems*, 119(7), 1411–1430. <https://doi.org/10.1108/IMDS-08-2018-0368>

- Belanche, D., Casaló, L. V., & Flavián, C. (2019b). Artificial Intelligence in FinTech: Understanding robo-advisors adoption among customers. *Industrial Management & Data Systems*, 119(7), 1411–1430. <https://doi.org/10.1108/IMDS-08-2018-0368>
- Bentler, P. M., & Bonett, D. G. (1980). Significance tests and goodness of fit in the analysis of covariance structures. *Psychological Bulletin*, 88(3), 588–606. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.88.3.588>
- Bhatia, A., Chandani, A., & Chhateja, J. (2020). Robo advisory and its potential in addressing the behavioral biases of investors—A qualitative study in Indian context. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 25, 100281. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2020.100281>
- Brenner, L., & Meyll, T. (2020). Robo-advisors: A substitute for human financial advice? *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 25, 100275. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2020.100275>
- Bruckes, M., Westmattmann, D., Oldeweme, A., & Schewe, G. (2019). *Determinants and Barriers of Adopting Robo-Advisory Services*. ICIS 2019 Proceedings 2. https://aisel.aisnet.org/icis2019/blockchain_fintech/blockchain_fintech/2
- Cai, D., Li, H., & Law, R. (2022). Anthropomorphism and OTA chatbot adoption: A mixed methods study. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 39(2), 228–255. <https://doi.org/10.1080/10548408.2022.2061672>
- Cheng, X., Guo, F., Chen, J., Li, K., Zhang, Y., & Gao, P. (2019). Exploring the Trust Influencing Mechanism of Robo-Advisor Service: A Mixed Method Approach. *Sustainability*, 11(18), 4917. <https://doi.org/10.3390/su11184917>
- Chow, C. S. K., Zhan, G., Wang, H., & He, M. (2023). Artificial Intelligence (AI) adoption: An extended compensatory level of acceptance. *Journal of Electronic Commerce Research*, 24(1).
- Dash, G., & Paul, J. (2021). CB-SEM vs PLS-SEM methods for research in social sciences and technology forecasting. *Technological Forecasting and Social Change*, 173, 121092. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121092>
- Day, M.-Y., Lin, J.-T., & Chen, Y.-C. (2018). Artificial Intelligence for Conversational Robo-Advisor. *2018 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM)*, 1057–1064. <https://doi.org/10.1109/ASONAM.2018.8508269>
- D'Hondt, C., De Winne, R., Ghysels, E., & Raymond, S. (2020). Artificial Intelligence Alter Egos: Who might benefit from robo-investing? *Journal of Empirical Finance*, 59, 278–299. <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2020.10.002>
- Fatima, S., & Chakraborty, M. (2024). Adoption of artificial intelligence in financial services: The case of robo-advisors in India. *IIMB Management Review*, 36(2), 113–125. <https://doi.org/10.1016/j.iimb.2024.04.002>
- Figà-Talamanca, G., Tanzi, P. M., & D'Urzo, E. (2022). Robo-advisor acceptance: Do gender and generation matter? *PLOS ONE*, 17(6), e0269454. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0269454>
- Flavián, C., Pérez-Rueda, A., Belanche, D., & Casaló, L. V. (2022). Intention to use analytical artificial intelligence (AI) in services – the effect of technology readiness and awareness. *Journal of Service Management*, 33(2), 293–320. <https://doi.org/10.1108/JOSM-10-2020-0378>

- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39. <https://doi.org/10.2307/3151312>
- Goldstein, I., Jiang, W., & Karolyi, G. A. (2019). To FinTech and Beyond. *The Review of Financial Studies*, 32(5), 1647–1661. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhz025>
- Hair, J. F. (Szerk.). (2006). *Multivariate data analysis* (6th ed). Pearson Prentice Hall.
- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115–135. <https://doi.org/10.1007/s11747-014-0403-8>
- Hildebrand, C., & Bergner, A. (2021). Conversational robo advisors as surrogates of trust: Onboarding experience, firm perception, and consumer financial decision making. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 49(4), 659–676. <https://doi.org/10.1007/s11747-020-00753-z>
- Hong, X., Pan, L., Gong, Y., & Chen, Q. (2023). Robo-advisors and investment intention: A perspective of value-based adoption. *Information & Management*, 60(6), Article 6. <https://doi.org/10.1016/j.im.2023.103832>
- Horváth, D. (2020). A FinTech-jelenség hagyományos kereskedelmi bankokra gyakorolt hatásának vizsgálata. *Vezetéstudomány / Budapest Management Review*, 50(9), 16–29. <https://doi.org/10.14267/VEZTUD.2020.09.02>
- Horváth, D. (2022). FinTech és blockklánc alapú megoldások alkalmazási lehetőségei a zöld pénzügyekben. *Vezetéstudomány / Budapest Management Review*, 53(4), 41–54. <https://doi.org/10.14267/VEZTUD.2022.04.04>
- Isaia, E., & Oggero, N. (2022). The potential use of robo-advisors among the young generation: Evidence from Italy. *Finance Research Letters*, 48, 103046. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2022.103046>
- Jung, D., Glaser, F., & Köpplin, W. (2019). Robo-Advisory: Opportunities and Risks for the Future of Financial Advisory. In V. Nissen (Szerk.), *Advances in Consulting Research* (o. 405–427). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-95999-3_20
- Khoo, C. C., Ong, S. F., & Liew, C. Y. (2024). *Factors which affect investors' intention to adopt robo-advisory services in Malaysia*. 030015. <https://doi.org/10.1063/5.0182740>
- Kovács, V., & Vallyon, A. J. (2022). Eurázsia pénzügyei – A FinTech ágazat felemelkedése. In *Geopolitika, pénzügy és gazdaság a felemelkedő Eurázsiaiban* (o. 18). Neumann János Egyetem, Eurázsia Központ. https://eurasiacenter.hu/wp-content/uploads/2022/10/geopolitika_eurazsiaban-6.pdf
- Liew, T. W., Tan, S.-M., Yoo, N. E., Gan, C. L., & Lee, Y. Y. (2023). Let's talk about Sex!: AI and relational factors in the adoption of a chatbot conveying sexual and reproductive health information. *Computers in Human Behavior Reports*, 11, 100323. <https://doi.org/10.1016/j.chbr.2023.100323>
- Malkanthie, A. (2015). *Structural Equation Modeling with AMOS*. <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.1960.4647>
- Marsh, H. W., Balla, J. R., & McDonald, R. P. (1988). Goodness-of-fit indexes in confirmatory factor analysis: The effect of sample size. *Psychological Bulletin*, 103(3), 391–410. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.103.3.391>

- Melián-González, S., Gutiérrez-Taño, D., & Bulchand-Gidumal, J. (2021). Predicting the intentions to use chatbots for travel and tourism. *Current Issues in Tourism*, 24(2), 192–210. <https://doi.org/10.1080/13683500.2019.1706457>
- Morana, S., Gnewuch, U., Jung, D., & Granig, C. (2020). The Effect of Anthropomorphism on Investment Decision-Making with Robo-Advisor Chatbots. *Proceedings of the 28th European Conference on Information Systems (ECIS 2020)*. 28th European Conference on Information Systems (ECIS 2020), Online, 15.06.2020 – 17.06.2020. <https://publikationen.bibliothek.kit.edu/1000120359>
- Musto, C., Semeraro, G., Lops, P., De Gemmis, M., & Lekkas, G. (2015). Personalized finance advisory through case-based recommender systems and diversification strategies. *Decision Support Systems*, 77, 100–111. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2015.06.001>
- Müller, J., & Kerényi, Á. (2021). Kiútkeresés a digitális pénzügyi innovációk labirintusában: A digitális pénzügyi rendszer szabályozási kihívásainak csapdája. *Hitelintézeti szemle*, 20(1), 103–126. <https://doi.org/10.25201/HSZ.20.1.103126>
- Nain, I., & Rajan, S. (2024). A Scoping Review on the Factors Affecting the Adoption of Robo-advisors for Financial Decision-Making. *Scientific Papers of the University of Pardubice, Series D: Faculty of Economics and Administration*, 32(1). <https://doi.org/10.46585/sp32011884>
- Nguyen, T. P. L., Chew, L. W., Muthaiyah, S., Teh, B. H., & Ong, T. S. (2023). Factors influencing acceptance of Robo-Advisors for wealth management in Malaysia. *Cogent Engineering*, 10(1), 2188992. <https://doi.org/10.1080/23311916.2023.2188992>
- Nourallah, M. (2023). One size does not fit all: Young retail investors' initial trust in financial robo-advisors. *Journal of Business Research*, 156, 113470. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.113470>
- Nourallah, M., Öhman, P., & Amin, M. (2023). No trust, no use: How young retail investors build initial trust in financial robo-advisors. *Journal of Financial Reporting and Accounting*, 21(1), Article 1. <https://doi.org/10.1108/JFRA-12-2021-0451>
- Oehler, A., & Horn, M. (2024). Does ChatGPT provide better advice than robo-advisors? *Finance Research Letters*, 60, 104898. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104898>
- Pillai, R., & Sivathanu, B. (2020). Adoption of AI-based chatbots for hospitality and tourism. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 32(10), 3199–3226. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-04-2020-0259>
- Piotrowski, D., & Orzeszko, W. (2023). Artificial intelligence and customers' intention to use robo-advisory in banking services. *Equilibrium. Quarterly Journal of Economics and Economic Policy*, 18(4), 967–1007. <https://doi.org/10.24136/eq.2023.031>
- Polak, P., Nelischer, C., Guo, H., & Robertson, D. C. (2020). “Intelligent” finance and treasury management: What we can expect. *AI & SOCIETY*, 35(3), 715–726. <https://doi.org/10.1007/s00146-019-00919-6>
- Puhle M. (2016). A FINTECH-FORRADALOM: MIK AZOK A ROBOADVISOROK? *Gazdaság és Pénzügy*, 2016(4), 256–272.
- Roh, T., Byung Il Park, & Shufeng (Simon) Xiao. (2023). ADOPTION OF AI-ENABLED ROBO-ADVISORS IN FINTECH: SIMULTANEOUS EMPLOYMENT OF UTAUT AND THE THEORY OF REASONED ACTION. *Journal of Electronic Commerce Research*, 24(1).

- Rühr, A. (2020). Robo-Advisor Configuration: An Investigation of User Preferences and the Performance-Control Dilemma. *ECIS 2020 Research Papers*.
https://aisel.aisnet.org/ecis2020_rp/94
- Sabir, A. A., Ahmad, I., Ahmad, H., Rafiq, M., Khan, M. A., & Noreen, N. (2023). Consumer Acceptance and Adoption of AI Robo-Advisors in Fintech Industry. *Mathematics*, 11(6), 1311. <https://doi.org/10.3390/math11061311>
- Sarin, A. B., & Sharma, S. (2023). Artificial Intelligence in Behavioral Finance for Investment Decision-making: In B. Bhardwaj, D. Sharma, & M. C. Dhiman (Szerk.), *Advances in Logistics, Operations, and Management Science* (o. 194–212). IGI Global.
<https://doi.org/10.4018/979-8-3693-0418-1.ch013>
- Singh, S., & Karamcheti, B. (2025). Robo-advisor enablers and inhibitors: A dual-factor framework and a benefit-risk model integration for understanding customer acceptance. *Sustainable Futures*, 9, 100570. <https://doi.org/10.1016/j.sftr.2025.100570>
- Statista. (2024). *Global: Robo-advisors AUM 2019-2028*. Statista.
<https://www.statista.com/forecasts/1262614/robo-advisors-managing-assets-worldwide>
- Szobonya, R. (2020). FinTech – a jövő? *Köz-Gazdaság - Review of Economic Theory and Policy*, 15(4), Article 4.
- Yi, T. Z., Rom, N. A. M., Hassan, N. Md., Samsurijan, M. S., & Ebekozen, A. (2023). The Adoption of Robo-Advisory among Millennials in the 21st Century: Trust, Usability and Knowledge Perception. *Sustainability*, 15(7), 6016.
<https://doi.org/10.3390/su15076016>
- Zheng, X., Zhu, M., Li, Q., Chen, C., & Tan, Y. (2019). FinBrain: When finance meets AI 2.0. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 20(7), 914–924.
<https://doi.org/10.1631/FITEE.1700822>
- Zogning, F., & Turcotte, P. (2025). The Contribution of Robo-Advisors as a Key Factor in Commercial Banks' Performance After the Global Financial Crisis. *FinTech*, 4(1), Article 1. <https://doi.org/10.3390/fintech4010002>
- Zödi Z. (2020). A robottanácsadók jogi problémái: Hogyan szabályozzuk a robotokat? *ÁLLAM- ÉS JOGTUDOMÁNY*, 61(4), Article 4.