

DOKTORI (PhD) ÉRTEKEZÉS

BATTAY MÁTÉ

Gödöllő
2025.



**MAGYAR AGRÁR- ÉS ÉLETTUDOMÁNYI
EGYETEM**

**A mesterséges intelligencia használatát
befolyásoló tényezők vizsgálata a magyar
e-kereskedelemben UTAUT2 modell
használatával**

DOKTORI (PhD) ÉRTEKEZÉS

DOI: 10.54598/005610

BATTAY MÁTÉ

GÖDÖLLŐ

2025.

A doktori iskola megnevezése: Gazdaság- és Regionális Tudományok Doktori Iskola

A doktori iskola tudományága: Gazdálkodás- és szervezéstudományok

A doktori iskola vezetője: **Prof. Dr. Bujdosó Zoltán**
egyetemi tanár
Magyar Agrár- és Élettudományi Egyetem
Vidékfejlesztés és Fenntartható Gazdaság Intézet

Témavezetők: **Dr. Fodor Zita Júlia**
egyetemi docens
Magyar Agrár- és Élettudományi Egyetem

Dr. Komáromi Nándor
egyetemi docens
Magyar Agrár- és Élettudományi Egyetem

.....
Az iskolavezető jóváhagyása

.....
A témavezetők jóváhagyása

TARTALOMJEGYZÉK

TARTALOMJEGYZÉK.....	5
Az alkalmazott rövidítések jegyzéke.....	7
1. BEVEZETÉS.....	1
2. VIZSGÁLATI CÉLKITŰZÉSEK ÉS HIPOTÉZISEK.....	7
3. SZAKIRODALMI ÁTTEKINTÉS.....	12
3.1. Az e-kereskedelem áttekintése.....	13
3.1.2. Az e-kereskedelem magyarországi történetének áttekintése.....	19
3.1.3. Kitekintés az e-kereskedelem online marketinggel kapcsolatos vonatkozásaira... 25	
3.2. A mesterséges intelligencia témakörének áttekintése.....	29
3.2.1. A mesterséges intelligencia fogalma körül zajló diskurzus.....	30
3.2.2. A mesterséges intelligencia fogalma.....	31
3.2.3. Saját meghatározásom.....	36
3.2.4. A mesterséges intelligencia szerepe az e-kereskedelemben.....	37
3.3. Technológiaelfogadás modellek vizsgálata.....	40
3.3.1. Az UTAUT2 modell részletes ismertetése.....	42
3.3.2. Az UTAUT2 modell moderátorai.....	46
3.3.3. Az UTAUT2 modell az e-kereskedelemben.....	47
4. ANYAG ÉS MÓDSZER.....	48
4.1. Adatfelvételi módszerek.....	48
4.2. A kvalitatív kutatás bemutatása.....	48
4.3. Kvantitatív kutatás bemutatása.....	55
4.3.2. A kérdőívek feldolgozására alkalmazott módszertan, strukturális egyenletmodellezési eljárás (Structural Equation Modeling, SEM).....	57
A strukturális modell értékelése.....	61
A PLS-SEM alkalmazásának indokoltsága.....	63
5. EREDMÉNYEK.....	66
5.1. Kvalitatív kutatás.....	67
5.1.1. A mesterséges intelligencia elterjedését segítő és gátló tényezők.....	75
5.2 Kvantitatív kutatás.....	78
6. KÖVETKEZTETÉSEK.....	92
6.1. A kvalitatív kutatás összegzése és az ebből leszűrhető tanulságok.....	92
6.2. A demográfiai mintázatok hatása a mesterséges intelligencia elfogadására és használatára.....	93
6.3. Az UTAUT2 modell alapján levonható következtetések.....	94
Demográfiai tényezők moderációs hatásai.....	95
Összegzés és fő következtetések.....	95
6.4. A kutatás limitációi.....	96
6.5. Hipotézis vizsgálat eredménye.....	97
7. ÚJ TUDOMÁNYOS EREDMÉNYEK.....	100

8. ÖSSZEFOGLALÁS.....	102
9. SUMMARY.....	103
Mellékletek	
M1. Irodalomjegyzék.....	115
10. KÖSZÖNETNYILVÁNÍTÁS.....	133

Az alkalmazott rövidítések jegyzéke

AGE - Age (*életkor*)

BI - Behavioral Intention (*viselkedési szándék*)

EE - Effort Expectancy (*szükséges erőfeszítés*)

EX - Experience (*tapasztalat*)

FC - Facilitating Conditions (*támogató feltételek*)

GD - Gender (*nem*)

HM - Hedonic Motivation (*hedonista motiváció*)

HA - Habit (*szokás*)

PE - Performance Expectancy (*várható teljesítmény*)

PV - Price Value (*ár-érték arány*)

SI - Social Influence (*társadalmi befolyás*)

UB - Use Behavior (*használati viselkedés*)

1. BEVEZETÉS

A disszertációm témájaként választott e-kereskedelem, az elmúlt három évtizedben a globális gazdaság egyik meghatározó szegmensévé vált, amelyet az évek alatt folyamatos technológiai innovációk és változó fogyasztói elvárások alakítottak. Ezek az innovációk nemcsak felhasználói, de szolgáltatói oldalon is robbanásszerű fejlődést hoztak magukkal. (Polychronidou, et al., 2017).

A keresőmotorok megjelenése, az online fizetési rendszerek biztonságossá válása, az okostelefonok és a közösségi média térnyerése mind olyan technológiai áttörések voltak, amelyek alapjaiban alakították át a digitális piacot. Az elmúlt két évben egy újabb, minden korábbinál jelentősebb innováció jelent meg: a generatív mesterséges intelligencia.

Disszertációm célja, hogy ezt a technológiai ugrást az e-kereskedelem szempontjából vizsgálja, és feltárja, hogyan formálhatja át a piacot egy olyan technológia, amely alapjaiban változtatja meg az információhoz való hozzáférést, a tartalomelőállítását és az ügyfélkapcsolatokat. Az e-kereskedelem ismét egy kritikus fordulóponthoz érkezett, és kutatásom arra keresi a választ, hogy a vállalatok és a fogyasztók milyen módon alkalmazkodnak ehhez az új kihíváshoz. A '90-es években az e-kereskedelem létrejöttét és viszonylagos elterjedését az internet mint egyre szélesebb körben elérhető innováció tette lehetővé. Ezt az időszakot az internetes technológiák gyors fejlődése jellemezte, ami elősegítette az internet kereskedelmi célú hasznosítását és az e-kereskedelmi modellek megjelenését (Gian, Ikate, 2021). A piacra hatással lévő vállalatok számára a kezdeti időszakban, (a '90-es években) az elsődleges üzleti fókusz a felhasználóbarát platformok fejlesztése és a tranzakciók megkönnyítésére való törekvés jelentette. Néhány év elteltével viszont a vállalatok felismerték, hogy az e-kereskedelem nem csupán internetes alapokra helyezett rendelés leadó felületet jelent, hanem egy piaci előnyt kínáló lehetőség is a költségek csökkentése és a földrajzi kötöttség megszüntetésére. Ezt a jelenséget pedig szintén egy innováció fűtötte, az internetes fizetési rendszerek biztonságossá válása és elterjedése. (Santos et al., 2017) (Andonov, et al., 2021). Megjelentek azok a platformok, amik hamar népszerűvé váltak és többségük még mindig fontos szerepet tölt be az e-kereskedelmi piacon. Az Amazon és az e-bay 1995-ben az Amerikai Egyesült Államokban, a Rakuten Japánban 1997-ben, az Alibaba 1999-ben Kínában. A platformok fejlődésével párhuzamosan a technológiai megoldások is egyre kifinomultabbá váltak, 1998-ban megjelent a PayPal, ami

az első nemzetközileg is elfogadott, biztonságosnak tekintett, harmadik fél által biztosított internetes fizetési rendszer lett és tovább ösztönözte az e-kereskedelem térnyerését, ami viszont alapvetően formálta át a piaci dinamikát és a fogyasztói magatartást. (Hai and Li, 2023).

A biztonságos fizetési megoldások elterjedése megteremtette az alapot az e-kereskedelem további növekedéséhez. A 2000-es évek elején pedig újabb innovációk alakították tovább a digitális kereskedelmi ökoszisztémát. Az 1998-ban induló, de igazán a 2000-es években dominánssá váló Google mind az internetes tartalom indexelését lehetővé tevő keresőmotorjával, mind az arra épülő hirdetési rendszerével (kezdetben Google AdWords, majd 2018-tól Google Ads) keresés alapúvá tette az e-kereskedelmet, a láthatóság vált a legfontosabb értékke. Ezzel a folyamattal párhuzamosan fejlődött az adatbiztonság is. Ezen fejlesztések összessége teremtette meg a ma ismert digitális marketing a PPC (pay per click), a SEO (search engine optimization) összefoglaló néven a SEM (search engine marketing) alapjait, hiszen már nem az e-bayhez hasonló platformokon való megjelenés volt az elsődleges cél az e-kereskedelmi vállalatok számára, hanem a Google találati listáján organikusan, vagy pénzért elért hely volt a meghatározó.

Az évtized végét az okostelefonok tömeges elterjedése jellemezte, ami egy olyan újabb innovációt jelentett, ami alapjaiban változtatta meg az e-kereskedelmet. Az iPhone 2007-es bemutatását követően egyre több felhasználó kezdte böngészni az internetet mobil eszközéről. Ennek eredménye lett a mobilbarát weboldalak 2010-es megjelenése, a reszponzív dizájn és a mobiloptimalizáció létfontosságúvá vált. A mobiloptimalizált weboldalakat követték az applikációk, amelyek szintén lehetőséget biztosítottak az e-kereskedelmi vállalkozások számára (in-app purchases) a fizetési rendszereknek Apple pay, Google pay köszönhetően.

A 2010-es évekre jellemző a közösségi média platformok nagyarányú penetrációja, majd az e-kereskedelem közösségi térbe való áthelyeződése, a social commerce. Megjelentek a közösségi piacterek (Facebook Marketplace 2016, Instagram Shopping 2018, TikTok Shopping 2020), és megjelentek a közösségi médiának köszönhetően az influenszerek is, akik a marketing egy új ágát az influenszer marketinget hozták létre.

Az e-kereskedelem növekvő összesített volumene, az egyre növekvő számú felhasználó és igényeik az ellátási láncok egészen új dinamikáját hozták magukkal. A gyártás világszinten

egyre inkább Kínába helyeződött át, ez pedig a kínai e-kereskedelmi szereplők erősödését is jelentette, az AliExpress, az Alibaba egyre népszerűbbé váltak a fogyasztók körében.

2019-ben a covid külső kényszert jelentett a vállalkozások számára. Egyfajta erőltetett digitalizációs hullámot indított el, hiszen a jelenléti értékesítés évekig akadályoztatva volt. Végeredményben az online vásárlás aránya drasztikusan nőtt, és bár a világiárvány véget ért, a digitalizáció maradt velünk. A 2020-as évek hozták magukkal az erős igényt az automatizációra, és az MI alapú megoldásokra.

2022-ben vált elérhetővé a ChatGPT az első, széles körben elérhető generatív mesterséges intelligencia modell, ami a tartalomgenerálás felgyorsításával, az ügyfélszolgálati munka automatizációjával, a készletgazdálkodásban alkalmazható predikciós modellekkel alapvetően formálja át az e-kereskedelmi vállalkozások működését, fogyasztói oldalról pedig az információszerzés, tájékozódás elsődleges forrásává kezd válni, ami veszélyezteti a Google vezető pozícióját, és egy olyan innovációt jelenthet, ami az e-kereskedelem egy új korát hozza el.

Ezzel szemben Magyarországon az e-kereskedelem hasonló, de sok tekintetben eltérő utat járt be. Ahogy korábban kiemelttem a nemzetközi e-kereskedelem a '90-es évektől kezdve lendületes növekedésnek indult, Magyarországon az internetes vásárlás csak jóval később, a 2010-es években kezdett igazán teret nyerni. Az e-kereskedelem a 2000-es években jelent meg Magyarországon, de az alacsony digitális penetráció és a fogyasztók bizalmatlansága miatt a piac csak lassan bővült. Berács és szerzőtársai (2002) már ekkor felhívták a figyelmet arra, hogy az internet lehetőséget teremt a verseny fokozódására, de az online tranzakciókkal kapcsolatos bizonytalanságok még akadályt jelentenek. Az online vásárlás népszerűsége csak a 2010-es években gyorsult fel, amikor az internetpenetráció növekedésnek indult és elfogadottakká váltak a digitális fizetési megoldások (Kovács, 2016).

A magyar e-kereskedelem növekedését segítette a hazai szolgáltató szektor kialakulása, a különböző nyílt forráskódú rendszereket fejlesztő vállalkozások (WooCommerce, PrestaShop, stb.) számának növekedése és a SaaS (Software as a Service) alapú webshop-platformok térnyerése. A Shoprenter és az UNAS 2010-es évekbeli elterjedése lehetővé tette a kisebb vállalkozások számára is, hogy saját webshopot indítsanak, anélkül, hogy webfejlesztéssel kapcsolatos beruházásokat kellett volna eszközölniük.

A 2020-as évekre a magyar e-kereskedelem stabil, de viszonylag kis piac maradt a régióban, Magyarországon az online kiskereskedelmi forgalom 17%-át külföldi webshopok generálják. A magyar fogyasztók körében egyre népszerűbbé válik az AliExpress, a Temu és az Amazon, ami csökkenti a hazai webáruházak versenyképességét.

A PwC jelentése szerint az automatizált ügyfélszolgálatok, AI-alapú keresőoptimalizálás és a prediktív analitika lesznek azok a területek, ahol a magyar e-kereskedelmi szereplők a következő években jelentős fejlődést érhetnek el. A nagyobb szereplők, mint az eMAG vagy az Alza, már alkalmazzák az MI-t az ügyfélkapcsolatokban, azonban a kis- és középvállalkozásoknak még komoly beruházásokra van szükségük ahhoz, hogy versenyképesek maradjanak (PwC, 2024).

Ugyanakkor a 2022-ben mindenki számára elérhetővé váló generatív mesterséges intelligencia alapú nyelvi modellek, mint a ChatGPT és ennek versenytársai az egész internet számára új időszámítást nyitottak (Zhang, 2023). A fejlesztés, a marketing, a webáruházakkal kapcsolatos munka, a termékfeltöltés, menedzselés vagy akár a tartalommarketing területén drámai gyorsulást idézett elő a mesterséges intelligencia alapú generatív nyelvi modellek érkezése (Zambrano *et al.*, 2023). Ezzel összefüggésben a mesterséges intelligencia megoldások az egyes vállalkozások gazdasági eredményeire is képesek jelentős hatást gyakorolni. Az MI modellek megjelenése, alkalmazása és elfogadottságának szintje érdekes kutatási kérdésnek ígérkezett, így ezt a jelenséget állítottam disszertációm középpontjába.

Annak érdekében, hogy módszertanilag is hiteles képet tudjak nyújtani a terület jelenlegi helyzetéről, az úgynevezett UTAUT2, vagyis az egységesített technológia elfogadási és használati modell második verziója mellett döntöttem. Ez a modell egy széleskörűen alkalmazott kutatási eszköz új technológiákkal kapcsolatos vizsgálatok esetén, hiszen megalkotói több mint 30 technológiaelfogadási modell eredményeit ötvözték benne (Venkatesh, *et al.*, 2012). Az UTAUT2 egy alapvetően fogyasztói magatartást vizsgáló eszköz, az e-kereskedelmi vállalkozásokat működtető tulajdonosok, menedzserek, alkalmazottak, a marketing szakemberek és a webfejlesztők is felhasználói ennek a technológiának, az ő döntésükön, elfogadásukon múlik, hogy hogyan terjedjenek el a generatív mesterséges intelligencia alapú eszközök az e-kereskedelemben. Emellett maga az UTAUT2 modell is azzal a céllal jött létre, hogy a hétköznapi használatra is alkalmas technológiák elfogadását vizsgálják vele (Keszey, Zsukk, 2017). Így tehát az e-kereskedelem, a vállalati közeg, a

mesterséges intelligencia és a technológiaelfogadás jelentik dolgozatom sarokköveit, aminek célja, hogy bemutassam milyen vonatkozásai vannak a mesterséges intelligencia elterjedésének a hazai e-kereskedelmi piacon. Kutatásom fontos értéke, hogy nem fogyasztói oldalról vizsgáltam a technológia elterjedését, hanem webáruházak tulajdonosaival, alkalmazottaival, fejlesztőkkel, marketingesekkel zajlott az adatfelvétel, akik maguk is aktívan alakítják a szakmai diskurzust, üzleti felhasználói ennek az eszköznek.

A disszertáció újszerűsége abban rejlik, hogy az e-kereskedelem és a generatív mesterséges intelligencia kapcsolatát egy empirikus kutatás keretében vizsgálja, kifejezetten a magyar piac sajátosságaira összpontosítva. Bár számos tanulmány foglalkozik a mesterséges intelligencia általános üzleti alkalmazásaival, kevés kutatás elemzi konkrétan azt, hogy az e-kereskedelmi vállalatok hogyan alkalmazkodnak az MI nyújtotta lehetőségekhez. A dolgozat egyedisége tehát abban áll, hogy a technológiaelfogadási modellek egyik legelterjedtebb változatát, az UTAUT2 modellt alkalmazza az MI és az e-kereskedelem metszéspontjában, amely lehetővé teszi a vállalati szintű elfogadási tényezők részletes vizsgálatát. A kutatás célja, hogy megértsük, milyen üzleti és technológiai tényezők határozzák meg a mesterséges intelligencia elterjedését az e-kereskedelmi vállalkozások körében, valamint hogy az adaptáció milyen piaci és stratégiai következményekkel jár.

A dolgozat módszertani felépítése két fő kutatási megközelítésre épül: kvalitatív és kvantitatív vizsgálatra. A kvalitatív kutatás során 20 mélyinterjút készítettem az e-kereskedelem és a mesterséges intelligencia szakértőivel. Az interjúalanyok egyaránt képviselik az e-kereskedelmi vállalatok döntéshozóit (10 fő) és az MI-technológia szakértőit (10 fő), így biztosítva, hogy a vizsgálat mindkét oldal nézőpontját integrálja. Az interjúk célja, hogy feltárják azokat a kihívásokat és lehetőségeket, amelyek az MI alkalmazásához kapcsolódnak a hazai e-kereskedelemben. Az interjúk kvalitatív tartalomelemzését alkalmazva azonosítom a visszatérő tematikus elemeket, amelyek segítenek a mélyebb üzleti és technológiai összefüggések megértésében.

A kvantitatív kutatás kérdőíves vizsgálatra épül, amely az UTAUT2 modell változóit használja az MI-alapú megoldások elfogadásának mérésére a magyar e-kereskedelmi vállalkozások körében. A kérdőív célja, hogy számszerűsíthető adatokat nyerjen arról, hogy milyen tényezők befolyásolják a mesterséges intelligencia bevezetését és alkalmazását a magyar e-kereskedelmi piacon. A statisztikai elemzés során strukturális egyenletek

modellezését (SEM) alkalmazom, amely lehetővé teszi a változók közötti kapcsolatok mélyebb vizsgálatát, valamint az elfogadási faktorok súlyozását és hatásmechanizmusuk feltárását.

Az eredmények bemutatása során először a kvalitatív interjúk elemzésére kerül sor, amely rávilágít az MI-adaptáció legfontosabb üzleti és technológiai szempontjaira. Ezt követően a kérdőíves vizsgálat eredményei kerülnek ismertetésre, kiemelve azokat a faktorokat, amelyek a legnagyobb hatással vannak az e-kereskedelmi vállalatok MI-elfogadására. Az elemzés célja, hogy kvantitatív adatokkal alátámasztott következtetéseket vonjunk le arról, hogy mely tényezők segítik, illetve hátráltatják az MI-integrációt a magyar e-kereskedelemben.

A disszertáció a következtetésekkel és az új tudományos eredmények bemutatásával zárul. Az eredmények hozzájárulhatnak az e-kereskedelmi vállalatok számára releváns stratégiai ajánlások megfogalmazásához, valamint bővíthetik a technológiaelfogadási modellek gyakorlati alkalmazásáról szóló tudományos diskurzust. A kutatás rávilágíthat arra, hogy a generatív mesterséges intelligencia milyen módon formálja át a digitális piacot, és hogyan alakulhat a technológia elterjedése a következő években a magyar e-kereskedelmi környezetben.

2. VIZSGÁLATI CÉLKITŰZÉSEK ÉS HIPOTÉZISEK

Dolgozatom alapvető célja, hogy megvizsgáljam a mesterséges intelligencia elterjedését a magyar e-kereskedelmi szektorban az UTAUT2 modell alkalmazásával. Ennek érdekében kutatásom célkitűzéseit, kutatási kérdéseit, és hipotéziseit a következő rendszerben határoztam meg:

C1 Célkitűzés: Feltárni a mesterséges intelligencia elfogadását befolyásoló tényezőket a magyar e-kereskedelemben.

K1: Mely tényezők, és milyen mértékben befolyásolják a mesterséges intelligencia elfogadására vonatkozó viselkedési hajlandóságot, és a tényleges használati magatartást a magyar e-kereskedelmi szektorban?

H1: A támogató feltételek (FC) növelik a mesterséges intelligencia használatára vonatkozó viselkedési hajlandóságot (BI) a magyar e-kereskedelmi szektorban.

H2: A hedonikus motiváció (HM) növeli a mesterséges intelligencia használatára vonatkozó viselkedési hajlandóságot (BI).

H3: Az ár-érték arány (PV) növeli a mesterséges intelligencia használatára vonatkozó viselkedési hajlandóságot (BI).

H4: A szokás (HA) növeli a mesterséges intelligencia használatára vonatkozó viselkedési hajlandóságot (BI).

H5: A szokás (HA) növeli a mesterséges intelligencia tényleges használatát (UB).

H6: A mesterséges intelligencia használatára vonatkozó viselkedési hajlandóság (BI) növeli a tényleges használatot (UB).

C2: Célkitűzés: Feltárni a magyar e-kereskedelmi szektorban a mesterséges intelligencia elfogadását befolyásoló tényezőket és a felhasználók egyedi attribútumainak hatását.

K2: Milyen mértékben befolyásolják a felhasználók egyedi attribútumai (kor, tapasztalat) a mesterséges intelligencia elfogadására vonatkozó viselkedési hajlandóságot, és a tényleges használati magatartást a magyar e-kereskedelmi szektorban?

H7: Az életkor (AGE) moderálja a támogató feltételek (FC) és a viselkedési hajlandóságra (BI) gyakorolt hatását a magyar e-kereskedelmi szektorban alkalmazott mesterséges intelligencia esetében.

H8: Az életkor (AGE) moderálja a hedonikus motiváció (HM) és a viselkedési hajlandóság (BI) közötti kapcsolatot a mesterséges intelligencia használatára vonatkozóan a magyar e-kereskedelmi szektorban.

H9: Az életkor (AGE) moderálja az ár-érték arány (PV) és a viselkedési hajlandóság (BI) közötti kapcsolatot a mesterséges intelligencia elfogadására vonatkozóan az e-kereskedelmi szektorban.

H10: Az életkor (AGE) moderálja a szokás (HA) és a viselkedési hajlandóság (BI) közötti kapcsolatot a mesterséges intelligencia használatára vonatkozóan az e-kereskedelmi szektorban.

H11: A tapasztalat (EXPERIENCE) moderálja a támogató feltételek (FC) és a viselkedési hajlandóság (BI) közötti kapcsolatot az MI elfogadására vonatkozóan az e-kereskedelmi szektorban.

H12: A tapasztalat (EXPERIENCE) moderálja a hedonikus motiváció (HM) és a viselkedési hajlandóság (BI) közötti kapcsolatot az MI használatára vonatkozóan a magyar e-kereskedelmi szektorban.

H13: A tapasztalat (EXPERIENCE) moderálja az ár-érték arány (PV) és a viselkedési hajlandóság (BI) közötti kapcsolatot az MI elfogadására vonatkozóan a magyar e-kereskedelmi szektorban.

H14: A tapasztalat (EXPERIENCE) moderálja a szokás (HA) és a viselkedési hajlandóság (BI) közötti kapcsolatot az MI elfogadására vonatkozóan a magyar e-kereskedelmi szektorban.

Dolgozatom témája és alapvető célkitűzése megvizsgálni, hogy milyen tényezők befolyásolják a mesterséges intelligencia megoldások terjedését a magyar e-kereskedelem világában. Ez egy meglehetősen kiterjedt témakör, lévén, hogy hozzávetőlegesen 40.000 webáruház működik (Ekerstat, 2024), a különböző, e-kereskedelmet kiszolgáló MI megoldások számát pedig megbecsülni is nehéz. Éppen ezért döntöttem úgy, hogy az alap sokaságot szűkítve az e-kereskedőket, és az e-kereskedelemben dolgozókat vonom be a vizsgálatomba, bár egy lehetséges további iránynak tartom a kutatás kiterjesztését a fogyasztói irányba is, milyen preferenciáik milyen érzéseik vannak a felhasználóknak az e-kereskedelemben alkalmazott mesterséges intelligencia megoldásokkal kapcsolatban. Egyes kutatások szerint például a mesterséges intelligencia ügynökök antropomorfizációja csökkentheti a technológiával kapcsolatos idegenkedést, szorongást (Mulcahy *et al.*, 2024) (Huang, 2021). A kutatásom kvalitatív szakaszában ismétlődő érv volt a meginterjúvolt szakértőktől, hogy a felhasználók bizalmatlanok abban az esetben, ha tudják, hogy a mesterséges intelligencia van a folyamat háttérében és nem ember, de ha nincsen erről tudomásuk, akkor nagyon is elégedettek.

Bár az UTAUT2 modell eredetileg a fogyasztói technológiaelfogadás vizsgálatára készült, kutatásomban a vállalati oldalon alkalmaztam, mégis a felhasználói perspektívát helyezve középpontba. A megkérdezettek között az e-kereskedelmi vállalkozások tulajdonosai, menedzserei, marketingesei és fejlesztői szerepeltek, akik saját tapasztalataik alapján értékelték az MI alkalmazását.

Ennek fényében, és az UTAUT2 modell alapján, kutatási kérdéseimet a következőképpen fogalmaztam meg:

K1: Mely tényezők, és milyen mértékben befolyásolják a mesterséges intelligencia elfogadására vonatkozó viselkedési hajlandóságot, és a tényleges használati magatartást a magyar e-kereskedelmi szektorban?

A feltett kérdés alapvetően a szakirodalmi áttekintésben részletesen bemutatásra kerülő UTAUT2 modell változóiból indul ki. Bár az eredeti modellben Venkatesh és munkatársai 5 hipotézist fogalmaznak meg, és azokat is elsősorban a moderációs hatások vizsgálata érdekében teszik, én úgy döntöttem a független változók, mint például a mesterséges intelligencia használattal kapcsolatos szokás ereje, vagy az érzékelt ár-érték arány egymásra való hatásának vizsgálata mind helyt kapott a hipotézisek között. Ahogy említettem ezzel

eltérek az eredeti modell felépítésétől, ami csak 5 hipotézisre épít, de én a doktori disszertációmban szerettem volna a lehető legszéleskörűbben és a modell adottságaihoz viszonyítva a legmélyebben elemezni a változók egymásra hatását és a moderátorok hatásait is.

Annak érdekében, hogy a lehető legszéleskörűbb tudásanyagot gyűjtsem be, a kutatásomban egyrészt a kvalitatív pillért jelentő interjúim kérdéseit is az UTAUT2 modell kutatási kérdéseire alapozva építettem fel, másrészt az interjúk alanyait is a kutatás célját szem előtt tartva vontam be a megkérdezésbe. A kvalitatív szakaszban 10 webáruház tulajdonost és 10 MI szakértőt interjúvoltam meg, így biztosítva, hogy a lehető legtöbb nézetet, a lehető legtöbb szempontot ismerjek meg. A kvalitatív szakasz zajlott le először, és az interjúk tartalomelemzését követően fogalmaztam meg az eredeti UTAUT2 kérdőívre támaszkodva a saját, mesterséges intelligenciával, e-kereskedelemmel foglalkozó kérdőívemet. Bár a későbbiekben részletesen kitérek rá, de az interjúk hatására döntöttem úgy, hogy bővítem a kérdőíves megkérdezésbe bevonható válaszadók körét, mert a szakértők és a webáruházak tulajdonosai is kiemelték, hogy nem kizárólag, sőt az esetek többségében nem az üzleti döntésekért felelős, gyakran adminisztráció által leterhelt vállalkozó fogja a napi munkája során használni ezeket a mesterséges intelligencia alapú eszközöket, hanem gyakran a kollégák, külső szereplők marketing szakemberek, fejlesztők viszik be a vállalkozás működésébe alapvetően a saját munkájuk megkönnyítése céljából, de ezzel végeredményben a vállalkozás tevékenységének egészére hatva.

A kérdőíves adatfelvétel az UTAUT2 modell Venkatesh és szerzőtársai által meghatározott módszere alapján történt, az eredeti vizsgálatot a mobilinternet technológia elfogadásával kapcsolatban végezték el, én ezt a kérdőívet adaptáltam mesterséges intelligenciára és az e-kereskedőkre, ahogy említettem a kvalitatív kutatás eredményei alapján. Így alakult ki az első kutatási kérdés.

A második célkitűzés és az ehhez kapcsolódó kutatási kérdés a modell moderátorai alapján került meghatározásra. A moderátorok lefedik az egyes megkérdezett felhasználók egyéni attribútumait, amelyek esetlegesen befolyásolhatják a vizsgálat eredményét. Ezek az életkor, a nem és a tapasztalat. Az UTAUT első változatában a moderátorok között szerepelt az önkéntesség is (Venkatesh *et al.*, 2003), de mivel itt egy olyan technológiáról van szó, amelynek használata döntés kérdése, ez is szerepet játszott abban, hogy végül az UTAUT2 mellett döntöttem.

C2: Célkitűzés: Feltárni a mesterséges intelligencia elfogadását befolyásoló tényezőket és a felhasználók elfogadást befolyásoló egyedi attribútumainak hatását a magyar e-kereskedelemben.

K2: Milyen mértékben befolyásolják a felhasználók egyedi attribútumai (kor, tapasztalat) a mesterséges intelligencia elfogadására vonatkozó viselkedési hajlandóságot, és a tényleges használati magatartást a magyar e-kereskedelmi szektorban?

Kutatásom során a feltett kérdések megválaszolása és a hipotézisek igazolása vagy elutasítása volt a célom. Kvalitatív és kvantitatív adatgyűjtésem, illetve a gyűjtött adatok elemzése tartalomelemzéssel és PLS-SEM modellezéssel történt.

3. SZAKIRODALMI ÁTTEKINTÉS

Szakirodalmi áttekintésem három nagy témakört ölel fel, ezen témák kapcsolata, összefonódása jelenti a dolgozat témáját. Először az elektronikus kereskedelem történetét, elméleti hátterét és típusait mutatom be, majd a globális és regionális trendek ismertetésével világítok rá a piacot formáló folyamatokra. Mivel kutatásom a magyar e-kereskedelmi szektorra fókuszál, a nemzetközi e-kereskedelem bemutatása után a hazai helyzet elemzése következik.

A második nagy irodalmi egységben a mesterséges intelligencia üzleti alkalmazásait vizsgálom, különös tekintettel annak kihívásaira, előnyeire és hatásaira az e-kereskedelemben. Töreksem a témában releváns kutatások bemutatására, valamint arra, hogy a gazdasági lehetőségek és hatékonysági kérdések is megfelelő hangsúlyt kapjanak.

A szakirodalmi összefoglalás harmadik szakaszában a technológiaelfogadási modellek ismertetésével foglalkozom, különös tekintettel a disszertációm központi módszertani megközelítését jelentő UTAUT2 modellt. Mivel kutatásom erre az elméleti keretre épül, részletesen ismertetem annak e-kereskedelmi alkalmazási lehetőségeit és korlátait, és a mesterséges intelligencia mint technológia elfogadásának lehetőségeit.

Szakirodalmi összefoglalóm témáinak összegzését és egymásra épülését tartalmazza az 1. ábra:

1. ábra: A disszertáció szakirodalmi összefoglalójában érintett főbb témakörök

3.1. E-kereskedelem áttekintése

3.1. Bevezetés az e-kereskedelembé

3.1.1 Magyar piac helyzete és kihívásai



3.2. Mesterséges intelligencia áttekintése

3.2.1 Az MI különböző formái

3.2.2 MI fogalma

3.2.3 MI az e-kereskedelemben



3.3. Technológiaelfogadás modellek vizsgálata

3.3.1. Az UTAUT2 modell ismertetése

3.3.2 UTAUT2 modell példák, kapcsolódó kutatások ismertetése

Forrás: Saját szerkesztés, 2024.

3.1. Az e-kereskedelem áttekintése

Az alfejezet célja az e-kereskedelem fogalomkörének ismertetése. Az e-kereskedelem vagy az elektronikus kereskedelem nem határozható meg teljesen egzakt módon, de számos korábbi kutatás tesz rá kísérletet. Ezek a definíciók különböző szempontokat vesznek tekintetbe a körülhatárolás során. Egyrészt fontosnak tartom kiemelni, hogy az e-kereskedelmet elsősorban annak tranzakcionális jellegén keresztül határozhatjuk meg (Ahmadi *et al.*, 2022) (Babenko *et al.*, 2019). Általánosan megállapítható, hogy az áruk vagy szolgáltatások pénzbeli ellenszolgáltatásokért történő cseréje jelenti a folyamat alapját, ami az internet segítségével valósul meg. (Almarabeh and Majdalawi, 2018), (Adadevoh, 2018). A tranzakcionális jelleg pontosabb megértése érdekében szükségesnek tartom a folyamat egyes

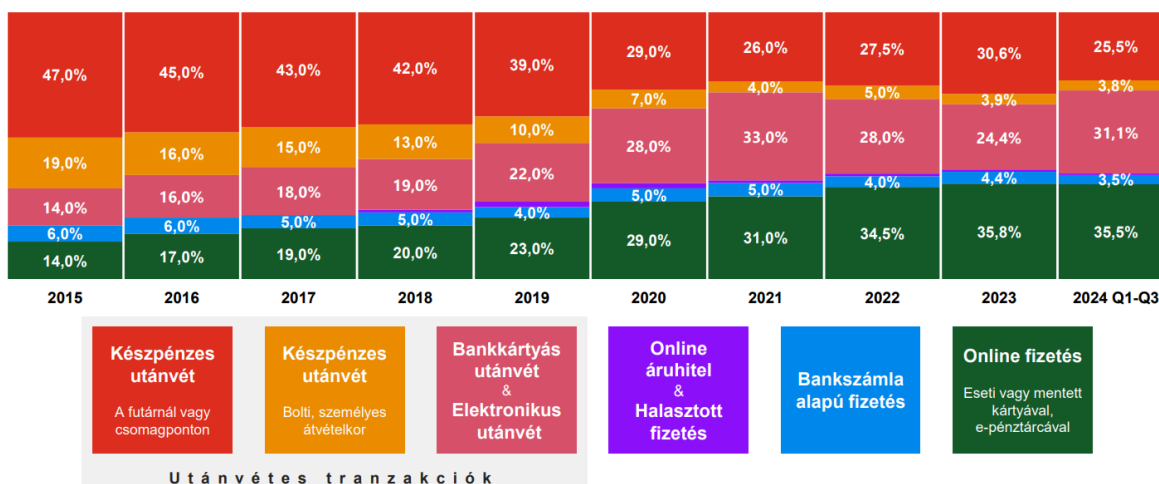
elemeinek vizsgálatát. Az elektronikus kereskedelmi tranzakciók esetében a vásárlók számára az érzékelt kockázati tényezők eltérnek a hagyományos bolti vásárláshoz képest. Az egyik legfontosabb ilyen tényező a személyes és pénzügyi adatok védelme, mivel a vásárlók a tranzakció lebonyolításához kénytelenek megadni érzékeny információkat, például bankkártya adataikat vagy egyéb azonosító adataikat. Emellett az online vásárlások során a termék nem azonnal kerül a vásárló birtokába, hanem jellemzően egy logisztikai szolgáltató, például futárszolgálat közreműködésével jut el hozzá. Ez a körülmény további bizalmi és kockázati tényezőként jelentkezik a vásárlók számára (Harridge-March, 2006). A vásárlói bizalom növelése érdekében számos szabályozás és piaci mechanizmus alakult ki. Az internetes vásárlásokat a kormányzat is próbálja ösztönözni, például a 14 napos elállási jog bevezetésével, amely lehetőséget biztosít a termék visszaküldésére az átvételtől számítva, indoklás nélkül (45/2014. (II. 26.) Korm. rendelet - Nemzeti Jogszabálytár, 2014).

A tranzakciókhoz köthető rugalmas fizetési megoldások kulcsszerepet játszanak a fogyasztói bizalom erősítésében. Az utánvét hosszú ideig meghatározó szerepet töltött be a magyar e-kereskedelemben, azonban az elmúlt években fokozatos csökkenés figyelhető meg. Míg 2015-ben a készpénzes utánvét az online rendelések közel felét (47%) tette ki, 2024 első három negyedében ez az arány 25,5%-ra csökkent. Ugyanakkor az utánvétes fizetések (beleértve a bankkártyás utánvéteket is) továbbra is magas arányt képviselnek, ami jelentős logisztikai és adminisztrációs költségeket ró a kereskedőkre (PwC & GKID, 2024).

2. ábra: az online rendelések fizetési mód szerinti eloszlása

Az online rendelések megoszlása fizetési megoldások szerint

Az egyes fizetési megoldások használatának súlya az online kiskereskedelmi tranzakciókban



Forrás: PwC, 2024

A digitális fizetési megoldások térnyerése egyértelműen megfigyelhető. Az online fizetések (pl. mentett bankkártyás tranzakciók, e-pénztárcák) 2015-höz képest több mint megduplázódtak, és 2024 első három negyedévében már a tranzakciók 35,5%-át tették ki. Ez arra utal, hogy a magyar piac lassan, de biztosan közelít a nyugat-európai és amerikai trendekhez, ahol az online és kártyás fizetés dominál.

Az e-kereskedelem jelentőségét jól mutatja, hogy a vásárlói bizalom növelése érdekében számos szabályozás és piaci mechanizmus alakult ki. Az online vásárlások esetében a fogyasztók számára az egyik legnagyobb kihívást a bizalom megteremtése és fenntartása jelenti, különösen a fizetés és a termékátvétel során. Ennek érdekében vezették be például a 14 napos elállási jogot, amely lehetőséget biztosít a termék visszaküldésére az átvételtől számítva, indoklás nélkül (45/2014. (II. 26.) Korm. rendelet).

A tranzakciókhoz köthető rugalmas fizetési megoldások, mint például az utánvétel, vagy a különböző átvételi pontok lehetősége is képes növelni a vásárlási hajlandóságot. (Gönczi & Hlédik, 2020) Hasonlóképpen az összehasonlítás lehetősége, és az információgazdag termékleírások is segíthetik a felhasználók vásárlóvá válását. Ugyanakkor ez nehezítheti is a döntést, vagy a különböző termékvariációk hosszas keresése esetleg más, hatékonyabb marketinggel bíró kereskedőhöz vezetheti a felhasználót. (Hlédik, 2015)

Természetesen a kialakítás során olyan kérdések is felmerülnek, mint például az akadálymentesítés kérdésköre, amire több szolgáltató beépített megoldásokkal rendelkezik, azonban ezeknél a megoldásoknál is figyelemmel kell lenni, mert a webes akadálymentesítés is nagymértékben tudja csökkenteni a weboldalak használhatóságát egy átlagos felhasználó vonatkozásában (Sohaib és mtsai., 2018).

A kialakítás kapcsán döntő fontosságú megemlíteni a webáruházak kialakításában a dizájnt, mint bizalomnövelő területet. A forma a funkció és az anyag ősi kapcsolata, ami az esztétika alapja, napjaink internetes értékesítésében is fontos szerepet játszik. A webáruházak anyaga a hardver, ezzel a disszertációban nem foglalkozom, de a forma és funkció a dizájnban mindenképpen megjelenik. A weboldal dizájnja, esztétikus megjelenése ugyanis nagy hatást gyakorol az e-kereskedelmi vásárlási hajlandóságra (Schenkman & Jönsson, 2000). A fizikai termékek interneten történő értékesítésekor az egyik legnagyobb problémát az jelenti, hogy a felhasználó nem tudja megérinteni az adott terméket, nincs meg a kipróbálás lehetősége. A

fogyasztóknak ezt a réteget NFT-ként (need for touch) szokták említeni, ők a tapintásból kinyerhető információkat részesítik előnyben (Løkke-Andersen és mtsai., 2022). Annak érdekében, hogy a weboldal megfelelő mértékben ösztönözze a látogatókat vásárlásra, az úgynevezett felhasználói élményt (UX User Experience) ennek megfelelően kell megtervezni. Itt kompenzálható az érintés lehetőségének a hiánya videókkal, modellek segítségével készült képekkel, sőt újabban a termékhez tartozó hangot is tartalmazó videókkal. (Løkke-Andersen és mtsai., 2022) A weboldalakat környezeti ösztönzők gyűjteményének is tekinthetjük, amelyek létfontosságú érintkezési pontot jelentenek a B2C ügyfelek elköteleződésében, és itt kapnak igazán nagy szerepet a kreatív megoldások a dizájn területén az eredetiség kifejezésére. (Connell és mtsai., 2019) A webáruházak esztétikája gazdasági szempontból látszólag nem mérhető, de mégis fontos. A weboldal dizájnya, esztétikus megjelenése ugyanis nagy hatást gyakorol az e-kereskedelmi vásárlási hajlandóságra (Schenkman and Jönsson, 2000).

A jól strukturált, könnyen navigálható és vizuálisan vonzó webshopok növelik a bizalmat, ami különösen fontos az online vásárlásoknál, ahol nincs lehetőség a termék fizikai megtekintésére. Míg korábban a mobiltelefonok elsősorban az információkeresés eszközei voltak, a vásárlások nagy része pedig asztali gépen zajlott, addig napjainkban az m-commerce és a social commerce térnyerése miatt ez az arány folyamatosan változik. A nagy platformok és márkák egyre inkább az alkalmazásokon keresztül vásárlásra ösztönzik a felhasználókat, exkluzív ajánlatokkal és egyszerűsített fizetési megoldásokkal. Emiatt az e-kereskedelmi stratégiákban a reszponzív webes jelenlét mellett a mobilalkalmazások és az okoseszközökön történő vásárlási élmény optimalizálása is kulcsfontosságúvá vált. (Battay and Battayné Németh, 2019).

Az internet és a tranzakciók mellett pedig fontos megemlíteni az e-kereskedelem körül kialakult társadalmi közeget, ami például a dolgozatom címében is megjelenik, a magyar e-kereskedelmi szektor, például. A digitális környezet mellett ez a szakmai, társadalmi közeg is ez e-kereskedelem részének tekinthető. (Rosenbaum, 2000). Ugyanakkor az e-kereskedelemben nem kizárólag tranzakciók valósulnak meg, számos kommunikációs folyamat köthető az e-kereskedelemhez, mint a hirdetések az online és offline térben, a logisztikai szolgáltatások, a fizetési folyamatok feldolgozása, az ügyfélszolgálati tevékenységek. (Mukherjee and Roy, 2017). Azt gondolom, hogy fontos kitekinteni az

e-kereskedelem kapcsán a fogyasztói oldal irányába is, még ha nem is ez jelenti vizsgálatom legfőbb vonatkozásait. Hogyan lesz a látogatóból vásárló?

A vásárlók viselkedését a Google vállalat szerint a „Felfedezés, Gondolkodás, Cselekvés, Törődés” keretrendszerrel lehet meghatározni, aminek segítségével leírható és pontjaiban jellemezhető az online vásárlás, illetve egy adott interneten jelenlévő, vásárlási felülettel rendelkező márka helyzete. A Google módszertanát azért tartom fontosnak ismertetni, mert a világ legsikeresebb keresőhálózatát üzemelteti, és az ehhez kapcsolódó hirdetési rendszer birtokosa is, így döntő fontosságú lehet ismerni a cég elképzeléseit saját felhasználóiról, és a sikeres marketing folyamatokról.

1. Felfedezés:

Az első szakasz a felfedezés. Ekkor a leendő vásárló megfogalmazza magában az igényt valamilyen termékcsoporthal kapcsolatban, vagy olyan ingerek érik (pl. vizuális reklámok) aminek hatására nyitottá válik arra, hogy a későbbiekben tovább informálódjon a témában.

2. Gondolkodás

A gondolkodás az igény konkrét megfogalmazását követő szakasz, amikor az adott leendő vásárló elkezd információt gyűjteni a megkívánt termékkel, termékcsoporthal kapcsolatban. Tartalmat fogyaszt (olvas, videót néz). Általában a megvásárolni kívánt cikk összetettsége és ára nagyban befolyásolja ennek a folyamatnak az időtartamát. Például egy ebéd megrendeléséhez lehet, hogy elég néhány perc, addig egy autó megvásárlása előtt hónapokig tart a „gondolkodás”. Itt lesz először látogató a vásárolni óhajtó személy.

3. Cselekvés

Ha a leendő vásárló döntésre jutott, ebben a szakaszban válik látogatóból tényleges vásárlóvá. Megvásárolja a kívánt terméket, végigviszi az online vásárlás folyamatát. Az online marketing eszközeivel élve az e-kereskedő megpróbálhat ilyenkor valamilyen upsell, cross sell ajánlatot értékesíteni a vásárlónknak, esetleg utólagos kiegészítő ajánlattal próbálhatja növelni a vásárlási kosár értékét. A későbbiekben egy retargeting kampánnyal érdemes lehet felhívni a vásárló figyelmét például az új, szezonális ajánlatokra vonatkozóan, hogy visszatérő vásárlóvá váljon.

4. Törődés

Ha a folyamat végén elégedett, kialakul a bizalom, a vásárló törődni kezd a márkával. Például publikálja a vásárlást a közösségi média fiókjaiban, követi az adott márkát, felületet, boltot a közösségi médiában, a további beszerzéseit is innen eszközli. Ez minden internetes kereskedő célja, hiszen a visszatérő vásárló elégedett, többet költ, és az új ajánlatokra is nyitottabb. (Google, 2022)

Ugyanerre a következtetésre jut Haubl 2000-es munkájában, vagyis, hogy az internetes vásárlások is hasonlóan zajlanak, mint a hagyományos bolti vételek. A döntési modellek az igény felmerülésével kezdődnek, amit a információk keresése, az alternatívák összehasonlítása, a vásárlási döntés meghozatala, a konkrét vásárlás, majd a vásárlást követő tapasztalatok értékelése követ.. (Häubl & Trifts, 2000) Haubl 2000-ben írt munkájában még arról tesz említést, hogy az interneten megvásárolható termékek esetében negatív oldalon eshet számításba a vásárló részéről, hogy nem tudja kipróbálni, elegendő információt gyűjteni vele kapcsolatban. Ma 24 évvel később a 3D felvételek a videók és az árösszehasonlító oldalak korában a kereskedők is felismerik ennek jelentőségét, és próbálnak tenni ellene, én pedig úgy látom, hogy a dolgozat alapvető témáját jelentő mesterséges intelligencia megoldások oroszlánrészt vállalnak ebben a folyamatban a kvalitatív kutatásom alapján.

Online térben a vásárlást követő tapasztalatok fontos része a szállítás minősége és gyorsasága, ami az internetes vásárlás egyik kritikus pontja, az online marketingnek is egyre fontosabb része a logisztika, komoly versenyelőnyt jelenthet. A felhasználók hajlamosak rá, hogy a szállítás minősége alapján ítélik meg a teljes folyamat minőségét, hiszen hiába működik jól egy webáruház, ha a vásárlónak végül egy törött csomagot szállítanak házhoz. A szállítás kapcsán fontos kérdés a szállítási díj problémaköre, vagyis hogy érdemes-e a termék árába beépíteni a szállítás költségét, vagy külön számolni, de ez egy önálló kutatás témája is lehetne. Összességében Kelemen megállapításával értek egyet, miszerint a szállítási díjjal együtt történő árazás magasabb profitot eredményez, azonban ehhez megfelelő piacismeret szükséges. (Kelemen, 2021).

A megfontolást követi a tranzakció megvalósítása. Az online tranzakció természetesen máshogy valósul meg, mint egy hagyományos bolti vásárlás, pedig ugyanarra a célra irányul. Az online tranzakciókkal kapcsolatban egyre nagyobb szerepet kapnak a kiberbiztonsági megfontolások, mert fontos a felhasználók védelme, de ezzel egyidejűleg az online fizetési

megoldások kényelmesebbé tételére is komoly erőforrásokat fordítanak a fejlesztő vállalkozások, ezáltal teszik nagyobb eséllyel megvalósulóvá az internetes tranzakciókat. Ezt nehezíti az adatokkal és adatkezeléssel kapcsolatos jogszabályi feltételek és követelmények folyamatosan változása. (Janos and Sándor, 2019)

Még tágabb kontextusban vizsgálva, az e-kereskedelem nem csak mint tranzakcionális jelenség, vagy kommunikációs folyamatok megvalósításának terepe lehet és nem is csak a szakmai érintettség okán lehet beszélni róla, hanem a gazdasági növekedés kapcsán, vagy a vállalkozói kedv ösztönzésén keresztül is (Derindağ, 2022), (Lin *et al.*, 2024). Erre a jelenségre a saját kutatásom is rávilágított és ahogy a későbbiekben részletesebben kitérek rá a mesterséges intelligencia itt is jelentős hatást gyakorol, hiszen a tudás (például a programozói tudás) könnyebb hozzáférhetőségével az e-kereskedelemben való belépés küszöbe is sokkal alacsonyabbra került. A versenytársak jelentette nyomás is jelentősen befolyásolja, hogy melyik kkv fordul végül az online lehetőségek felé. (Ayuningtyas *et al.*, 2021)

Számomra meglepő módon, egyes kutatások szerint a vezetői attitűd is befolyásolja az internetes megoldások alkalmazására való hajlandóságot, bár egyre csökkenő mértékben. (Hossain *et al.*, 2022) Ez összefügghet azzal, hogy az ilyen eszközök megjelenése egy vállalkozáson belül nem csak a tranzakciókra, vagy az eszközök kompatibilitására korlátozódik, hanem a vállalatban belüli belső menedzsmentet is érinti, és új kihívások elé állítja, így az e-kereskedelem problémaköre menedzsment kérdésként is értelmezhető. (Deng and Hai, 2010)

3.1.1. Az e-kereskedelem magyarországi történetének áttekintése

Az e-kereskedelem, vagyis a javak interneten keresztül történő eladása vagy megvásárlása, lassan 3 évtizedes múltra tekint vissza. Az azóta eltelt 3 évtizedben az infokommunikációs technológia gyorsuló fejlődése, például az általános internetpenetráció növekedése, a mobilinternet egyre könnyebb hozzáférhetősége és az erre adott marketing válaszok, jelentős hatást gyakoroltak a fogyasztói szokásokra és a piaci trendekre is. Az internet fogyasztók körében gyorsuló elterjedése az e-kereskedelem kezdeti növekedését is jelentős mértékben felgyorsította, lehetővé téve a vállalkozások számára az online értékesítést, mint a tranzakciók végrehajtásának új terét (Ariguzo, Mallach and White, 2006). 1997-ben az e-kereskedelem összesített globális volumene még hozzávetőlegesen csak 26 milliárd dollár volt, ez az összeg

2001-re egyes becslések szerint 5 ezer milliárd dollárra nőtt, ami jól szemlélteti az e-kereskedelem fejlődésének korai dinamikáját, amit már az első években is megfigyelhetünk (Kshetri, 2001). Ez alapján megállapítható, hogy az e-kereskedelem kezdeti elterjedése elsősorban a fejlett országokban volt megfigyelhető, ahol az infrastruktúra és a fogyasztói készség fejlettebb volt (Molla and Heeks, 2007). A globális növekedése azóta is töretlen maradt: a legfrissebb becslések szerint a globális e-kereskedelmi piac már meghaladja a 8 billió (ezer milliárd) dollárt, ami jelentős növekedést mutat mind a fejlett, mind a feltörekvő piacokon. Különösen Kína mutatott kiemelkedő növekedést, ahol az e-kereskedelmi forgalom folyamatosan bővül, tükrözve a digitális kereskedelem globális térnyerését. (Li and Zhou, 2023, Shiyang and Xinyang, 2024).

Ezzel szemben a '90-es évek végén az internet még csak lehetőségként jelent meg a magyar vállalkozások számára. Berács és szerzőtársai 2002-es tanulmányukban már arról írtak, hogy az internet a verseny egy újabb lehetséges színterévé válhat, bár a hazai magánfelhasználók alacsony internet ellátottsága és az interneten lebonyolítható tranzakciókkal kapcsolatos bizalmatlanság jelentős gátat szab az e-kereskedelem széleskörű elterjedésének, ezért Magyarországon a 90'-es években még nem beszélhetünk a nemzetközihez hasonló robbanásszerű fejlődésről. (Berács és mtsai., 2002), az igazi fejlődést sokkal inkább a 2010-es évek hozták el a magyar e-kereskedelem számára, ebben az időszakban az online értékesítés és vásárlási szokások gyors fejlődésnek indultak (Kovács, 2016).

Az e-kereskedelem magyarországi történetének izgalmas kordokumentuma a Shoprenter nevű Saas megoldást fejlesztő és forgalmazó vállalkozás a Shoprenter Kft. 2010 óta éves jelleggel elkészített nagy webáruház felmérés nevű kutatása, a másik fontos forrást pedig a GKID GKID Research & Consulting Kft. nyilvánosan hozzáférhető piackutatásai jelentik, amelyekben negyedéves, éves trendek is találhatóak, a GKID-t 2024-ben felvásárolta a PwC, a PricewaterhouseCoopers Magyarország Kft, így a 2024-es Digitális kereskedelmi körkép kapcsán már a PwC-re hivatkozok a disszertációmban.

Az e-kereskedelem magyarországi eseményeit vizsgálva kijelenthető, hogy a kezdeti időszak a 2010-es évek kezdetére lezárult. Az internet és a közösségi média nagymértékű penetrációja sok felhasználó számára tette elfogadható alternatívává az internetes vásárlást. Az e-kereskedelem a 2008-as gazdasági válság után is növekedni tudott, a piacra egyre több vállalkozás lépett be internetes értékesítési felülettel. (Nagy webáruház felmérés 2011, 2012).

A 2010-es évek első felének gazdasági fellendülése a webáruházak látogatói számában és forgalmában is érzékelhető volt. A régebb óta a piacon lévő vállalkozások ebben az időben már stabil, visszatérő vásárlói bázist tudtak kiépíteni. (Nagy webáruház felmérés 2014, 2015.)

Az évtized második felét az e-kereskedelemben az adat alapú marketingnek és a közösségi média marketing célú használatának megjelenése és széleskörű elterjedése jellemezte. Egyre több e-kereskedő kezdett el olyan eszközöket használni, mint a Google Analytics, amellyel a weboldal forgalmának vizsgálatára nyílik lehetőség. Megjelent az adatvezérelt marketing, amelynek segítségével a felhasználói adatok alapján, az egyéni fogyasztói preferenciák mentén szabták meg az e-kereskedők a hirdetéseik tartalmát. Az erősödő verseny az ügyfélszerzés költségeit is megnövelte, így a marketingeszközök népszerűvé válása egy önmagát erősítő folyamattá vált (Nagy webáruház felmérés, 2017, 2018). Az egyéni preferenciákra épített marketing tevékenység és a fokozottabb ütemű kommunikáció, illetve az okostelefonok, okoseszközök egyre szélesebb körű elterjedése a fogyasztói bizalom erősödéséhez és az átlagos kosárérték növekedéséhez is hozzájárult. 2018-ban az átlagos internetes rendelések kosárértéke megközelítette a 20.000 forintot. (Nagy webáruház felmérés, 2018.) Az évtized vége a bankkártyás fizetési megoldások egyre népszerűbbé válását, a logisztikai megoldások diverzifikációját hozta magával. Ebben az időszakban jelentek meg az első mesterséges intelligencia megoldások a legnagyobb e-kereskedőknél, általában robotizált csevegőüzenet ügynökök, úgynevezett chatbotok formájában. (Nagy webáruház felmérés, 2020.) Ez az időszak hozta el a “mobile first” irányelvet is, vagyis hogy a felhasználók lényegesen nagyobb arányban érkeznek mobil eszközökről, mint asztali számítógépről, ez pedig a webáruházak dizájnjában, megjelenésében is egyre hangsúlyosabban esett latba. Ezt a jelenséget egy 2019-es kutatásomban is igazoltam, amelyben az m-commerce, azaz a mobiltelefonokra és okoseszközökre alapuló internetes kereskedelmi modell térnyerését vizsgáltam (Battay, 2019).

A 2010-es évek, vagyis a magyar e-kereskedelem stabil növekedési időszaka, a Covid-19 járvánnyal zárult. A koronavírus-járvány jelentősen felgyorsította az online vásárlás elterjedését és az e-kereskedelem térnyerését. A digitalizáció szükségszerűen a mindennapok része lett, az iskolák a munkahelyek és a bevásárlás is az online térbe költözött. Az online élelmiszer-vásárlás szintén nélkülözhetetlenné vált a vírus felszámolását célzó intézkedések során. 2020 elején a túlszűfolt üzletek a fertőzés egyik legfontosabb terjesztőivé váltak, az élelmiszerek online vásárlása pedig segített elkerülni ezt a kockázatot. (Vs and Gnanasekaran,

2021). A járvány időszakában az FMCG szektor és a vendéglátás is jelentős online jelenlétet alakított ki, különösen az éttermi házhoz szállítás vált széles körben elterjedtté. Éppen ezért azok a fogyasztók is, akik korábban más vásárlási módokat preferáltak, kényszerűségből az online vásárlás felé fordultak, hiszen több területen ez maradt az egyedüli opció a vásárlásra. Ennek is köszönhető, hogy a magyar online kiskereskedelem 2020-ban mintegy 45%-os bővülést követően bruttó 909 milliárd forintos forgalmat bonyolított, összesen 52 millió rendelésből (GKID, 2021). 2021-ben pedig az online kiskereskedelem összesített forgalma átlépte az 1000 milliárd forintos határt, és az előző évhez képest 32,4%-os növekedést produkálva a szektor 1203 milliárd forintos forgalommal zárta az évet. (GKID, 2022)

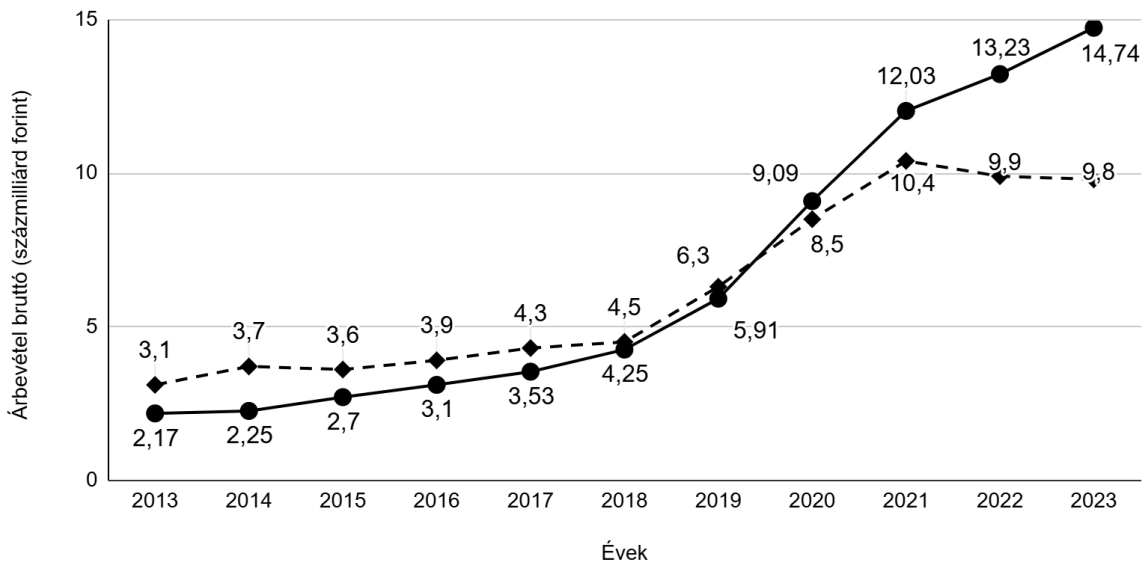
Az üzemanyagok és gépjárművek kiskereskedelme nélkül számított kiskereskedelmi forgalom összértéke bruttó 10695 milliárd forint, vagyis nettó 8421 milliárd forint. Az online kiskereskedelmi forgalom bruttó 909 milliárd forintos értéke ennek a 8,5%-át teszi ki (nettó 716 milliárd forint + ÁFA). (GKID, 2021).

Az elektronikus kereskedelem jelentős tényező, és a világpiaci trendeket figyelembe véve jelentősége egyre inkább növekedni látszik. Ezt mutatja be ez az ábra, amely a GKID jelentések és az ekerstat.hu weboldal alapján készült, és bemutatja az e-kereskedelem elmúlt 10 évét mind a rendelések számát, mind a kiskereskedelemben betöltött arányát tekintve.

3. ábra: Az internetes kiskereskedelem (bruttó) árbevétele és kiskereskedelmi jelentősége 2013-2023

Az internetes kiskereskedelem (bruttó) árbevétele és kiskereskedelmi jelentőse 2013-2023

● Árbevétel (százmilliárd Ft) ◆ Az e-kereskedelem részaránya a kiskereskedelemben (%)



Forrás: GKID alapján saját szerkesztés 2024.

A 2. ábra adatai világosan mutatják, hogy a kiskereskedelem arányából stabil 10% körül részesedik az e-kereskedelem, ami 2024-ben várhatóan át fogja lépni az 1500 milliárd forint forgalmat. 2025 februárjában a 2024. évi Q4 negyedévre vonatkozó első beérkezett adatok alapján a magyar kereskedők csak 10% növekedést tudtak realizálni, és a nemzetközi kereskedőknek köszönhetően a teljes magyar e-kereskedelmi piac 1920 milliárd forint. Az import szerepének ilyen nagymértékű növekedésével a PwC jelentése szerint a magyar e-kereskedelem átlépett az import korszakába. (PwC, 2024.) A kereskedelmi vállalkozások egyre inkább az online tér felé is nyitnak. Gáti már 2012-es kutatásában bizonyította, hogy a vállalkozásoknak az elektronikus kereskedelem jövőjével kapcsolatos várakozásai pozitívak, valamint azt is, hogy a vállalatok a versenyelőny lehetséges forrásaként tekintenek erre a felületre. Ezzel együtt természetesen a vállalatok piacorientációja jelentős mértékben befolyásolja azt, hogy milyen mértékben alkalmazzák az internetet, és azt is, hogy hogyan viszonyulnak az elektronikus kereskedelemhez (Kolos and Gáti, 2012).

A lakosság egyre nagyobb, növekvő hányada vásárol online, valamint egyre többször tesszük ezt az év során (2020-ban már 3,38 millió magyar állampolgár vásárolt átlagosan 15,5 alkalommal, 2024-ben 4,2 millióan vásároltak átlagosan 19,3 alkalommal). A számok is dinamikusabban növekednek, hiszen hat év alatt, a 2014-es bruttó 225 milliárd forintról 2021-re

már bruttó 1203 milliárd forintra nőtt az értékesítés volumene, ami több mint ötszörös növekedést jelent (GKID, 2021) (GKID, 2022) (PwC, 2024).

Az online vásárlás terjedését tehát a járvány mellett a technikai feltételek fejlődése is elősegítette. A magyar e-kereskedelem piacán a legnagyobb szereplők forgalma jelentős részét teszi ki az összes internetes kiskereskedelmi forgalomnak, de a verseny folyamatosan élesedik (GKID, 2021). A vásárlók az online térben is a megszokott, megbízható megoldásokat keresik, és a webáruházak hatékonysága kulcsszerepet játszik abban, hogy a látogatók vásárlóvá váljanak. Az olyan tényezők, mint a reszponzivitás (mobil eszközökhöz való alkalmazkodás), a gyors betöltési idő, valamint az egyszerű fizetési lehetőségek elengedhetetlenek ahhoz, hogy a látogatók vásárlóvá váljanak (Battay, 2019).

Továbbá, az online marketing kulcsszerepet játszik a látogatók figyelmének megragadásában. A digitális hirdetések mérhetősége révén (pl. átkattintási arány, konverziós költség) a vállalkozások folyamatosan optimalizálhatják marketing tevékenységeiket (Paul W. et al., 2008).

Az e-kereskedelem növekedése 2022-ben és 2023-ban nem mutatott jelentős gyorsulást, mivel a teljes kiskereskedelmi piac általános trendjeit követte. A PwC elemzése szerint ennek egyik fő oka a magas infláció volt, ami csökkentette a vásárlók rendelkezésre álló jövedelmét, és a gazdasági bizonytalanság hatására csökkentették kiadásait (PwC, 2024). Az online vásárlások növekedési dinamikája így lelassult, és a szektor érdemi expanziója megtorpant.

Ez a trend 2024-ben érezhetően megváltozott, elsősorban az import kereskedelem térnyerésének köszönhetően. Míg a hazai e-kereskedők növekedése mérsékeltebb maradt, a nemzetközi szereplők – különösen az olyan piacterek, mint a Temu – agresszív árazási és szolgáltatási stratégiákkal új lendületet adtak a piacnak. A PwC szerint az import kereskedelem nemcsak a növekedés egyik fő mozgatórugójává vált, hanem alapvetően átalakította a magyar e-kereskedelem szerkezetét is (PwC, 2024).

A folyamat eredményeképpen a hazai e-kereskedőknek egyre nagyobb kihívásokkal kell szembenéznük. A magyar vásárlók árérzékenysége, a nemzetközi piacterek versenyképes árazása és a magasabb szolgáltatási színvonal miatt a belföldi webáruházaknak innovatív stratégiákat és fejlett technológiai megoldásokat kell alkalmazniuk a szállítás, a kiváló

ügyfélélmény és a perszonalizáció tekintetében a versenyképesség fenntartása érdekében (PwC, 2024).

2024-ben a teljes magyar e-kereskedelmi piac a PwC első három negyedévre vonatkozó mérései és negyedik negyedévi előzetes adatai alapján 15%-os árbevétel-növekedést mutatott, és így elérhette az 1920 milliárd forintos forgalmat (PwC, 2024). Azonban a növekedés dinamikája jelentősen átalakult, mivel a piac bővülésének hajtóereje már nem a belföldi e-kereskedők és EU-s szereplők, hanem a külföldi import kereskedelem lett. A PwC jelentése szerint az import kereskedelem önmagában 17%-os részesedéssel, mintegy 330 milliárd forintos forgalommal járult hozzá a növekedéshez, míg a belföldi online kiskereskedelmi forgalom mindössze 10%-os emelkedést mutatott (PwC & GKID, 2024).

Ezek a trendek azt mutatják, hogy a magyar e-kereskedők számára a versenyképesség megőrzéséhez és növeléséhez fokozott technológiai innovációra, fejlett logisztikai megoldásokra és prémium szolgáltatásokra van szükség (PwC, 2024). A hazai vállalkozások számára a regionális terjeszkedés és az ügyfélélmény fejlesztése jelenthet kitörési lehetőséget, ami hosszú távon segíthet ellensúlyozni a globális szereplők versenyelőnyét.

3.1.2. Kitekintés az e-kereskedelem online marketinggel kapcsolatos vonatkozásaira

A marketing és a kereskedelem mindig is szorosan összekapcsolódott, azonban a modern marketing szemlélet csak a 20. század második felében kezdett formálódni. Az 1950-es években a vállalatok még elsősorban a reklámra és a márkaismeretre fókuszáltak, az értékesítési hatékonyság és a megtérülés ekkor még nem volt elsődleges szempont (Campos, 2021). Az akadémiai és üzleti szféra fejlődésével azonban a marketing tudatosabb, stratégiai megközelítést kapott, amelyben a vállalatok egyre inkább az eladásösztönzés mérhető eredményeire helyezték a hangsúlyt (Kotler, Rackham and Krishnaswamy, 2006). Az internetes technológiák térnyerése alapjaiban formálta át a marketinget és megnyitotta az utat az e-kereskedelem előtt. Ahogyan Young és Mather (2017) is rámutatnak, az internet legalább akkora hatást gyakorolt a reklámozásra, mint annak idején a televízió vagy a rádió megjelenése (Young and Mather, 2017). Az online tér egyszerre biztosítja az információk generálását, tárolását és továbbítását, ezáltal teljesen új gondolkodásmódot tett szükségessé mind a hirdető, mind a fogyasztó oldaláról (Young and Mather, 2017). Az e-kereskedelmi marketing új dimenziókat nyitott meg a vállalatok számára, lehetővé téve a precíz célzást, az interaktív hirdetési formátumokat és az adatalapú döntéshozatalt. Ugyanakkor az online

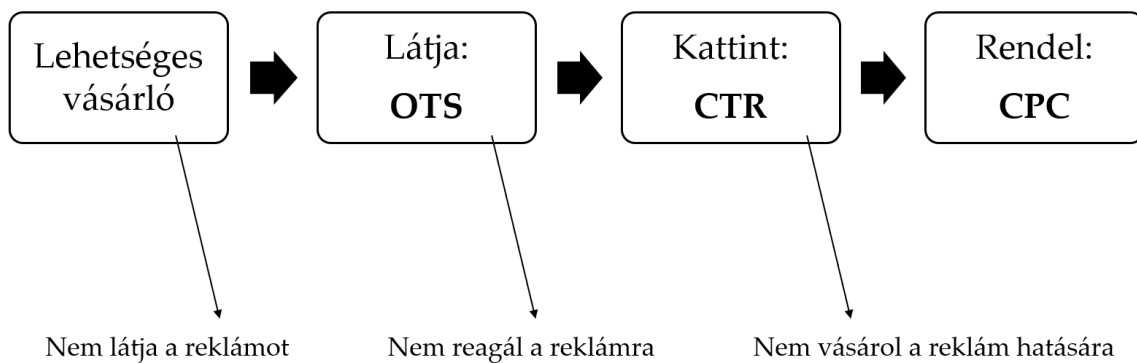
marketingnek megvannak a maga kihívásai is. A felhasználók figyelmének megragadása egyre nehezebb, mivel a digitális reklámzaj folyamatosan növekszik. Lagrosen (2005) szerint még a technikailag jól kivitelezett hirdetések esetében is alacsony annak valószínűsége, hogy a felhasználók aktívan keresik fel az adott weboldalt (Lagrosen, 2005). Az e-kereskedelem és az online marketing fejlődése tehát kölcsönösen formálja egymást: míg az online marketing lehetővé teszi az e-kereskedelem számára a célzott elérést és a személyre szabott vásárlói élményt, addig az e-kereskedelem új kihívások elé állítja a marketingeseket, akiknek egyre kifinomultabb stratégiákat kell alkalmazniuk a digitális térben.

A reklámozásnak számos típusa létezik, amelyek célja alapvetően attól függ, hogy a fogyasztók már meglévő problémádatudatukkal keresnek-e megoldást, vagy egy új igényt szükséges-e kialakítani bennük. Ennek megfelelően megkülönböztetünk eladást ösztönző reklámokat, amelyek közvetlen vásárlási döntésre sarkallnak, valamint érdeklődést generáló hirdetéseket, amelyek egy termék vagy szolgáltatás iránti figyelem felkeltésére szolgálnak (Levitt, 2004).

Az online marketing fejlődése lehetővé tette, hogy a vállalkozások a marketinget stratégiai és üzleti szempontból is meghatározó tényezőként kezeljék, nem csupán egy reklámügynökségi funkcióként (Kotler, Rackham & Krishnaswamy, 2006). A digitális csatornák mérhetősége és az analitikai eszközök elterjedése elősegítette a marketing szemléletváltását, aminek köszönhetően a kampányok hatékonysága és a befektetésarányos megtérülés (ROI) kiemelt szerepet nyert el (Kotler, Rackham and Krishnaswamy, 2006).

Az online rendelési folyamat három jól elkülöníthető szakaszra osztható marketing szempontból. Első lépésként a potenciális vásárló elérése történik meg hirdetések, keresőoptimalizálás vagy egyéb forgalomterelő technikák révén. Ezt követően a látogató az adott webáruházba érkezik, ahol a termékkínálat, az árképzés és a felhasználói élmény meghatározó szerepet játszik a konverzióban. A végső szakaszban a felhasználó vásárlóvá válik, azaz tranzakciót hajt végre, amely a marketingfolyamat egyik legfontosabb mérőszáma. Ennek a folyamatnak a részletes vizsgálata kulcsfontosságú az e-kereskedelmi stratégiák szempontjából.

4. ábra Az internetes megrendelés megszerzésének folyamata



Forrás: Farris, et al. 2008 alapján saját szerkesztés

A fenti ábra a digitális marketing egyik alapvető folyamatát szemlélteti, amely során egy potenciális vásárlóból tényleges megrendelő válik. Farris és szerzőtársai (2008) kutatásai alapján ez a folyamat négy fő lépésből áll: a reklám megjelenése (OTS), a felhasználó reakciója (CTR), az átkattintás, valamint a konverzió, azaz a vásárlás (CPC).

Az OTS (Opportunities to See) mutató azt fejezi ki, hogy egy adott reklám hány alkalommal jelenik meg a célközönség előtt, tehát mekkora a potenciális elérés. Ez nem garantálja, hogy a felhasználó valóban észleli a hirdetést, csupán azt, hogy lehetősége volt rá (Paul W. *et al.*, 2008)

A következő lépésben a CTR (Click-Through Rate) mutató azt az arányt mutatja meg, hogy a reklámot látó felhasználók hány százaléka kattint ténylegesen a hirdetésre. Ez az egyik legfontosabb digitális hirdetési mutató, mivel közvetlen visszajelzést ad arról, mennyire releváns vagy figyelemfelkeltő egy kampány (Paul W. *et al.*, 2008)

Végül a CPC (Cost per Conversion) az egyik legfontosabb teljesítménymutató, amely egy megrendelés megszerzésének költségét jelzi. A mutató iparág függő, és számos tényező, például az értékesítési csatornák diverzifikációja és a termékkategória megtérülése is befolyásolja (Paul W. *et al.*, 2008).

Egy sikeres webáruház nem csupán a hirdetési költségek optimalizálásával, hanem a megfelelő ajánlat pozicionálással és felhasználói élménnyel képes fenntartani és növelni a

konverziót. Kreutzer (2022) szerint a legnagyobb hiba, amelyet a kereskedők elkövetnek, hogy nem alakítanak ki egyértelmű értékajánlatot és nem teszik a vásárlási folyamatot célorientáltá, ami végül a megrendelések elmaradásához vezet (Kreutzer, 2022).

Az online kereskedelemben és az online marketingben is az adatvezérelt döntéshozatal és az integrált rendszerek alkalmazása vált a siker kulcsává. A digitális piactér már nem csupán terméklistázásról és tranzakciókról szól, hanem egy összetett ökoszisztéma, ahol a versenyképességet a pontosan megtervezett marketingstratégiák és a hatékony technológiai megoldások határozzák meg. Az integrációs lehetőségek nem csupán a belső folyamatokat optimalizálják, hanem a marketinghatékonyságot is javítják, hiszen a különböző adatforrások egyesítése lehetővé teszi a pontosabb célzást és kampányoptimalizálást. (Habibi *et al.*, 2022) Az e-kereskedelmi integrációk lényege, hogy a webáruház képes legyen összekapcsolódni különböző értékesítési csatornákkal és marketing platformokkal, ideértve az árösszehasonlító oldalakat, az online fizetési megoldásokat, a számlázási és raktárkezelő rendszereket, valamint a különböző digitális hirdetési és közösségi média eszközöket. Az adatok elérhetősége javítja az e-kereskedelemmel foglalkozó cégek és a cégekhez tartozó weboldalak hatékonyságának megítélését (Holtforth, Geibel and Kracht, 2020). Az API-alapú (alkalmazásprogramozási interfész) megoldások lehetővé teszik, hogy az adatok valós időben áramoljanak a rendszerek között, és ezzel a vállalkozások mérhető, számszerűsíthető előnyökre tehetnek szert (Taleghani and Taleghani, 2022). A vásárlók elsődleges célja, hogy a lehető legjobb ár-érték arányú döntést hozzák meg, és ezt a trendet mikroökonómiai szempontból is alátámasztják a fogyasztói magatartás kutatások. A háztartások vásárlási döntéseit az a törekvés vezérli, hogy szükségleteiket minél magasabb szinten elégítsék ki adott költségkereten belül (Farkasné Fekete, Molnár and Nábrádi, 2013). Bár létezik egy prémium szegmens, ahol a fogyasztók tudatosan választanak magasabb árszinten elérhető, minőségi termékeket, a legtöbb szektorban – különösen a műszaki cikkek, divat, FMCG és otthoni termékek piacán – az éles árverseny határozza meg a vásárlói döntéseket (GKID, 2021).

Megfelelő stratégiával a marketing döntések adatvezéreltté válhatnak, ami lehetőséget ad a vásárlók precíz szegmentálására, az automatizált kampányok futtatására és a marketing aktivitások hatékonyságának elemzésére. Az automatizált kampányok – például a Google Shopping típusú hirdetések – képesek folyamatosan optimalizálni önmagukat az elérhető adatok alapján, így az eredményesség kézi beavatkozás nélkül is javítható. Az ilyen

rendszerek segítségével a vállalkozások pontosabban ismerhetik meg ügyfeleik preferenciáit, demográfiai és pszichográfiai jellemzőit, és ennek megfelelően alakíthatják marketing tevékenységüket.

A technológiai fejlődés révén az adatelemzés ma már nem csupán a kampányok teljesítményének mérésére alkalmas, hanem a teljes ügyfélút feltérképezésére is. Az adatvezérelt marketing lehetővé teszi, hogy a vállalkozások ne csupán megértsék a fogyasztói döntéseket, hanem aktívan befolyásolják is azokat, biztosítva a hosszú távú üzleti növekedést és versenyelőnyt (Reinartz and Venkatesan, 2015).

3.2. A mesterséges intelligencia témakörének áttekintése

Bár a generatív mesterséges intelligencia mostanában sokat szerepel a napi sajtóban, a gépi tanulás és az algoritmusok évtizedek óta részesei mindennapjainknak, akár anélkül, hogy ezt észrevennénk. A technológia beépült már többek között az arcfelismerő kamerákba, beszédfelismerő szoftverekbe, internetes keresőmotorokba és egészségügyi robotokba (Nilsson, 2009) vagy akár okos parkolási rendszerekbe (Saharan, Kumar and Bawa, 2020). A mesterséges intelligencia megoldások jelentősen növelik az ellátási lánc menedzsmentjének hatékonyságát (Abaku, Edunjobi and Odimarha, 2024) nélkülözhetetlenek az intelligens szállítmányozás megalapozásában (Zhu, 2024) az energiagazdálkodás hatékonyabbá és fenntarthatóbbá tételében (Maurya, 2024) (Strielkowski *et al.*, 2023) alkalmasak az olaj és gáztermelés fenntarthatóságának fokozására (Arinze and Jacks, 2024) a megújuló energiarendszerek karbantartási igényének előrejelzésére (Afridi, Ahmad and Hassan, 2022) a széndioxid eltávolító rendszerek (CDR) hatékonyságának javítására (Li *et al.*, 2024). A mesterséges intelligencia oktatásba történő bevonása bizonyítottan növeli az oktatáshoz való hozzáférést, növeli a tanulási folyamat általános hatékonyságát és eredményességét (Makarenko *et al.*, 2024) és jelentős eredményeket értek el vele a gyógyszerkutatásban is (Vidhya *et al.*, 2023).

Ahogy a fent áttekintett szakirodalmi források alapján megállapítható, a mesterséges intelligencia alkalmazása hatékony a legkülönbözőbb ágazatokban, például jelentős javulást eredményezett a működési hatékonyság, a megbízhatóság és a fenntarthatóság terén (Blumenstock, 2020). Az AI-technológiák kihasználásával a szervezetek optimalizálhatják a folyamataikat, csökkenthetik a költségeiket, javíthatják a döntéshozatalukat, és végső soron ösztönözhetik az innovációt és a növekedést. Tekintve, hogy a mesterséges intelligenciára

építő rendszerek lassan de biztosan az egész világot behálózzák, és ahogy látható ennek köszönhetően a téma irodalma is elképesztő méretű, és meglehetősen szerteágazó, én a saját vizsgálatomat a magyar piacon működő e-kereskedelmi vállalkozásokra korlátozom.

Dolgozatom kutatási kérdéseinek megfogalmazása során fontosnak tartottam a mesterséges intelligencia, MI vagy AI azaz Artificial Intelligence fogalmának, típusainak meghatározását, és hogy milyen vetületét vizsgálom ennek a területnek a disszertációmban és a magyar e-kereskedelemben.

3.2.1. A mesterséges intelligencia fogalma körül zajló diskurzus

A mesterséges intelligencia kapcsán érdekes megfigyelni, hogy már a fogalom meghatározása kapcsán is felmerül problémaként, az egységes terminológia hiánya. Kirsh a témában írott egyik korai tanulmányában is megállapítja, hogy az AI nem egy egységesen meghatározható fogalom. Az AI olyan interdiszciplináris terület, ami érinti a filozófia, nyelvészet, pszichofizika és a számítástechnika területeit. Kirsh öt alapvető elemet azonosított a mesterséges intelligencia kapcsán: a tudás és fogalomalkotás elsődlegességét, a megismerés és a motoros irányítás függetlenségét, a megismerés nyelvszerű leírását, a tanulás külön kezelhetőségét, és az egységes architektúra fontosságát. (Kirsh, 1991)

Hasonlóképpen Kirsh-hez, tanulmányában James F. Allen is rávilágít a mesterséges intelligencia meghatározásának problémáira, amelyek a konszenzus hiánya és a terület interdiszciplináris jellege miatt merülnek fel. Allen szerint az intelligencia relatív fogalom, amely kontextustól függően változik, és azt javasolja, hogy a mesterséges intelligenciát a feladat-specifikus intelligencia szempontjából határozzuk meg. (Allen, 1998)

Hearst és Hirsch is arra a megállapításra jutott, hogy a mesterséges intelligencia interdiszciplináris jellege és a szakterületen belüli változatos módszertanok miatt nem alakult ki egységes definíció. Munkájukban mindketten hangsúlyozzák a gyors fejlődés miatt változatos diskurzust és a mesterséges intelligencia kutatásának folyamatosan változó környezetét (Hearst and Hirsch, 2000).

Brachman megállapításai szerint a mesterséges intelligencia, mint tudományterület széleskörű célkitűzésekkel és az ambiciózus küldetéssel rendelkezik, emiatt nem egyszerű egy egységes fogalom megalkotása. (Brachman, 2006)

Bhatnagar kutatásában azt emeli ki, hogy a mesterséges intelligencia új típusainak megjelenése (a mesterséges intelligencia alapú asszisztensektől a segítő robotokig) miatt kihívást jelent az mesterséges intelligencia és az intelligencia más fajtáival való értelmes összehasonlítás. Az intelligens rendszerek folyamatos katalogizálása, értékelése és szembeállítása komoly kihívást jelent a kutatóknak. (Bhatnagar *et al.*, 2018)

Monett és Lewis tanulmánya alapján egyenesen azt lehet állítani, hogy már maga az intelligencia fogalma is "homályos" így az intelligenciához kapcsolódó elméletek és a mesterséges intelligencia meghatározása, illetve pontos céljának azonosítása is problémás. (Monett and Lewis, 2018)

3.2.2. A mesterséges intelligencia fogalma

Azt már áttekintettük, hogy a tudomány egyetért az egyet nem értésben, így a fogalom meghatározását akár onnan is kezdhethetjük, hogy mesterségesnek általában azokat a tárgyakat nevezzük, amelyeket emberek hoztak létre a természetben előforduló változat helyett. Bár az intelligencia egy sokat kutatott téma, az intelligenciának sincsen általánosan elfogadott meghatározása. (Feng, Qiu and Sun, 2021).

Egy 52 vezető pszichológusból álló kutatócsoport a következőképpen foglalta össze az intelligencia lényegét: az intelligencia egy nagyon általános pszichológiai képesség, amely magában foglalja többek között az érvelés, a tervezés, a problémamegoldás, az absztrakt gondolkodás, az összetett gondolatok megértésének, a gyors tanulás és a tapasztalatokból való tanulás képességét. Többet jelent, mint a könyvekből való tanulás, a szűken vett tudományos készségek és az intelligenciatesztek elvégzése. Konkrétan az intelligencia a környezetünk szélesebb és mélyebb megértési képességét tükrözi, azt a képességet, hogy "tudjuk" vagy "megértjük", mit kell tennünk. (Gottfredson, 1997)

A fogalom definiálása kapcsán Wang azt állapítja meg, hogy a mesterséges intelligencia pontos meghatározása kulcsfontosságú, mivel ez határozza meg a kutatási irányokat és módszereket. A jó definíciónak igazodnia kell a közhasználathoz, világos határokat kell szabnia, produktív kutatási eredményekhez kell vezetnie, és egyértelműnek kell lennie (Wang, 2019)

Ha intelligenciának általában a problémamegoldó képességet nevezzük, akkor a mesterséges intelligenciát viszont számítógépes környezetben az emberi elme működését utánozni képes eszközként írhatjuk le. (P, 2021)

Brühl azt állapította meg, hogy a mesterséges intelligencia kifejezést többféleképpen is definiálhatjuk. Meghatározható egy gyűjtőfogalomként, ami olyan technológiákat és rendszereket jelent, amelyek képesek olyan feladatok elvégzésére, amik alapesetben a megoldáshoz emberi intelligenciát igényelnének. (Brühl, 2024)

A témában talán idézhető a befektetésein keresztül érdekelt Microsoft világcég, ami úgy határozza meg a mesterséges intelligenciát, mint egy számítógépes rendszer azon képessége, hogy az emberihez hasonló kognitív funkciókat tud utánozni, amilyen például a tanulás vagy a problémamegoldás. (Microsoft, 2024)

Russell és Norving szerint az intelligencia (legyen az természetes vagy mesterséges) képességeket feltételez, amelyek magukban foglalják a következőket:

- észlelés
- érvelés
- döntéshozatal
- cselekvés
- tanulás

(Russell and Norving, 2022)

Az OECD úgy definiálja a mesterséges intelligencia fogalmát, hogy az MI rendszer olyan technikai alapú rendszer, amely képes környezete befolyásolására azáltal, hogy kimenetet (előrejelzéseket, ajánlásokat vagy döntéseket) hoz létre egy adott cél elérése érdekében. A különböző MI-rendszerek különböző szintű autonómiával és adaptivitással rendelkeznek. (OECD, 2024)

Egy másik meghatározás szerint a mesterséges intelligencia úgy írható le, mint egy tudomány vagy egy technológia, amelynek célja olyan intelligens számítógépes programok és gépek létrehozása, amelyek képesek olyan feladatok elvégzésére, amit hagyományosan az emberek végeznek. (Veselovsky, Izmailova and Trifonov, 2021)

Feng nagyon hasonlóan fogalmaz kutatásában, amikor a mesterséges intelligenciát a számítástechnika tudományának azon területeként ír le, amely arra fókuszál, hogy olyan rendszereket fejlesszen amik képesek az emberi agy olyan funkcióit utánozni, mint az érvelés, az azonosítás, a megértés, a tanulás és a probléma megoldás. (Feng, Qiu and Sun, 2021)

Kaplan és szerzőtársa a mesterséges intelligenciát az informatika területén használt megfogalmazás alapján közelíti, vagyis azt állítják a mesterséges intelligencia egy rendszer azon képességének tekinthető, hogy képes legyen külső adatokat helyesen értelmezni, az értelmezett adatokból tanulni, és ezekhez való rugalmas alkalmazkodással konkrét célokat és feladatokat érjen el. (Kaplan and Haenlein, 2019)

Han meghatározása szerint a legfontosabb elem a gépek gondolkodási és érvelési képessége, ami lehetővé teszi ezeknek a gépeknek, hogy úgy dolgozzák fel az információkat, mint az emberi elme. (Han, 2023) Hasonló, az emberi agyhoz hasonló működést leíró definíció szerint: a mesterséges intelligencia kutatása során sikeresen fejlesztettek ki olyan rendszereket, amelyek képesek olyan feladatokat elvégezni, amelyeket hagyományosan az ember kezel, anélkül, hogy valódi intelligenciával rendelkeznének. Ez hangsúlyozza az intelligencia értékelésének tágabb perspektívájának fontosságát. (Chollet, 2019)

A definíciók általános elemei szerint a mesterséges intelligencia rendszerek technológiai területekre osztva határozhatóak meg, mint:

- beszédfelismerés
- kép/videó felismerés
- természetes nyelv feldolgozás
- számítógépes látás
- robotika

(Brühl, 2024)

Ha megpróbáljuk összefoglalni a különböző definíciókat, meghatározásokat, először érdemesnek tartom a közös elemek vizsgálatát. A mesterséges intelligencia informatikai alapú, gépek segítségével működő rendszerek fejlesztését jelenti amelyek elsődleges használati értéke az emberi elme funkcióinak, kognitív képességeinek utánzásában rejlik,

ezáltal lehetővé téve ezeknek a gépeknek, hogy adatot értelmezzenek, osztályozzanak, ezáltal tanuljanak, és hogy feladatokat végezzenek el.

A jobb átláthatóság érdekében készítettem egy összefoglaló táblázatot a mesterséges intelligencia definícióiról és az egyes meghatározások kulcselemeiről. 1. táblázat

1. táblázat: A mesterséges intelligencia fogalom meghatározásainak áttekintése

Szerzők, megjelenés éve	Definíció összefoglalása	Kulcselem
Kirsh, 1991	Az AI interdiszciplináris terület, amely az emberi tudást és fogalomalkotást helyezi előtérbe, és fontosnak tartja a tanulást és az egységes rendszerarchitektúrát.	Interdiszciplinaritás, tudásalapú működés
Allen, 1998	Az AI meghatározása kontextustól függően változik, ezért érdemes azt feladatspecifikus intelligenciaként értelmezni.	Feladatspecifikus intelligencia
Hearst és Hirsh, 2000	Az AI folyamatosan fejlődik, ami miatt a definíciója is változatos és többféle megközelítésre épít.	Folyamatos fejlődés
Brachman, 2006	Az AI egy széleskörű célokkal rendelkező tudomány, amely az emberi megismerést igyekszik gépeken keresztül megvalósítani.	Emberi megismerés gépek által
Bhatnagar et al., 2018	Az AI új típusai (pl. asszisztensek, robotok) miatt egyre nehezebb pontosan összehasonlítani az AI-t és az emberi intelligenciát.	Ember és gép összehasonlításának nehézsége
Monett és Lewis, 2018	Még maga az „intelligencia” fogalma is homályos, ami nehezíti a mesterséges intelligencia céljainak és	Intelligencia fogalmának homályossága

	meghatározásának pontos azonosítását.	
Feng, Qiu és Sun, 2021	Az AI célja olyan rendszerek fejlesztése, amelyek képesek az emberi gondolkodás utánzására, mint az érvelés és a tanulás.	Emberi gondolkodás utánzása
Brühl, 2024	Az AI rendszerek olyan feladatokat látnak el, amelyek alapvetően emberi intelligenciát igényelnének, így segítve a mindennapi életet.	Emberi intelligencia utánzása
Microsoft, 2024	Az AI olyan számítógépes rendszert jelent, amely képes utánozni az emberi kognitív funkciókat, például a tanulást és a problémamegoldást.	Kognitív funkciók utánzása
Russell és Norving, 2022	Az AI különböző képességeket foglal magában, mint például az észlelés, érvelés, döntéshozatal, cselekvés és tanulás.	Többféle kognitív képesség
OECD, 2024	Az AI technikai alapú rendszer, amely képes a környezete hatékony befolyásolására előrejelzések és ajánlások révén.	Környezet befolyásolása
Veselovsky, Izmailova és Trifonov, 2021	Az AI olyan technológia, amely az intelligens gépek fejlesztésére összpontosít, amelyek képesek emberi feladatokat elvégezni.	Intelligens gépek fejlesztése emberi feladatokra
Kaplan és Haenlein, 2019	Az AI olyan rendszerek létrehozásáról szól, amelyek külső adatokat értelmeznek, tanulnak belőlük, és rugalmasan alkalmazkodnak konkrét célok eléréséhez.	Rugalmasság és tanulás konkrét cél elérése
Han, 2023	Az AI alapja a gépek azon	Emberi gondolkodásmód

	képessége, hogy az emberi gondolkodásmódhoz hasonlóan dolgozzák fel az információkat.	imitálása
Chollet, 2019	Az AI olyan rendszerek fejlesztésére összpontosít, amelyek ember által kezelt feladatokat tudnak elvégezni valódi intelligencia nélkül.	Feladatvégzés intelligencia nélkül

Forrás: saját szerkesztés

A fentiek alapján megállapíthatók egyes hasonlóságok és különbségek az egyes fogalmak, meghatározások, értelmezések kapcsán, amit a következtetések szempontjából érdemes megvizsgálni.

Számos definíció foglalkozik az intelligencia, a tanulás, a kognitív funkciók elemeinek pontos megfogalmazásával, és legalább ilyen gyakori a terület interdiszciplinaritásának hangsúlyozása, és az emberi agy funkcióinak modellezése, vagy egyszerűbben fogalmazva utánzása. Az általános hasonlóságok mellett természetesen különbségek is megfigyelhetők, például, hogy az egyes szerzők különböző aspektusok fontosságát hangsúlyozzák, így az eltérő képességeket, az adaptivitást, a technológiai különbségeket.

3.2.3. Saját meghatározásom

A későbbiekben ismertetem kutatásom eredményeit, de a fogalom általam történő meghatározásában már a szakértőkkel és e-kereskedőkkel készített kvalitatív interjúk kutatásnak az eredményei is befolyásoltak. Szakirodalmi kutatásom, egyéni tapasztalatom és a kvalitatív interjúk során szerzett információim alapján én a következőképpen határozom meg a mesterséges intelligenciát:

A mesterséges intelligencia olyan eszköz, amely emberi feladatok elvégzésére és felgyorsítására szolgál. Megfelelő szakértelemmel alkalmazva hozzájárulhat gazdasági eredmények eléréséhez.

3.2.4. A mesterséges intelligencia szerepe az e-kereskedelemben

Ahogy a szakirodalmi áttekintés korábbi részében már utaltam rá, a mesterséges intelligencia e-kereskedelemben való alkalmazása gyökeresen átalakította a digitális kereskedelem világát. A technológia jelentősen javította, egyéniesítette a vásárlói élményt, közben pedig az üzemeltetési folyamatokat, az üzleti teendőket is egyszerűsítette. Az online vásárlás egyre népszerűbbé vált, a koronavírus járvány idején pedig fokozottan népszerűvé vált, így felértékelődtek a mesterséges intelligencia alapú megoldások, amelyekkel a vállalkozások ki tudták szolgálni a megnövekedett érdeklődést.

Napjainkra már ez teljesen természetessé vált. Az MI többféleképpen épül be az e-kereskedelemben: a vásárlási élmény személyre szabása, az ügyfélszolgálati feladatok automatizálása és az adatalapú marketingstratégiák mind jelentős alkalmazási területet képeznek.

A vásárlási élmény személyre szabása különösen fontos terület. Az MI a vásárlói adatok elemzésével olyan ajánlásokat hoz létre, amelyek kifejezetten az adott felhasználó érdeklődéséhez és preferenciáihoz igazodnak, így növelve az elégedettséget és a hűséget. Khare rávilágít, hogy az MI-alapú megoldások interaktív, élményszerű vásárlást tesznek lehetővé, amelyek pozitív hatással vannak a vásárlói elkötelezettségre (Khare, Kautish and Khare, 2023). Ez a személyre szabás azonban nem merül ki csupán termékajánlásokban: az MI támogatja a dinamikus árképzést és célzott promóciókat is, amelyek egyedi fogyasztói szegmenseket céloznak meg. Li kutatásai szerint az MI és a big data integrációja különösen fontos szerepet játszik az értékesítés optimalizálásában (Li, 2022).

Az MI az ügyfélszolgálati rendszerekben is egyre nagyobb szerepet kap. A chatbotok és az MI-vezérelt asszisztensek ma már szinte alapvető elemei az e-kereskedelmi platformoknak, mert valós idejű támogatást nyújtanak, ezzel is javítva a vásárlók élményét. Rana kutatásai szerint ezek a chatbotok nagymértékben javítják a vásárlók hozzáállását az online vásárláshoz, növelve a bizalom és a hasznosság érzését (Rana, Jain and Nehra, 2024), ugyanakkor saját kutatásom során ismertem meg azt a jelenséget, hogy a felhasználók bizalmatlansága képes erodálni az együttműködés hatékonyságát. Nofirda szerint az MI alkalmazása az online vásárlások során nem csupán a vásárlói élményt fokozza, hanem leegyszerűsíti a termék keresést és gyorsítja a döntéshozatali folyamatot is, ami szintén hozzájárul az adott e-kereskedelmi vállalkozás sikeréhez (Nofirda and Ikram, 2023).

Az MI alkalmazása során a pszichológiai hatások is fontos szerepet játszanak a fogyasztói magatartás formálásában. A felhasználóbarát ember-gép interakció (HCI) az MI rendszereken keresztül képes növelni a fogyasztói elégedettséget, ami kihat a vásárlási döntésekre (Shen, Wan and Li, 2023). Ahogy korábban is említettem, a vásárlók az MI-alapú megoldások iránti elfogadását nagyban meghatározza az általuk érzékelt előny és könnyű használat (Nagy and Hajdú, 2021).

5. ábra: A mesterséges intelligencia szerepe az online marketingben



Raji *et al.*, 2024 alapján saját szerkesztés

Az MI jelentős hatással van az üzemeltetési hatékonyságra is. Az ellátási lánc menedzsment területén az MI révén a vállalkozások pontosabban előrejelezhetik a keresletet, kezelhetik a készleteket és optimalizálhatják a logisztikai folyamatokat. Vazquez-Noguerol és társai megállapítják, hogy az MI képes nagy mennyiségű adat elemzésével trendeket előrejelezni és optimalizálni az erőforrások elosztását, ami elengedhetetlen a gyors ütemben változó kiskereskedelmi piacon (Vazquez-Noguerol *et al.*, 2021). Az MI alkalmazása az e-kereskedelemben etikai kérdéseket is felvet. A fogyasztói adatok felhasználása során fontos egyensúlyt teremteni a személyre szabás és az adatvédelem között. Az MI személyre szabási

lehetőségei egyre kifinomultabbak, ám ennek ellenére óvatosan kell kezelni az adatokat a vásárlói bizalom megőrzése érdekében (Canhoto, Keegan and Ryzhikh, 2024).

Azt gondolom, hogy az MI fejlődése folyamatos alkalmazkodást követel meg az e-kereskedőktől, hiszen egyre személyre szabottabb, hatékonyabb és etikusabb vásárlási környezetet kell teremteniük, amely egyszerre felel meg a vásárlói igényeknek és a technológiai újításoknak, ugyanakkor ezek a lehetőségek a konkurencia számára is rendelkezésre állnak.

2. táblázat: A mesterséges intelligencia által várhatóan meghatározó trendek az e-kereskedelemben

Alkalmazási terület	Funkció	Előnyök	Kihívások
MI ügyfélszolgálat	Valós idejű, non-stop ügyfélszolgálat	Javuló ügyfélélmény, gyorsabb válaszidő	Költséges, személytelen, probléma esetén emberi beavatkozás szükséges
Termékajánló rendszerek	Adataalapú személyreszabott ajánlatok	Növekvő eladások, javuló ügyfélmegtartás	Adatvédelmi aggályok, túlzott perszonalizáció negatív is lehet
MI alapú webáruház fordítások	Automatizált fordítás a többnyelvűség támogatáshoz	Új piacok elérése, nemzetközi terjeszkedés	Fordítás minősége, a kulturális különbségek problémaköre
Értékesítés támogatása	MI által vezérelt értékesítési eszközök	Hatékonyabb értékesítési folyamatok, növekvő bevétel	Az MI integrációjának költségei, a munkavállalók átképzése
Chatbotok és interaktív kliens	Automatizált ügyfélszolgálat chatbotokon keresztül	Non-stop elérhetőség, költségcsökkentés	A chatbotok korlátozott képességei, az emberi interakció iránti igény
Képfelismerés alkalmazása termékkeresésben	Termékek keresése képek alapján	Javuló felhasználói élmény, egyszerűbb termékkeresés	A képfelismerő technológia pontossága, a megfelelő adatbázis

			kiépítése
Automatizált raktárkezelés és logisztika	MI által vezérelt raktári folyamatok és szállítás	Hatékonyabb raktárkezelés, gyorsabb szállítás	Az automatizálás költségei, a technológiai függőség
Vásárlói viselkedés elemzése	A vásárlói adatok elemzése a viselkedés megértéséhez	Jobb marketing döntések, személyre szabott ajánlatok	Adatvédelmi aggályok, az adatok értelmezésének nehézségei
Adatelemzés és előrejelzések	Adatelemzés a jövőbeli trendek előrejelzéséhez	Jobb készletgazdálkodás, hatékonyabb marketing kampányok	Az adatok pontossága, a piaci változások előrejelzésének nehézségei
Magyar nyelven is elérhető applikációk és eszközök a bérelhető platformokhoz	Testreszabott alkalmazások és eszközök a magyar piacra	Lokalizált megoldások, a magyar vásárlók igényeinek kielégítése	A fejlesztési költségek, a karbantartás szükségessége

Forrás: PwC 2025 alapján saját szerkesztés

3.3. Technológiaelfogadás modellek vizsgálata

A technológiaelfogadás modellek áttekintése és alkalmazása az e-kereskedelemben

Az új technológiák fogyasztói elfogadásának vizsgálatára több népszerű elméleti modell is létrejött az elmúlt évtizedekben, a téma kutatói jóvoltából. Ezek az elméleti modellek az elfogadást ösztönző és akadályozó tényezőket igyekeznek feltárni. A technológiaelfogadási modellek közül a két leggyakrabban alkalmazott alapmodell a Technology Acceptance Model (TAM) és a Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT). Ezek a modellek a felhasználók attitűdjeinek és szándékainak elemzésével segítenek megérteni, hogy milyen feltételek szükségesek az új technológiák elfogadásához, népszerűvé válásához. Az alábbiakban részletesen bemutatom mindkét modell fejlődési ívét, valamint relevanciájukat az e-kereskedelem területén.

A TAM modellt Davis és társai alkották meg 1989-ben, amikor Ajzen és Fishbein „átgondolt cselekvés elméletét” (TRA) adaptálták a technológiaelfogadás kontextusára. (Ajzen and Fishbein, 1980) Alapfeltevésük az volt, hogy a technológiai újdonságok elfogadását és

használatát a felhasználók attitűdjei befolyásolják. Ezek az attitűdök a technológia felhasználók által észlelt hasznossága és a használat egyszerűsége alapján alakulnak ki (Davis, Bagozzi and Warshaw, 1989). Az egyszerűség és az eredményesség szerepe központi fontosságú elemei maradtak a modell későbbi verzióinak is, amelyek már a külső tényezők hatásait és a társadalmi hatásokat is integrálták az elméletbe (Riantini, Vional, and Aries, 2018). A 2000-es évek elején Venkatesh és Davis továbbfejlesztették a TAM modellt, és kibővítették az addig meglévők mellett a technológiai eszközök társadalmi befolyásolásával kapcsolatos tényezőkkel is. A TAM2 modellben a technológia használatára ható külső tényezők, mint a szubjektív norma, az imázs és a munkakörnyezethez való illeszkedés szintén beépültek a felhasználói attitűdökbe. Ezek a társadalmi hatások növelhetik a technológiai újdonságok elfogadási arányát, különösen akkor, ha a technológia egyértelműen hozzájárul a munkahelyi eredmények javításához és látható eredményeket biztosít (Venkatesh and Davis, 2000). A TAM3 verziójával Venkatesh és Bala (2008) tovább bővítették a modellt a technológia használatával kapcsolatos egyéni tapasztalatok figyelembevételével. Ebben a modellben a technológiahasználathoz kapcsolódó viselkedési horgonyok – mint az énhatékonyság, a külső kontroll és a technológiai szorongás – szintén fontos szerepet kaptak. Emellett a közvetlen tapasztalat alapján változó tényezők, mint az észlelt szórakozás és az objektív használhatóság, szintén hatással vannak az attitűdökre, amely végső soron a technológiai elfogadási folyamat részévé válik (Venkatesh and Bala, 2008).

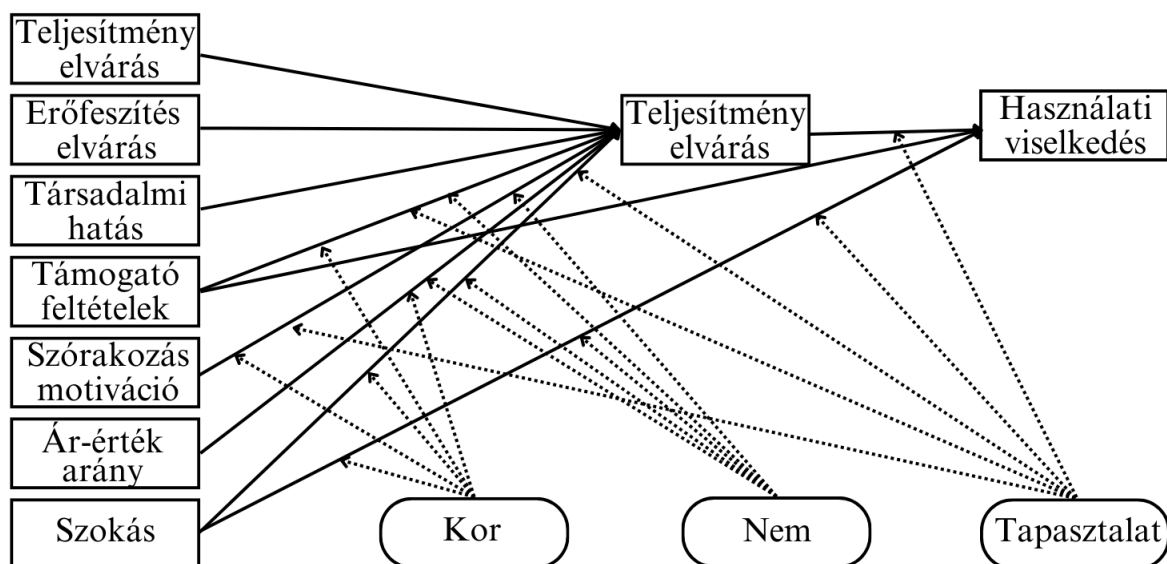
A Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) modellt Venkatesh és munkatársai 2003-ban fejlesztették ki, azzal a céllal, hogy egyesítsék a technológiaelfogadási modellek főbb komponenseit és azok kulcsfontosságú szempontjait. Az UTAUT modell négy alapvető tényezőt (várható teljesítmény, szükséges erőfeszítés, társadalmi hatás és támogató feltételek) azonosított, amik közvetlenül befolyásolják a felhasználók szándékait és elfogadási hajlandóságát (Venkatesh et al., 2003).

Az UTAUT modell különösen jól alkalmazható munkahelyi környezetben, ahol az új technológiák, például informatikai rendszerek elfogadásának sikerét vizsgálja. A modellben négy fő tényező van jelen független változóként: a várható teljesítmény, a szükséges várható erőfeszítés, a társadalmi hatás és az elősegítő feltételek. Ezek a tényezők közvetlenül befolyásolják a használati szándékot, amely, a korábbi modellekhez hasonlóan, szoros kapcsolatban áll a tényleges használattal. A modellben moderáló tényezőként szerepel a nem,

az életkor, a tapasztalat és az önkéntesség, amelyek hatása tovább finomítja a modell előrejelző képességét.

A dolgozatom tárgyát is képező UTAUT2 modell elsősorban a fogyasztói technológiahasználat aspektusainak figyelembevételével jött létre. A modell továbbfejlesztésével új tényezőket is beépítettek, mint a hedonista motiváció, az ár-érték arány és a szokás. Ezek az új változók különösen fontosak az olyan területeken, ahol a felhasználók nemcsak munkahelyi célokból, hanem személyes igények kielégítésére is használják a technológiát. A modell megújítása során az önkéntesség faktort kivették a moderáló tényezők közül, hiszen a technológia használata önmagában is feltételezi a felhasználó saját döntését és akaratát.

6. ábra: Az UTAUT2 modell



Forrás: Venkatesh et al. 2012 alapján saját szerkesztés

3.3.1. Az UTAUT2 modell részletes ismertetése

Az UTAUT2 (Unified Theory of Acceptance and Use of Technology 2) modell, amely Venkatesh és munkatársai (2012) nevéhez fűződik, a technológia elfogadásának vizsgálatára létrehozott UTAUT-modell továbbfejlesztett változata. Az UTAUT2 célja, hogy szélesebb körben értelmezze az egyének technológiahasználati szándékait és magatartását, különösen a

fogyasztói alkalmazások esetében, ahol a használat önkéntes és személyes döntés eredménye. A modell hét fő konstrukciót határoz meg, amelyek befolyásolják a technológiahasználati szándékot és a tényleges használatot, továbbá négy moderátor szerepét azonosítja, amelyek finomítják az összefüggéseket az egyes konstrukciók és a használat között.

Várható teljesítmény (Performance Expectancy - PE)

A várható teljesítmény azt tükrözi, hogy a felhasználók milyen mértékben hiszik azt, hogy az adott technológia alkalmazása javítani fogja a teljesítményüket. Az e-kereskedelemben az MI-alapú technológiák várható teljesítményét a vállalkozások esetében például az értékesítési folyamat hatékonyságának növelésében, a vásárlók elégedettségének növelésében mérhető (Tarhini *et al.*, 2015). Az UTAUT2 modell alapján úgy látom, minél magasabb a technológia által nyújtott teljesítménynövelő érték, annál valószínűbb, hogy a fogyasztók elfogadják és rendszeresen használják azt (Venkatesh, Thong and Xu, 2012).

Várható erőfeszítés (Effort Expectancy - EE)

A várható erőfeszítés arra utal, hogy a felhasználók mennyire érzik egyszerűnek az adott technológia használatát. Az e-kereskedelemben és MI-alkalmazásokban a könnyű, egyszerű használhatóság különösen fontos, mivel a felhasználók hajlamosak elkerülni a túl bonyolult vagy időigényes rendszerek használatát (Al-Gahtani, 2001) (Moslehpour *et al.*, 2018).

Az UTAUT2 modell szerint az erőfeszítés minimalizálása különösen az új technológiák bevezetésénél alapvető fontosságú, hiszen a felhasználók hajlamosak elkerülni azokat a megoldásokat, amelyekhez bonyolult vagy időigényes interakció szükséges. Az e-kereskedelmi környezetben az MI egyszerű, felhasználóbarát kezelőfelületekkel mint például amit a chatbotok is alkalmaznak, jelentősen javíthatja a felhasználói élményt, így csökkentve a várható erőfeszítést. A kvalitatív kutatásom során is látható volt, hogy a felhasználók számára a döntés volt a legnehezebb, hogy kipróbálják a technológiát. Amint érzékelték, hogy a várható erőfeszítés szintje alacsonyabb mint gondolták, sokkal szívesebben fogadták el az MI megoldásokat.

Társadalmi befolyás (Social Influence - SI)

A társadalmi befolyás azt vizsgálja, hogy a felhasználók környezete, például a család, barátok vagy kollégák, hogyan vélekedik az adott technológia használatáról. Az e-kereskedelem és az MI kapcsán a társadalmi befolyás szerepe abban rejlik, hogy a felhasználók gyakran a

véleményvezérekre, ismerőseik tapasztalataira támaszkodnak, amikor új technológiákat próbálnak ki (Oliveira *et al.*, 2016).

Az UTAUT2 modell alapján a társadalmi hatás különösen erőteljes lehet olyan technológiák esetében, amelyek újak vagy kevésbé ismertek a fogyasztók számára. Kérdőíves kutatásom alapján kijelenthetem, hogy az MI-alapú e-kereskedelmi technológiák esetében a felhasználók számára gyakran a közösségi média és az ott található csoportok jelentik a legfontosabb információforrást, amelyek befolyásolják például az MI-vel kapcsolatos döntéseiket.

Támogató feltételek (Facilitating Conditions - FC)

A támogató feltételek változó arra utal, hogy a felhasználók mennyire érzik úgy, hogy ahogy a kérdőívemben fogalmaztam, rendelkezésükre állnak a technológia használatához szükséges erőforrások, a technológia használatához szükséges tudás, és támogatás. Ezek megléte képes nagymértékben befolyásolni a felhasználókat egy technológia elfogadásában. (Singh and Matsui, 2017). Az e-kereskedelemben és MI-alapú alkalmazásokban a támogató feltételek magukban foglalják a technológiai készségeket és a megfelelő számítástechnikai eszközöket. Ezen kívül a felhasználók számára elérhető oktatási és technikai támogatás, az információ hozzáférhetősége is befolyásolta, hogy mennyire sikeres az MI technológia bevezetése és folyamatos használata. Ezt a kvalitatív kutatás eredménye is megerősítette. A felhasználók többségének szüksége volt rá, hogy megértsék miben tud segíteni az MI, hogy sikerrel is tudja alkalmazni.

Hedonikus motiváció (Hedonic Motivation - HM)

A hedonikus motiváció, ami az UTAUT2 modell egyik újdonsága, azt méri, hogy a felhasználók mennyire élvezik a technológia használatát, örömet okoz-e számukra a technológia használata. A mesterséges intelligenciával támogatott interaktív és élményalapú e-kereskedelmi munka élmény például sokkal szórakoztatóbbá és vonzóbbá teheti a munkafolyamatokat az e-kereskedők számára. A hedonikus motiváció pedig képes a felhasználók viselkedésének befolyásolására, akár a vásárlás során (Childers *et al.*, 2001).

Ár-érték arány (Price Value - PV)

Az ár-érték arány arra utal, hogy a felhasználók hogyan viszonyulnak a technológia költségeihez, illetve hogy mennyire tartják azt a az érzékelt értékhez képest kedvező árúnak (Venkatesh, et al., 2012). Az e-kereskedelem és MI-alapú megoldások esetében az ár-érték

arány különösen fontos, hiszen a vállalatok és a felhasználók számára egyaránt szükséges mérlegelni a technológia bevezetéséhez és működtetéséhez kapcsolódó költségeket. A kvalitatív kutatásomba bevont e-kereskedők és szakértők közül többen is beszámoltak róla, hogy az MI-rendszerek már rövid távon is képesek csökkenteni az emberi munkaerő igényt, ezzel a vállalkozás költségeit is, de ahhoz, hogy ezt felismerjék, szükséges a technológia elfogadása és munkafolyamatokba integrálása ami sokszor nehézséget okoz.

Szokás (Habit - HA)

A szokás, mint konstrukció, azt jelzi, hogy a felhasználók mennyire hajlamosak az adott technológia használatára a korábbi tapasztalataik, reakcióik alapján. Én a kutatásom alapján úgy találom, hogy ez különösen releváns, mivel a rendszeres felhasználás ösztönözheti az MI-alapú megoldásokkal való folyamatos interakciót.

A szokás így az elfogadás és a használat egyik kulcsfontosságú előrejelzője, mivel az emberek nagyobb valószínűséggel alkalmaznak olyan technológiákat, amelyeket már megszoktak és könnyen tudnak használni. (Limayem, Hirt and Cheung, 2003).

Viselkedési szándék (Behavioural Intention - BI)

A viselkedési szándék (Behavioural Intention, BI) az egyik kulcsmutató a technológiahasználati modellekben, így az UTAUT2-ben is, mivel előrejelzi, hogy a felhasználók milyen mértékben tervezik egy adott technológia alkalmazását a jövőben. Venkatesh és munkatársai (2012) szerint a BI az a konstrukció, amely meghatározza, hogy a felhasználók mennyire szándékoznak egy adott technológiát rendszeresen használni. Ez pedig előre vetíti a tényleges használat szintjét (Use Behaviour - UB). A BI az összes eddig áttekintett tényezőt integrálja, mint például a várható teljesítményt (Performance Expectancy, PE), a társadalmi befolyást vagy hatást (Social Influence, SI). A tényezők hatása a BI-re különösen fontos az e-kereskedelemben és a mesterséges intelligencián alapuló alkalmazásokban, ahol a felhasználók személyes és szociális motivációi közvetlenül befolyásolják a technológia elfogadását. Ezért döntöttem úgy, hogy a modellben található összes kapcsolatra építsek egy hipotézis. A teljesség igénye azt diktálta számomra, hogy így biztosítható a legmélyebb megértés a mesterséges intelligencia elfogadás kapcsán.

Use Behaviour (tényleges használat, használati magatartás)

A tényleges használat (Use Behaviour, UB) a modell végső célmutatója, ami a felhasználói szándék gyakorlati megvalósulását méri. Az UB-t az UTAUT2 modellben közvetlenül a viselkedési szándék (BI) határozza meg, de befolyásolja a támogató feltételek (Facilitating Conditions, FC) és a szokás (Habit, HA) is ami elősegíti vagy megkönnyíti a technológia használatát.

3.3.2. Az UTAUT2 modell moderátorai

Az UTAUT2 modell három moderátort foglal magában, amelyek befolyásolják az egyes konstrukciók hatását a technológiahasználati szándéokra és a tényleges használatra. A moderátorok szerepe különösen fontos az e-kereskedelem és a mesterséges intelligencia kontextusában, mivel a fogyasztói magatartás különböző élethelyzetek, demográfiai tényezők és személyes tapasztalatok alapján jelentősen eltérhet.

Nem (Gender)

A nemi különbségek az elfogadási modellekben gyakran szerepelnek (Gefen and Straub, 1997), mivel a technológiahasználati szokások és preferenciák eltérhetnek a férfiak és a nők között. Az UTAUT2 szerint például a férfiak általában nagyobb hangsúlyt helyeznek a várható teljesítményre és a társadalmi befolyásra, míg a nők nagyobb mértékben figyelnek a várható erőfeszítésekre és az egyszerű használatra (Venkatesh, Thong and Xu, 2012).

Életkor (Age)

Az életkor szintén fontos moderátor a technológia elfogadásában. (Mcmurtrey *et al.*, 2002) Az UTAUT2 modell szerint a fiatalabb felhasználók hajlamosabbak a hedonikus motiváció és a szokás általi befolyásolhatóságra, míg az idősebb korosztály nagyobb mértékben veszi figyelembe a várható erőfeszítést és a támogató feltételeket. Az MI technológiák használatában ez általában azt jelenti, hogy a fiatalabb felhasználók számára a szórakoztató, vizuálisan vonzó elemekkel ellátott platformok vonzóbbak lehetnek.

Tapasztalat (Experience)

A tapasztalat, vagyis a felhasználók korábbi interakciói és élményei az adott technológia elfogadásában fontos szerepet játszik. (Taylor and Todd, 1995) A korábbi tapasztalatok általában növelik a szokás hatását, mivel a felhasználók hajlamosabbak rutinszerűen használni a jól ismert technológiákat. Az e-kereskedelmi és MI-alapú rendszerek esetében a

tapasztalt felhasználók gyorsabban és gördülékenyebben alkalmazkodnak az új feladatokhoz, míg az új belépők esetében nagyobb hangsúlyt kell fektetni a felhasználói támogatásra és a bevezető oktatásra.

3.3.3. Az UTAUT2 modell az e-kereskedelemben

A technológia elfogadásának és használatának egységes elméletét 2 (UTAUT2) széles körben alkalmazták különböző kontextusokban, hogy megértsék a fogyasztói magatartást a technológia átvételével kapcsolatban, beleértve az e-kereskedelmet is (Shoheib and Abu-Shanab, 2022), (Vinerean *et al.*, 2022), (Hakim *et al.*, 2024). A kutatók adaptálták és kiterjesztették az UTAUT2 modellt az online vásárlási magatartást befolyásoló tényezők feltárására, mint például a bizalom, a szokás, a társadalmi befolyás és az észlelt érték (Singh és Matsui, 2017).

A modellt különféle technológiák kiskereskedelemben, mobilkereskedelemben és online fizetési rendszerekben való átvételének vizsgálatára használták (Düzenli and Felekoğlu, 2023) (Van Droogenbroeck and Van Hove, 2021) (Iqbal, 2020). A modell egyes elemei, várható teljesítmény, az erőfeszítéssel kapcsolatos elvárások, a társadalmi hatás, a támogató feltételek mellett több modell is új elemeket emel be a vizsgálatba (Pratiwi, 2024) (Osei, Kwateng and Boateng, 2022) akár a Technology Readiness Index-szel (TRI) is kombinálták, hogy átfogó keretet hozzon létre annak vizsgálatára, hogy a fogyasztók milyen mértékben fogadják el és alkalmazzák az új technológiákat bizonyos kontextusokban (Qasem, 2021), én azonban az összehasonlíthatóság, és a módszertani stabilitás érdekében maradtam az eredeti koncepciónál.

4. ANYAG ÉS MÓDSZER

4.1. Adatfelvételi módszerek

A kutatás során két egymást kiegészítő adatfelvételi módszert alkalmaztam, hogy az e-kereskedelem és a mesterséges intelligencia kapcsolatát kvalitatív és kvantitatív szempontból a lehető legalaposabban feltárjam.

A kutatás első, kvalitatív szakaszban félig strukturált interjúkat készítettem, hogy mélyebb betekintést nyerjek az e-kereskedelmi vállalkozások és az MI-megoldásokat fejlesztő szakemberek tapasztalataiba. Ennek keretében 10 webáruház-tulajdonossal és 10 mesterséges intelligencia szakértővel folytattam interjút, amelyek során az UTAUT2 modell elemei alapján meghatározott kérdésekkel az MI alkalmazásának lehetőségeit, kihívásait és jövőbeni potenciálját térképeztem fel az e-kereskedelemben.

A második, kvantitatív szakaszban kérdőíves megkérdezést végeztem, aminek során összesen 344 válasz érkezett be. Az online kérdőívezés célja az volt, hogy szélesebb mintán mérhető adatokkal támaszthassam alá az interjúk során feltárt trendeket és összefüggéseket.

A két adatfelvételi módszer kombinálásával lehetőségem nyílt a kvalitatív és kvantitatív adatok összekapcsolására, így biztosítva, hogy a kutatás átfogó képet adjon az e-kereskedelmi szektorban zajló mesterséges intelligencia technológiai elfogadásról.

4.2. A kvalitatív kutatás bemutatása

Steinar Kvale a kvalitatív kutatóinterjú alapelveit úgy határozta meg, hogy az interjú egy adott témára összpontosítson, közben ne legyen sem teljesen merev, sem teljesen kötetlen. Az interjú során irányítható a beszélgetés bizonyos kérdések felé, de fontos, hogy a résztvevők véleményét ne befolyásolja a kérdező. A kvalitatív interjúk lehetőséget adnak a témák különböző mélységeinek és árnyalatainak felfedezésére (Kvale, 2005).

A kvalitatív kutatás kis mintán végzett metódus, ami nem törekszik a reprezentativitásra és az általánosításra. Adott esetben korlát lehet az egy megkérdezésre jutó magas költség és a feldolgozás hosszadalmas és körültekintő volta (Malhotra & Simon, 2009) A kötetlen interjúban a kérdező nem rendelkezik előre meghatározott kérdésekkel, ezzel szemben az

irányított interjú egy előre elkészített kérdőívre támaszkodik, ami segíti a kérdezőt abban, hogy minél őszintébb és részletesebb válaszokat kapjon (Majoros, 2004).

A kvalitatív kutatás során a kiindulópont mindig a szélesebb kutatási kérdések meghatározása, ami lehetővé teszi a jelenségek kontextusba helyezett értelmezését és leírását. Ezzel a módszerrel mélyrehatóan vizsgálhatók a fogyasztók motivációi és attitűdjei, valamint betekintés nyerhető a vélemények alakulásának és formálódásának folyamataiba. További előnye a kutatás rugalmassága és a kutatói szabadság, mivel a céloknak megfelelően többféle megközelítés is alkalmazható (Gyulavári *et al.*, 2017).

Mindkét interjútípust vagyis a mesterséges intelligencia szakértőkkel készített interjúmat és az e-kereskedelmi szakemberekkel készített interjúkat is irányított formában, vagyis előre meghatározott kérdések segítségével végeztem el. Az interjúk lebonyolítása Kvale hét lépésös struktúrája szerint történt. Ennek megfelelően a következő lépéseket követtem:

1. Témamegjelölés: Meghatároztam a kutatási célt és körvonalaztam a tárgyalandó témát.
2. Tervezés: Kidolgoztam az interjúk lebonyolításának részleteit.
3. Interjúvolás: Levezettem az interjúkat. Az interjúalanyok elfoglaltságára való tekintettel, ez változatos formában, személyesen, telefonon és online találkozók keretében valósult meg.
4. Adatrögzítés: Az interjúk során hangfelvételt készítettem az interjúalanyok hozzájárulásával, ezek alapján elkészítettem azokat a jegyzeteimet, amik a vonatkozó fejezet alapjául szolgáltak.
5. Elemzés: A kutatás céljaihoz és az interjúanyag jellegéhez igazodó elemzési módszert választottam.
6. Érvényesség és megbízhatóság: Megvizsgáltam az interjúk érvényességét, megbízhatóságát és általánosíthatóságát.
7. Eredmények bemutatása: A végső lépést az eredményekről való beszámolás jelentette. Ezek a lépések biztosították az interjúk strukturált és alapos kivitelezését (Kvale, 2005).

Az interjúk bevezető részében minden alkalommal tájékoztatni kell a résztvevőket az interjú céljairól, a hangfelvétel készítésének okairól, valamint arról, hogy a válaszadáshoz nincs

szükség előzetes ismeretekre; a kérdezőbiztos csupán az alanyok véleményére kíváncsi (Seidman, 2006).

A kvalitatív kutatás során összesen 20 interjút készítettem. A célom az volt, hogy az interjúk mélyebb megértést biztosítsanak számomra az e-kereskedelmi szakemberek és a mesterséges intelligencia területén dolgozó szakértők nézőpontjairól. Az interjúalanyok két egyenlő létszámú csoportból kerültek beválasztásra: 10 fő az e-kereskedelmi szektorból, 10 fő pedig az MI területéről érkezett.

Az e-kereskedelmi szakemberek közé webáruház-tulajdonosokat, e-kereskedelmi ügynökségek vezetőit, online marketing szakembereket és logisztikai menedzsereket válogattam be. A másik csoportot mesterséges intelligenciával foglalkozó szakértők alkották, köztük szoftverfejlesztők, banki technológiai szakértők, egyetemi kutatók és MI-alapú megoldásokat fejlesztő startupok képviselői. Ők a technológiai oldalról nyújtottak részletesebb betekintést a mesterséges intelligencia e-kereskedelemben való elterjedése kapcsán. A lekérdezés során több interjúalany is kifejezetten kérte anonimitása megőrzését, mivel az MI alkalmazása jelenleg az iparágon belül is érzékeny és stratégiai kérdés. Ennek megfelelően minden résztvevő számára biztosítottam az anonimitást, hogy az interjúk során a lehető legőszintébben oszthassák meg tapasztalataikat és véleményüket.

Az interjúalanyok kiválasztása célzott megkereséssel és részben hólabda mintavétellel történt (Biernacki and Waldorf, 1981). Az e-kereskedelmi szakértőket szakmai közösségekben és iparági eseményeken keresztül értem el, míg az MI-szakemberek esetében több interjúalany ajánlott további releváns résztvevőket, ami hozzájárult a minta bővítéséhez és a különböző nézőpontok érvényesüléséhez.

Az interjúkérdések kialakításakor arra törekedtem, hogy az UTAUT2 modellt alkotó dimenziók mindegyikét részletesen megvizsgáljam, hogy átfogó képet kapjak az interjúalanyok tapasztalatairól és véleményeiről. Ezáltal biztosítottam, hogy a gyűjtött adatok és azok elemzése szorosan kapcsolódjon a disszertáció módszertani keretéhez, és végül releváns eredmények szülessenek. Az általában egy órás időtartamú, irányított interjúk során, az alábbi UTAUT2 témák részletes feltárására helyeztem a hangsúlyt: az erőfeszítéssel kapcsolatos várakozások, teljesítménnyel kapcsolatos várakozások, motiváció, társadalmi hatás, ár érték arány, támogató feltételek megléte a szokás és a moderátorok, a nem, az életkor, a tapasztalat.

A generatív mesterséges intelligenciával kapcsolatos attitűdöt, és a megszerzett tapasztalatokat vizsgáló strukturált mélyinterjú elkészítése, az adatfelvétel 2024 júliusában, augusztusában zajlott, minden interjút személyesen készítettem el. A kutatás ezen szakasza úgy vélem eredményesen zárult, megismertem az e-kereskedők és az MI szakértők véleményét, az interjúk által szerzett visszajelzések segítettek a kvantitatív kutatás fejlesztésében, és jelentős mennyiségű információhoz jutottam az MI eszközök elterjedéséről a magyar e-kereskedelem világában. Az interjúkat 2024 nyarán készítettem el, az adatfelvétel 2024 júliusában és augusztusában zajlott. Az interjúalanyok elfoglaltságához igazodva a beszélgetések változatos formában – személyesen, online vagy telefonon – valósultak meg. Az interjúk időtartama jellemzően egy órát tett ki. Az adatgyűjtés során az interjúalanyok hozzájárulásával hangfelvételeket készítettem, amelyeket később jegyzetek formájában dolgoztam fel.

A kvalitatív módszertan sajátosságai miatt a mélyinterjú alapvetően kis mintán alapuló eljárás, ahol a mintavételt addig érdemes folytatni, amíg a teoretikus telítettség be nem következik, vagyis a további adatokból már új információk nem nyerhetők (Klenke, 2008.), ezért döntöttem úgy hogy területenként 10-10 interjú után levonom a következtetéseket, lezárom az adatfelvétel ezen részét és az így nyert információkat kielemezve létrehozom a dolgozat kvalitatív vizsgálati részét és a megszerzett tudást beépítem a kutatásom későbbi szakaszát jelentő kvantitatív elemzésembe. A kvalitatív kutatás jellegéből fakadóan a mintavétel során a teoretikus telítettség elvét követtem, vagyis az interjúkat addig folytattam, amíg a kapott információk már nem hoztak lényeges új meglátásokat (Klenke, 2008). A visszatérő mintázatok alapján területenként 10-10 interjú elegendőnek bizonyult az érdemi következtetések levonásához. Az interjúk során nyert információk nemcsak az MI-eszközök magyar e-kereskedelmi szektorban való elterjedéséről szolgáltatott adatokat, hanem segítették a kvantitatív kutatás fejlesztését is, például a moderátorváltozók közötti kapcsolatok pontosításában. Az így nyert adatok nemcsak a magyar e-kereskedelmi szektorban zajló MI-integrációra vonatkozó részletes betekintést adtak, hanem a kvantitatív kutatás finomhangolásában is szerepet játszottak, különösen a moderátorváltozók operacionalizálásában. Az interjúkérdéseket az UTAUT2 modell dimenzióira építettem fel, biztosítva, hogy az összegyűjtött adatok megfeleljenek a disszertáció módszertani keretének. Az alábbi táblázat bemutatja, hogy az egyes UTAUT2 dimenziók milyen aspektusait vizsgáltam az e-kereskedelmi és az MI szakértők körében.

3. táblázat: Az interjúk során alkalmazott kérdések UTAUT2 dimenziók szerint

UTAUT2 dimenzió	E-kereskedelmi szakemberek kérdései	MI szakemberek kérdései
Performance Expectancy	Hogyan értékeli az MI technológiák hozzájárulását az Önök webáruházának teljesítményéhez?	Milyen hatékonysági előnyöket lát az MI alkalmazásában az e-kereskedelemben?
Effort Expectancy	Mennyire egyszerű vagy bonyolult az MI technológiák használata az Önök webáruházában?	Mennyire tartja egyszerűnek vagy bonyolultnak az MI bevezetését az e-kereskedelemben?
Social Influence	Hogyan hatnak Önre és csapatára a versenytársak és a piaci trendek az MI alkalmazásában?	Milyen társadalmi és iparági hatások érzékelhetők az MI bevezetésére az e-kereskedelemben?
Facilitating Conditions	Milyen forrásokból és csatornákon keresztül tudnak tájékozódni és segítséget szerezni az MI alkalmazásához?	Milyen feltételek és erőforrások szükségesek az MI sikeres integrációjához az e-kereskedelmi vállalatoknál?
Hedonic Motivation	Mennyire élvezik az MI-vel dolgozó csapattagok az MI használatát?	Mennyire tartja fontosnak az élvezeti értéket az MI használata során?
Price value	Hogyan értékeli az MI technológiák költségeit és hasznait az Önök vállalkozására nézve?	Hogyan értékeli az MI gazdasági értékét és megtérülését az e-kereskedelemben?
Habit	Mennyire épült be az MI technológiák használata a mindennapi működésbe?	Mennyire váltak rutinossá az MI technológiák alkalmazása az e-kereskedelemben?
Age	Hogyan befolyásolja a munkavállalók életkora az MI elfogadását és használatát? Látható-e generációs különbség az MI alkalmazásában?	Tapasztalata szerint a fiatalabb vagy idősebb szakemberek körében nagyobb az MI elfogadottsága és használata?
Gender	Tapasztalatai szerint van-e különbség a férfi és női munkavállalók között az MI elfogadásában és	A mesterséges intelligencia fejlesztése és alkalmazása során tapasztalt-e eltérést a férfiak és nők technológiai

	használatában?	nyitottságában vagy adaptációs folyamatában?
Experience	Milyen hatással van a munkavállalók korábbi technológiai tapasztalata az MI elfogadására? Azok, akik más digitális megoldásokat már használnak, gyorsabban alkalmazkodnak az MI-hez?	Mennyire számít a korábbi programozási, adattudományi vagy egyéb technológiai tapasztalat az MI sikeres alkalmazásában? Akik már dolgoztak más analitikai eszközökkel, könnyebben elfogadják az MI-t?

Forrás: saját szerkesztés, 2025

Az interjúk struktúrája az UTAUT2 modell fő dimenzióira épült, biztosítva, hogy a kvalitatív kutatás eredményei közvetlenül támogassák a kvantitatív vizsgálat során tesztelt összefüggéseket. Az interjúkérdéseket úgy alakítottam ki, hogy az e-kereskedelmi szereplők és az MI szakértők saját tapasztalataik alapján reflektáljanak a modellben szereplő tényezőkre. Ezáltal lehetőség nyílt az e-kereskedelemben dolgozók és az MI-fejlesztők nézőpontjának összehasonlítására, valamint a két szakterület közötti különbségek és átfedések feltárására.

A direkt hatások, vagyis az EE és teljesítményvárakozás PE dimenziók vizsgálata során az e-kereskedelmi szakemberek esetében az interjúk arra fókuszáltak, hogy az MI milyen mértékben javítja a vállalkozások teljesítményét és mennyire könnyű integrálni a mindennapi működésbe. Ezzel szemben az MI szakértők arról számoltak be, hogy az implementáció során milyen technológiai és szervezeti akadályokkal kell megküzdeni, és hogyan befolyásolják ezek az e-kereskedelmi vállalatok innovációs hajlandóságát.

A társadalmi befolyás (Social Influence) témakörén belül az iparági trendek és versenytársak hatását vizsgáltam az MI alkalmazására. Az e-kereskedőket arra kérdeztem, hogy érzékelik-e külső nyomásként az MI bevezetésének kényszerét, például versenytársaik vagy üzleti partnereik részéről. Az MI szakértők ezzel szemben a szélesebb iparági és társadalmi percepciókat elemezték, például hogy az ügyfelek és vállalkozások hogyan viszonyulnak az MI-alapú megoldások kapcsán érkező külső hatásokhoz.

A nem közvetlenül ható dimenziók kapcsán, a támogató feltételek (Facilitating Conditions) dimenzió elemzésének célja az volt, hogy az interjúalanyok részletesen bemutassák, milyen

erőforrások – például képzések, szakmai fórumok, technológiai infrastruktúra – állnak rendelkezésre az MI bevezetésének elősegítésére. Mindkét interjúcsoport hangsúlyozta, hogy az MI sikeres alkalmazásának egyik kulcsa a megfelelő oktatás és támogatási rendszer megléte, ami segíti a vállalkozásokat az adaptációban.

A hedonikus motiváció (Hedonic Motivation) és az ár-érték arány (Price Value) kérdésköröknél azt kívántam feltárni, hogy az MI alkalmazásánál mekkora szerepet játszik a használat élvezeti értéke, illetve hogy a vállalkozások mennyire tartják költséghatékonnak az MI eszközöket. Az e-kereskedelmi szakemberek számára az MI ár-érték aránya kiemelt jelentőséggel bírt, különösen a kis- és középvállalkozások körében, míg az MI szakértők főként a fejlesztési és fenntartási költségek üzleti megtérülésére helyezték a hangsúlyt.

A szokás (Habit) és a viselkedési szándék (Behavioral Intention) dimenziók esetében az interjúk célja az volt, hogy feltárjam, mennyire vált az MI alkalmazása rutinszerűvé a vállalkozások életében, illetve milyen további fejlesztéseket terveznek az MI integrációjával kapcsolatban. Az e-kereskedelmi szakemberek gyakran említették, hogy az MI alkalmazása még nem teljesen automatizált és rutinszerű, míg az MI szakértők kiemelték, hogy az adaptáció gyorsasága jelentős eltéréseket mutat vállalat mérete és iparági szektor szerint.

Az interjúkból levonható legfontosabb következtetéseket az eredmények szakaszban tárgyalom.

Az életkor (Age), nem (Gender) és tapasztalat (Experience) mint moderáló tényezők szerepe az interjúk során is előtérbe került. A válaszok alapján az életkor jelentős befolyással bírhat az MI elfogadására, mivel a fiatalabb munkavállalók általában gyorsabban alkalmazkodnak a technológiához, míg az idősebb szakemberek gyakrabban bizonyultak szkeptikusabbnak. A gender kérdés kapcsán az e-kereskedelmi és az MI szakértő interjúalanyok többsége nem látott számottevő különbséget a férfi és női munkavállalók között az MI használatában. A tapasztalat moderáló hatása kapcsán az interjúk azt mutatták, hogy azok a szakemberek, akik már más analitikai eszközökkel vagy automatizált rendszerekkel dolgoztak, gyorsabban és magabiztosabban alkalmazkodnak az MI-hez, tehát a tapasztalat fontos szereppel bír.

Kiemelten fontos eredmény, hogy az interjúk során szerzett visszajelzések alapján a gender mint moderáló változó nem mutatott egyértelműen mérhető hatást, ezért azt a kvantitatív elemzésben elhagytam. Viszont az életkor és a tapasztalat moderáló hatását részletesebben is

vizsgálom. Megállapítható, hogy a kvalitatív vizsgálat alapvető szerepet játszott az MI elfogadásának komplex megértésében.

A kvalitatív interjúk elemzése során a tartalomelemzés kvalitatív megközelítését alkalmaztam (Krippendorff, 1980). Az interjúk szövegeit többszöri átolvasás után az UTAUT2 modell fő dimenzióinak megfelelően rendszereztem, azonosítva a visszatérő mintázatokat és tematikus összefüggéseket. Az elemzés során kiemelt figyelmet fordítottam az elhangzott kijelentések kontextusára és az interjúalanyok által hangsúlyozott tényezőkre. A kvalitatív kutatás természetéből adódóan az elemzés célja nem kvantitatív gyakorisági mutatók előállítása volt, hanem az e-kereskedelem és az MI összefüggéseinek mélyebb megértése (Altheide & Johnson, 1994).

Az interjúk során nyert információk alapján az MI elfogadását és alkalmazását több tényező is befolyásolja. Az e-kereskedelmi szakemberek és az MI szakértők eltérő perspektívát képviseltek, de több közös mintázat is azonosítható volt:

A szokások jelentősége: Az MI használatának beépülése a mindennapi működésbe kritikus szerepet játszik az elfogadásában. Képzési és támogatási igény: Mindkét szakmai csoport egyetértett abban, hogy a megfelelő oktatás és támogatás hiánya jelentős akadályt jelent az MI bevezetésében. A moderátorváltozók szerepe: A kvalitatív interjúk eredményei alapján az életkor és a tapasztalat szignifikánsan befolyásolhatja az MI használatának elfogadását, míg a gender hatása nem volt egyértelműen kimutatható.

4.3. Kvantitatív kutatás bemutatása

A kérdőíves vizsgálat az egyik leggyakrabban alkalmazott kvantitatív primer kutatási módszer. Lehetőséget biztosít arra, hogy standardizált kérdéseken keresztül strukturált módon gyűjtsünk információkat egy adott célcsoport véleményéről és attitűdjeiről (Malhotra, 2019). Az online kérdőívezés előnye, hogy gyors és költséghatékony módon teszi lehetővé a válaszadók elérését, különösen a digitális környezetben aktívan működő szakemberek körében (Gyulavári, 2020).

A kvantitatív kutatásom saját kérdőíves adatgyűjtésen alapul. Kérdőívemet a Google Forms, ingyenesen elérhető kérdőív szerkesztő felületén állítottam össze online önkitöltős kérdőív formájában. A kérdőív kialakítása során figyelembe vettem a társadalomtudományi kutatásokban alkalmazott módszertani elveket (Babbie, 2001), biztosítva, hogy a kérdések

egyértelműek és könnyen értelmezhetőek legyenek a válaszadók számára. A kérdőív kialakítása az UTAUT2 modell (Venkatesh et al., 2012) elméleti keretére épült, amely a technológiaelfogadás és -használat kulcsfontosságú tényezőit vizsgálja. A demográfiai résztől eltekintve, a kérdőív felépítése pontosan követte a Venkatesh által meghatározott kérdőív struktúrát, amit a mesterséges intelligencia elfogadására és az e-kereskedelmi környezetre adaptáltam. Ennek megfelelően az UTAUT2 kérdések Likert-skálás formában kerültek megfogalmazásra, lehetőséget biztosítva a válaszadók attitűdjeinek és percepcióinak megismerésére, elemzésére.

A kérdőív két fő részből állt. Az első rész demográfiai adatokra vonatkozó kérdéseket tartalmazott, ideértve a válaszadók lakóhelyét, valamint a mesterséges intelligencia (MI) használatának időtartamát. A második rész az UTAUT2 modell releváns tényezőire épülő mérőeszközöket tartalmazta. A kérdések többek között az MI használatának észlelt hasznosságra, az erőforrások rendelkezésre állására és az MI integrálhatóságára vonatkoztak.

A kutatás céljából a kérdőívet elsősorban olyan szakmai közösségekben osztottam meg a Facebook és LinkedIn platformokon keresztül, ahol a szakmai közösség a legnagyobb számban érhető el, például e-kereskedelemmel, mesterséges intelligenciával kapcsolatos zárt csoportok. Emellett saját szakmai kapcsolati hálómát is igénybe vettem és közvetlen e-mailes megkeresések útján személyesen is meghívtam a kérdőív kitöltésére az e-kereskedelemben és online marketingben, mesterséges intelligencia szoftver fejlesztésben dolgozó vállalkozó, szakértő ismerőseimet. Emellett részt vettem a témában releváns szakmai rendezvényeken, ahol lehetőség nyílt a célcsoport közvetlen elérésére és a kérdőív célzott terjesztésére. Ez a kombinált adatgyűjtési stratégia biztosította, hogy a válaszok releváns szakmai környezetből érkezzenek, és mélyebb betekintést nyújtsanak az e-kereskedelem és a mesterséges intelligencia kapcsolatába.

Az adatok elemzéséhez az Adanco és a JASP statisztikai programcsomagokat használtam, lehetővé téve a változók közötti kapcsolatok mélyebb megértését és a hipotézisek tesztelését.

A kérdőív kitöltésének időszakában 2024.09.05 és 2024.10.10 között 344 db válasz érkezett be. Az adattisztítás során a válaszok relevanciáját és konzisztenciáját vizsgáltam, így a minta tisztításának fő szempontjai az MI használatának hiánya, illetve az e-kereskedelmi kontextuson kívüli válaszadók kiszűrése voltak. Tehát végül a teljes mennyiségből 10 választ azért szűrtem ki, mert a válaszadó nem használt mesterséges intelligenciát, 33 választ pedig

azért zártam ki, mert a válaszadónak nem volt köze az e-kereskedelemhez, így válaszuk nem volt releváns számomra. A vizsgált válaszok száma így 301 db volt. A minta nem tekinthető reprezentatívnak a teljes populációra nézve, viszont a kutatás szempontjából releváns szakemberek véleményét tükrözi. A minta összetétele lehetővé teszi, hogy az e-kereskedelem és a mesterséges intelligencia kapcsolatát érdemben vizsgáljam.

4.3.2. A kérdőívek feldolgozására alkalmazott módszertan, strukturális egyenletmodellezési eljárás (Structural Equation Modeling, SEM)

A mesterséges intelligencia (MI) elterjedésének vizsgálata során kiemelt jelentőségű az olyan elméleti keretek alkalmazása, amik lehetővé teszik a többdimenziós megközelítést. Az UTAUT2 modell számos interakciós hatást és több, egymással kölcsönösen összefüggő elméleti konstrukciót foglal magában, ezért a megfelelő statisztikai módszer kiválasztása döntő mértékben meghatározza az eredmények értelmezhetőségét és érvényességét. A strukturális egyenletmodellezés (SEM) két elterjedt megközelítése a kovarianciaalapú (CB-SEM) és a varianciaalapú (PLS-SEM) modellezés. A kovarianciaalapú modellezés során a statisztikai szoftverek (pl. LISREL, AMOS) arra törekednek, hogy a becsült értékek minél pontosabban tükrözzék a megfigyelt adatokat. Ez az illeszkedés javítását szolgálja, és erősen épít a normalitási feltételekre, valamint a paraméterek statisztikai tesztelésére (Hsu, Chen és Hsieh, 2006). Ez a megközelítés ideális akkor, ha a kutatás fő célja a konfirmatív hipotézistesztelés, illetve a globális illeszkedés (pl. RMSEA, GFI, CFI) vizsgálata. További sajátosság, hogy a CB-SEM rendszerint nagyobb mintanagyságot követel meg: általában nagyobb elemszámú minták szükségesek a megbízható becsléshez, és a modell komplexitásának növekedésével ez az elvárás még tovább emelkedhet (Henseler, Ringle és Sinkovics, 2009). A normáloszlás követelménye szintén kritikus tényező: ha a bevont változók eloszlása aszimmetrikus, a kovarianciaalapú becslések torzult eredményekhez vezethetnek, vagy a modellilleszkedés mutatói romolhatnak.

A varianciaalapú megközelítés (PLS-SEM) ezzel szemben azzal az alapgondolattal dolgozik, hogy a teljes rendelkezésre álló adatmennyiséget felhasználja a látens változók pontosabb becslésére. Ez a módszer regresszióalapú algoritmust alkalmaz, ami iteratív módon becsli a külső (mérési) és belső (strukturális) modelleket, s közben a reziduális variancia folyamatos csökkentésére törekszik (Chin et al., 1996). A PLS-SEM előnye, hogy nem igényli a normalitás feltételének teljesülését, így robusztusabb olyan esetekben, amikor az adatok aszimmetrikusak vagy a mintanagyság korlátozottabb. Ebből kifolyólag a PLS-SEM akkor is

alkalmazható, ha a vizsgálat tárgya újszerű vagy kísérleti jellegű, és még nincs kialakult, erősen confirmált elméleti keret. A módszer alapvetően előrejelzésorientált, vagyis a kutatás célja elsősorban a függő változók magyarázott varianciájának maximalizálása és a jövőbeli trendekre vonatkozó becslések javítása (Hair et al., 2011).

A PLS-SEM és a CB-SEM módszerek közötti főbb eltéréseket a 4. táblázat mutatja be, amely Chin és Newsted (1999) nyomán összegezve ismerteti a két megközelítés eltérő céljait, előfeltételeit és alkalmazási területeit.

4. táblázat: A PLS és a CB-SEM jellemzői

Jellemzők	Kovarianciaalapú modellezés (CB-SEM)	Varianciaalapú modellezés (PLS)
Fő célja	Paraméterek pontos illesztése	Előrejelzés és magyarázat
Módszertani alap	Kovariancia minimalizálása	Variancia maximalizálása
Előfeltétel	Normális eloszlás, független megfigyelés	Nincs szigorú normalitási elvárás
Paraméterbecslés	Stabil, megbízható becslés	Változószám növekedésével nő a becsült paraméterek száma
Látens változók értéke	Határozatlan	Explicit módon becsült
Modell komplexitás	Kevés indikátorral is működik, kisebb rendszerekre optimalizált	Nagyobb modellekre is alkalmazható, akár több száz indikátorral
Minta igény	Legalább 200-800 fős minta	Kisebb minták is alkalmazhatóak 30-100 fő

Forrás: Chin-Newsted 1999 alapján saját szerkesztés

A táblázatban bemutatott jellemzők alapján a jelen kutatásban a varianciaalapú megközelítés (PLS-SEM) alkalmazása tűnik a legmegfelelőbb választásnak, mivel az MI elfogadásának modellezése során komplex és nem szükségszerűen normáloszlású adatok állnak rendelkezésre. A következőkben részletesen bemutatom a PLS-SEM keretein belül alkalmazott mérési és strukturális modellek kialakítását és értékelését.

A strukturális modell vizsgálatának elsődleges célja az exogén (magyarázó) és az endogén (függő) konstrukciók meghatározása. Az exogén konstrukciók látens változókként más változókra gyakorolnak hatást, külső befolyás azonban nem éri őket. Az endogén konstrukciók értéke ezzel szemben az exogén változók hatására alakul ki.

A kutatás elméleti keretét az UTAUT2-modell adja (Venkatesh et al., 2012), amely a technológiaelfogadás egyik legelterjedtebb magyarázó modellje. Az eredeti struktúra számos tényezőt és moderátort tartalmaz, azonban a kvalitatív kutatás eredményei és a szakirodalmi áttekintés alapján bizonyos elemeket elhagytam a modell komplexitásának csökkentése érdekében. Ennek eredményeként egy letisztultabb szerkezet alakult ki, amely az MI elfogadásának legmeghatározóbb tényezőire összpontosít.

A szakirodalmi elemzés alapján a modell egyes direkt hatásai széles körben kutatottak és empirikusan igazoltak (Venkatesh et al., 2012; Dwivedi et al., 2019; Oliveira et al., 2016). Mivel az alapvető magyarázó mechanizmusok többszörösen tesztelték és igazolták, ezért a jelen kutatás fókusza nem ezek újbóli ellenőrzésére, hanem az életkor és tapasztalat moderáló szerepének feltárására irányul.

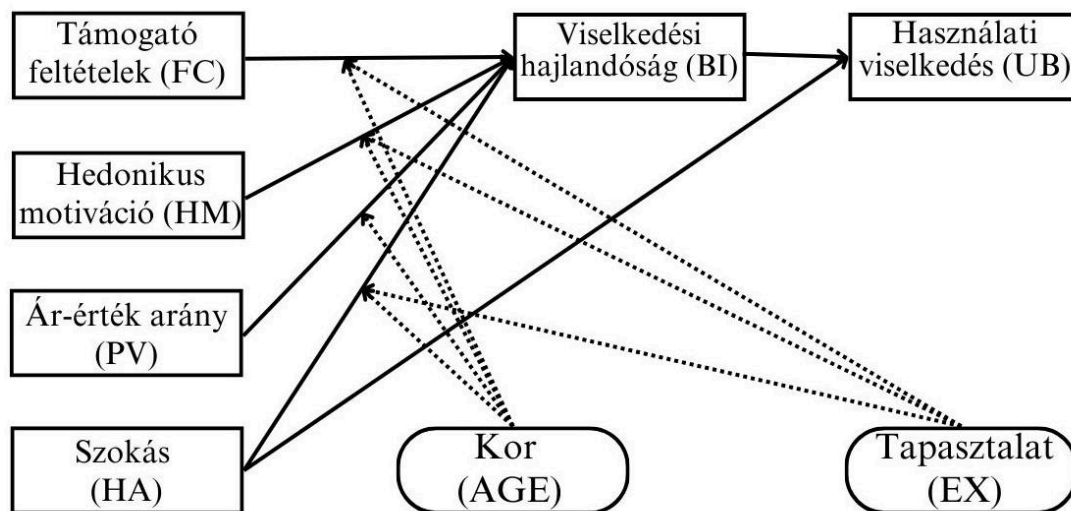
A modellben végzett egyszerűsítés nem csupán a kutatás fókuszának szűkítését szolgálta, hanem módszertani előnyökkel is járt. A komplex modellek esetében a túl sok változó bevonása csökkentheti a magyarázó erőt, valamint problémákat okozhat a multikollinearitás és a statisztikai hatékonyság terén (Sarstedt et al., 2020).

A modellben két fő változótípus található. Az exogén (magyarázó) változók befolyásolják az MI elfogadását és használatát: a támogató feltételek (FC), a hedonikus motiváció (HM), az ár-érték arány (PV) és a szokások (HA). Másrészt az endogén (függő) változók az előbbi tényezők hatására alakulnak ki: a viselkedési hajlandóság (BI) és a használati viselkedés (UB), vagyis a tényleges alkalmazás.

A vizsgálat során moderátorokat is bevontam annak feltárására, hogy bizonyos tényezők milyen mértékben erősítik vagy gyengítik a magyarázó változók hatását a viselkedési hajlandóságra. A moderátorok közé a kor (AGE) és a tapasztalat (EX) került, mivel ezek az MI elfogadásának eltérő szintjeire utalhatnak az e-kereskedelmi szereplők körében. A nemi változót viszont kihagytam, mivel sem a kvalitatív kutatás eredményei, sem a szakirodalmi elemzés nem igazolta relevanciáját ebben a kontextusban.

Az alábbi ábra szemlélteti a kutatásban alkalmazott modellt, bemutatva a változók közötti kapcsolatokat és az elemzés során vizsgált összefüggéseket.

7. ábra: A modell szerkezete



Forrás: saját szerkesztés 2025

Miután bemutattam a modell szerkezetét, a következő szakaszban a strukturális egyenletmodellezés (PLS-SEM) alkalmazásának módszertani részleteire, valamint a mérési és strukturális modellek értékelési szempontjaira térek ki.

A PLS-SEM eljárás gyakorlati alkalmazása során az elemzés két fő komponensre oszlik: a mérési (vagy külső) modell és a strukturális (vagy belső) modell vizsgálatára. A mérési modellben a látens változók és azok indikátorai közötti kapcsolatok érvényességét és megbízhatóságát teszteljük, míg a strukturális modell a látens változók egymásra gyakorolt hatásait, azaz az oksági összefüggéseket vizsgálja. A PLS-SEM a súlyok (weights) becslésére iteratív regressziós algoritmust használ, amely addig futtatja a belső és külső modellek becslését, amíg a konvergencia be nem következik (Kemény, et al. 2023, Kemény, et al. 2022.) Ennek eredményeképpen kapjuk meg a látens változók becsült értékeit, valamint a struktúrában szereplő út-együtthatókat és a mérési modellek faktorsúlyait.

A mérési modell minőségének értékelése

A mérési modell minőségének értékelése több statisztikai mutató alkalmazásával történik annak érdekében, hogy biztosítsuk a konstrukciók megbízhatóságát és érvényességét. Az egyik elsődleges szempont a belső konzisztencia (internal consistency) és a kompozit megbízhatóság (Composite Reliability, CR), amelyet olyan mérőszámokkal értékelünk, mint a Cronbach-alfa . Ezek az értékek jelzik, hogy a skála tételei mennyire homogén módon mérik az adott látens változót. A PLS-SEM módszertan egyik sajátossága, hogy a Dijkstra-Henseler-féle rho (ρ_A) is alkalmazható a skála megbízhatóságának kiegészítő mutatójaként, amelynek értéke el kell érje a 0,707-es küszöbértéket (Dijkstra, Henseler, 2015; Kemény et al., 2022).

A konvergencia érvényesség (convergent validity) vizsgálata az átlagos magyarázott variancia (Average Variance Extracted, AVE) mutatójával történik. Az AVE azt jelzi, hogy az egyes látens változók milyen arányban magyarázzák a hozzájuk rendelt indikátorok varianciáját. Amennyiben az AVE értéke meghaladja a 0,50-es küszöbértéket, az azt jelzi, hogy a konstrukció egy dimenziós jelleggel bír, és a mérési modell megfelelően működik (Kemény et al., 2022).

A mérési modell érvényességének további ellenőrzése a diszkriminancia érvényesség (discriminant validity) vizsgálata. Ennek egyik hagyományos módja a Fornell–Larcker-kritérium alkalmazása, amely szerint egy látens változó AVE értékének négyzetgyökének nagyobbnak kell lennie, mint az adott változó és bármely más konstrukció közötti korrelációs együttható (Fornell & Larcker, 1981). Az FL-kritérium az újabb módszertani fejlesztések szerint túl szigorúnak bizonyul, ezért a javaslatok szerint a PLS-SEM esetében a HTMT (Heterotrait–Monotrait Ratio of Correlations) mutató alkalmazása pontosabb eredményeket biztosít, és a szakirodalmi ajánlások szerint 0,85 alatti érték esetén megfelelő diszkriminancia érvényesség áll fenn (Franke & Sarstedt, 2018).

A strukturális modell értékelése

Az alapvető modell illeszkedési mutató a PLS-SEM esetében az SRMR (the standardized root mean squared residual) mutató, ami a tapasztalati és a becsült modell közötti különbséget méri, azaz a félrespecifikáció mutatószáma. Az elfogadott küszöbérték a megfelelő illeszkedéshez a 0,08-as felső határ (Kemény et al., 2022).

Komplex moderáló hatás a PLS-SEM modellekben

PLS-SEM egyik előnye, hogy nem követeli meg az adatok normális eloszlását, azonban több folytonos moderátor kezelése multikollinearitási problémákhoz vezethet. A PLS-SEM modellekbe több moderáló hatás bevonása bonyolíthatja a modellt, ami különösképpen igaz, ha a bevonni kívánt moderátor változók folytonos változóknak tekinthetők. Ez a komplexitás több tényezőből adódik. A túl sok moderált hatás torzíthatja a vizsgált elméleti konstrukciók közötti kapcsolatokat és megnehezítheti azok tiszta értelmezését (Sabol et al., 2023). Ezen felül a folytonos moderátorok közötti interakciók nem-lineáris kapcsolatokat is jelenthetnek, amelyek becslése jelentős kihívást jelent, ezzel pedig rontja a modell illeszkedését és magyarázóerejét (Sarstedt et al., 2020).

A modell komplexitása miatt a folytonos illetve ordinális moderátorok hatásának becslésére kihasználtam a PLS-SEM azon előnyét, hogy explicit módon meg lehet becsülni a látens változók pontszámait. Ennek köszönhetően az ún. kétlépcsős módszert alkalmaztam. Az első lépés során lefuttattam alap PLS-SEM modellt a direkt hatásokkal. Az így kapott látens változó pontszámokat elmentettem a későbbi elemzéshez. A második lépés során létrehoztam az interakciós változókat ($X * M$) az X és M látens változó pontszámainak elemenkénti szorzataként. Ezen interakciós változókat, valamint az X és M látens változó pontszámait független változóként egy többszörös, hierarchikus lineáris regresszióba illesztettem. Henseler, J., Fassott, G. (2009).

A strukturális modell értékelése során az egyik legfontosabb mutató az R^2 (determinációs együttható), amely azt mutatja meg, hogy az exogén konstrukciók milyen mértékben magyarázzák az adott endogén változó varianciáját.

Emellett az f^2 (hatásméret) mutatókat is elemeztem, amelyek az egyes exogén változók magyarázóerejét jelzik az endogén konstrukciókhoz viszonyítva. A strukturális modell útegyütthatóinak (path coefficients) szignifikanciájának ellenőrzésére a PLS-SEM bootstrapping eljárást alkalmaz, amely véletlenszerű mintavételezésen alapul, és ismételt becslésekkel teszi lehetővé a paraméterek konfidenciaintervallumának meghatározását (Chin, 1998).

A PLS-SEM alkalmazásának indokoltsága

Számos empirikus vizsgálat az UTAUT2-modellt alkalmazva (pl. Baptista & Oliveira, 2015; Morosan & DeFranco, 2016), rámutatott arra, hogy az adatok eloszlása gyakran eltér a normalitástól, és előfordulhatnak összetett, többdimenziós vagy akár formatív konstrukciók.

Ezek a tényezők indokolttá teszik a PLS-SEM módszer alkalmazását, mivel a varianciaalapú megközelítés robusztusabban kezeli a nem ideális eloszlásokat, valamint rugalmasabb a komplex modellstruktúrák kezelésében.

A PLS-SEM előnyei közé tartozik továbbá, hogy képes formatív és reflektív mérési modelleket egyaránt kezelni, valamint nagy számú látens változó esetén is stabil eredményeket produkál (Hair et al., 2019; Henseler et al., 2015). A technológiaelfogadási elméletek jellemzően olyan összetett modellekre építenek, amelyekben a felhasználói attitűd, a viselkedési szándék, valamint a külső befolyásoló tényezők együttesen jelennek meg, ezért a kutatók számára kiemelten fontos a hipotézisek széles körének egyidejű tesztelése.

A PLS-SEM alkalmazása nemcsak a normalitási feltételek hiányában és a modell komplexitása miatt indokolt, hanem azért is, mert biztosítja a hipotézisek tesztelését és a kapcsolódó következtetések megalapozott levonását.

A strukturális egyenletmodellezéshez az ADANCO szoftvert használtam, ami kifejezetten PLS-SEM elemzések elvégzésére készült. A program lehetőséget biztosít a mérési és strukturális modellek robusztus becslésére, optimalizált algoritmusokat alkalmazva a látens változók és út-együtthetők pontos meghatározására. A hierarchikus lineáris regresszióhoz a JAMOVİ szoftver szolgált eszközként. Ez az ingyenesen elérhető, felhasználóbarát statisztikai program többváltozós elemzésekhez is jól használható, és könnyen interpretálható eredményeket nyújt, így kiválóan alkalmas a kétlépcsős moderációs elemzéshez szükséges regressziós modellek futtatására.

A következőkben a disszertáció empirikus elemzésének lépéseit részletesen ismertetem, különös figyelmet fordítva a mérési modell és a strukturális modell becslésének módszertani aspektusaira.

Az alábbiakban bemutatom a kvantitatív kutatás eredményeit, először a minta demográfiai és szakmai jellemzőit, majd a mesterséges intelligenciával kapcsolatos felhasználói attitűdöket és tapasztalatokat elemezve. A kvantitatív kutatás mintáját az e-kereskedelmi szektor különböző szereplőiből állítottam össze, figyelembe véve a technológiaelfogadás szempontjából releváns tényezőket. Az alábbiakban bemutatom a minta főbb demográfiai és szakmai jellemzőit.

A minta nemi összetétele jelentős eltéréseket mutat: a válaszadók 64,45%-a férfi, míg 35,55%-uk nő.

A válaszadók életkori eloszlása szintén széles skálán mozog, amely lehetővé teszi az életkori hatások részletesebb elemzését. Az életkor átlaga 37,27 év ($SD = 9,49$), ami viszonylag magas variabilitásra utal a mintában, lehetővé téve az életkor szerinti különbségek vizsgálatát. A legfiatalabb résztvevő 19 éves, a legidősebb pedig 67 éves, ami széles életkori spektrumot biztosít. A további elemzés érdekében a válaszadókat négy különböző korcsoportba különítettem el: fiatal felnőttek (18-29 év), felnőttek (30-44 év), középkorúak (45-59 év) és idősek (60 év felett).

Az életkori kategóriák elemzése alapján a felnőttek alkotják a minta legnagyobb hányadát (54,15%), míg a fiatal felnőttek (18-29 év) a válaszadók 23,26%-át képviselik. A középkorúak (45-59 év) aránya 21,26%, míg az idősek (60 év felett) mindössze 1,33%-ot tesznek ki. Az életkor adatok megkérdezése tette lehetővé a későbbiekben az AGE moderátor moderációs hatásának vizsgálatát, így bár triviális megkérdezni, de az eredmény szempontjából fontos adat. Az életkor és nem közötti összefüggések elemzése során kiderült, hogy a férfiak minden korcsoportban túlsúlyban vannak, különösen a középkorúak csoportjában (108 férfi és 55 nő). A fiatal felnőttek körében a nemi arány kiegyenlítettebb (40 férfi és 30 nő), míg az idősebb korcsoportokban a női résztvevők aránya csökken. A nemek közötti különbség az életkori csoportokban további lehetőséget kínál a technológiaelfogadással kapcsolatos eltérések megértésére.

A minta összetételében a válaszadók jelentős része, 62,9%-a felsőfokú végzettséggel rendelkezik, tehát a válaszadók esetében az MI-t főként magas iskolázottságú válaszadók használják. Ezen felül a válaszadók 17,4%-a jelenleg felsőfokú tanulmányokat folytat, míg a középfokú végzettséggel rendelkezők aránya 19,1%.

A válaszadók lakóhely szerinti eloszlása változatos képet mutat: a kitöltők 35%-a Budapesten, 24,7%-a Budapest agglomerációjában, 17,6%-a megyeszékhelyen, 16,2%-a városban, és 6,5%-a faluban vagy községben él.

A válaszadók 88,6%-a kapcsolódik az e-kereskedelemhez. Az interjúk során szerzett tapasztalatok alapján a kérdőíves vizsgálatban kibővítettem a megkérdezettek körét és bevontam az e-kereskedő cégek menedzsereit, alkalmazottait, marketingeseket és fejlesztőket is a vizsgálatba. Az interjúk során többször is azt a visszajelzést kaptam, hogy a mesterséges intelligencia, de általában a technológiai fejlesztések szempontjából ők közvetlenül érintettek, és sok esetben előbb kezdik el használni az új technológiákat, mint maguk a tulajdonosok.

Bár eredetileg csak webáruházak tulajdonosait akartam megkérdezni végül amellett döntöttem, hogy bővítem a merítést. Így egy szélesebb képet tudok nyújtani a mesterséges intelligencia elfogadottságáról, mivel a kutatás különböző nézőpontokból nyújt betekintést az MI e-kereskedelmi integrációjának helyzetébe és kihívásaiba. A részletesebb bontás tekintetében 27,5% a webáruház tulajdonos, 9,3% vallotta magát webáruház menedzserének, 27,8% alkalmazottnak, 15% marketing szakember, és 9% fejlesztő volt. Ők jelentik az e-kereskedelmi alapsokaságot, akiknek a válaszain el tudtam végezni vizsgálataimat.

A technológia használatának időtartamát vizsgálva látható, hogy a válaszadók 49,9%-a 1-2 éve használ MI-t, ami arra utal, hogy a minta jelentős része már bizonyos fokú tapasztalattal rendelkezik. Ezen felül a válaszadók 18%-a 7-12 hónapja, míg 11,6%-uk 3-6 hónapja használ mesterséges intelligencia megoldásokat.

A válaszadók különböző MI alkalmazásokat használnak, mint például a ChatGPT, Copilot, Gemini és Claude, de megállapítható, hogy a válaszadók körében a ChatGPT a legnépszerűbb megoldás, 98,2%-uk alkalmazza, míg a második helyezett Copilot csak 17,6%-ot kapott. A válaszadók 52%-a rendelkezik valamilyen MI előfizetéssel (33% saját maga fizet elő, 19% pedig a munkahelyén elérhető előfizetéseket alkalmazza), amelyek általában az OpenAI és a Copilot Pro szolgáltatásaira terjednek ki. Ez arra utal, hogy ezek a felhasználók nagyobb eséllyel végeznek speciális, magas szintű feladatokat MI-vel.

A válaszadók túlnyomó többsége (76%) válaszolta, hogy az MI használata javítja munkahelyi termelékenységét, és segíti őket feladataik gyorsabb elvégzésében. Ezen kívül 67%-uk szerint az MI könnyen használható, és 62%-uk véli úgy, hogy az mesterséges intelligencia használatával kapcsolatos készségeiket gyorsan fejleszthetik. A hedonikus motivációval feltett kérdésekre kapott válaszok alapján a megkérdezetteknek 85%-a szórakoztatónak találja a mesterséges intelligenciát, Megállapítható, hogy az MI szórakoztató tulajdonságai nem kevésbé fontosak a kitöltők számára, a válaszadók 90,7%-a találja élvezetesnek a technológia használatát.

Az ár érték arányt illetően a válaszadók közül sokan elégedettek az MI szolgáltatások ár-érték arányával: 48%-uk elfogadhatónak tartja a szolgáltatások árát, és több mint 80%-uk tervezi a mesterséges intelligencia folyamatos használatát a jövőben is.

A minta jellemzői alapján megállapítható, hogy a válaszadók többsége releváns tapasztalattal és szakmai háttérrel rendelkezik az MI e-kereskedelmi alkalmazásainak vizsgálatához. Az

életkor, iskolai végzettség és szakmai szerepkörök széles spektruma biztosítja, hogy az eredmények több szempontból is érvényes következtetéseket nyújtsanak a technológiaelfogadás dinamikájáról.

5. EREDMÉNYEK

A jelen fejezet célja a kutatás során alkalmazott kvalitatív és kvantitatív módszerek eredményeinek részletes bemutatása és elemzése. Az előző, 4. fejezetben ismerttettem az empirikus kutatás módszertani hátterét, ami két egymást kiegészítő vizsgálati megközelítésre épült: egy kvalitatív (interjú) kutatásra, a mélyebb kontextuális megértés biztosítása érdekében, és egy kvantitatív (kérdőíves) kutatásra, ami lehetőséget biztosított a feltételezett összefüggések statisztikai elemzésére és a következtetések levonására.

A kvalitatív kutatás során félig strukturált interjúkat készítettem az e-kereskedelmi szektorban aktív szereplőkkel és mesterséges intelligencia (MI) szakértőkkel, hogy feltárjam az MI integrációját akadályozó és támogató tényezőket. Az interjúk tartalomelemzése hozzájárult a kvantitatív vizsgálat kialakításához, és megalapozta az UTAUT2-modell kutatásra szabott adaptációját.

A kvantitatív kutatás kérdőíves adatfelvétellel valósult meg, amelynek célja az UTAUT2-modell és a moderátorváltozók közötti kapcsolatok vizsgálata volt a PLS-SEM (Partial Least Squares Structural Equation Modeling) módszertanával. A statisztikai modellezés lehetővé tette a hipotézisek tesztelését, valamint az MI elfogadását és használatát befolyásoló faktorok elemzését.

Az alábbiakban először a kvalitatív kutatás eredményeit mutatom be, amely magában foglalja a szakértői és e-kereskedői interjúk legfontosabb megállapításait, valamint a feltárt mintázatok összegzését. Ezt követően a kvantitatív kutatás eredményeire térek ki, ahol a mérési és strukturális modell elemzése, valamint a hipotézisek tesztelésének eredményei kerülnek bemutatásra.

5.1. Kvalitatív kutatás

A kvalitatív kutatás célja az volt, hogy felderítsem, milyen tényezők játszanak fontos szerepet a mesterséges intelligencia e-kereskedelemben való elterjedésében. Az interjúk tartalomelemzése során azonosítottam az MI technológia alkalmazását és elterjedését akadályozó és elősegítő tényezőket. A vizsgálat során az interjúalanyok – e-kereskedelmi szakemberek és MI-szakértők – eltérő perspektívát képviseltek. Míg az előbbiek elsősorban a technológia üzleti és operatív oldalára fókuszáltak, addig az utóbbiak a fejlesztési és

implementációs szempontokat emelték ki. A két csoport különböző, de egymást kiegészítő tapasztalata lehetővé tette az MI-vel kapcsolatos elvárások és kihívások szélesebb körű vizsgálatát.

A tartalomelemzés első lépése a releváns tematikus egységek azonosítása volt. A kvalitatív kutatás során szerzett információkat az UTAUT2 modell dimenziói mentén strukturáltam, hogy a feltárt tényezők összhangban legyenek a kvantitatív kutatás elemzési keretével. Az interjúalanyok véleményei alapján az MI elfogadását és terjedését befolyásoló kulcsfontosságú szempontokat két nagyobb kategóriába soroltam.

Az elterjedést akadályozó tényezők az egyik kategória, ahová azok a gátló tényezők tartoznak, amik negatívan befolyásolják, vagy megakadályozzák az e-kereskedelmi vállalkozásokat és szakembereket az MI eszközök alkalmazásában.

Az elterjedést segítő tényezők jelentik a másik kategóriát, ezek az aspektusok támogatják az MI integrációját és szélesebb körű elterjedését.

A 20 elkészített interjú esetében a minta sokszínűsége biztosította, hogy mind a technológia fejlesztési, mind pedig az üzleti alkalmazási oldaláról releváns tapasztalatokat gyűjtsék. Az interjúalanyok kiválasztásánál szempont volt, hogy a kutatás szempontjából releváns tapasztalatokkal rendelkezzenek, és eltérő szerepkörökből hozzanak nézőpontokat a vizsgálatba.

A következő táblázatok összegzik az interjúalanyok főbb jellemzőit. Az interjúalanyok többsége külön kérte az anonimitás lehetőségét, ezért kódokkal jelöltem őket, de a szereplők háttérének áttekintése is segít kontextusba helyezni az interjúkban megosztott tapasztalatokat és véleményeket.

5. táblázat: E-kereskedelmi szakértők 10 fő

Nem	Életkor	Szerepkör	Kód
Férfi	37 év	E-kereskedelmi vezető	F37-EL
Férfi	45 év	E-kereskedő	F45-EK
Férfi	50 év	E-kereskedő	F50-EK

Nő	39 év	E-kereskedelmi menedzser	N39-EM
Nő	36 év	E-kereskedelmi stratégia	N36-ES
Férfi	40 év	Vállalkozó	F40-VÁ
Nő	42 év	Webáruház tulajdonos	N42-WT
Férfi	48 év	E-kereskedő	F48-EK
Nő	34 év	Digitális marketing szakértő	N34-DM

Forrás: saját szerkesztés 2025

6. táblázat: Mesterséges intelligencia szakértők 10 fő

Nem	Életkor	Szerepkör	Kód
Férfi	35 év	MI szakértő	F35-MI
Férfi	47 év	Szoftverfejlesztő	F47-SF
Férfi	36 év	MI tanácsadó	F36-MIT
Férfi	52 év	Vállalkozó	F52-VÁ
Nő	29 év	MI szakértő, programozó	N29-MI
Nő	41 év	Adatelemző	N41-AD
Nő	38 év	MI termékmenedzser	N39-MPM
Férfi	31 év	MI fejlesztő	F31-MIF
Férfi	44 év	MI tanácsadó	F44-MIT
Nő	36 év	MI fejlesztő	N36-MIF

Forrás: Saját szerkesztés 2025

A minta ismertetése után a következő szakaszban a releváns interjúidézetek bemutatásával folytatom, közvetlen betekintést nyújtva az e-kereskedelmi szakemberek és az MI-fejlesztők nézőpontjába. Egyes esetekben összevontam bizonyos UTAUT2 dimenziókat, mert az interjúalanyok is együtt kezelték ezeket, ezért úgy döntöttem, hogy nem választom szét

mesterségesen ezeket a témákat, hanem az azonos gondolati ívek mentén összevonom őket. Az UTAUT2 dimenziók után rendszeresen visszatérő, a témához kapcsolódó kérdésköröket mutatok be. Az interjúrészletek ismertetése után táblázatos formában összegzem az interjúk során feltárt legfontosabb akadályozó és segítő tényezőket. Az idézetek és a strukturált táblázat segítségével kirajzolódik az MI elterjedésének jelenlegi helyzete, valamint azok a kritikus területek, amelyek befolyásolják a technológiai elfogadást és a gyakorlati alkalmazást.

Teljesítménnyel- és erőfeszítéssel kapcsolatos várakozások (Performance Expectancy, Effort Expectancy)

Az MI technológiák bevezetése során a teljesítménnyel kapcsolatos elvárások és az erőfeszítéssel kapcsolatos elvárások jelentős szerepet játszanak az e-kereskedők számára. Az interjúk során elhangzott, hogy az MI alkalmazása hatékonyabbá teheti a folyamatokat és növelheti a termelékenységet, azonban a bevezetés és integráció gyakran komplex és erőforrás-igényes folyamat, ami sokszor sikertelenül is zárul, az is problémát okoz sok esetben, hogy a vállalkozások nehezen találják meg az adott feladatra leginkább alkalmas eszközt.

“Az utóbbi néhány évben több ezer olyan cég alakult, ami valamilyen mesterséges intelligenciát használ, de nem lehet tartani a lépést ezzel a fejlődéssel, mi mire jó. Nehéz összeegyeztetni a rengeteg eszközt a vállalati célokkal, nagy a zaj és nehéz választani, mert nem a vállalati célok mentén fogalmazzák meg az egyes eszközök a használhatóságukat.”
F37-EL

Technológiai tudás és képességek az elvárásokhoz viszonyítva

Az MI-t a szakértők főként az adatgyűjtés, elemzés és folyamatok automatizálásában említették, mint az e-kereskedelmi oldalon megjelenő legnépszerűbb kérés a fejlesztésre. A probléma általában a teljesítménnyel kapcsolatos elvárásokkal van, a technológiai ismeretekkel nem rendelkező vállalkozók adott esetben a mesterséges intelligenciától várják a webáruházuk általános fellendítését.

“Hiába fejlesztjük le valakinek a világ legjobb chatbotját, ami tud készletet kezelni, rendelési infót átadni a usernek, ha az egész üzleti modell rossz, ez nem ér semmit.” - N29-MI

Társadalmi befolyás (Social Influence) és támogató feltételek (Facilitating Conditions)

A társadalmi befolyás és a konkurens cégek jelentette nyomás fontos motiváció az MI alkalmazásában. Több interjúalanyom is arról számolt be, mind MI szakértő mind e-kereskedő, hogy az iparágban jelentkező nyomás, és a technológia körül kialakult magasfokú érdeklődés készítette őket a kipróbálásra, sok esetben a bevezetésre. Itt ismét fontos hangsúlyozni, hogy az MI technológiák bevezetése során kritikus fontosságú a megfelelő használati, informatikai, adott esetben programozói ismeretek megléte a vállalatban belül. A vállalkozók általában nyitottabbak az MI technológiák alkalmazására, míg az állami cégek lassabban adaptálják azokat. Megfigyelhető volt az is az interjúk során, hogy a kisebb cégek, induló projektek sokkal fogékonyabbak az MI alkalmazására, mint a nagy, milliárdos árbevétellel rendelkező magánvállalkozások vagy állami cégek, mert sokkal erősebb az eredményorientáltság, a profit megtermelésének kényszere, amiben egy MI eszköz nagy segítség lehet.

“Aki nem használ mesterséges intelligenciát, az lemarad. Az MI használata ma már kötelező!” - F45-EK

Az iparági nyomás és a társadalmi hatás önmagában nem elegendő az MI sikeres bevezetéséhez, ehhez elengedhetetlen a megfelelő támogató feltételek biztosítása is. Az egyik legfontosabb ilyen tényező az ismeretátadás és a gyakorlati alkalmazási lehetőségek bemutatása.

A legnagyobb támogató feltételt az ismeretátadás jelenti

A szakértők hangsúlyozták annak szükségességét, hogy a vállalatok számára konkrét használati eseteket mutassanak be. Ezek segítségével az e-kereskedők jobban megérthetik az MI alkalmazásának előnyeit, és az eszközök jelenlegi rendelkezésre álló képességeit. A "prompt engineering" vagyis az unimodális és multimodális mesterséges intelligencia rendszerek szöveges utasításának a képessége alapvető szerepet játszik abban, hogy a cégek hatékonyan tudják alkalmazni az MI eszközöket és tisztában legyenek az MI nyújtotta lehetőségekkel és azok gyakorlati hasznával.

“Próbálják ki és ha kipróbálják, akkor a használat könnyűségének a percepciója lesz a hasznosság percepciója.” - F40-VÁ

Hedonikus motiváció (Hedonic Motivation), felhasználói élmény és szokás (Habit)

Az MI használata élvezetes a felhasználók számára, különösen azoknak, akik kreatív tevékenységeket végeznek, mint például tartalomkészítés vagy grafikai tervezés. A hedonikus motiváció számos interjúban szóba került, mint olyan tényező, ami hozzájárulhat az MI technológiák szélesebb körű elfogadásához és használatához. Ennek oka valószínűleg abban is keresendő, hogy az e-kereskedelemben különösen fontos az úgynevezett felhasználói élmény (User Experience vagy UX) és a legtöbb MI megoldás fejlesztése során is kiemelt figyelmet fordítanak arra, hogy egyszerűen kezelhető (User Interface vagy UI) megoldásokat fejlesszenek, aminek használata is a lehető legkényelmesebb. Ez közvetlen összefüggésben állt az interjúk során a szokás (Habit) kialakulásával is. Azok a felhasználók, akiknek örömet okozott az MI használata, máskor is örömmel tértek vissza ehhez a megoldáshoz.

“Mi nagyon élvezzük. Van hogy ötletelésre használjuk témakörrel, képpel, illusztrációval kapcsolatban. Sokszor jó inspiráció. Könnyű ráérezni az ízére, és hamar megszokja az ember.” - N36-ES

Gazdasági megfontolások, ár érték arány (Price Value)

Az MI technológiák gazdasági értékelése az ár-érték arány és a megtérülés szempontjából fontos. Az interjúkban megfogalmazottak szerint az MI technológiák akkor érik meg a befektetést, ha a felhasználók értik és hatékonyan tudják alkalmazni azokat. Ha nem tudják kihasználni az MI előnyeit, akkor az ár-érték arány negatív lehet.

“Minden programmal úgy vagyunk, hogy egy adott szint fölött megéri. De tudni kell, hogy megtermeli-e az árát. Ha nem termel pénzt, akkor minden eszköz drága.” - F50-EK

MI tudatosság és demográfiai tényezők (Age) (Gender)

Az interjúk alapján az MI iránti nyitottság jelentősen változik a különböző demográfiai csoportok között. A fiatalabb generációk gyorsabban adaptálják az MI-t, míg az idősebb (általában kisebb informatikai affinitással, tapasztalattal rendelkező) korcsoportok kevésbé ismerik és alkalmazzák azt. Az interjúk során mind az e-kereskedelmi, mind az MI szakértők egyetértettek abban, hogy az életkor (Age) kulcsfontosságú moderátor változóként befolyásolja az MI elfogadását és gyakorlati alkalmazását.

Bár nem közvetlenül e-kereskedelmi példa, de mivel jellemző, ezért idézem.

“Egy iskolában tartottam előadást 12 év körüli tanulóknak. Megkértem az osztályt, hogy jelentkezzen bátran, aki használt már valamilyen MI megoldást a tanuláshoz. Egy két

kivétellel mindenki jelentkezett. Megkértem a tanárokat is, hogy jelentkezzen, aki bármilyen tanulmányi feladattal kapcsolatban alkalmazott már MI megoldást. Senki sem jelentkezett.” - F35-MI

A külső szoftverek alkalmazása lejjebb viszi az MI ingerküszöböt (Experience)

Az interjúk rávilágítottak arra, hogy az MI alkalmazása iparáganként eltérően alakul. A kisvállalkozások gyorsabban adaptálják a technológiát, míg például az autóipar kevésbé integrálja azt. Az e-kereskedők viszont szélesebb körben használják az MI-t, ami részben a piac jellegének is köszönhető, az e-kereskedelmi szektorban résztvevők jobban hozzá vannak szokva ahhoz, hogy működésükhöz szoftveres segítséget kell igénybevenniük, a szoftver szolgáltatóipar pedig hamar meglátta az üzleti lehetőséget egy olyan újdonság mint a mesterséges intelligencia kiaknázásában, így rengeteg különböző szoftverbe integrálnak MI megoldásokat.

“A felhasználók számára alapelvárás lett, hogy minden szoftver tudjon valamilyen MI-t. Ami nem rendelkezik ezzel a képességgel, az már nem korszerű, technológiailag szegényes.” - F47-SF

Tapasztalat hiánya akadályozza a technológia elfogadást

A technológiával kapcsolatban érzett aggályok is akadályt jelentenek, de az egyik legjelentősebb akadály a vállalkozásokon belül a mesterséges intelligencia rendszerek hatékony használatával kapcsolatos tudás hiánya. A megkérdezett e-kereskedők és mesterséges intelligencia szakértők szinte kivétel nélkül találkoztak azzal a jelenséggel, hogy bár a rendelkezésre álló generatív mesterséges intelligencia eszközök belépési küszöbe rendkívül alacsony, vagyis ingyenesen és azonnal használhatóak, az alkalmazás határozott funkciójának hiánya is korlátot jelent. A vállalkozók sok esetben nem ismerik fel, hogy ezek az eszközök mire használhatóak, és a már azonosított célok esetében is hogyan használhatóak a leghatékonyabban.

Ez egy komoly akadályt jelent, hiszen vagy irreális elvárásokkal kezdik el használni ezeket az eszközöket ami rövidesen csalódáshoz vezet, vagy el sem kezdik használni őket arra való hivatkozással, hogy a folyamatok nem igénylik a fejlesztést.

“Az emberek nem tudják absztraktnan szemlélni a saját működésüket vagy a vállalkozásuk működését - ezért van szükség külső szereplőre, mert mindenki csak operatíván tud gondolni

arra, hogy mit csinál és azt akarja gyorsítani, de átfogó szemlélettel a legtöbb ember képtelen az üzleti működésére tekinteni.” - F36-MIT

Nem jellemző a nemi alapú különbség az MI elfogadásában (Gender)

Az interjúk során nem mutatkozott semmilyen különbség a férfi és női interjúalanyok mesterséges intelligenciával kapcsolatos attitűdjében. Az e-kereskedelmi és az MI szakértői csoportban is szinte minden válaszadó egyetértett abban, hogy a technológia elfogadását és használatát elsősorban a szakmai tapasztalat és a konkrét felhasználási esetek határozzák meg amit adott esetben befolyásol az életkor, de a nemi hovatartozás nincs hatással erre.

A szakirodalmat áttekintve is arra jutottam, hogy a technológiaelfogadásban a nem szerepe erősen kontextusfüggő, és számos kutatás szerint az életkor, a tapasztalat vagy az iparági háttér ennél lényegesen nagyobb hatást gyakorol a felhasználók döntéseire (Venkatesh et al., 2003) (Gefen & Straub, 1997) (Liébana-Cabanillas, Sánchez-Fernández and Muñoz-Leiva, 2014). Az eredmények alapján a gender mint moderátorváltozó nem mutatott értelmezhető különbséget, így a kvantitatív kutatásból a modell egyszerűsítése céljából kizártam.

Jövőbeli trendek és viselkedési szándékok (Behavioral Intention)

Az interjúk alapján a mesterséges intelligencia (MI) hosszú távú elterjedésével kapcsolatban ambivalens kép rajzolódott ki. Bár az MI körüli felhajtás (hype) jelentős, a szakértők többsége egyetértett abban, hogy a technológia tartósan velünk marad, és fokozatosan válik az üzleti folyamatok szerves részévé. *“Ez már itt fog maradni velünk.” - N41-AD*

A válaszadók szerint az MI elsősorban kiegészítő technológiaként funkcionál, egyszerűsíti a monoton, repetitív feladatokat, és egyes kreatív munkafolyamatokat is támogat. Ugyanakkor nem helyettesíti teljes mértékben az emberi munkát, hanem inkább átalakítja a vállalati működést, és új munkakörök megjelenését eredményezheti.

Az interjúk alapján egyértelmű, hogy az MI üzleti alkalmazása a felhasználók tanulási hajlandóságától és adaptációs képességétől is függ. Azok a vállalatok, amelyek proaktívan fejlesztik MI-kompetenciáikat, versenyelőnyhöz juthatnak, míg a technológiai ismeretek hiánya jelentős akadályt jelenthet az alkalmazásban.

UTAUT2 dimenziókon kívül felmerülő visszatérő mintázatok

Az interjúk során számos olyan téma merült fel, ami nem illeszkedik közvetlenül az UTAUT2 modell dimenzióihoz, mégis fontos szerepet játszanak a mesterséges intelligencia elfogadásának és alkalmazásának megértésében. Ezek a témák az adatvédelem, a programozói szakértelem jövője, valamint a leggyakrabban használt MI-eszközök és technológiák köré szerveződtek.

Adatvédelemmel kapcsolatos aggályok

Az interjúalanyok többsége hangsúlyozta az elterjedést gátló tényezők kapcsán az adatvédelem fontosságát és az ezzel kapcsolatos félelmeket, különösen a banki és gyógyszeripari szektorokban. A mesterséges intelligencia alkalmazása előtt a vállalkozók biztosak akarnak lenni abban, hogy az MI megoldásokra bízott adataik biztonságban vannak. A jelentős e-kereskedő cégek is érzékeny adatokkal dolgoznak, és a hosszú termékfejlesztési, termék bevezetési ciklusok tovább növelik a kockázatérzetet.

“Úgy tudom azon az adaton is tanítják az AI modelleket, amiket a felhasználók adnak neki. Mi úgy csináljuk, hogy az igazán fontos adatot nem adjuk oda, előbb anonimizáljuk. Ki tudja hova kerülne különben. - F48-EK

A programozók változatlan szükségessége

Az MI alkalmazása nem helyettesíti teljes mértékben az emberi szakértelmet, hanem inkább kiegészíti azt. Például ahogy az egyik interjúalany beszámolt róla jogi területen a Harvey nevű MI eszköz jogi megoldásokat kínál, de ettől még nem vesztették el tömegével a munkájukat az amerikai ügyvédek, a döntéshez szükség van emberi validációra is. A programozók munkáját az MI támogatja, de a programozás továbbra is elengedhetetlen marad. Ha az e-kereskedők rendelkeznek is a szükséges prompt engineering technikákkal és nem munkatársi szinten a legegyszerűbb szövegírási, képszerkesztési munkákat akarják elvégezni, akkor egy összetett feladat megoldásához, mint például egy készletet is figyelni képes ügyfélszolgálati feladatokat ellátó chat robot, ugyanúgy szükség van programozási képességekre. A generatív mesterséges intelligencia valójában a programozás belépési küszöbét vitte lejjebb, és ez érződik a piacon, nem csak és nem kizárólag az e-kereskedőknél lecsapódó közvetlen alkalmazási haszon. A programozó cégek kevesebb emberrel is tudnak projekteket ellátni, kevesebb alapozó munkát végző kezdő szakemberre van szükség, ehelyett a programozási szakmunkákat átlátni képes, így a mesterséges intelligenciát mint programozó eszközt kiaknázni képes programozó munkatársra van szükség.

“Sokan azt hitték, hogy nekünk végünk van, de a low code is kód” - F31-MIF

Eszközök és technológiák

A szakértők és az e-kereskedők különböző MI eszközöket és platformokat említettek, mint legnépszerűbb megoldásokat, például a ChatGPT, DALL-E, Criteo, Power Automate. Ezek az eszközök különböző területeken alkalmazhatók, beleértve a tartalomgenerálást, grafikai megvalósítást, készletkezelést és ügyfélszolgálati automatizációt.

“Rengeteg időt spórolunk az MI-vel, és rengeteg munkát. Amit ma akár egyedül megcsinállok egy délután alatt, arra korábban három gyakornok kellett meg egy hét.” - F52-VÁ

Az interjúk során összegyűjtött válaszok alapján kirajzolódtak azok a kulcsfontosságú tényezők, amik elősegítik vagy gátolják a mesterséges intelligencia e-kereskedelmi szektorban való terjedését. A kvalitatív kutatás nemcsak az elterjedés akadályait, hanem azokat a megoldási lehetőségeket is feltárta, amiket az interjúalanyok potenciálisan alkalmazhatónak tartanak. Az e-kereskedelmi szakértők és az MI fejlesztők ugyanannak a problémának gyakran eltérő aspektusait érzékelték, ami jól mutatja, hogy az MI bevezetése nem csupán technológiai, hanem üzleti és szervezeti kihívás is egyben.

5.1.1. A mesterséges intelligencia elterjedését segítő és gátló tényezők

Az alábbi táblázat strukturált formában összegzi az interjúk főbb megállapításait, kiemelve az MI elterjedését támogató és akadályozó tényezőket. Az egyes tématerületek mentén összehasonlíthatóvá válik az e-kereskedelmi szakértők és az MI fejlesztők nézőpontja.

7. Táblázat: Összefoglaló a szakértői és e-kereskedői interjúk alapján

Téma	Elterjedést gátló szempont	Elterjedést segítő szempont
Technológiai tudás és képességek hiánya	A vállalatok gyakran nem rendelkeznek a mesterséges intelligencia hatékony alkalmazásához szükséges technológiai tudással és képességekkel, ami akadályozza a technológia bevezetését. Emellett a megfelelő képzési programok és információforrások hiánya miatt a munkavállalók számára nehézséget jelent az MI használatához szükséges kompetenciák	Oktatási programok, workshopok és tréningek révén a vállalatok segíthetik munkavállalóik felkészítését az MI eszközök hatékony használatára, különös tekintettel a prompt engineering és no-code platformokra. Emellett az intuitív, kevés technológiai előképzettséget igénylő MI eszközök elterjesztése előmozdítja a technológia széles körű adaptációját, különösen a nem programozói

	elsajátítása.	felhasználók körében.
Adatvédelmi és jogvédelmi aggodalmak	A vállalatok számára az MI bevezetését jelentős mértékben gátolják az adatvédelmi aggályok – különösen az érzékeny adatok kezelésének kockázatai –, valamint a jogvédelmi kérdések tisztázatlansága, mint például az MI által generált tartalmak tulajdonjoga és egyedisége iránti bizalmatlanság.	A vállalatok adatainak védelme érdekében elengedhetetlen a korszerű adatvédelmi technológiák alkalmazása, amik garantálják mind a felhasználók, mind a vállalkozások biztonságát. Ezzel párhuzamosan szükség van egy világos, egyértelmű jogi szabályozás kidolgozására, hogy meghatározza az MI által generált tartalmak szerzői jogi státuszát.
Iparági nyomás és gazdasági elvárások	A vállalatok gyakran bizonytalanok az MI bevezetését illetően, mivel a költségek és a megtérülés alakulása nem mindig egyértelmű, ami gátolhatja a technológia széles körű elterjedését. Ugyanakkor az iparági versenyhelyzet miatt előfordulhat, hogy a cégek kényszerítve érzik magukat az MI alkalmazására, és ha a technológia nem hozza a várt eredményeket, ez frusztrációhoz és ellenálláshoz vezethet.	A sikeres MI projektek előnyeinek bemutatása ösztönzően hat a vállalatok MI alkalmazására, míg a no-code platformok révén az integráció egyszerűbbé és költséghatékonyabbá válik..

Forrás: Saját szerkesztés, 2024.

Összegzés a kvalitatív kutatás főbb eredményeiről

A kvalitatív kutatás eredményei jelentős mértékben hozzájárultak a mesterséges intelligencia e-kereskedelmi szektorban való elfogadásának és alkalmazásának mélyebb megértéséhez. Az interjúk során azonosított tényezők három fő kategóriába sorolhatók: (1) technológiai tudás és képességek, (2) adatvédelmi és jogi szempontok, valamint (3) gazdasági megfontolások.

A kutatás megerősítette az UTAUT2-modell relevanciáját az MI-elfogadás vizsgálatában, ugyanis a vizsgált dimenziók – például a szokás, az ár-érték arány és a hedonikus motiváció – szorosan kapcsolódnak az interjúalanyok által említett támogató és akadályozó tényezőkhez. A szakértők és e-kereskedők egyaránt hangsúlyozták, hogy a technológiai ismeretek szintje alapvetően meghatározza az MI-eszközök használatát, ugyanakkor az egyszerűen kezelhető, felhasználóbarát megoldások elősegíthetik a szélesebb körű elterjedést.

Az adatvédelmi és szerzői jogi aggályok jelentős akadályként jelentek meg az interjúkban, mivel a vállalkozások gyakran bizonytalanok abban, hogy az MI-megoldások alkalmazása

milyen jogi következményekkel járhat. Az automatizáció költségei és az implementációval járó gazdasági kockázatok szintén visszatérő kérdésként merültek fel, ugyanakkor a no-code és low-code platformok térnyerése csökkentheti ezeket az akadályokat, mivel ezek az eszközök kisebb technikai tudást és kezdeti befektetést igényelnek.

A kvalitatív kutatás eredményei egyértelműen rámutattak arra, hogy az MI-elfogadás nem kizárólag technológiai vagy gazdasági kérdés, hanem egy összetett, több tényezős folyamat, amelyben a felhasználók attitűdjei, az oktatás és a szabályozási környezet egyaránt kulcsszerepet játszanak.

A feltárt eredmények közvetlenül hozzájárultak a kvantitatív kutatás felépítéséhez. Az interjúk segítségével finomhangoltam a mérési modellt, pontosítottam a hipotéziseket, és azonosítottam azokat a támogató és akadályozó tényezőket, amelyek beépítésre kerültek a kérdőíves vizsgálatba. A kvalitatív eredmények tehát nem csupán megerősítik az elméleti modellt, hanem irányadóként is szolgálnak a kvantitatív kutatás végrehajtásához.

Fontos kiemelni, hogy a gender moderátor végül nem került be a kvantitatív modellbe. Az UTAUT2 eredeti modelljében a gender mint moderátor szerepel, azonban az interjúk során feltárt eredmények és a szakirodalmi áttekintés is arra utalt, hogy az MI elfogadásában és alkalmazásában a nemek közötti különbségek nem relevánsak az e-kereskedelmi szektor kontextusában. Az elemzés során a modell komplexitásának csökkentése érdekében a gender moderátor eltávolítása mellett döntöttem.

Ez a döntés lehetővé tette, hogy a modell fókuszáltabb maradjon, és kizárólag azokra a tényezőkre koncentráljon, amelyek bizonyítottan hatással vannak az MI használatára és viselkedési hajlandóságra az e-kereskedelmi szektorban. Az életkor és a tapasztalat moderátorok megtartása biztosította, hogy a modell továbbra is figyelembe vegye azokat a demográfiai változókat, amelyek az interjúk és a szakirodalom szerint releváns befolyásoló tényezők az MI-elfogadás szempontjából.

5.2 Kvantitatív kutatás

A kvantitatív kutatás célja az UTAUT2 modell empirikus tesztelése volt az e-kereskedelmi szektor szereplői körében, kifejezetten a mesterséges intelligencia használatára fókuszálva. Az adatfelvétel során az eredeti UTAUT2 skálákat alkalmaztam, a technológiai kontextushoz igazítva. A modellben szereplő moderátorváltozók kiválasztását a szakirodalmi elemzés és a

kvalitatív kutatás együttesen indokolta: a gender moderátor kihagyására azért került sor, mert sem a szakirodalmi források, sem az interjúk nem igazolták relevanciáját ebben a kontextusban. A következőkben bemutatom a kérdőíves adatfelvétel eredményeit és a strukturális egyenletmodellezésen alapuló elemzést.

Kétlépcsős elemzési megközelítés

A kvantitatív elemzés során kétlépcsős (two-step) módszert alkalmaztam, amely először a PLS-SEM modellezéssel tesztelte az alapmodell direkt hatásait, majd egy hierarchikus regressziós elemzés segítségével vizsgálta a moderációs hatásokat. Az első lépésben a strukturális modellben szereplő exogén és endogén változók közötti közvetlen kapcsolatokat értékeltem a PLS-SEM eljárással, amely lehetőséget biztosít a látens változók közötti komplex kapcsolatok feltárására. A második lépésben a moderációs hatásokat hierarchikus regresszióval elemeztem, ahol a kompozit változókat interakciós tagokkal bővítettem, hogy feltárjam, hogyan befolyásolják az életkor és a tapasztalat a vizsgált összefüggéseket.

Ez a kétlépcsős eljárás biztosítja, hogy a strukturális modell és a moderációs hatások külön-külön is megfelelő statisztikai ellenőrzésen essenek át, miközben minimalizálja a modell komplexitásából fakadó torzításokat. Az alábbiakban először az alapmodell eredményeit mutatom be, majd ezt követően térek rá a moderáló változók hatásának elemzésére.

Direkt hatásokra vonatkozó hipotézisek

A strukturális egyenletmodellezés első lépése a mérési modell vizsgálata, ami biztosítja, hogy a látens változók megbízhatóan mérhetők az őket reprezentáló indikátorokkal. Az alábbiakban bemutatom a modell érvényességének és megbízhatóságának ellenőrzését.

Mérési modell

A modellezés során az alábbi indokok miatt bizonyos itemek eltávolításra kerültek a kiinduló modellből.

PV1- 1-nél magasabb töltés fordult elő a PV látens változó esetében ezért a legalacsonyabb töltésű PV1 item kizárásra került (Heywood case)

UB3, UB4, UB5, UB6 – Kizárásukra kettős ok adódott, egyrészt a töltéseik 0,5 alattiak voltak az UB látens változó létrehozása során, valamint olyan gyakorlati MI alkalmazások

gyakoriságát mérték, amelyek jelenleg még kevésbé jellemzőek a hétköznapi használat során (adatelemzés, videó készítés, jelentéskészítés, programozás).

Konstrukciók megbízhatósága:

Az egyes látens konstrukciók megbízhatóságára az ADANCO három mérőszámot is kalkulál. Az alábbi 8. táblázat az egyes megbízhatósági mutatókhoz kapcsolódó határértéket és a jelen modellben kalkulált megbízhatósági mutatókat foglalja össze. Ennek megfelelően megállapítható, hogy a modellezés során alkalmazott látens konstrukciók mindegyike megfelel a szükséges kritériumoknak, azaz megbízhatóan alkalmazhatóak egy-egy konstrukció mérésére.

8. táblázat: a belső mérési modell belső megbízhatósági mutatói

Látens változó	Dijkstra-Henseler's rho (ρ_A)	Jöreskog's rho (ρ_c)	Cronbach's alpha(α)
Határérték	$\rho_A > 0,707$ (Dijkstra & Henseler, 2015)	$\rho_c > 0,7$ (Jöreskog, 1971).	$\alpha > 0,7$ (Malhotra & Simon, 2009)
BI	0.8621	0.8585	0.8575
UB	0.7209	0.7187	0.7175
FC	0.8476	0.8302	0.8237
HM	0.8871	0.8701	0.8724
PV	0.9297	0.9277	0.9267
HA	0.8403	0.8015	0.8051

Forrás: saját szerkesztés 2025

A mérési modell érvényességének további ellenőrzése a konvergens validitás és a diszkriminancia érvényesség vizsgálatával történt. Az alábbiakban bemutatom az alkalmazott statisztikai módszereket és az eredményeket.

Konvergens validitás és diszkriminancia érvényesség

Az AVE mutatónak 0,5-nél nagyobb értéket kell felvenniük, mert ekkor győződhetünk meg róla, hogy az adott konstrukció (faktor) egy dimenziót képez (Kemény et al., 2023). Az alábbi 9. táblázat átlója alapján ezt teljesültnek tekinthetjük.

9. táblázat: diszkrimináns validitás és AVE mutatók a Fornell-Larcker kritérium szerint

Construct	BI	UB	FC	HM	PV	HA
BI	0.6698					
UB	0.4492	0.5614				
FC	0.3315	0.2335	0.5549			
HM	0.5367	0.4059	0.5090	0.6939		
PV	0.2238	0.2058	0.1904	0.1380	0.8653	
HA	<i>0.7111</i>	0.5420	0.4150	<i>0.5969</i>	0.2136	0.5826

Forrás: saját szerkesztés 2025

A Fornell-Larcker kritérium alapján a diszkriminancia validitás nem teljesül minden konstrukció pár esetében, hiszen más látens változóval szorosabb kapcsolatot mutat, mint az öt építő itemekkel. A 9. táblázat alapján problémásnak tűnik a BI a HA-val való kapcsolata alapján és a HM a HA-val való kapcsolata alapján.

A PLS eljárásban a HTMT mutató vizsgálata ajánlott (Henseler et al., 2015). Az alábbi 10. táblázat alapján látható, hogy a HTMT mutató megfelel minden konstrukció pár esetében annak a feltételnek, hogy 0,95-nél kisebbnek kell lennie.

10. táblázat: Diszkrimináns validitás a HTMT mutató szerint

Construct	BI	UB	FC	HM	PV	HA
------------------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------

BI						
UB	0.6710					
FC	0.5794	0.4780				
HM	0.7258	0.6335	0.7311			
PV	0.4744	0.4577	0.4408	0.3669		
HA	0.8298	0.7259	0.6644	0.7746	0.4606	

Forrás: saját szerkesztés 2025

Az UTAUT2 modellhez kapcsolódó mérési tételek tartalmi érvényességét az eredeti skálák biztosítják, amelyek adaptációját az alábbiakban részletezem. Az UTAUT2 modellhez kapcsolódó mérési tételek kialakítása során a tartalmi (content) érvényesség biztosítását elsősorban az szolgálta, hogy Venkatesh, Thong és Xu (2012) eredeti skáláit vettem alapul. A szerzők a UTAUT modellt továbbfejlesztve olyan kiterjesztést hoztak létre, amely többek között olyan konstrukciókat is magában foglal, mint a szokások (Habit, HA), az átélt élvezet (Hedonic Motivation, HM), valamint az ár-érték arány észlelése (Price Value, PV). A skálák több empirikus vizsgálatban bizonyultak megbízhatónak és érvényesnek, ezért a jelen disszertációban is ezeket adaptáltam a mesterséges intelligencia (MI) kontextusára. Ennek során csak azokat az itemeket vettem át, amelyek relevánsak a MI hétköznapi használatára, illetve szignifikáns magyarázó erővel bírnak a felhasználói attitűd és viselkedési szándék előrejelzésében. Az adaptáció során természetesen törekedtem arra, hogy a skálák eredeti szerkezete és koncepcionális tartalma ne sérüljön, ezáltal megőrizve a Venkatesh et al. (2012) által kidolgozott konstrukciók érvényességét és megbízhatóságát. Mindez hozzájárul ahhoz, hogy a disszertációban alkalmazott mérési modell nem csupán statisztikai, hanem tartalmi szempontból is megalapozott legyen.

A fentiek alapján megállapítható, hogy a mérési modell megfelelőnek tekinthető az értékeléséhez szükséges kritériumok mentén.

A mérési modell megfelelő érvényességének és megbízhatóságának igazolását követően a strukturális modell elemzésére tértem át. A strukturális modell célja, hogy feltárja az exogén és endogén változók közötti oksági kapcsolatokat és meghatározza a vizsgált tényezők magyarázóerejét.

Strukturális modell

Modell illeszkedési mutató és magyarázó erő

Jelen disszertáció direkt hatásokat tartalmazó modelljének SRMR mutatója 0,0619 ami megfelelő illeszkedést jelez. A modellben két változó is endogén, azaz függő szerepkörben szerepel. A PLS-SEM módszer mindkét változóra kiszámolja az R² mutatót, hogy jelezze a megmagyarázott variancia arányát. A viselkedési hajlandóság esetében a megmagyarázott variancia hányad kifejezetten magas, 73,70%, de a tényleges használatra irányuló magyarázó erő jelentősnek mondható, 55,05%.

Út együtthatók és a hatások

Az alábbiakban az egyes direkt hatásokra vonatkozó hipotéziseket elemzem a strukturális modell eredményei alapján (ld. xxx táblázat)

H1: A támogató feltételek növelik a mesterséges intelligencia használatára vonatkozó viselkedési hajlandóságot a magyar e-kereskedelmi szektorban.

Elutasítva A támogató feltételek (FC) nem befolyásolják szignifikánsan a mesterséges intelligencia használatára vonatkozó viselkedési hajlandóságot (BI) ($\beta = -0,054$, $t(234) = -0,606$, $p = 0,545$, Cohen-féle $f^2 = 0,005$)

H2: A hedonikus motiváció növeli a mesterséges intelligencia használatára vonatkozó viselkedési hajlandóságot.

Elutasítva A hedonikus motiváció (HM) nem mutat szignifikáns hatást a viselkedési hajlandóságra (BI), így a magasabb hedonikus motiváció nem növeli a viselkedési hajlandóságot ($\beta = 0,226$, $t(234) = 1,649$, $p = 0,099$, Cohen-féle $f^2 = 0,063$).

H3: Az ár-érték arány növeli a mesterséges intelligencia használatára vonatkozó viselkedési hajlandóságot.

Igazolva A ár-érték arány (PV) magasabb észlelése szignifikánsan növeli a használatra vonatkozó viselkedési hajlandóságot ($\beta = 0,111$, $t(234) = 2,128$, $p = 0,033$), a hatás azonban nagyon gyengének mondható (Cohen-féle $f^2 = 0,035$).

H4: A szokás növeli a mesterséges intelligencia használatára vonatkozó viselkedési hajlandóságot.

Igazolva A szokás növekedése (HA) szignifikánsan növeli a viselkedési hajlandóságot (BI). A hatás a legerősebb pozitív kapcsolat az összes változó között ($\beta = 0,652$, $t(234) = 5,361$, $p < 0,001$, Cohen-féle $f^2 = 0,582$).

H5: A szokás növeli a mesterséges intelligencia tényleges használatát.

Igazolva A szokás (HA) szignifikánsan és szintén jelentősen növeli a mesterséges intelligencia tényleges használatát (UB). A hatás mértéke közepesnek mondható ($\beta = 0,592$, $t(234) = 3,821$, $p < 0,001$, Cohen-féle $f^2 = 0,225$).

H6: A mesterséges intelligencia használatára vonatkozó viselkedési hajlandóság növeli a tényleges használatot.

Elutasítva A viselkedési hajlandóság (BI) és tényleges használat (UB) közötti direkt hatás nem szignifikáns, vagyis a mesterséges intelligencia használatának szándéka nem növeli közvetlenül annak tényleges alkalmazását ($\beta = 0,171$, $t(234) = 1,114$, $p = 0,266$, Cohen-féle $f^2 = 0,019$).

11. táblázat: Alapmodell – út-együtthetők és hatásmérték

Hatás	Koefficiens	t-érték	kétoldali p-érték	Cohen-féle f^2

BI -> UB	0.1709	1.1136	0.2655	0.0188
FC -> BI	-0.0542	-0.6056	0.5448	0.0050
HM -> BI	0.2263	1.6495	0.0991	0.0626
PV -> BI	0.1114	2.1283	0.0333	0.0354
HA -> BI	0.6519	5.3611	0.0000	0.5818
HA -> UB	0.5921	3.8207	0.0001	0.2253

Forrás: saját szerkesztés 2025

A strukturális modell elemzését követően a moderációs hatások vizsgálatára tértem át. A moderátorváltozók célja annak feltárása, hogy az életkor és a tapasztalat milyen mértékben befolyásolja a vizsgált tényezők közötti kapcsolatokat. A moderáció elemzését a PLS-SEM módszerhez illeszkedő kétlépcsős regressziós megközelítéssel végeztem el.

MODERÁTOROK HATÁSÁNAK ELEMZÉSE

A moderátorváltozók szerepének vizsgálata érdekében a kétlépcsős (two-step) eljárást alkalmaztam. Az elemzés során hierarchikus regressziós modelleket építettem mind az életkor (AGE), mind a tapasztalat (EX) esetében. Az első modell kizárólag a direkt hatásokat tartalmazta, míg a második modell a moderátorváltozók és az azokkal kiegészített interakciós hatások elemzésére fókuszált.

Ez a módszertani megközelítés lehetővé teszi a moderációs hatások elkülönítését, és segít feltárni, hogy az életkor és a tapasztalat milyen mértékben módosítja az MI-elfogadási modell

összefüggéseit. Az alábbiakban bemutatom az egyes moderátorok hatását az MI elfogadását és használatát befolyásoló tényezőkre.

Az életkor moderáló hatása

A kétlépcsős eljárás keretében megvizsgáltam az életkor moderáló szerepét a használati hajlandóságra ható tényezők esetén. A vizsgálatot hierarchikus regresszióval végeztem el, melynek során az első blokkban építettem a direkt hatásokat (hasonlóan a strukturális modellhez), majd a második blokkban megvizsgáltam ezen tényezők életkorral való interakcióját, hogy azonosítani tudjam a kor moderáló szerepét az összefüggések során (ld. 12. táblázat).

12. táblázat: hierarchikus regresszió adatai életkori moderáció esetében

Modell illeszkedés				Összehasonlítás					
Model	R	R ²	Model 1	Model 2	ΔR^2	F	szf1	szf2	p
1	0,760	0,578	1-	2	0,028	4,09	5	291	0,001
2	0,778	0,605							

Koefficiensek - Alapmodell					Koefficiensek - Kor moderációval				
változó	koefficiens	SE	t	p	változó	koefficiens	SE	t	p
konstan	<0,01	0,04	<0,01	1	konstans	0,58	0,17	3,44	<,001
FC	0,02	0,05	0,32	0,75	FC	0,41	0,20	2,10	0,037
HM	0,27	0,06	4,84	<,001	HM	-0,38	0,23	-1,65	0,099
PV	0,13	0,04	3,12	0,002	PV	0,15	0,17	0,88	0,377
HA	0,48	0,05	8,92	<,001	HA	0,54	0,20	2,66	0,008

Age	-0,02	0,00	-3,38	<,001
FC*Age	-0,01	0,00	-2,09	0,038
HM*Age	0,02	0,01	2,72	0,007
PV*Age	<0,01	0,00	-0,02	0,984
HA*Age	0,00	0,01	-0,53	0,600

Forrás: saját szerkesztés 2025

A modellilleszkedési mutatók alapján az első modell, amely csak a direkt hatásokat tartalmazta, 57,8%-ban magyarázza a használati szándékot ($R^2 = 0,578$). A második modell, amely már tartalmazta az életkor interakciós hatásait is 60,5%-ot magyaráz a használati szándékból ($R^2 = 0,605$). Megállapítható, hogy a modell magyarázó ereje szignifikánsan növekedett ($\Delta R^2 = 0,028$, $F(5, 291) = 4,09$, $p = 0,001$), tehát az életkor interakciós hatásai szignifikánsan javítják a modell magyarázó erejét.

A csak direkt hatásokat tartalmazó alapmodell esetében a használati hajlandóságot (BI) pozitívan befolyásolta a hedonikus motiváció ($\beta = 0,27$, $p < 0,001$), az ár-érték arány ($\beta = 0,13$, $p = 0,002$) és a szokás ($\beta = 0,48$, $p < 0,001$). A támogató feltételek hatása azonban nem bizonyult szignifikánsnak ($\beta = 0,02$, $p = 0,75$).

A második modellben, amely már a moderációs hatásokat is vizsgálta az életkor főhatása szignifikáns és negatív ($\beta = -0,02$, $p < 0,001$), azaz az idősebb felhasználók általában alacsonyabb használati hajlandóságot mutatnak. Az interakciós hatások közül a támogató feltételek és az életkor interakciója ($\beta = -0,01$, $p = 0,038$) szignifikáns, ami arra utal, hogy az életkor előrehaladtával a támogató feltételek hatása csökken a használati szándékra. A hedonikus motivációt pozitívan moderálja az életkor ($\beta = 0,02$, $p = 0,007$), azaz a kor előrehaladtával a hedonikus motiváció egyre erőteljesebben segíti elő a használati szándékot.

Az ár-érték arány és az életkor interakciója nem bizonyult szignifikánsnak bizonyult ($\beta < 0,001$, $p = 0,984$). Ehhez hasonlóan a szokás ($\beta = 0,00$, $p = 0,600$) esetén sem volt

szignifikáns életkori moderációs hatás, tehát a szokás ösztönző hatása a használati szándékra nem változik az életkor függvényében. Emellett érdemes megjegyeznünk a, hogy az ár-érték arány direkt hatása az alapmodellben szignifikáns ($\beta=0,13, p=0,002$), de a moderált modellben már nem ($\beta=0,15, p=0,377$), és az életkorral való interakciós hatása sem szignifikáns ($\beta<0,001, p=0,984$).

Érdemes felfigyelnünk a támogató feltételek szerepére, mely az alapmodell esetében nem mutat szignifikáns direkt hatást a használat hajlandóságra, azonban az interakciókkal bővített modellben már szignifikáns, pozitív hatással bír a használati hajlandóságra ($\beta = 0,41, p = 0,037$) amelyet az életkor negatívan moderál ($\beta = -0,01, p = 0,038$). Ennek egy lehetséges oka, hogy az alapmodellben a támogató feltételek hatása az összes megfigyelésen együttesen lett becsülve, életkor figyelembevétele nélkül. Amikor a moderációt bevontam, az életkor interakciók miatt a támogató feltételek közvetlen hatása is erősebbé és szignifikánssá vált, vagyis az FC hatása az életkortól is függ, tehát a kor figyelembe vétele jelentős tényező ebből a szempontból.

H7: Az életkor (AGE) moderálja a támogató feltételek (FC) és a viselkedési hajlandóságra (BI) gyakorolt hatását a magyar e-kereskedelmi szektorban alkalmazott mesterséges intelligencia esetében.

Igazolva ($\beta = -0,01, p = 0,038$), azaz a támogató feltételek ösztönző hatása a kor előrehaladtával csökken a viselkedési hajlandóságra.

H8: Az életkor (AGE) moderálja a hedonikus motiváció (HM) és a viselkedési hajlandóság (BI) közötti kapcsolatot a mesterséges intelligencia használatára vonatkozóan a magyar e-kereskedelmi szektorban.

Igazolva ($\beta = 0,02, p = 0,007$), azaz a hedonikus motiváció ösztönző hatása a viselkedési hajlandóságra a kor előrehaladtával felerősödik.

H9: Az életkor (AGE) moderálja az ár-érték arány (PV) és a viselkedési hajlandóság (BI) közötti kapcsolatot a mesterséges intelligencia elfogadására vonatkozóan az e-kereskedelmi szektorban.

Elutasítva ($\beta < 0,001, p = 0,984$) az ár-érték hatását nem befolyásolja az életkor.

H10: Az életkor (AGE) moderálja a szokás (HA) és a viselkedési hajlandóság (BI) közötti kapcsolatot a mesterséges intelligencia használatára vonatkozóan az e-kereskedelmi szektorban.

Elutasítva ($\beta = 0,00$, $p = 0,600$), a szokások hatását a viselkedési kapcsolatra nem befolyásolja az életkor.

Összességében az életkor szignifikáns moderáló szerepet játszik a támogató feltételek és a hedonikus motiváció esetében, míg a szokások és az ár-érték arány esetén nem mutatkozott ilyen hatás. Az eredmények arra utalnak, hogy az idősebb felhasználók számára a támogató feltételek egyre kevésbé meghatározóak, míg a hedonikus motiváció hatása erősödik a viselkedési hajlandóság szempontjából.

A tapasztalat moderáló hatása

Az életkorhoz hasonlóan kétlépcsős eljárás keretében vizsgáltam meg a tapasztalat (EX) moderáló szerepét a használati hajlandóságra ható tényezők esetén. A vizsgálatot hierarchikus regresszióval végeztem el, melynek során az első blokkban beépítettem a direkt hatásokat (hasonlóan a strukturális modellhez), majd a második blokkban megvizsgáltam ezen tényezők tapasztalattal való interakcióját, hogy azonosítani tudjam a tapasztalat moderáló szerepét az egyes hatások esetében során (ld. 13. táblázat).

A modellilleszkedési mutatók alapján az első modell, amely csak a direkt hatásokat tartalmazta, 57,8%-ban magyarázza a használati szándékot ($R^2 = 0,578$). A második modell, amely már tartalmazta a tapasztalat interakciós hatásait is, 61,3%-ot magyaráz a használati szándékból ($R^2 = 0,613$). Megállapítható, hogy a modellszámítás ereje szignifikánsan növekedett ($\Delta R^2 = 0,035$, $F(5, 291) = 5,27$, $p < ,001$), tehát a tapasztalat interakciós hatásai szignifikánsan javítják a modell magyarázó erejét.

A csak direkt hatásokat tartalmazó alapmodell megegyezik az életkori moderáció esetében tárgyalt alapmodellel, ezért ezt itt részletesen nem tárgyalom.

A második modellben, amely már a moderációs hatásokat is vizsgálta, a tapasztalat főhatása nem bizonyult szignifikánsnak ($\beta = 0,05$, $p = 0,228$), azaz önmagában a tapasztalat nem befolyásolja szignifikánsan a használati hajlandóságot. Az interakciós hatások közül a támogató feltételek és a tapasztalat interakciója bizonyult szignifikánsnak ($\beta = 0,10$, $p =$

0,034), azaz a nagyobb tapasztalattal rendelkezők számára a támogató feltételek erőteljesebben meghatározó tényező a használati szándék esetében. A hedonikus motiváció tapasztalattal való interakciója is szignifikáns ($\beta = -0,18$, $p < 0,001$), azaz azokat, akik nagyobb tapasztalattal rendelkeznek, már kevésbé jellemzi a hedonikus motiváció használati szándékot növelő szerepe.

Az ár-érték arány tapasztalattal való interakciós hatása nem volt szignifikáns ($\beta = -0,04$, $p = 0,232$), tehát a tapasztalat növekedése nem módosítja a az ár-érték hatását a használati hajlandóságra. A szokás esetében szintén nem igazolódott szignifikáns moderáló hatás az tapasztalat részéről ($\beta = 0,03$, $p = 0,465$)

Érdemes megemlíteni, hogy az alapmodellben a támogató feltételek nem mutatott szignifikáns direkt hatást, de a moderációs modellben bár a direkt hatása nem vált szignifikánssá ($\beta = -0,40$, $p = 0,058$), de az azt moderáló tényező szignifikáns ($\beta = 0,10$, $p = 0,034$).

13. táblázat: hierarchikus regresszió adatai tapasztalati moderáció esetében

Modell illeszkedés			Összehasonlítás						
Model	R	R ²	Model 1	Model 2	ΔR^2	F	szf1	szf2	p
1	0,760	0,578	1-	2	0,035	5,27	5	291	<,001
2	0,783	0,613							

Koefficiensek - Alapmodell (1. modell)					Koefficiensek - tapasztalat moderációval (2. modell)				
változó	koefficiens	SE	t	p	változó	koefficiens	SE	t	p
Intercept	<0,01	0,038	<0,01	1	Intercept	-0,17	0,18	-0,98	0,330

FC	0,02	0,05	0,32	0,750	FC	-0,40	0,21	-1,90	0,058
HM	0,27	0,06	4,84	<,001	HM	0,99	0,20	5,08	<,001
PV	0,13	0,04	3,12	0,002	PV	0,32	0,18	1,82	0,070
HA	0,48	0,05	8,92	<,001	HA	0,31	0,21	1,51	0,132
					EX	0,05	0,04	1,21	0,228
					FC*EX	0,10	0,05	2,14	0,034
					HM*EX	-0,18	0,04	-3,97	<,001
					PV*EX	-0,04	0,04	-1,20	0,232
					HA*EX	0,03	0,05	0,73	0,465

Forrás: saját szerkesztés 2025

H11: A tapasztalat (EXPERIENCE) moderálja a támogató feltételek (FC) és a viselkedési hajlandóság (BI) közötti kapcsolatot az MI elfogadására vonatkozóan az e-kereskedelmi szektorban.

Igazolva ($\beta = 0,10$, $p = 0,034$), a több tapasztalat felerősíti támogató feltételek hatását.

H12: A tapasztalat (EXPERIENCE) moderálja a hedonikus motiváció (HM) és a viselkedési hajlandóság (BI) közötti kapcsolatot az MI használatára vonatkozóan a magyar e-kereskedelmi szektorban.

Igazolva ($\beta = -0,18$, $p < 0,001$). A tapasztaltabbak esetében már kevésbé érvényesül a hedonikus motiváció ösztönző ereje a viselkedési hajlandóságra.

H13: A tapasztalat (EXPERIENCE) moderálja az ár-érték arány (PV) és a viselkedési hajlandóság (BI) közötti kapcsolatot az MI elfogadására vonatkozóan a magyar e-kereskedelmi szektorban.

Elutasítva ($\beta = -0,04$, $p = 0,232$). A tapasztalat nem moderálja az ár-érték arány viselkedési hajlandóságra gyakorolt hatását.

H14: A tapasztalat (EXPERIENCE) moderálja a szokás (HA) és a viselkedési hajlandóság (BI) közötti kapcsolatot az MI elfogadására vonatkozóan a magyar e-kereskedelmi szektorban.

Elutasítva ($\beta = 0,03$, $p = 0,465$). A tapasztalat nem moderálja a szokás viselkedési hajlandóságra gyakorolt hatását.

Az eredmények szerint a tapasztalat szignifikánsan moderálja a támogató feltételek és a hedonikus motiváció hatását, míg az ár-érték arány és a szokások esetében nem mutatkozott ilyen összefüggés. A tapasztaltabb felhasználók számára a támogató környezet jelentősége növekszik, míg a hedonikus motiváció szerepe csökken, ami arra utal, hogy az MI-t már régóta használók inkább funkcionalitás alapján döntenek a további alkalmazás mellett, és kevésbé a technológia élvezeti értéke alapján.

A kvantitatív eredmények megerősítik, hogy a mesterséges intelligencia elfogadásában a szokások és az ár-érték arány kiemelt szerepet játszanak, míg a támogató feltételek és a hedonikus motiváció hatása kontextusfüggő. A moderációs elemzések azt mutatják, hogy az életkor és a tapasztalat eltérő módon befolyásolja ezeket a tényezőket, ami további kutatási lehetőségeket vet fel a technológiaelfogadás dinamikájának mélyebb megértése kapcsán.

6. KÖVETKEZTETÉSEK

A kutatás eredményeinek megismerése után ebben a fejezetben az abból leszűrhető tanulságok, következtetések ismertetésére térek ki. A kvalitatív és kvantitatív vizsgálatok eredményeiből levonható következtetéseim bemutatása után következnek az igazolt és elutasított hipotézisek eredményeiből levonható következtetéseim.

6.1. A kvalitatív kutatás összegzése és az ebből leszűrhető tanulságok

A kvalitatív kutatás során strukturált mélyinterjúkat készítettem a generatív mesterséges intelligencia elfogadásának és alkalmazásának vizsgálatára a magyar e-kereskedelmi szektorban. Az interjúk alapját a Steinar Kvale által meghatározott hét lépcsős módszertan képezte, ami biztosította a beszélgetések következetességét és mélyreható jellegét. Az interjúk célja az volt, hogy feltárják az MI technológiák bevezetését és alkalmazását befolyásoló tényezőket, különös tekintettel az UTAUT2 modell által vizsgált konstrukciókra, mint a teljesítményelvárások, az erőfeszítéssel kapcsolatos várakozások, a társadalmi befolyás és a hedonikus motivációk.

Az interjúknak köszönhetően kiderült, hogy a technológiai tudás hiánya és a képzési lehetőségek szűkössége komoly akadályt jelent az MI szélesebb körű elterjedésében. Emellett az adatvédelmi és jogi kérdések is aggodalomra adnak okot, különösen a vállalatok érzékeny adatainak védelme szempontjából. Az iparági nyomás és a gazdasági bizonytalanság szintén befolyásolja a technológia bevezetésének ütemét, miközben a szakértők felhívták a figyelmet arra is, hogy a vállalatok csak konkrét használati esetek bemutatásával érthetik meg igazán az MI előnyeit.

Az interjúk rávilágítottak arra is, hogy az MI alkalmazása iparáganként eltérő, és míg a kisvállalkozások gyorsabban adaptálják a technológiát, addig például az autóipar kevésbé nyitott az integrációra. Az e-kereskedelmi szektorban viszont szélesebb körben elterjedt az MI használata. A technológia nem helyettesíti teljesen az emberi szakértelmet, de jelentősen kiegészíti azt, különösen a programozási feladatok terén, ahol továbbra is szükség van speciális tudásra.

Kutatásom alapján az MI iránti nyitottság nagyban függ a demográfiai tényezőktől, a fiatalabb generációk például gyorsabban alkalmazkodnak a technológia használatához. Az MI technológiák gazdasági értékelésekor az ár-érték arány és a megtérülés kritikus szempontok,

és a jövőbeli trendek azt mutatják, hogy az MI hosszú távon is fontos szereplője lesz az e-kereskedelemnek. A kvalitatív kutatás eredményei alapján megállapítható, hogy az MI integrációja a magyar e-kereskedelmi piacon még kezdeti fázisban van, de a technológia elfogadásának kulcsa a is ismert. Az interjúk során megszerzett ismereteim fontos alapját jelentették a kérdőív megszerkesztésének és a többi vizsgálati elem végrehajtásának.

6.2. A demográfiai mintázatok hatása a mesterséges intelligencia elfogadására és használatára

Az életkori különbségek fontos következtetéseket sugallnak. Az adatok alapján az idősebb generációk általában alacsonyabb hajlandóságot mutatnak az új technológiák használatára, míg a fiatalabb korosztályok gyakrabban alkalmaznak mesterséges intelligencia alapú megoldásokat. Ez a különbség a szakértői interjúk során is megvitatásra került, a válaszadók szerint összefüggésben áll a fiatalabb generációk nagyobb technológiai jártasságával és a digitális innovációkhoz való gyorsabb alkalmazkodásával.

A lakóhely szerinti megoszlás szintén befolyásolja az MI használatát a vizsgált mintában. Az eredmények azt mutatják, hogy a városi környezetben élők gyakrabban alkalmazzák az MI-t, mint a kisebb településeken élők, ahol korlátozottabb lehet a technológiai hozzáférés és kevesebb az MI használatának lehetősége a mindennapi életben, de az e-kereskedelemmel foglalkozó vállalkozások is inkább a városok környezetében működnek, ahol a megkérdezettek dolgoznak a mesterséges intelligenciával.

Az iskolai végzettség hatása szintén egyértelmű az adatokból: a válaszadók döntő többsége vagy már rendelkezik felsőfokú végzettséggel, vagy éppen felsőfokú tanulmányokat folytat. A válaszadóim körében egészen biztosan a magasabb iskolázottságúak körében jellemző az MI használata. Ez arra utal, hogy azok, akik olyan környezetben dolgoznak, ahol a technológia ismerete és használata előnyt jelent, nagyobb valószínűséggel alkalmazzák a mesterséges intelligenciát.

A demográfiai elemzésből látszik, hogy az MI használatában legaktívabb csoportot a középkorú, városi, felsőfokú végzettséggel rendelkező egyének alkotják. Ők jellemzően munkahelyi hatékonyságuk fokozása és időmegtakarítás céljából alkalmazzák az MI-t, ami a technológia hasznosságát és elfogadottságát tükrözi ebben a szegmensben. Az eredmények arra utalnak, hogy az MI alkalmazása várhatóan tovább fog növekedni ebben a csoportban,

különösen azok körében, akik előfizetéssel rendelkeznek, és speciális célokra, magas szintű feladatok ellátására alkalmazzák a technológiát.

6.3. Az UTAUT2 modell alapján levonható következtetések

Az elemzés eredményei vegyes képet mutatnak az MI elfogadását befolyásoló tényezőkről a szakirodalomban megismert UTAUT2 modellhez képest. A vizsgálat során több tényező esetében nem sikerült kimutatni szignifikáns hatást a viselkedési hajlandóságra (BI), míg más faktorok jelentős befolyásoló erővel bírtak az MI elfogadására és használatára.

A támogató feltételek (FC) és a hedonikus motiváció (HM) hatása nem bizonyult szignifikánsnak a viselkedési hajlandóságra (H1, H2). Ez azt jelenti, hogy az MI használati környezetének megléte és az élvezeti faktorok nem ösztönzik jelentősen a technológia elfogadását a magyar e-kereskedelmi szektorban. Az eredmények arra utalnak, hogy az MI-használat terjedése nem a hozzáférhetőség vagy a szórakoztató jelleg függvénye, hanem más tényezők hatására alakul.

Ezzel szemben az ár-érték arány (PV) szignifikáns, bár gyenge pozitív hatást mutatott a viselkedési hajlandóságra (H3). Az eredmény arra utal, hogy a felhasználók számára az MI elfogadásának egyik meghatározó tényezője az észlelt költség-haszon arány: amennyiben úgy érzékelik, hogy az MI alkalmazása megéri az árát, nagyobb hajlandóságot mutatnak annak használatára.

A szokás (HA) kiemelkedően erős pozitív hatással bír a viselkedési hajlandóságra (H4), valamint a tényleges használatra (H5). Az eredmények megerősítik az UTAUT2 modell egyik alapvető feltételezését, miszerint a technológia rendszeres használata szokásformáló tényezőként működik, és ez hosszú távon jelentősen növeli a további alkalmazás valószínűségét. Ez a felfedezés alátámasztja a korábbi kutatások eredményeit, amelyek szerint az MI elfogadását nagyban meghatározza az, hogy a felhasználók milyen rutinszerű tevékenységekhez kapcsolják azt.

Egy váratlan eredmény, hogy a viselkedési hajlandóság (BI) és a tényleges használat (UB) közötti kapcsolat nem bizonyult szignifikánsnak (H6). Ez azt sugallja, hogy a felhasználók pozitív attitűdje az MI iránt nem vezet közvetlenül annak alkalmazásához. Az MI használatának tényleges elterjedését tehát más tényezők is alakítják, például szervezeti

előírások, külső kényszerek vagy a szokás szerepe, amely erőteljesebb magyarázóerővel bír a tényleges használatra.

Demográfiai tényezők moderációs hatásai

A moderációs elemzések eredményei rámutattak, hogy az életkor (AGE) és a tapasztalat (EX) eltérő módon befolyásolja a vizsgált tényezők hatásmechanizmusát az MI elfogadásában.

Életkor moderációs hatása:

A támogató feltételek (FC) és a viselkedési hajlandóság (BI) kapcsolata negatívan moderált az életkor által (H7). Ez azt jelenti, hogy az idősebb felhasználók esetében a támogató feltételek hatása csökken, míg a fiatalabbak számára nagyobb jelentőséggel bír. Ezzel szemben a hedonikus motiváció (HM) hatása a viselkedési hajlandóságra pozitívan moderált az életkor által (H8), vagyis az idősebb felhasználók esetében az élvezeti faktorok erősebb ösztönzőként működnek az MI elfogadásában. Az ár-érték arány (PV) (H9) és a szokás (HA) (H10) esetében azonban az életkor nem mutatott szignifikáns moderáló hatást, vagyis ezek a tényezők minden korcsoportban hasonló módon befolyásolják az MI elfogadását.

Tapasztalat moderációs hatása:

A támogató feltételek (FC) és a viselkedési hajlandóság (BI) kapcsolatában a tapasztalat pozitív moderáló hatással bír (H11), azaz a tapasztaltabb felhasználók számára a támogató feltételek fontosabbak, mint a kezdők számára. Ezzel szemben a hedonikus motiváció hatása negatívan moderált (H12), ami azt jelenti, hogy a tapasztaltabb felhasználók kevésbé támaszkodnak az MI használatának élvezeti aspektusaira, míg a kevésbé tapasztaltak számára ez nagyobb szerepet játszik. Az ár-érték arány (H13) és a szokás (H14) esetében azonban a tapasztalat nem mutatott szignifikáns moderáló szerepet, tehát ezek a tényezők függetlenek a használati rutintól.

Összegzés és fő következtetések

A kutatás eredményei alátámasztják az UTAUT2 modell relevanciáját, ugyanakkor bizonyos tényezők – például a támogató feltételek és a hedonikus motiváció – nem mutattak szignifikáns hatást a viselkedési hajlandóságra, ami eltér a korábbi technológiaelfogadási vizsgálatok eredményeitől. A szokás viszont kiemelkedő hatással bír az MI tényleges használatára, amely megerősíti a modell gyakorlati alkalmazhatóságát a technológiai rutinok kialakulásának magyarázatában.

A demográfiai tényezők vizsgálata rávilágított arra, hogy az életkor és a tapasztalat eltérő módon befolyásolja az MI elfogadását. Az idősebb felhasználók számára az élvezeti faktorok fontosabb szerepet játszanak, míg a tapasztaltabbak számára a támogató feltételek kiemeltebb jelentőséggel bírnak. Az ár-érték arány és a szokás hatása viszont független volt a demográfiai tényezőktől, vagyis ezek univerzálisan meghatározzák az MI elfogadását.

Az eredmények gyakorlati következményei között kiemelhető, hogy az MI elterjedésének ösztönzése érdekében a technológia ár-érték arányának javítása, valamint a felhasználói szokások kialakításának támogatása lehet a legcélravezetőbb stratégia. Az idősebb és a tapasztaltabb felhasználók eltérő motivációs tényezői pedig célzott bevezetési stratégiákat indokolnak.

6.4. A kutatás limitációi

A mesterséges intelligencia alkalmazása a magyar e-kereskedelmi szektorban még viszonylag új jelenség, és a technológia fejlődési üteme rendkívül gyors. Ennek következtében a kutatásom eredményei elsősorban az MI elfogadásának kezdeti szakaszát tükrözik, így a vizsgált attitűdök és használati mintázatok idővel változhatnak. Emiatt a kutatás megismétlése a későbbiekben indokolt lehet, hogy a technológia elterjedésével és beágyazódásával együtt járó változások is nyomon követhetők legyenek.

A kutatásom egyik korlátja a mintanagyság és az általánosíthatóság kérdése. Bár a minta gondosan kialakított és releváns volt az e-kereskedelmi szektor szempontjából, egy nagyobb elemszámú adatfelvétel növelné az eredmények robusztusságát és az általánosíthatóság mértékét. További vizsgálatok is indokoltak lehetnek más gazdasági ágazatokban, például a gyártóiparban vagy a szolgáltató szektorban, mivel az MI elfogadása és alkalmazása eltérő lehet iparági kontextustól függően.

További korlátot jelent, hogy a kutatás keresztmetszeti jellegű, vagyis egy adott időpillanatban rögzített adatokat elemzett. Ez a módszertani megközelítés nem teszi lehetővé az időbeli változások feltárását, így nem tudja megmutatni, hogy az MI technológia elfogadása és használata hogyan fejlődik hosszabb távon. Egy longitudinális kutatás lehetőséget biztosítana arra, hogy az időbeli trendek pontosabban követhetők legyenek, és mélyebb betekintést nyújtson abba, hogy milyen tényezők befolyásolják a technológia integrációját az üzleti gyakorlatba.

6.5. Hipotézis vizsgálat eredménye

14. Táblázat: A hipotézisvizsgálatok eredményei

Hipotézis	Eredménye
H1: A támogató feltételek (FC) növelik a mesterséges intelligencia használatára vonatkozó viselkedési hajlandóságot (BI) a magyar e-kereskedelmi szektorban.	Elutasítva
H2: A hedonikus motiváció (HM) növeli a mesterséges intelligencia használatára vonatkozó viselkedési hajlandóságot (BI).	Elutasítva
H3: Az ár-érték arány (PV) növeli a mesterséges intelligencia használatára vonatkozó viselkedési hajlandóságot (BI).	Igazolva
H4: A szokás (HA) növeli a mesterséges intelligencia használatára vonatkozó viselkedési hajlandóságot (BI).	Igazolva
H5: A szokás (HA) növeli a mesterséges intelligencia tényleges használatát (UB).	Igazolva
H6: A mesterséges intelligencia használatára vonatkozó viselkedési hajlandóság (BI) növeli a tényleges használatot (UB).	Elutasítva

H7: Az életkor (AGE) moderálja a támogató feltételek (FC) és a viselkedési hajlandóságra (BI) gyakorolt hatását a magyar e-kereskedelmi szektorban alkalmazott mesterséges intelligencia esetében.	Igazolva
H8: Az életkor (AGE) moderálja a hedonikus motiváció (HM) és a viselkedési hajlandóság (BI) közötti kapcsolatot a mesterséges intelligencia használatára vonatkozóan a magyar e-kereskedelmi szektorban.	Igazolva
H9: Az életkor (AGE) moderálja az ár-érték arány (PV) és a viselkedési hajlandóság (BI) közötti kapcsolatot a mesterséges intelligencia elfogadására vonatkozóan az e-kereskedelmi szektorban.	Elutasítva
H10: Az életkor (AGE) moderálja a szokás (HA) és a viselkedési hajlandóság (BI) közötti kapcsolatot a mesterséges intelligencia használatára vonatkozóan az e-kereskedelmi szektorban.	Elutasítva
H11: A tapasztalat (EXPERIENCE) moderálja a támogató feltételek (FC) és a viselkedési hajlandóság (BI) közötti kapcsolatot az MI elfogadására vonatkozóan az e-kereskedelmi szektorban.	Igazolva
H12: A tapasztalat (EXPERIENCE) moderálja a hedonikus motiváció (HM) és a viselkedési hajlandóság (BI) közötti kapcsolatot az MI használatára vonatkozóan a magyar e-kereskedelmi szektorban.	Igazolva
H13: A tapasztalat (EXPERIENCE) moderálja az ár-érték arány (PV) és a viselkedési hajlandóság (BI) közötti kapcsolatot az MI elfogadására vonatkozóan a magyar e-kereskedelmi szektorban.	Elutasítva

H14: A tapasztalat (EXPERIENCE) moderálja a szokás (HA) és a viselkedési hajlandóság (BI) közötti kapcsolatot az MI elfogadására vonatkozóan a magyar e-kereskedelmi szektorban.	Elutasítva
--	------------

Forrás: Saját szerkesztés, 2025

7. ÚJ TUDOMÁNYOS EREDMÉNYEK

Az alábbiakban részletezem a kutatás legfontosabb új tudományos megállapításait:

Az alábbiakban összegzem a kutatás legfontosabb tudományos megállapításait, amelyek hozzájárulnak a mesterséges intelligencia elfogadásával kapcsolatos ismeretek bővítéséhez az e-kereskedelmi szektorban:

1. A kvalitatív kutatásom alapján megállapítom, hogy az MI üzleti alkalmazásának egyik legnagyobb akadálya nem a technológia elérhetősége, hanem a vállalatok belső tudásbeli és szervezeti felkészültsége. A technológiai tudás hiánya, az adatvédelmi és jogi bizonytalanságok, valamint a gazdasági megtérülés kérdései jelentős visszatartó erőt képviselnek. Az MI sikeres vállalati integrációját nem elsősorban a technológia komplexitása, hanem a megfelelő képzések, a szabályozási környezet egyértelműsítése és az üzleti előnyök hatékony kommunikációja befolyásolja.

2. A szokás (HA) a legjelentősebb előrejelzője az MI használati szándékának és tényleges alkalmazásának.

A kutatás egyik legerősebb hatása a szokás változóhoz kapcsolódik: a kialakult MI-használati szokások meghatározó szerepet játszanak abban, hogy a felhasználók mennyire hajlandóak a technológiát a jövőben is alkalmazni, valamint hogy ténylegesen használják-e azt. Ez az eredmény rávilágít arra, hogy az MI elfogadásának növeléséhez a szokás kialakítása és megerősítése kulcsfontosságú lehet.

3. A viselkedési hajlandóság (BI) és a tényleges használat (UB) közötti kapcsolat nem bizonyult szignifikánsnak az MI elfogadásában.

Az UTAUT2 modell egyik alapvető feltételezése szerint a BI az UB legerősebb előrejelzője.

A kutatás azonban azt mutatta, hogy az MI esetében a használati szándék nem feltétlenül vezet tényleges használatához. Ez azt jelzi, hogy az MI alkalmazását külső tényezők, például szervezeti döntések, infrastruktúra és szabályozási korlátok is befolyásolhatják, ezért a BI-UB kapcsolatot ebben a kontextusban újra kell értelmezni.

4. A tapasztalat (EX) szignifikáns moderátorként befolyásolja a használati szándékot (BI) befolyásoló különböző konstrukciók hatását.

Az eredmények alapján a tapasztalat pozitívan módosítja a támogató feltételek (FC) hatását a használati szándékra (BI). Azaz a tapasztaltabb felhasználók esetében a támogató feltételek pozitív használati szándékot növelő hatását felerősíti a tapasztalat, míg a tapasztalatlan e-kereskedelmi szereplők esetében a támogató feltételek hatásának mértéke kevésbé jelentős.

A hedonikus motiváció esetében a tapasztalat moderáló hatása éppen ellentétes hiszen negatív. A tapasztaltabb felhasználókat már kevésbé segíti a hedonikus motiváció a használati szándék felé, míg a kevésbé tapasztalt szereplők esetében a hedonikus motiváció erősebb hatással bír.

5. Az életkor moderátorként befolyásolja az MI elfogadását.

Az eredmények alapján a támogató feltételek (FC) hatását a BI-re negatívan moderálja az életkor, tehát minél idősebb valaki, annál kevésbé növeli az FC a BI-t.

A HM hatása épp ellentétes ezzel, az életkor előrehaladtával ezen tényezőnek a hatása a használati hajlandóságra (BI) felerősödik, az idősebbeknél a szórakoztatásból fakadó élvezet jobban erősíti a viselkedési hajlandóságot.

6. Az ár érték arány (PV) és a szokás (HA) hatása a viselkedési hajlandóságra (BI) függetlennek mondható mind az életkortól (AGE) mind a tapasztalattól (EX) hiszen egyik moderáló tényező sem volt szignifikáns.

8. ÖSSZEFOGLALÁS

Dolgozatomban átfogó képet nyújtottam a magyar e-kereskedelem fejlődéséről és jelenlegi helyzetéről, valamint ennek a szektornak a mesterséges intelligencia (MI) alapú megoldások iránti fogadókészségéről. A szakirodalmi háttér elemzése során áttekintettem az e-kereskedelem történetét, definiáltam annak főbb fogalmait, és bemutattam a legújabb nemzetközi és hazai trendeket. Ezt követően részletesen ismertettem az MI fogalmát és annak lehetséges szerepét a digitális kereskedelemben. Ezt követte a technológiaelfogadási modellek ismertetése különös tekintettel az UTAUT2 modellre, ami a kutatásom elméleti keretét biztosította.

A dolgozat kvalitatív és kvantitatív kutatási módszerekkel vizsgálta az MI elfogadásának tényezőit a magyar e-kereskedelmi szektorban. A kvalitatív kutatás során interjúkat készítettem a szektor szakértőivel, hogy mélyebb betekintést nyerjek az MI alkalmazásának motivációiba és kihívásaiba. A kvantitatív kutatásban kérdőíves felméréssel mértem fel a felhasználói attitűdöket, a technológiával kapcsolatos benyomásokat amelyeket az UTAUT2 modell konstrukcióinak megfelelően értelmeztem.

Az eredmények alapján az MI elfogadása szempontjából kiemelkedő tényezőknek bizonyultak a felhasználói tapasztalatok, a szokások és az ár-érték arány, míg a társadalmi befolyás és a teljesítménnyel kapcsolatos elvárások kevésbé játszanak szerepet. Ezek a megállapítások alátámasztják, hogy a magyar e-kereskedelmi szektor MI-elfogadása nem csupán általános elméleti konstrukciók mentén magyarázható, hanem nagymértékben függ a felhasználók konkrét tapasztalataitól és napi gyakorlataitól.

Kutatásom eredményei hozzájárulnak az MI körül kialakult diskurzus gazdagításához, az UTAUT2 modell továbbfejlesztéséhez, és őszintén remélem, hogy a tudomány mellett az e-kereskedelmi szakma számára is hasznosnak bizonyulnak majd.

9. SUMMARY

In my dissertation, I provided a comprehensive overview of the development, current state, and adoption of artificial intelligence (AI)-based solutions in the Hungarian e-commerce sector. The literature review covered key concepts of e-commerce, international and domestic trends, and the role of AI technology in digital commerce. The theoretical framework of the research was based on the UTAUT2 model, which examines key factors influencing technology adoption and their moderating variables.

The study employed both qualitative and quantitative research methods. In the qualitative phase, I conducted structured interviews with key stakeholders from the e-commerce sector and AI experts to explore the motivations, challenges, and practical relevance of AI adoption. By involving experts from diverse fields, I aimed to provide a broad perspective on AI acceptance and its implementation processes.

The quantitative research relied on a survey-based data collection, where I adapted the original UTAUT2 model scales to the AI context. To analyze the data, I applied PLS-SEM and a two-step modeling approach, enabling the examination of the baseline model as well as the moderating effects. The resulting model aimed to comprehensively assess the factors influencing AI adoption, considering both individual usage patterns and the moderating effects of age and experience. The findings highlighted that user experience, habits, and perceived price-value ratio play the most significant roles in AI adoption, while facilitating conditions and hedonic motivation had less impact. Notably, a major deviation from the classical UTAUT2 model was observed: the relationship between behavioral intention (BI) and actual use (UB) was not significant, suggesting that AI adoption is not solely an individual decision but is also strongly influenced by organizational and market factors.

This research contributes to the academic discourse on AI adoption by revealing new insights into the application of the UTAUT2 model in the Hungarian e-commerce environment. The results indicate that technology adoption cannot be fully understood through theoretical models alone; instead, business environment, market dynamics, and user experiences play a crucial role in shaping AI acceptance. I hope that the findings presented in this dissertation will not only enrich scientific discussions but also provide valuable and applicable insights for professionals in the e-commerce industry.

Mellékletek

M1. Irodalomjegyzék

1. 45/2014. (II. 26.) Korm. rendelet - Nemzeti Jogszabálytár. Elérhető: <https://njt.hu/jogszabaly/2014-45-20-22> (Hozzáférés: 2024. november 5.).
2. A magyar e-kereskedelem sajátosságai és trendjei, ekerstat.hu. Elérhető: <https://ekerstat.hu/> (Hozzáférés: 2024. november 3.).
3. ABAKU, E.A., EDUNJOBI, T.E. és ODIMARHA, A.C. [2024]: Theoretical approaches to AI in supply chain optimization: Pathways to efficiency and resilience. International Journal of Science and Technology Research Archive, 6(1), 092–107. o. Elérhető: <https://doi.org/10.53771/ijstra.2024.6.1.0033>.
4. ADADEVOH, C.K.M.H. [2018]: Factors That Influence the Adoption of E-Commerce in the Ghanaian Banking Industry. International Journal of Innovative Research and Development [Preprint]. Elérhető: <https://doi.org/10.24940/ijird/2018/v7/i2/FEB18017>.
5. AFRIDI, Y.S., AHMAD, K. és HASSAN, L. [2022]: Artificial intelligence based prognostic maintenance of renewable energy systems: A review of techniques, challenges, and future research directions. International Journal of Energy Research, 46(15), 21619–21642. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1002/er.7100>.
6. AHMADI, A.A. et al. [2022]: An Empirical Study of Impact of Electronic Commerce on Business. Journal of Information Systems and Technology Research, 1(3), 150–157. o. Elérhető: <https://doi.org/10.55537/jistr.v1i3.213>.
7. AHMED, A. et al. [2024]: Dead Internet Theory. Pakistan Journal of Engineering, Technology & Science, 12(1). Elérhető: <https://doi.org/10.22555/pjets.v12i1.1077>.
8. AJZEN, I. és FISHBEIN, M. [1980]: Understanding attitudes and predicting social behavior. Englewood Cliffs, N.J.: Prentice-Hall.
9. AL-GAHTANI, S. [2001]: The Applicability of TAM Outside North America: An Empirical Test in the United Kingdom. IRMJ, 14, 37–46. o. Elérhető: <https://doi.org/10.4018/irmj.2001070104>.
10. ALLEN, J.F. [1998]: AI Growing Up: The Changes and Opportunities. AI Magazine, 19(4), 13–13. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1609/aimag.v19i4.1422>.
11. ALMARABEH, T. és MAJDALAWI, Y.K. [2018]: Cloud Computing of E-commerce. Modern Applied Science, 13(1), p27. o. Elérhető: <https://doi.org/10.5539/mas.v13n1p27>.
12. ALTHEIDE, D.L. és JOHNSON, J.M. [1994]: Criteria for Assessing Interpretive Validity in Qualitative Research. In: DENZIN, N.K. és LINCOLN, Y.S. (szerk.): Handbook of Qualitative Research, 485–499. o. Sage Publications, Inc.
13. ARIGUZO, G.C., MALLACH, E.G. és WHITE, D.S. [2006]: The first decade of e-commerce. International Journal of Business Information Systems, 1(3), 239. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1504/IJBIS.2006.008598>.
14. ARINZE, C.A. és JACKS, B.S. [2024]: A Comprehensive Review on AI-Driven Optimization Techniques Enhancing Sustainability in Oil and Gas Production Processes. Engineering Science & Technology Journal, 5(3), 962–973. o. Elérhető: <https://doi.org/10.51594/estj.v5i3.950>.
15. AYUNINGTYAS, A. et al. [2021]: Factors influencing SaaS adoption by MSMEs. In: 2021 International Conference on Software Engineering & Computer Systems and 4th International Conference on Computational Science and Information Management (ICSECS-ICOCSIM). Pekan, Malaysia: IEEE, 518–523. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1109/ICSECS52883.2021.00101>.

16. BABBIE, E. [2001]: The Practice of Social Research. 9th Edition. Wadsworth Thomson, Belmont.
17. BABENKO, V. et al. [2019]: Factors of the development of international e-commerce under the conditions of globalization. SHS Web of Conferences, 65, p. 04016. Elérhető: <https://doi.org/10.1051/shsconf/20196504016>.
18. BAPTISTA, G., & OLIVEIRA, T. [2015]: Understanding mobile banking: The unified theory of acceptance and use of technology combined with cultural moderators. Computers in Human Behavior, 50, 418–430.
19. BATTAY, M. és BATTAYNÉ NÉMETH, Z. [2019]: The Effectiveness of Google Ads advertisements Through an Ads Account Example on Differences in Behavior of Computer and Mobile Users. In: PINTÉR, G., CSÁNYI, SZ. és ZSIBORÁCS, H. (szerk.) Innovációs kihívások a XXI. században: LXI. Georgikon Napok konferenciakötete, 32–37. o.
20. BHATNAGAR, S. et al. [2018]: Mapping Intelligence: Requirements and Possibilities. In: Studies in Applied Philosophy, Epistemology and Rational Ethics, 117–135. o. Elérhető: https://doi.org/10.1007/978-3-319-96448-5_13.
21. BIERNACKI, P. és WALDORF, D. [1981]: Snowball Sampling: Problems and Techniques of Chain Referral Sampling. Sociological Methods & Research, 10(2), 141–163. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1177/004912418101000205>.
22. BLUMENSTOCK, J. [2020]: Machine learning can help get COVID-19 aid to those who need it most. Nature, d41586-020-01393–7. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1038/d41586-020-01393-7>.
23. BOOK REVIEW: Karin Klenke, Qualitative research in the study of leadership. Bingley: Emerald, 2008. ISBN 10: 1872464084 - Owain Smolovic Jones, 2011. Elérhető: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1742715010386862> (Hozzáférés: 2024. november 6.).
24. BRACHMAN, R.J. [2006]: (AA)AI More than the Sum of Its Parts. AI Magazine, 27(4), 19–19. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1609/aimag.v27i4.1907>.
25. BROWNE, M.W. és CUDECK, R. [1992]: Alternative Ways of Assessing Model Fit. Sociological Methods & Research, 21(2), 230–258. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1177/0049124192021002005>.
26. BRÜHL, V. [2024]: Generative Artificial Intelligence – Foundations, Use Cases and Economic Potential. Intereconomics, 59(1), 5–9. o. Elérhető: <https://doi.org/10.2478/ie-2024-0003>.
27. BYRNE, B.M. [2016]: Structural Equation Modeling With AMOS: Basic Concepts, Applications, and Programming, Third Edition. Routledge & CRC Press. Elérhető: <https://www.routledge.com/Structural-Equation-Modeling-With-AMOS-Basic-Concepts-Applications-and-Programming-Third-Edition/Byrne/p/book/9781138797031> (Hozzáférés: 2024. november 5.).
28. CAMPOS, B. [2021]: Are Marketers ready to deliver the Data Driven Marketing as promise? Academia Letters [Preprint]. Elérhető: <https://doi.org/10.20935/AL1366>.
29. CANHOTO, A.I., KEEGAN, B.J. és RYZHIKH, M. [2024]: Snakes and Ladders: Unpacking the Personalisation-Privacy Paradox in the Context of AI-Enabled Personalisation in the Physical Retail Environment. Information Systems Frontiers, 26(3), 1005–1024. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1007/s10796-023-10369-7>.
30. CHILDERS, T.L. et al. [2001]: Hedonic and utilitarian motivations for online retail shopping behavior. Journal of Retailing, 77(4), 511–535. o. Elérhető: [https://doi.org/10.1016/S0022-4359\(01\)00056-2](https://doi.org/10.1016/S0022-4359(01)00056-2).
31. CHIN, W. W. [1998]: The partial least squares approach to structural equation modeling. In G. A. MARCOULIDES (Ed.), Modern methods for business research

- (pp. 295–336). Lawrence Erlbaum Associates.
32. CHIN, W. W., & NEWSTED, P. R. [1999]: Structural Equation Modeling Analysis with Small Samples Using Partial Least Square.
 33. CHOLLET, F. [2019]: On the Measure of Intelligence. arXiv. Elérhető: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1911.01547>.
 34. CONNELL, C. et al. [2019]: Customer engagement with websites: a transactional retail perspective. *European Journal of Marketing*, 53(9), 1882–1904. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1108/EJM-10-2017-0649>.
 35. DAVIS, F.D., BAGOZZI, R.P. és WARSHAW, P.R. [1989]: User Acceptance of Computer Technology: A Comparison of Two Theoretical Models. *Management Science*, 35(8), 982–1003. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1287/mnsc.35.8.982>.
 36. DENG, Z. és HAI, E. [2010]: Analysis of SaaS-Based E-Commerce Platform. In: 2010 International Conference on E-Business Engineering (ICEE), 9–12. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1109/ICEE.2010.10>.
 37. DERINDAĞ, Ö.F. [2022]: Rise of Cross-Border E-Commerce: A Systematic Literature Review. *Journal of Applied And Theoretical Social Sciences*, 4(3), 352–372. o. Elérhető: <https://doi.org/10.37241/jatss.2022.71>.
 38. DIJKSTRA, T.K. és HENSELER, J. [2015]: Consistent Partial Least Squares Path Modeling. *MIS Quarterly*, 39, 297–316. o. Elérhető: <https://doi.org/10.25300/MISQ/2015/39.2.02>
 39. DÜZENLI, Ö. és FELEKOĞLU, B. [2023]: Intention of mix-mode consumer shopping service adoption: a case in the retailing context. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 51(12), 1617–1636. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1108/IJRDM-12-2022-0514>.
 40. DWIVEDI, Y.K., RANA, N.P., JEYARAJ, A. és CLEMENT, M. [2019]: Re-examining the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT): Towards a Revised Theoretical Model. *Information Systems Frontiers*, 21(3), 1–16. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1007/s10796-017-9774-y>
 41. ENGAGED TO A ROBOT? The Role of AI in Service - Ming-Hui Huang, Roland T. Rust, 2021. Elérhető: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1094670520902266> (Hozzáférés: 2024. november 3.).
 42. FARKASNÉ FEKETE, M., MOLNÁR, J. és NÁBRÁDI, A. [2013]: *Mikroökönómia*. Budapest: Szaktudás Kiadó Ház Zrt.
 43. FENG, Y., QIU, L. és SUN, B. [2021]: A measurement framework of crowd intelligence. *International Journal of Crowd Science*, 5(1), 81–91. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1108/IJCS-09-2020-0015>.
 44. FRANKE, G., & SARSTEDT, M. [2018]: Heuristics versus statistics in discriminant validity testing: A comparison of four procedures. *Internet Research*, 29. Elérhető: <https://doi.org/10.1108/IntR-12-2017-0515>.
 45. FORNELL, C. és LARCKER, D.F. [1981]: Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39–50. o. Elérhető: <https://doi.org/10.2307/3151312>.
 46. GEFEN, D. és STRAUB, D.W. [1997]: Gender Differences in the Perception and Use of E-Mail: An Extension to the Technology Acceptance Model. *MIS Quarterly*, 21(4), 389–400. o. Elérhető: <https://doi.org/10.2307/249720>.
 47. GKID [2021]: GKID - Árkereső.hu: 2020-ban három évet ugrott előre az e-kereskedelem. GKID, 2021. március 25. Elérhető: <https://gkid.hu/2021/03/25/2020-online-kiskereskedelem/> (Hozzáférés: 2024. július 12.).
 48. GKID [2022]: GKI Digital & Árkereső: 70 millió online vásárlás pörgeti az

- e-kereskedelmet. GKID, 2022. március 24. Elérhető:
<https://gkid.hu/2022/03/24/70-millio-online-vasarlas/> (Hozzáférés: 2024. július 12.).
49. GÖNCZI, K. és HLÉDIK, E. [2020]: Online vásárlási folyamat hatékonyságának növelése – két webáruház használhatóságának összehasonlítása szemmozgáskövetéssel = Increasing the efficiency of online shopping process – comparing website usability of two webshops using eye tracking research. *Vezetéstudomány - Budapest Management Review*, 51(3), 56–66. o.
 50. GOOGLE [2022]: KPIs: An essential framework. Think with Google. Elérhető:
<https://www.thinkwithgoogle.com/intl/en-emea/marketing-strategies/data-and-measurement/kpis-essential-framework/> (Hozzáférés: 2024. november 4.).
 51. GOTTFREDSON, L.S. [1997]: Mainstream science on intelligence: An editorial with 52 signatories, history, and bibliography. *Intelligence*, 24(1), 13–23. o. Elérhető:
[https://doi.org/10.1016/S0160-2896\(97\)90011-8](https://doi.org/10.1016/S0160-2896(97)90011-8).
 52. GYULAVÁRI, T. et al. [2017]: A marketingkutatás alapjai. Elérhető:
<https://doi.org/10.1556/9789630598880>.
 53. HABIBI, H. et al. [2022]: SaaSRec+: a new context-aware recommendation method for SaaS services. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 19(2), 1471–1495. o. Elérhető: <https://doi.org/10.3934/mbe.2022068>.
 54. HAIR, J. et al. [2013]: *Multivariate Data Analysis*. Pearson Deutschland. Elérhető:
<https://elibrary.pearson.de/book/99.150005/9781292035116> (Hozzáférés: 2024. november 5.).
 55. HAIR, J. F., RISHER, J. J., SARSTEDT, M., & RINGLE, C. M. [2019]: When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European Business Review*, 31(1), 2–24.
 56. HAKIM, M.M. et al. [2024]: Factors Influencing the Use of Mobile Social Commerce Application with UTAUT2 Extended Model. *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence*, 10(1), 25–37. o. Elérhető:
<https://doi.org/10.20473/jisebi.10.1.25-37>.
 57. HAN, S. [2023]: The Contributions of Information and Communications Technology on the Sustainable Development of Artificial Intelligence in the Medical Field. *Journal of Innovation and Development*, 2(2), 86–95. o. Elérhető:
<https://doi.org/10.54097/jid.v2i2.6394>.
 58. HARRIDGE-MARCH, S. [2006]: Can the building of trust overcome consumer perceived risk online? *Marketing Intelligence & Planning*, 24(7), 746–761. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1108/02634500610711897>.
 59. HEARST, M. és HIRSH, H. [2000]: AI's greatest trends and controversies. *IEEE Intelligent Systems*, 15, 8–17. o.
 60. HENSELER, J., & FASSOTT, G. [2009]: Testing Moderating Effects in PLS Path Models: An Illustration of Available Procedures. *Handbook of Partial Least Squares*, 713–735. Elérhető: https://doi.org/10.1007/978-3-540-32827-8_31.
 61. HENSELER, J., RINGLE, C.M. és 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. o. Elérhető:
<https://doi.org/10.1007/s11747-014-0403-8>.
 62. HENSELER, J., RINGLE, C.M., & SINKOVICS, R.R. [2009]: The use of partial least squares path modeling in international marketing. *Advances in International Marketing*, 20, 277–319. Elérhető:
[https://doi.org/10.1108/S1474-7979\(2009\)0000020014](https://doi.org/10.1108/S1474-7979(2009)0000020014).
 63. HLÉDIK, E. [2015]: Terméktulajdonságokkal kapcsolatos preferenciák stabilitásának vizsgálata a mobiltelefon példáján. *Vezetéstudomány - Budapest Management Review*, 46(2), 25–34. o.

64. HOLTFOORTH, D., GEIBEL, R. és KRACHT, R. [2020]: Data Driven Marketing. In: *Kötet*, 25–32. o. Elérhető: https://doi.org/10.1007/978-3-658-31959-5_5.
65. HOSSAIN, M.B. et al. [2022]: E-commerce Adoption of Small and Medium-Sized Enterprises During COVID-19 Pandemic: Evidence from South Asian Countries. *Journal of Asian Finance Economics and Business*, 9, 291–298. o. Elérhető: <https://doi.org/10.13106/jafeb.2022.vol9.no1.0291>.
66. HU, L. és BENTLER, P.M. [1999]: Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 6(1), 1–55. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1080/10705519909540118>.
67. IQBAL, N. [2020]: Multi-Channel Shopping Behavior of Consumers: Fashion and Design Industry of Pakistan. *International Review of Management and Business Research*, 9(2), 281–291. o. Elérhető: [https://doi.org/10.30543/9-2\(2020\)-21](https://doi.org/10.30543/9-2(2020)-21).
68. JANOS, F. és SÁNDOR, B. [2019]: Cloud SaaS Security Issues and Challenges. In: *Konferencia*, 000131–000134. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1109/SACI46893.2019.9111529>.
69. JÖRESKOG, K. G. [1971]: Statistical analysis of sets of congeneric tests. *Psychometrika*, 36(2), 109–133. Elérhető: <https://doi.org/10.1007/BF02291393>.
70. KAPLAN, A. és HAENLEIN, M. [2019]: Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1). Elérhető: <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.08.004>.
71. KELEMEN, J. [2021]: E-kereskedelem: szállítási díjjal vagy anélkül? = E-commerce: with or without shipping fee? *Köz-gazdaság*, 16(1), 139–157. o.
72. KEMÉNY, I., KUN, Zs., SIMON, J., KULHAVI, N., & HENSELER, J. [2023]: Új lendület a PLS-SEM alkalmazásában az üzleti kutatások terén: Avagy hazai helyzetkép, szöszedet és a módszertani korlátok feloldása. *Vezetéstudomány / Budapest Management Review*, 54(1), Article 1. Elérhető: <https://doi.org/10.14267/VEZTUD.2023.01.01>.
73. KEMÉNY, I., KULHAVI, N.M. és KUN, Zs. [2022]: A távorvoslás igénybevételét befolyásoló tényezők a COVID-19 járvány miatti félelem tükrében. *Statisztikai Szemle*, 100(1), 7–43. o. Elérhető: <https://doi.org/10.20311/stat2022.1.hu0007>
74. KESZEY, T. és ZSUKK, J. [2017]: Az új technológiák fogyasztói elfogadása. A magyar és nemzetközi szakirodalom áttekintése és kritikai értékelése. *Vezetéstudomány - Budapest Management Review*, 48(10), 38–47. o.
75. KHARE, A., KAUTISH, P. és KHARE, A. [2023]: The online flow and its influence on awe experience: an AI-enabled e-tail service exploration. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 51(6), 713–735. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1108/IJRDM-07-2022-0265>.
76. KIRSH, D. [1991]: Foundations of AI: The big issues. *Artificial Intelligence*, 47(1–3), 3–30. o. Elérhető: [https://doi.org/10.1016/0004-3702\(91\)90048-O](https://doi.org/10.1016/0004-3702(91)90048-O).
77. KLINE, R.B. [n.d.]: Principles and Practice of Structural Equation Modeling.
78. KOLOS, K. és GÁTI, M. [2012]: Az elektronikus kereskedelem alkalmazása a hazai vállalatok körében - a piacorientáció és a marketingkörnyezet szerepe. *Vezetéstudomány - Budapest Management Review*, 42(2. kül), 90–96. o.
79. KOTLER, P., RACKHAM, N. és KRISHNASWAMY, S. [2006]: Ending the War Between Sales and Marketing. *Harvard Business Review*, 2006. július 1. Elérhető: <https://hbr.org/2006/07/ending-the-war-between-sales-and-marketing> (Hozzáférés: 2024. július 12.).
80. KOVÁCS, A. [2016]: A magyar elektronikus vásárlói magatartás térbeli sajátosságai.

- In: *Kötet*, 197–208. o.
81. KREUTZER, R.T. [2022]: e-Commerce. In: R.T. Kreutzer (ed.) *Online Marketing*. Wiesbaden: Springer Fachmedien, 179–197. o. Elérhető: https://doi.org/10.1007/978-3-658-35369-8_4.
 82. KRIPPENDORFF, K. [1980]: *Content Analysis: An Introduction to Its Methodology*. Sage, London.
 83. KSHETRI, N.B. [2001]: Determinants of the locus of global e-commerce. *Electronic Markets*, 11(4), 250–257. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1080/101967801753405535>.
 84. KVALE, S. [2005]: *Az interjú: Bevezetés a kvalitatív kutatás interjútechnikáiba*. Jászöveg Műhely.
 85. LAGROSEN, S. [2005]: Effects of the internet on the marketing communication of service companies. *Journal of Services Marketing*, 19, 63–69. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1108/08876040510591376>.
 86. LEVITT, T. [2004]: Marketing Myopia. *Harvard Business Review*, 2004. július 1. Elérhető: <https://hbr.org/2004/07/marketing-myopia> (Hozzáférés: 2024. július 18.).
 87. LI, G. et al. [2024]: Integration of Carbon Dioxide Removal (CDR) Technology and Artificial Intelligence (AI) in Energy System Optimization. *Processes*, 12(2), p. 402. Elérhető: <https://doi.org/10.3390/pr12020402>.
 88. LI, Q. [2022]: Evaluation of Artificial Intelligence Models and Wireless Network Applications for Enterprise Sales Management Innovation under the New Retail Format. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2022(1), p. 8576677. Elérhető: <https://doi.org/10.1155/2022/8576677>.
 89. LIMAYEM, M., HIRT, S. és CHEUNG, C.M.K. [2003]: Habit in the context of IS continuance: theory extension and scale development. In: *European Conference on Information Systems*. Elérhető: <https://www.semanticscholar.org/paper/Habit-in-the-context-of-IS-continuance%3A-theory-and-Limayem-Hirt/8b955c9fbcabaf6259e590f7749c3165e3cbd69c> (Hozzáférés: 2024. november 5.).
 90. LIN, H. et al. [2024]: The impact of rural e-commerce participation on farmers' entrepreneurial behavior: Evidence based on CFPS data in China. *PLOS ONE*, 19(5), p. e0300418. Elérhető: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0300418>.
 91. LØKKE-ANDERSEN, C.B., WANG, Q.J. és GIACALONE, D. [2022]: User experience design approaches for accommodating high “need for touch” consumers in ecommerce. *Journal of Sensory Studies*, 37(2), p. e12727. Elérhető: <https://doi.org/10.1111/joss.12727>.
 92. MAJOROS, P. [2004]: *A kutatómódszertan alapjai*. Budapest: Perfekt Gazdasági Tanácsadó, Oktató és Kiadó Részvénytársaság.
 93. MAKARENKO, O. et al. [2024]: Embracing Artificial Intelligence in Education: Shaping the Learning Path for Future Professionals. *Multidisciplinary Science Journal*, 6, 2024ss0720–2024ss0720. o. Elérhető: <https://doi.org/10.31893/multiscience.2024ss0720>.
 94. MALHOTRA, N. K., & SIMON, J. [2009]: *Marketingkutatás* (Naresh K. Malhotra—Simon Judit (Szerk.)). Akadémiai Kiadó Zrt.
 95. MAURYA, P.K. [2024]: Artificial Intelligence to Enhance Energy Management and Distribution in Smart Grid Communication Networks. *Tuijin Jishu/Journal of Propulsion Technology*, 45(02), 4366–4378. o. Elérhető: <https://doi.org/10.52783/tjjpt.v45.i02.6648>.
 96. MCMURTREY, M. et al. [2002]: Job Satisfaction of Information Technology Workers: The Impact of Career Orientation and Task Automation in a CASE Environment. *Journal of Management Information Systems*, 19, 273–302. o.

97. MICROSOFT [2024]: Mit jelent a mesterséges intelligencia? | Microsoft Azure. Elérhető: <https://azure.microsoft.com/hu-hu/resources/cloud-computing-dictionary/what-is-artificial-intelligence> (Hozzáférés: 2024. július 6.).
98. MOLLA, A. és HEEKS, R. [2007]: Exploring E-Commerce Benefits for Businesses in a Developing Country. *The Information Society*, 23(2), 95–108. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1080/01972240701224028>.
99. MONETT, D. és LEWIS, C. [2018]: Getting Clarity by Defining Artificial Intelligence—A Survey. In: *Studies in Applied Philosophy, Epistemology and Rational Ethics*, 212–214. o. Elérhető: https://doi.org/10.1007/978-3-319-96448-5_21.
100. MOROSAN, C., & DEFRANCO, A. [2016]: It's about time: Revisiting UTAUT2 to examine consumers' intentions to use NFC mobile payments in hotels. *International Journal of Hospitality Management*, 53, 17–29.
101. MOSLEHPOUR, M. et al. [2018]: e-Purchase Intention of Taiwanese Consumers: Sustainable Mediation of Perceived Usefulness and Perceived Ease of Use. *Sustainability*, 10(1), p. 234. Elérhető: <https://doi.org/10.3390/su10010234>.
102. MUKHERJEE, M. és ROY, S. [2017]: E-Commerce and Online Payment in the Modern Era. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 7, 1–5. o. Elérhető: <https://doi.org/10.23956/ijarsse/SV7I5/0250>.
103. MULCAHY, R.F. et al. [2024]: Avoiding excessive AI service agent anthropomorphism: examining its role in delivering bad news. *Journal of Service Theory and Practice*, 34(1), 98–126. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1108/JSTP-04-2023-0118>.
104. NAGY WEBÁRUHÁZ FELMÉRÉS [2010-2024]: internetes forrás, hozzáférés ideje 2024. 10.30, elérhető: <https://nagywebaruhazfelmeres.hu/>
105. NILSSON, N.J. [2009]: *The Quest for Artificial Intelligence*. Cambridge: Cambridge University Press. Elérhető: <https://doi.org/10.1017/CBO9780511819346>.
106. NOFIRDA, F.A. és IKRAM, M. [2023]: The Use of Artificial Intelligence on Indonesia Online Shopping Application in Relation to Customer Acceptance. In: *Ninth Padang International Conference On Economics Education, Economics, Business and Management, Accounting and Entrepreneurship (PICEEBA 2022)*, Atlantis Press, 642–651. o. Elérhető: https://doi.org/10.2991/978-94-6463-158-6_56.
107. OECD [2024]: AI Principles Overview. Elérhető: <https://oecd.ai/en/principles> (Hozzáférés: 2024. július 8.).
108. OLIVEIRA, T. et al. [2016]: Mobile payment: Understanding the determinants of customer adoption and intention to recommend the technology. *Computers in Human Behavior*, 61, 404–414. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.03.030>.
109. ONG, C.-S. és LAI, J.-Y. [2006]: Gender differences in perceptions and relationships among dominants of e-learning acceptance. Elérhető: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0747563204000512> (Hozzáférés: 2024. november 6.).
110. OSEI, H.V., KWATENG, K.O. és BOATENG, K.A. [2022]: Integration of personality trait, motivation and UTAUT 2 to understand e-learning adoption in the era of COVID-19 pandemic. *Education and Information Technologies*, 27(8), 10705–10730. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11047-y>.
111. P, G. [2021]: ARTIFICIAL INTELLIGENCE-APPLICATION IN THE FIELD OF E-COMMERCE. *International Journal of Research -GRANTHAALAYAH*, 9(4), 170–177. o. Elérhető: <https://doi.org/10.29121/granthaalayah.v9.i4.2021.3849>.
112. PAUL W., F. et al. [2008]: Marketingmérések: 50+ mutató, amelyet valamennyi

- vezetőnek ismernie kell. Budapest: Scolar Kiadó.
113. POLYCHRONIDOU, P., CHAPSA, X. és TSITSAKIS, C. [2017]: A Statistical Analysis of e-commerce in Greece: The Case of Young People in Central Macedonia. *KnE Social Sciences*, 1(2), 421–435. o. Elérhető: <https://doi.org/10.18502/kss.v1i2.677>.
 114. PRATWI, I.K. [2024]: Behavioral intention to adopt Islamic banking digital services: A modified UTAUT2 approach. *Journal of Enterprise and Development (JED)*, 6(1), 49–63. o. Elérhető: <https://doi.org/10.20414/jed.v6i1.8416>.
 115. QASEM, Z. [2021]: The effect of positive TRI traits on centennials adoption of try-on technology in the context of E-fashion retailing. *International Journal of Information Management*, 56, p. 102254. Elérhető: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102254>.
 116. RAJI, M.A. et al. [2024]: E-commerce and consumer behavior: A review of AI-powered personalization and market trends. *GSC Advanced Research and Reviews*, 18(3), 066–077. o. Elérhető: <https://doi.org/10.30574/gscarr.2024.18.3.0090>.
 117. RANA, J., JAIN, R. és NEHRA, V. [2024]: Utility and Acceptability of AI-Enabled Chatbots on the Online Customer Journey in E-Retailing. Elérhető: <https://doi.org/10.12785/ijcds/150125>.
 118. REINARTZ, W.J. és VENKATESAN, R. [2015]: A Better Way to Calculate the ROI of Your Marketing Investment. *Harvard Business Review*, 2015. november 10. Elérhető: <https://hbr.org/2015/11/a-better-way-to-calculate-the-roi-of-your-marketing-investment> (Hozzáférés: 2024. július 18.).
 119. Riantini, R.E., Vional és Aries [2018]: Adoption of E-Commerce Online to Offline with Technology Acceptance Model (TAM) Approach. In: *2018 4th International Conference on Computer and Information Sciences (ICCOINS)*, 1–6. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1109/ICCOINS.2018.8510613>.
 120. ROSENBAUM, H. [2000]: The information environment of electronic commerce: information imperatives for the firm. *Journal of Information Science*, 26(3), 161–171. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1177/016555150002600306>.
 121. RUSSELL, S. és NORVING, P. [2022]: Artificial Intelligence: A Modern Approach, 4th US ed. Elérhető: <https://aima.cs.berkeley.edu/> (Hozzáférés: 2024. július 1.).
 122. SABOL, M., HAIR, J., CEPEDA, G., ROLDÁN, J. L., & CHONG, A. Y. L. [2023]: PLS-SEM in information systems: Seizing the opportunity and marching ahead full speed to adopt methodological updates. *Industrial Management & Data Systems*, 123(12), 2997–3017. Elérhető: <https://doi.org/10.1108/IMDS-07-2023-0429>.
 123. SAHARAN, S., KUMAR, N. és BAWA, S. [2020]: An efficient smart parking pricing system for smart city environment: A machine-learning based approach. *Future Generation Computer Systems*, 106, 622–640. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1016/j.future.2020.01.031>.
 124. SARSTEDT, M., HAIR, J. F., NITZL, C., RINGLE, C. M., & HOWARD, M. C. [2020]: Beyond a tandem analysis of SEM and PROCESS: Use of PLS-SEM for mediation analyses! *International Journal of Market Research*, 62(3), 288–299. Elérhető: <https://doi.org/10.1177/1470785320915686>.
 125. SARSTEDT, M., HENSELER, J., & RINGLE, C. M. [2011]: Multi-Group Analysis in Partial Least Squares (PLS) Path Modeling: Alternative Methods and Empirical Results. *Advances in International Marketing*, 22, 195–218. Elérhető: [https://doi.org/10.1108/S1474-7979\(2011\)0000022012](https://doi.org/10.1108/S1474-7979(2011)0000022012).
 126. SCHENKMAN, B. és JÖNSSON, F. [2000]: Aesthetics and preferences of Web

- pages. Behaviour and Information Technology, 19. Elérhető: <https://doi.org/10.1080/014492900750000063>.
127. SCHUMACKER, R.E. és LOMAX, R.G. [2015]: A Beginner's Guide to Structural Equation Modeling: Fourth Edition. 4. kiadás. New York: Routledge. Elérhető: <https://doi.org/10.4324/9781315749105>.
 128. SEIDMAN, I. [2006]: Interviewing as Qualitative Research: A Guide for Researchers in Education and the Social Sciences. Teachers College Press.
 129. SHEN, P., WAN, D. és LI, J. [2023]: How human–computer interaction perception affects consumer well-being in the context of online retail: from the perspective of autonomy. Nankai Business Review International, 14(1), 102–127. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1108/NBRI-03-2022-0034>.
 130. SHENG-HSUN, HSU, WUN-HWA, CHEN, & MING-JYH, HSIEH. [2006]: Robustness testing of PLS, LISREL, EQS and ANN-based SEM for measuring customer satisfaction. Total Quality Management & Business Excellence, 17, 355–371. Elérhető: <https://doi.org/10.1080/14783360500451465>.
 131. SHOHEIB, Z. és ABU-SHANAB, E.A. [2022]: Adapting the UTAUT2 Model for Social Commerce Context. International Journal of E-Business Research (IJEBR), 18(1), 1–20. o. Elérhető: <https://doi.org/10.4018/IJEBR.293293>.
 132. SINGH, M. és MATSUI, Y. [2017]: How Long Tail and Trust Affect Online Shopping Behavior: An Extension to UTAUT2 Framework. Pacific Asia Journal of the Association for Information Systems, 9(4). Elérhető: <https://doi.org/10.17705/1pais.09401>.
 133. SOHAIB, O., NADERPOUR, M. és HUSSAIN, W. [2018]: SaaS E-Commerce Platforms Web Accessibility Evaluation. In: *Konferencia*. Elérhető: <https://doi.org/10.1109/FUZZ-IEEE.2018.8491621>.
 134. STRIELKOWSKI, W. et al. [2023]: Prospects and Challenges of the Machine Learning and Data-Driven Methods for the Predictive Analysis of Power Systems: A Review. Energies, 16(10), p. 4025. Elérhető: <https://doi.org/10.3390/en16104025>.
 135. TALEGHANI, M. és TALEGHANI, A. [2022]: E - Commerce.
 136. TARHINI, A. et al. [2015]: A Critical Review of Theories and Models of Technology Adoption and Acceptance in Information System Research. International Journal of Technology Diffusion, 6, 58–77. o. Elérhető: <https://doi.org/10.4018/IJTD.2015100104>.
 137. TAYLOR, S. és TODD, P.A. [1995]: Understanding Information Technology Usage: A Test of Competing Models. Information Systems Research, 6(2), 144–176. o.
 138. UNIVERSITY OF MISKOLC, Miskolc, Hungary et al. [2021]: Consumer Acceptance of the Use of Artificial Intelligence in Online Shopping: Evidence From Hungary. www.amfiteatruconomic.ro, 23(56), p. 155. Elérhető: <https://doi.org/10.24818/EA/2021/56/155>.
 139. VAN DROOGENBROECK, E. és VAN HOVE, L. [2021]: Adoption and Usage of E-Grocery Shopping: A Context-Specific UTAUT2 Model. Sustainability, 13(8), p. 4144. Elérhető: <https://doi.org/10.3390/su13084144>.
 140. VAZQUEZ-NOGUEROL, M. et al. [2021]: How Can e-Grocers Use Artificial Intelligence Based on Technology Innovation to Improve Supply Chain Management? In: L.M. Camarinha-Matos, P. Ferreira, és G. Brito (szerk.) Technological Innovation for Applied AI Systems. Cham: Springer International Publishing, 142–150. o. Elérhető: https://doi.org/10.1007/978-3-030-78288-7_14.
 141. VENKATESH, V. et al. [2003]: User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. MIS Quarterly, 27, 425–478. o. Elérhető:

- <https://doi.org/10.2307/30036540>.
142. VENKATESH, V. és BALA, H. [2008]: Technology Acceptance Model 3 and a Research Agenda on Interventions. *Decision Sciences*, 39, 273–315. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1111/j.1540-5915.2008.00192.x>.
143. VENKATESH, V. és DAVIS, F. [2000]: A Theoretical Extension of the Technology Acceptance Model: Four Longitudinal Field Studies. *Management Science*, 46, 186–204. o. Elérhető: <https://doi.org/10.1287/mnsc.46.2.186.11926>.
144. VENKATESH, V., THONG, J. és XU, X. [2012]: Consumer Acceptance and Use of Information Technology: Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology. *MIS Quarterly*, 36, 157–178. o. Elérhető: <https://doi.org/10.2307/41410412>.
145. VESELOVSKY, M.Y., IZMAILOVA, M.A. és TRIFONOV, V.A. [2021]: Intellectual Governance in the Digital Economy of Russia. In: *International Scientific and Practical Conference “Russia 2020 - a new reality: economy and society” (ISPCR 2020)*, Atlantis Press, 293–297. o. Elérhető: <https://doi.org/10.2991/aebmr.k.210222.057>.
146. VIDHYA, K.S. et al. [2023]: Artificial Intelligence’s Impact on Drug Discovery and Development From Bench to Bedside. *Cureus*, 15. Elérhető: <https://doi.org/10.7759/cureus.47486>.
147. VINEREAN, S. et al. [2022]: Assessing the Effects of the COVID-19 Pandemic on M-Commerce Adoption: An Adapted UTAUT2 Approach. *Electronics*, 11(8), p. 1269. Elérhető: <https://doi.org/10.3390/electronics11081269>.
148. VS, K. és GNANASEKARAN, S. [2021]: E-Commerce Module Using SaaS Cloud Services. 9, 5666–5672. o. Elérhető: <https://doi.org/10.15680/IJIRCCE.2021.0905203>.
149. WALTER, Y. [2024]: Artificial influencers and the dead internet theory. *AI & SOCIETY* [Preprint]. Elérhető: <https://doi.org/10.1007/s00146-023-01857-0>.
150. WANG, P. [2019]: On Defining Artificial Intelligence. *Journal of Artificial General Intelligence*, 10(2), 1–37. o. Elérhető: <https://doi.org/10.2478/jagi-2019-0002>.
151. YOUNG, M. és MATHER, O. [2017]: Ogilvy on Advertising in the Digital Age. *Goodman*.
152. ZAMBRANO, A.F. et al. [2023]: From nCoder to ChatGPT: From Automated Coding to Refining Human Coding. In: G. Arastoopour Irgens és S. Knight (szerk.) *Advances in Quantitative Ethnography*. Cham: Springer Nature Switzerland, 470–485. o. Elérhető: https://doi.org/10.1007/978-3-031-47014-1_32.
153. ZHANG, M. [2023]: Research on the Impact of ChatGPT on The Economic Development of E-commerce Industry. *Frontiers in Business, Economics and Management*, 11(1), 96–100. o. Elérhető: <https://doi.org/10.54097/fbem.v11i1.11820>.
154. ZHU [2024]: Analysis on the Application of Artificial Intelligence in the Field of Logistics. Elérhető: <https://scite.ai/reports/analysis-on-the-application-of-W8mxG8ZM?showReferences=true> (Hozzáférés: 2024. július 3.).

M2. Ábrák és táblázatok jegyzéke

1. ábra: A disszertáció szakirodalmi összefoglalójában érintett főbb témakörök
2. ábra: az online rendelések fizetési mód szerinti eloszlása
3. ábra: Az internetes kiskereskedelem (bruttó) árbevétele és kiskereskedelmi jelentősége 2013-2023
4. ábra Az internetes megrendelés megszerzésének folyamata
5. ábra: A mesterséges intelligencia szerepe az online marketingben
6. ábra: Az UTAUT2 modell
7. ábra: A modell szerkezete
1. táblázat: A mesterséges intelligencia fogalom meghatározásainak áttekintése
2. táblázat: A mesterséges intelligencia által várhatóan meghatározó trendek az e-kereskedelemben
3. táblázat: Az interjúk során alkalmazott kérdések UTAUT2 dimenziók szerint
4. táblázat: A PLS és a CB-SEM jellemzői
5. táblázat: E-kereskedelmi szakértők 10 fő
6. táblázat: Mesterséges intelligencia szakértők 10 fő
7. Táblázat: Összefoglaló a szakértői és e-kereskedői interjúk alapján
8. táblázat: a belső mérési modell belső megbízhatósági mutatói
9. táblázat: diszkrimináns validitás és AVE mutatók a Fornell-Larcker kritérium szerint
10. táblázat: Diszkrimináns validitás a HTMT mutató szerint
11. táblázat: Alapmodell – út-együtthatók és hatásmérték
12. táblázat: hierarchikus regresszió adatai életkori moderáció esetében
13. táblázat: hierarchikus regresszió adatai tapasztalati moderáció esetében
14. Táblázat: A hipotézisvizsgálatok eredményei

M3. A kutatás során alkalmazott kérdőív kérdései és válaszai

A mesterséges intelligencia terjedése a magyar e-commerce szektorban: felhasználói attitűdök és elfogadás

Demográfiai és egyéb tényezők

1. **Az ön neme:**
 - ☐ Nő
 - ☐ Férfi
 - ☐ Inkább nem adom meg
2. **Az ön kora:** *(szabad szöveges kitöltés)*
3. **Mi az ön legmagasabb iskolai végzettsége?**
 - ☐ Alapfokú
 - ☐ Középfokú
 - ☐ Folyamatban lévő felsőfokú tanulmányok
 - ☐ Felsőfokú
 - ☐ Egyéb...
4. **Az ön lakhelye:**
 - ☐ Falu/község
 - ☐ Város
 - ☐ Megyeszékhely
 - ☐ Budapest agglomerációja
 - ☐ Budapest
5. **Mennyi ideje használ mesterséges intelligenciát?**
 - ☐ Kevesebb mint egy hónap
 - ☐ 1-2 hónap
 - ☐ 3-6 hónap
 - ☐ 7-12 hónap
 - ☐ 1-2 év
 - ☐ 2-3 év
 - ☐ 3 év +
 - ☐ Nem használok mesterséges intelligenciát

A mesterséges intelligenciával kapcsolatos kérdések

6. **Milyen mesterséges intelligencia alkalmazásokat használ?** *(több válasz is lehetséges)*
 - ☐ ChatGPT
 - ☐ Gemini
 - ☐ Claude
 - ☐ Copilot
 - ☐ Egyéb...

7. **Rendelkezik mesterséges intelligencia előfizetéssel?**
- Van saját előfizetésem
 - A munkahelyem előfizet rá
 - Csak az ingyenes verziókat használom
 - Egyéb...
8. **Ha rendelkezik előfizetéssel, akkor melyik szolgáltatásokat fizeti elő?** *(szabad szöveges kitöltés)*
9. **Honnan tájékozik a mesterséges intelligenciával kapcsolatban?** *(több válasz is lehetséges)*
- Internetes fórumokról
 - Médiaából
 - Közösségi médiafelületeken
 - Közösségi média csoportban
 - Fizetős képzéseken
 - Ingyenes képzéseken
 - Webinárok
 - Szakmai rendezvényeken
 - Egyéb...
10. **Munkahelyét/vállalkozását milyen kategóriába sorolná?**
- Egyéni vállalkozás
 - Mikroállalkozás (1-10 főig)
 - Kisvállalkozás (11-50 főig)
 - Középvállalkozás (51-250 főig)
 - Nagyállalkozás (250 fő felett)
 - Egyéb...
11. **Van kapcsolata az e-kereskedelemmel?**
- Webáruház tulajdonosa vagyok
 - Webáruház menedzsere vagyok
 - Webáruház alkalmazottja vagyok
 - Marketinges szakember vagyok, aki webáruházakat szolgál ki
 - Fejlesztő vagyok, aki webáruházakat szolgál ki
 - Korábban volt webáruházzal kapcsolat, de most nincs
 - Nincsen webáruházzal kapcsolat
 - Egyéb...
-

Teljesítménnyel kapcsolatos elvárások

12. **Úgy találom, hogy a mesterséges intelligencia hasznos a mindennapi munkám során.**
- Teljesen egyetértek
 - Egyetértek
 - Semleges

- Nem értek egyet
 - Egyáltalán nem értek egyet
- 13. A mesterséges intelligencia növeli az esélyemet arra, hogy elérjem a számomra fontos üzleti célokat.**
- Teljesen egyetértek
 - Egyetértek
 - Semleges
 - Nem értek egyet
 - Egyáltalán nem értek egyet
- 14. A mesterséges intelligencia segít gyorsabban elvégezni a feladataimat.**
- Teljesen egyetértek
 - Egyetértek
 - Semleges
 - Nem értek egyet
 - Egyáltalán nem értek egyet
- 15. A mesterséges intelligencia használata növeli a termelékenységemet.**
- Teljesen egyetértek
 - Egyetértek
 - Semleges
 - Nem értek egyet
 - Egyáltalán nem értek egyet
-

A használathoz kapcsolódó erőfeszítések

- 16. Könnyű megtanulni a mesterséges intelligencia használatát.**
- Teljesen egyetértek
 - Egyetértek
 - Semleges
 - Nem értek egyet
 - Egyáltalán nem értek egyet
- 17. Számomra a mesterséges intelligenciával való munka érthető és átlátható.**
- Teljesen egyetértek
 - Egyetértek
 - Semleges
 - Nem értek egyet
 - Egyáltalán nem értek egyet
- 18. Úgy találok, hogy a mesterséges intelligencia könnyen használható.**
- Teljesen egyetértek
 - Egyetértek
 - Semleges
 - Nem értek egyet
 - Egyáltalán nem értek egyet

19. Könnyen fejlesztem a mesterséges intelligencia használatával kapcsolatos képességeimet.

- ☐ Teljesen egyetértek
- ☐ Egyetértek
- ☐ Semleges
- ☐ Nem értek egyet
- ☐ Egyáltalán nem értek egyet

Társadalmi hatás

20. A számomra fontos emberek szerint használnom kellene a mesterséges intelligenciát.

- ☐ Teljesen egyetértek
- ☐ Egyetértek
- ☐ Semleges
- ☐ Nem értek egyet
- ☐ Egyáltalán nem értek egyet

21. Azok szerint, akik hatással vannak a viselkedésemre, használnom kellene a mesterséges intelligenciát.

- ☐ Teljesen egyetértek
- ☐ Egyetértek
- ☐ Semleges
- ☐ Nem értek egyet
- ☐ Egyáltalán nem értek egyet

22. A szakmailag inspiráló emberek szerint használnom kellene a mesterséges intelligenciát.

- ☐ Teljesen egyetértek
- ☐ Egyetértek
- ☐ Semleges
- ☐ Nem értek egyet
- ☐ Egyáltalán nem értek egyet

Támogató feltételek

23. Rendelkezem a mesterséges intelligencia használatához szükséges erőforrásokkal.

- ☐ Teljesen egyetértek
- ☐ Egyetértek
- ☐ Semleges
- ☐ Nem értek egyet
- ☐ Egyáltalán nem értek egyet

24. Rendelkezem a mesterséges intelligencia használatához szükséges tudással.

- ☐ Teljesen egyetértek

- ☐ Egyetértek
 - ☐ Semleges
 - ☐ Nem értek egyet
 - ☐ Egyáltalán nem értek egyet
25. **A mesterséges intelligencia kompatibilis más, általam használt technológiákkal.**
- ☐ Teljesen egyetértek
 - ☐ Egyetértek
 - ☐ Semleges
 - ☐ Nem értek egyet
 - ☐ Egyáltalán nem értek egyet
26. **Ha nehézségem adódna a mesterséges intelligencia használatával, van kitől segítséget kérnem.**
- ☐ Teljesen egyetértek
 - ☐ Egyetértek
 - ☐ Semleges
 - ☐ Nem értek egyet
 - ☐ Egyáltalán nem értek egyet
-

Szórakozás és motiváció

27. **A mesterséges intelligencia használata szórakoztató.**
- ☐ Teljesen egyetértek
 - ☐ Egyetértek
 - ☐ Semleges
 - ☐ Nem értek egyet
 - ☐ Egyáltalán nem értek egyet
28. **A mesterséges intelligencia használata mókás, vicces, bohókás.**
- ☐ Teljesen egyetértek
 - ☐ Egyetértek
 - ☐ Semleges
 - ☐ Nem értek egyet
 - ☐ Egyáltalán nem értek egyet
29. **Élvezetes számomra a mesterséges intelligencia használata.**
- ☐ Teljesen egyetértek
 - ☐ Egyetértek
 - ☐ Semleges
 - ☐ Nem értek egyet
 - ☐ Egyáltalán nem értek egyet
-

Ár-érték arány

30. A mesterséges intelligencia elfogadható áron érhető el.

- ☐ Teljesen egyetértek
- ☐ Egyetértek
- ☐ Semleges
- ☐ Nem értek egyet
- ☐ Egyáltalán nem értek egyet

31. A mesterséges intelligencia szolgáltatások jó ár-érték arányt képviselnek.

- ☐ Teljesen egyetértek
- ☐ Egyetértek
- ☐ Semleges
- ☐ Nem értek egyet
- ☐ Egyáltalán nem értek egyet

32. A mesterséges intelligencia megéri az árát.

- ☐ Teljesen egyetértek
- ☐ Egyetértek
- ☐ Semleges
- ☐ Nem értek egyet
- ☐ Egyáltalán nem értek egyet

Szokás

33. Szokásommá vált a mesterséges intelligencia használata.

- ☐ Teljesen egyetértek
- ☐ Egyetértek
- ☐ Semleges
- ☐ Nem értek egyet
- ☐ Egyáltalán nem értek egyet

34. Muszáj használnom a mesterséges intelligenciát.

- ☐ Teljesen egyetértek
- ☐ Egyetértek
- ☐ Semleges
- ☐ Nem értek egyet
- ☐ Egyáltalán nem értek egyet

35. Függettevé váltam a mesterséges intelligencia használatától.

- ☐ Teljesen egyetértek
- ☐ Egyetértek
- ☐ Semleges
- ☐ Nem értek egyet
- ☐ Egyáltalán nem értek egyet

Viselkedési szándék

36. A jövőben továbbra is tervezem használni a mesterséges intelligenciát.

- ☐ Teljesen egyetértek
- ☐ Egyetértek
- ☐ Semleges
- ☐ Nem értek egyet
- ☐ Egyáltalán nem értek egyet

37. A mindennapi életemben folyamatosan törekedni fogok a mesterséges intelligencia használatára.

- ☐ Teljesen egyetértek
- ☐ Egyetértek
- ☐ Semleges
- ☐ Nem értek egyet
- ☐ Egyáltalán nem értek egyet

38. Terveim szerint a jövőben gyakran fogom használni a mesterséges intelligenciát.

- ☐ Teljesen egyetértek
- ☐ Egyetértek
- ☐ Semleges
- ☐ Nem értek egyet
- ☐ Egyáltalán nem értek egyet

Használat gyakorisága

39. Kérem, adja meg, milyen gyakran használ mesterséges intelligenciát a következő feladatokra:

- ☐ Soha
- ☐ Ritkán (havonta néhány alkalommal)
- ☐ Néha (heti néhány alkalommal)
- ☐ Gyakran (naponta)
- ☐ Nagyon gyakran (naponta többször)

Feladatok:

- ☐ Szöveges tartalomgenerálás
- ☐ Képi tartalomgenerálás
- ☐ Videós tartalomgenerálás
- ☐ Adatelemzés
- ☐ Jelentéskészítés
- ☐ Programozáshoz segítség

Nyílt kérdések

40. **Milyen további tevékenységekre használ még mesterséges intelligenciát?** *(szabad szöveges kitöltés)*
41. **A mesterséges intelligencia e-kereskedelmi felhasználásával kapcsolatosan van bármi, amit szívesen megosztana velem?** *(szabad szöveges kitöltés)*

10. KÖSZÖNETNYILVÁNÍTÁS

Dolgozatomat szeretett Édesapám emlékének ajánlom.