

Generatív mesterséges intelligencia a felsőoktatásban: a hallgatók által észlelt tanulási haszon vizsgálata az országok fejlettségi szintjének tükrében

Módosné Szalai Szilvia^a, Jenei Szonja^a, Bencsik Andrea^b

Széchenyi István Egyetem^a, Wekerle Sándor Nemzetközi Egyetem^b

<https://doi.org/10.15170/MM.2026.60.03.05>

A TANULMÁNY CÉLJA

A tanulmány azt vizsgálja, hogy az országok fejlettségi szintjében mutatkozó különbségek miként befolyásolják a generatív mesterséges intelligencia – különösen a ChatGPT – hallgatói megítélését és tanulási célú használatát a felsőoktatásban. Kiemelt kérdés, hogy a technológia észlelt tanulási haszna hogyan alakul eltérő társadalmi-gazdasági környezetekben, és miként kapcsolódik a digitális egyenlőtlenségek különböző dimenzióihoz.

ALKALMAZOTT MÓDSZERTAN

A kutatás nagymintás nemzetközi adatbázisra épül, amely 11 645 hallgató válaszait tartalmazza 49 országból. Az elemzésben leíró statisztikát, Pearson-korrelációt, lineáris regressziót és klaszterelemzést alkalmaztunk a hallgatói megítélés és a használati mintázatok feltárására. Az eredményeket a digitális egyenlőtlenségek elmélete és a szocio-technikai megközelítés alapján értelmezzük, figyelembe véve az egyéni és strukturális tényezők együttes szerepét.

LEGFONTOSABB EREDMÉNYEK

Egyéni szinten gyenge, országos szinten pedig közepes erősségű, statisztikailag szignifikáns negatív összefüggés mutatkozott a nemzeti fejlettségi szint és a generatív mesterséges intelligencia észlelt tanulási haszna között. Az alacsonyabb fejlettségű országokból származó hallgatók általában kedvezőbben ítélték meg a technológia tanulástámogató szerepét; ez a mintázat összhangban áll annak lehetséges kompenzációs szerepével. A klaszterelemzés három jól elkülöníthető hallgatói csoportot azonosított – techno-optimistákat, szkeptikusokat és mérsékelt pozitívakat –, amelyek az észlelt tanulási hatások szintjében különböztek, megoszlásuk pedig szignifikáns kapcsolatban állt a fejlettségi különbségekkel.

GYAKORLATI JAVASLATOK

Az eredmények arra utalnak, hogy a generatív mesterséges intelligencia felsőoktatásban történő alkalmazása erősen függ az adott környezettől, ezért nem célszerű mindenhol azonos módon kezelni. A fejlettebb országokban a tudatos, átgondolt és pedagógiai alapon megalapozott használat támogatását érdemes előtérbe helyezni, míg a kevésbé fejlett környezetekben a technológia a tanulási lehetőségek bővítését és a hozzáférési különbségek csökkentését segítheti. A tanulmány azzal járul hozzá a generatív mesterséges intelligencia oktatási szerepének értelmezéséhez, hogy rámutat: az érzékelt tanulási előnyök társadalmi-gazdasági környezetenként eltérhetnek, ezért nem tekinthetők általános érvényűnek. A felsőoktatási intézmények számára ennek megfelelően az eltérő igényekhez igazodó, befogadó és a helyi körülményeket figyelembe vevő bevezetési stratégiák kidolgozása javasolt.

Kulcsszavak: generatív mesterséges intelligencia, ChatGPT, felsőoktatás, digitális egyenlőtlenség, nemzeti fejlettség

BEVEZETÉS INTRODUCTION

A generatív mesterséges intelligencia, különösen a nagy nyelvi modellek megjelenése alapvetően átalakítja a tudásmenedzsment gyakorlatát. Az olyan rendszerek, mint a ChatGPT, támogatják az információk megszerzését, rendszerezését és felhasználását, ezáltal javíthatják a szervezeti tanulás és a döntéshozatal hatékonyságát (Raisch & Krakowski, 2021). Alkalmazásuk ugyanakkor kockázatokat is felvet, különösen az információk megbízhatósága, az algoritmikus torzítás és a felhasználói bizalom szempontjából.

A generatív mesterséges intelligencia a felsőoktatásban is egyre meghatározóbb szerepet tölt be, használatát és megítélését pedig a hallgatók társadalmi háttere, valamint az intézményi és nemzeti környezet egyaránt befolyásolja. A fejlettségi különbségek különösen a digitális hozzáférés és a tanulási lehetőségek terén meghatározók (Robinson et al., 2020). A tanulmány célja annak feltárása, hogy a nemzeti fejlettségi szint milyen kapcsolatban áll a generatív mesterséges intelligencia tanulási célú használatával és a hallgatók által észlelt tanulási haszonnal a felsőoktatásban. A kutatás nemzetközi mintán, többváltozós statisztikai módszerek segítségével vizsgálja a hallgatói attitűdöket és használati szokásokat. A ChatGPT felsőoktatási alkalmazásával foglalkozó nemzetközi kutatások többsége elsősorban leíró módon elemzi a hallgatók attitűdjeit és a technológia elfogadását, gyakran egyetlen országra vagy intézményre összpontosítva (Almassaad et al., 2024; Obenza et al., 2024). A globális adatbázisokra épülő vizsgálatok is jellemzően leíró megközelítést alkalmaznak (Ravšelj et al., 2025).

A jelen tanulmány e kutatásokhoz képest az észlelt tanulási hasznot a nemzeti fejlettségi szinttel és a digitális egyenlőtlenségek különböző dimenzióival összefüggésben értelmezi. Újdonsága tehát nem önmagában a ChatGPT használatának vagy elfogadottságának vizsgálatában rejlik. A tanulmány három fő ponton járul hozzá a szakirodalomhoz. Egyrészt egy 49 országot átfogó mintán empirikusan vizsgálja a fejlettségi különbségek és az észlelt tanulási haszon közötti kapcsolatot. Másrészt feltárja, hogy milyen eltérő mintázatok figyelhetők meg a hallgatók által észlelt tanulási hatásokban. Harmadrészt a digitális telítettség és a technológia lehetséges kompenzációs szerepének fogalmára építve olyan értelmezési keretet kínál, amely szerint az észlelt tanulási haszon a társadalmi-gazdasági környezettől függően változhat, ezért nem tekinthető minden környezetben azonosnak vagy általános érvényűnek.

SZAKIRODALMI ÁTTEKINTÉS LITERATURE REVIEW

Elméleti háttér

Theoretical Background

A tanulmány három, egymással összefüggő elméleti megközelítésre épül, amelyek a generatív mesterséges intelligencia felsőoktatási szerepét a technológiai hozzáférés, az intézményi környezet és az egyéni attitűdök összefüggésében értelmezik. Az első a digitális egyenlőtlenségek elmélete, amely szerint a társadalmi-gazdasági háttér nemcsak a technológiához való hozzáférést, hanem annak használati módját és az ebből származó előnyöket is meghatározza, különösen a digitális készségek és a tanulási lehetőségek terén (Robinson et al., 2020; van Deursen et al., 2021). A második a szocio-technikai megközelítés, amely a technológia hatását az intézményi és pedagógiai környezetbe ágyazva értelmezi (Dwivedi et al., 2023). A harmadik perspektíva a generatív mesterséges intelligencia menedzsmentben betöltött és értékteremtő szerepére összpontosít, kiemelve az ember és a technológia együttműködésének jelentőségét (Raisch & Krakowski, 2021).

A vizsgálat ezért együttesen veszi figyelembe az országok fejlettségi szintjében mutatkozó különbségeket, az intézményi feltételeket, valamint a hallgatók attitűdjeit és használati szokásait. A szakirodalom alapján ugyanis a társadalmi-gazdasági környezet nem csupán a technológiához való hozzáférést befolyásolja, hanem azt is, hogy a hallgatók miként értelmezik és milyen módon használják fel a generatív mesterséges intelligencia nyújtotta lehetőségeket.

Fejlettségi különbségek és digitális

egyenlőtlenségek

Developmental Disparities and Digital Inequalities

A digitális egyenlőtlenségek nézőpontjából a generatív mesterséges intelligencia felsőoktatási alkalmazását a hozzáférési feltételek és a tanulási környezet egyaránt alakítják. A tudásmegosztás és a tudásmenedzsment fontos szerepet játszanak az elemző gondolkodás, az önszabályozott tanulás és a problémamegoldó készségek fejlődésében (Lavazza & Farina, 2023; Al-Emran et al., 2025).

A nemzetközi mobilitás és az intézményi együttműködések elősegítik a tudásáramlást, amelyet a generatív mesterséges intelligenciára épülő megoldások tovább erősíthetnek. E technológiák támogatják az információfeldolgozást és az akadémiai szövegalkotást, hatékonyságuk azonban nagymértékben függ a felhasználók digitális kompetenciáitól és az intézményi háttértől (Kovács et al., 2025). A

generatív mesterséges intelligencia hozzájárulhat a tanulmányi teljesítmény és a tanulási motiváció javításához, valamint az önszabályozás és az elemző gondolkodás fejlesztéséhez (Al Issa & Maheshwari, 2026); észlelt hasznosságát ugyanakkor egyéni és intézményi tényezők egyaránt alakítják (Ng & Ho, 2025). A digitális egyenlőtlenségek a generatív mesterséges intelligencia alkalmazásában is megjelennek, és a felsőoktatási rendszerek versenyképességére is hatással lehetnek (Raisch & Krakowski, 2021; Danó & Kovács, 2025).

A generatív mesterséges intelligencia lehetőségei és kihívásai a felsőoktatásban

Opportunities and Challenges of Generative AI in Higher Education

A generatív mesterséges intelligencia oktatási megjelenése nem pusztán technológiai kérdés, hanem társadalmi és intézményi tényezők által alakított folyamat. Alkalmazása szorosan összefügg a felhasználók digitális kompetenciáival, valamint a technológia elfogadását és gyakorlati használatát meghatározó feltételekkel (Zawacki-Richter et al., 2023).

A szakirodalom szerint a generatív mesterséges intelligencia elterjedése egyenlőtlen, és szorosan kapcsolódik a digitális egyenlőtlenségekhez. A hozzáféréseben, az erőforrásokban és a digitális készségekben mutatkozó különbségek meghatározzák, hogy a hallgatók hogyan használják ezeket az eszközöket, és milyen előnyöket vagy nehézségeket tapasztalnak (Wong et al., 2025; Jamal Eddine et al., 2026). A nemzetközi kutatások arra is rámutatnak, hogy az MI-alapú megoldások – különösen a generatív modellek – eltérően hatnak az egyes hallgatói csoportokra, és akár tovább is erősítik a meglévő egyenlőtlenségeket (Zawacki-Richter et al., 2023).

A felsőoktatást szolgáltatásként értelmezve a generatív mesterséges intelligencia a szolgáltatásmínőség és az értékteremtés fontos tényezőjévé válhat. Bár a generatív mesterséges intelligenciára épülő megoldások javíthatják a felhasználói élményt és növelhetik az észlelt értéket, hatásuk nem azonos a különböző felhasználói csoportokban (Rust & Huang, 2021). Megfelelő szabályozási és intézményi háttér hiányában a technológia növelheti a társadalmi és oktatási egyenlőtlenségeket, és új típusú digitális szakadékokat hozhat létre (Jamal Eddine et al., 2026; Wong et al., 2025).

A hazai szakirodalomban is egyre több empirikus kutatás foglalkozik a generatív mesterséges intelligencia felsőoktatási alkalmazásával és hallgatói használatával. Egy nagymintás magyar vizsgálat eredményei szerint a hallgatók túlnyomó többsége már használ MI-alapú eszközöket tanulmányai

során. A használat ugyanakkor néhány eszközre összpontosul, és jelentős különbségek figyelhetők meg a hozzáférési feltételekben, a technológiával kapcsolatos attitűdökben és a használati szokásokban (Rajki et al., 2024). Az MI-írástudás és az önhatékonyság szintje a hallgatók neme, életkora és képzési területe szerint is eltérhet (Fekete, 2025), míg a gazdaságtudományi hallgatók digitális intelligenciájának alakulását a fejlődésorientált gondolkodásmód és a technológiával kapcsolatos attitűdök egyaránt befolyásolják (Bogdány & Obermayer, 2025). A hazai marketing- és menedzsmentkutatások közül több tanulmány vizsgálja a Z generáció mesterséges intelligenciával kapcsolatos elfogadását és fenntartásait (Somosi & Hajdú, 2023; Jäckel & Garai-Fodor, 2024), egy másik kutatás pedig az MI-vel kapcsolatos attitűdök alapján különböző fogyasztói szegmenseket azonosít (Molnár & Horváth, 2026). A jelen tanulmány azzal egészíti ki ezeket az eredményeket, hogy a generatív mesterséges intelligencia tanulást támogató szerepének hallgatói megítélését nem egyetlen ország keretei között vizsgálja, hanem azt eltérő fejlettségi szintű országok nemzetközi összehasonlításában elemzi. Ezáltal a feltárt különbségeket a digitális egyenlőtlenségek strukturális összefüggéseivel kapcsolja.

A generatív mesterséges intelligencia intézményi alkalmazási környezete

Institutional Context of Generative AI Adoption

A generatív mesterséges intelligencia sikeres felsőoktatási integrációja elsősorban az intézményi feltételektől és a szervezeti alkalmazkodás képességétől függ. Ezek az eszközök átalakítják a tudás létrehozásának, megosztásának és hasznosításának módját, ezért az oktatási és szervezeti gyakorlatok megújítását is szükségessé teszik (He et al., 2025).

Az intézményi alkalmazkodás a tantervek átalakításában, az oktatók felkészítésében és a működési irányelvek kialakításában ölt testet. Ezek a változások közvetlenül befolyásolják az értékteremtést és a hallgatói élményt (Rust & Huang, 2021).

Az oktatók digitális felkészültsége meghatározza, hogyan épül be a technológia az oktatási folyamatokba. A magasabb szintű digitális és mesterségesintelligencia-ismeretek elősegíthetik a hallgatói bevonódást és a személyre szabott tanulást, míg a felkészültség hiánya és az egyenlőtlen hozzáférés tovább mélyítheti az intézmények és a hallgatói csoportok közötti különbségeket (Wong et al., 2025).

Az alkalmazás sikerét intézményi, szervezeti és szabályozási tényezők együttesen határozzák meg (Zawacki-Richter et al., 2023; Jamal Eddine et al., 2026).

Az elméleti megközelítések integrálása *Integrating the Theoretical Frameworks*

A tanulmányban bemutatott három megközelítés – a digitális egyenlőtlenségek elmélete (Robinson et al., 2020; van Deursen et al., 2021), a szocio-technikai perspektíva (Dwivedi et al., 2023), valamint a generatív mesterséges intelligencia értékteremtő szerepét hangsúlyozó megközelítés (Raisch & Krakowski, 2021) – egymást kiegészítve segíti annak megértését, hogy a hallgatók milyen előnyöket tulajdonítanak a generatív mesterséges intelligencia használatának. A digitális egyenlőtlenségek elmélete arra világít rá, hogy a társadalmi-gazdasági háttér és a nemzeti fejlettségi szint miként alakítja a technológiához való hozzáférést, valamint annak eredményes használatához szükséges készségek feltételeit. A szocio-technikai megközelítés azt hangsúlyozza, hogy a technológia alkalmazása mindig egy adott intézményi és pedagógiai környezetbe ágyazódik, amely jelentősen befolyásolja a hallgatók használati szokásait. Az értékteremtő megközelítés pedig annak megértését segíti, hogy a technológia használata miként jelenik meg a ChatGPT tanulástámogató szerepének hallgatói megítélésében.

A három megközelítés eltérő, ugyanakkor szorosan összefüggő szintekre irányítja a figyelmet: a társadalmi-gazdasági és technológiai feltételekre, ezek intézményi közvetítésére, valamint a hallgatók egyéni értékelésére. Ezek együttesen olyan értelmezési keretet alkotnak, amelyben a digitális egyenlőtlenségek az intézményi környezeten és a hallgatók használati szokásain keresztül kapcsolódnak a generatív mesterséges intelligencia tanulástámogató szerepének megítéléséhez.

Ebben az összefüggésben három központi fogalom kap kiemelt szerepet. Az első a technológia szükségességének megítélése, amely arra utal, hogy egy eszköz hasznossága nem önmagában értelmezhető, hanem a rendelkezésre álló alternatíváktól és erőforrásoktól is függ. Ahol a hagyományos tanulástámogatási lehetőségek korlátozottabbak, ott ugyanazt a technológiát a hallgatók szükségesebbnek és a tanulás szempontjából értékeesebbnek ítélik meg (Davis, 1989).

Ehhez szorosan kapcsolódik a generatív mesterséges intelligencia lehetséges kompenzációs szerepe. A technológia különösen olyan környezetben járulhat hozzá jelentősebben a tanuláshoz, ahol részben ellensúlyozhatja a strukturális hátrányokat, például az erőforrásokhoz való korlátozott hozzáférést vagy a kevésbé fejlett intézményi támogatást. Több korábbi vizsgálat is arra utal, hogy az információs és kommunikációs technológiák használata elsősorban a kedvezőtlenebb társadalmi-gazdasági helyzetben

lévő tanulók teljesítményét javíthatja (Xiao & Hu, 2019; van de Werfhorst et al., 2022).

Fejlettebb környezetben ezzel szemben a digitális telítettség mérsékelheti a technológia szükségességének és hozzáadott értékének megítélését. Ha a hallgatók számára már számos digitális és hagyományos tanulástámogatási lehetőség áll rendelkezésre, egy újabb technológiai eszköz alkalmazása nem feltétlenül jelent számukra számottevő további előnyt. A technológia egyre intenzívebb használata egy bizonyos szint felett egyre kisebb további előnnyel járhat (Gubbels et al., 2020).

E fogalmak összekapcsolása teremti meg a kutatási modell elméleti alapját. A modell abból indul ki, hogy a generatív mesterséges intelligencia tanulástámogató szerepének hallgatói megítélése nem választható el attól a társadalmi-gazdasági, technológiai és intézményi környezettől, amelyben a hallgatók használják ezeket az eszközöket.

A generatív mesterséges intelligencia felsőoktatási integrációja *Generative AI Integration in Higher Education*

A kutatás célja annak feltárása, hogy a generatív mesterséges intelligencia – különösen a ChatGPT – milyen szerepet tölt be a hallgatók tanulási folyamataiban, és az észlelt tanulási hatások hogyan kapcsolódnak a társadalmi környezethez. A vizsgálat a digitális egyenlőtlenségek elméletére és a szocio-technikai megközelítésre épül; mindkettő szerint a technológia használata szorosan összefügg a társadalmi és intézményi feltételekkel (Sánchez-Prieto et al., 2023; Dwivedi et al., 2023).

KK1: Milyen tanulási és készségfejlesztési előnyöket érzékelnek a hallgatók a ChatGPT alkalmazása során?

A generatív mesterséges intelligencián alapuló megoldások egyre inkább a tanulási folyamat részévé válnak, különösen az információfeldolgozás és az önálló tanulás támogatásában (Ngo et al., 2024).

KK2: Milyen kapcsolat figyelhető meg a hallgatók által észlelt tanulási hatások és az ország fejlettségi szintje (HDI) között?

A digitális egyenlőtlenségek elmélete alapján a nemzeti fejlettségi szint összefügghet a technológiához kapcsolódó előnyök észlelésével (Robinson et al., 2020). A két kutatási kérdés egymásra épül: az első az észlelt tanulási hatások feltárására irányul, a második pedig a hatások és a nemzeti fejlettségi szint közötti összefüggést vizsgálja.

MÓDSZERTAN METHODOLOGY

A kutatás a *Higher Education Students' Early Perceptions of ChatGPT* (Ravšelj et al., 2025) című nemzetközi, nyilvános és anonimizált adatbázisára épül, amelyet a Ljubljani Egyetem CovidSocLab kutatócsoportja gyűjtött 2023 októberé és 2024 februárja között, közel 150 nemzetközi kutató közreműködésével. Az eredeti adatbázis 23 218 hallgató választát tartalmazta 109 országból. Az adatok ellenőrzését követően a mintát 11 645 érvényes, 49 országból származó válasza szűkítettük, azzal a feltétellel, hogy országoként legalább 35 megfigyelés álljon rendelkezésre. A kérdőív 11 szakaszból állt, és a hallgatók ChatGPT-használatának gyakoriságát és céljait, attitűdjeit, valamint oktatási és társadalmi háttérét vizsgálta. Emellett kitért a technológia tanulási hatásainak és etikai megítélésének feltárására is.

Az elemzés célja annak feltárása volt, hogy a hallgatók miként ítélik meg a ChatGPT tanulástámogató hatásait, és ez a megítélés hogyan alakul egyéni, illetve országos szinten. A kérdőív átfogó képet nyújtott a hallgatók használati szokásairól, attitűdjeiről és társadalmi háttéréről. Az adatok elemzéséhez leíró statisztikai módszereket, Pearson-korrelációt, lineáris regressziót és klaszterelemzést alkalmaztunk.

A ChatGPT tanulást támogató hatásait három, a kérdőív tematikus tételblokkjaira épülő skálán vizsgáltuk: akadémiai hatás, fejlődési hatás és készségfejlesztő hatás. A 38 tételen végzett főkomponens-elemzés szintén három komponenset azonosított. A 4. táblázat mind a 38 tétel rotált faktorsúlyát bemutatja, míg az elemzésben használt összesített skálák a kérdőív eredeti tételblokkjainak teljes tartalmára épülnek. Az egyéni tényezők mellett az országok fejlettségi szintjét is figyelembe vettük, amelyet a humán fejlettségi indexszel (Human Development Index, HDI) mértünk (Robinson et al., 2020; Sánchez-Prieto et al., 2023).

Mérési modell Measurement model

A hallgatók három többtételű skálán értékelték, hogy a ChatGPT használata miként támogatja tanulmányaikat: az akadémiai hatást a Q26, a fejlődési hatást a Q27, a készségfejlesztő hatást pedig a Q28–Q29 kérdésblokkok mérték. A 38 tételen végzett feltáró főkomponens-elemzés három komponenset azonosított, ezek tartalmi szerkezete azonban csak részben felelt meg a kérdőív eredeti tematikus blokkjainak. Az akadémiai és a fejlődési hatásra vonatkozó tételek egyetlen komponensbe rendeződtek, míg a készségfejlesztő tételek két külön kompo-

nosra váltak szét: az egyik a kognitív és problémamegoldó, a másik a kommunikációs és digitális készségeket foglalta magában. Az elemzésekben ennek ellenére a kérdőív eredeti, elméletileg meg-alapozott három skáláját alkalmaztuk. Ezt a döntést a skálák kiváló belső konzisztenciája, valamint az empirikusan azonosított komponensekkel mutatott szoros együttjárásuk támasztotta alá. A Cronbach α értéke az akadémiai hatást mérő skála esetében 0,91, a fejlődési hatásnál 0,93, a készségfejlesztő hatásnál pedig 0,94 volt. Mindhárom érték jelentősen meghaladta a belső konzisztencia elfogadhatónak tekintett 0,70-es küszöbértékét.

Statisztikai eljárások Statistical procedures

A változók közötti összefüggések feltárására Pearson-korrelációt és lineáris regressziót alkalmaztunk, különös tekintettel az észlelt tanulási hatások és az országok fejlettségi szintje (HDI) közötti kapcsolatra. A hallgatói mintázatok azonosításához a három dimenzió alapján klaszterelemzést végeztünk. A klaszterezés két lépésből állt: először hierarchikus eljárást (Ward-módszert) alkalmaztunk, majd K-közép-módszerrel finomítottuk a megoldást. A háromklaszteres megoldást módszertani mutatók és értelmezhetőségi szempontok alapján választottuk ki. A klasztereket demográfiai és társadalmi-gazdasági jellemzőik szerint hasonlítottuk össze, továbbá elemeztük a klasztertagság és az országok fejlettségi szintje közötti kapcsolatot.

A HDI az ország fejlettségi szintjét jellemző változó, amelynek értékét minden válaszadóhoz az állampolgársága, vagyis a származási országa alapján rendeltük hozzá. Az adatok így kétszintű szerkezetet alkotnak: a hallgatók egyéni szintű adatai országok szerint csoportosulnak. Mivel a HDI országban belül minden válaszadó esetében azonos, és csak az országok között tér el, a fejlettségi szint és a ChatGPT tanulástámogató hatásainak megítélése közötti kapcsolatot nemcsak egyéni szinten, hanem országsszintű átlagok alapján is megvizsgáltuk. Ez utóbbi elemzés felel meg közvetlenül a HDI mérési szintjének. A vizsgált skálák értékeiben mutatkozó eltérések mintegy 5,5–6,5%-a az országok közötti különbségekre vezethető vissza (osztályon belüli korreláció, ICC = 0,055–0,065). Ez indokolja annak figyelembevételét, hogy az azonos országból származó válaszadók adatai csoportot alkotnak. Az egyéni szinten számított együtthatókat ezért úgy értelmezzük, mint az országok fejlettségi különbségei és az egyéni válaszok között megfigyelhető, tájékoztató jellegű összefüggéseket. Az elemzési mintába azok a válaszadók kerültek be, akik mindhárom vizsgált hatást mérő skála, valamint az alkalmazási intenzitás skálájának valamennyi tételére választ

adtak, és olyan országban tanultak, ahonnan legalább 35 kitöltés érkezett. Az így kialakított minta 11 645 hallgató válaszait tartalmazta 49 országból. A fő elemzéseket ezen a mintán végeztük el, míg a 38 tételes főkomponens-elemzés annak a 11 139 válaszádonak az adataira épült, akik valamennyi vizsgált tételre teljes választ adtak.

A HDI értékét tehát minden válaszadóhoz az állampolgársága szerinti ország alapján rendeltük hozzá. Ez a megoldás a minta túlnyomó többségénél egybeesett a tanulmányok helyével, mivel a válaszadók 93,9%-a abban az országban tanult, amelynek állampolgára volt. Az országszintű elemzéshez ugyanakkor a hallgatókat a tanulmányaik helye szerinti országokba csoportosítottuk, és az így képzett országos átlagokat használtuk fel ($N = 49$ ország). Az eredmények megbízhatóságának ellenőrzése érdekében az elemzéseket úgy is megismételtük, hogy minden válaszadóhoz a tanulmányai helye szerinti ország HDI-értékét rendeltük. Az összefüggések iránya és erőssége lényegében nem változott: a három vizsgált dimenzióban az egyéni korrelációs együtthatók rendre $r = -0,130$, $-0,133$ és $-0,140$, az országos szintű együtthatók pedig $r = -0,47$, $-0,51$ és $-0,47$ voltak.

Hipotézisek

Hypotheses

A hipotéziseket a kutatási kérdésekhez igazodva, a digitális egyenlőtlenségek elméletére és a generatív mesterséges intelligencia oktatási szerepével foglalkozó szakirodalomra támaszkodva fogalmaztuk meg. A vizsgálat arra irányul, hogy a hallgatók miként értékelik a ChatGPT tanulási hatásait, és ezek az észlelt előnyök hogyan függnek össze az állampolgárságuk szerinti ország fejlettségi szintjével (HDI).

Az első kutatási kérdés a ChatGPT használatához kapcsolódó, észlelt tanulási és készségfejlesztési hatásokra irányul. Mivel a kérdés alapvetően leíró jellegű, az elemzés annak vizsgálatára összpontosít, hogy a hallgatói értékelések pozitív irányúak-e. Ennek megfelelően a következő hipotéziseket fogalmaztuk meg.

H1a: A hallgatók kedvezően ítélik meg a ChatGPT tanulmányokat támogató szerepét.

H1b: A hallgatók kedvezően ítélik meg a ChatGPT készségfejlesztést és személyes fejlődést támogató szerepét.

A második kutatási kérdés arra irányul, hogy a ChatGPT tanulástámogató szerepének hallgatói megítélése milyen kapcsolatban áll az országok fejlettségi szintjével. A digitális egyenlőtlenségek elmélete szerint a technológiai lehetőségekhez való hozzáférés és az azokból származó előnyök nem egyenletesen oszlanak meg, hanem szorosan összefüggnek a társadalmi és gazdasági környezettel. Ennek alapján a következő hipotéziseket fogalmaztuk meg.

H2a: A nemzeti fejlettségi szint (HDI) összefügg azzal, hogy a hallgatók miként ítélik meg a generatív mesterséges intelligencia tanulástámogató szerepét.

H2b: A magasabb fejlettségi szintű országokból származó hallgatók kevésbé kedvezően ítélik meg a ChatGPT tanulástámogató szerepét.

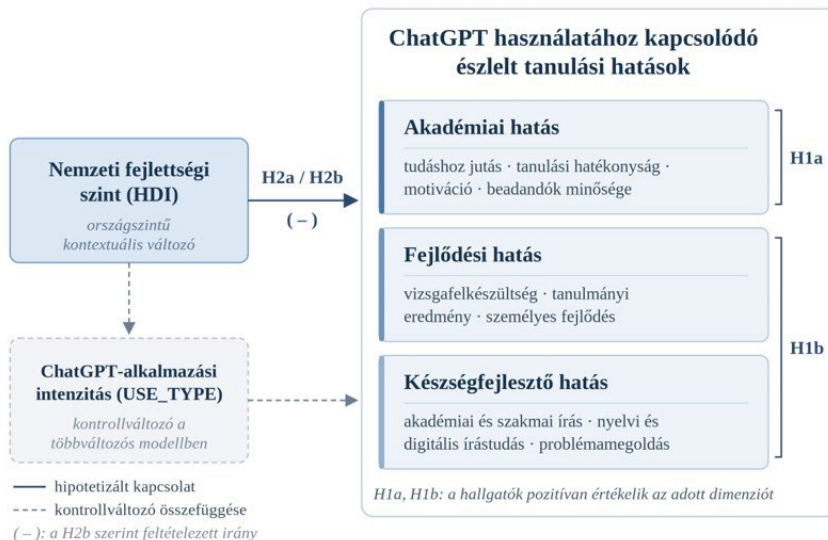
Kutatási modell

Research Model

A tanulmány kutatási modellje a generatív mesterséges intelligencia – különösen a ChatGPT – használatához kapcsolódó, észlelt tanulási hatásokat, valamint ezek és a nemzeti fejlettségi szint közötti összefüggéseket vizsgálja. A modell a digitális egyenlőtlenségek elméletére és a szocio-technikai megközelítésre épül. E megközelítések szerint a technológia alkalmazásának eredményessége szorosan összefügg a társadalmi és intézményi környezettel (Sánchez-Prieto et al., 2023; Ngo et al., 2024).

A kutatás középpontjában a generatív mesterséges intelligencia használatához kapcsolódó, észlelt tanulási hatások állnak, amelyeket három dimenzióban vizsgálunk: akadémiai hatás, fejlődési hatás és készségfejlesztő hatás. E dimenziók azt tükrözik, hogy a hallgatók megítélése szerint a ChatGPT hogyan támogatja tanulási folyamataikat. A modell független változója a nemzeti fejlettségi szint, amelyet a Human Development Index (HDI) mér. A modell célja annak feltárása, hogy a fejlettségi különbségek miként függnek össze a generatív mesterséges intelligencia észlelt tanulási használatával. A kutatási modell szerkezetét az 1. ábra szemlélteti.

1. ábra: Kutatási modell
Figure 1. Research Model



Forrás: saját szerkesztés

EREDMÉNYEK RESULTS

Demográfiai jellemzők *Demographic Characteristics*

A minta többségét nappali tagozatos alapképzésben tanuló hallgatók alkották, enyhe női többséggel. A válaszadók elsősorban társadalomtudományi és alkalmazott tudományi képzési területekről kerültek ki, anyagi helyzetüket pedig többnyire átlagosnak ítélték. (1. táblázat)

1. táblázat: A válaszadók demográfiai jellemzői
Table 1. Demographic Characteristics of Respondents

Változó	Kategória	Százalék (%)
Nem	Férfi	44,88
	Nő	53,90
	Egyéb	0,34
	Nem kívánja megadni	0,88
Hallgatói státusz	Nappali tagozat	86,96
	Levelező tagozat	13,04
Képzési szint	Alapképzés (BA/BSc)	83,92
	Mesterképzés (MA/MSc)	11,95
	Doktori képzés (PhD)	4,13
Fő képzési terület	Bölcsészet- és művészettudományok	12,16
	Társadalomtudományok	40,35
	Alkalmazott tudományok	36,46
	Természettudományok és élettudományok	11,03
Önértékelt anyagi helyzet	Jelentősen átlag alatti	6,35
	Átlag alatti	20,18
	Átlagos	54,93
	Átlag feletti	16,21
	Jelentősen átlag feletti	2,33

Forrás: saját szerkesztés az SPSS-kimenet alapján

A három vizsgált terület átlagértéke egyaránt meghaladta az ötfokú skála középértékét. Az akadémiai támogatás átlagértéke 3,51 (SD = 0,73), a személyes fejlődésé 3,34 (SD = 0,79), a készségfejlesztésé pedig 3,23 (SD = 0,72) volt. A skála középértékéhez (3,0) viszonyított egymintás t-próbák mindhárom területen statisztikailag igazolható pozitív eltérést mutattak ($t(11\ 644) = 74,6; 46,2;$ illetve $34,8;$ mindhárom esetben $p < 0,001$). A különbség nagysága az akadémiai támogatás esetében közepes ($d = 0,69$), a személyes fejlődésé ($d = 0,43$) és a készségfejlesztésé ($d = 0,32$) esetében pedig kicsi-közepes volt. A válaszadók 72,7, 64,0, illetve 61,6%-a adott a skála középértékénél magasabb értéket. Az

eredmények alátámasztják a H1a és H1b hipotéziseket, a mérsékelt hatásméretetek ugyanakkor óvatos értelmezést indokolnak: a hallgatók összességében kedvezően ítélik meg a ChatGPT tanulmányokat, személyes fejlődést és készségfejlesztést támogató szerepét, értékelésük azonban nem tekinthető kiemelkedően magasnak. A HDI mindhárom vizsgált területtel gyenge, de statisztikailag igazolható negatív összefüggést mutatott (2. táblázat), és a ChatGPT alkalmazásának intenzitásával is negatív irányú kapcsolatban állt ($\beta = -0,175; p < 0,001$). Ezzel szemben a gyakoribb használat mindhárom területen egyértelműen kedvezőbb hallgatói megítéléssel járt együtt.

2. táblázat: A HDI és az észlelt tanulási hatások közötti összefüggések
Table 2. Relationships Between HDI and Perceived Learning Effects

Hatás típusa	Korreláció (r)	Regressziós együttható (β , standardizált)	R ²	F	p-érték
Akadémiai hatás	-0,128	-0,128	0,017	195,5	< 0,001
Fejlődési hatás	-0,131	-0,131	0,017	204,4	< 0,001
Készségfejlesztő hatás	-0,140	-0,140	0,020	233,4	< 0,001

Forrás: saját szerkesztés az SPSS-kimenet alapján

Megjegyzés: a 2. táblázat kérváltozós, egy prediktort tartalmazó korrelációs és regressziós eredményeket közöl. A többváltozós modell – amely az alkalmazási intenzitást is figyelembe veszi – standardizált együtthatói a 4. táblázatot követő szakaszban szerepelnek.

Mivel a HDI az országok fejlettségi szintjét jellemző mutató, az összefüggéseket az országok szintjén, az országonként számított átlagok alapján is megvizsgáltuk. Az elemzés 49 ország adataira épült, és minden bevont országból legalább 35 válasz állt rendelkezésre. Országos szinten a negatív összefüggés lényegesen erősebb volt, mint az egyéni adatok alapján. Az akadémiai támogatás megítélése esetében $r = -0,46$ ($R^2 = 0,22$), a személyes fejlődésnél $r = -0,50$ ($R^2 = 0,25$), a készségfejlesztésnél pedig $r = -0,45$ ($R^2 = 0,21$) értéket kaptunk. Az akadémiai támogatás és a személyes fejlődés esetében $p < 0,001$, a készségfejlesztés esetében pedig $p = 0,001$ volt.

Az egyéni szintű elemzések alacsonyabb magyarázóereje ($R^2 = 0,017-0,020$) részben abból fakad, hogy a HDI nem egyéni, hanem országos szintű mutató. Emiatt az egyes hallgatók válaszai közötti különbségeknek csak kis részét képes magyarázni. Az országonként számított átlagok elemzése ugyanakkor azt mutatta, hogy az országok fejlettségi szintje és a ChatGPT tanulást támogató szerepének megítélése között jóval erősebb összefüggés figyelhető meg.

Az ANOVA-elemzés mindhárom vizsgált területen kimutatható különbségeket jelzett a fejlett, a fejlődő és a legkevésbé fejlett országokból származó hallgatók válaszai között. Az akadémiai támogatás esetében $F(2; 11\ 642) = 92,6$, a személyes fejlődésnél $F(2; 11\ 642) = 87,8$, a készségfejlesztésnél pedig $F(2; 11\ 642) = 88,6$ volt; mindhárom esetben $p < 0,001$. A különbségek mértéke ugyanakkor csekélynek bizonyult ($\eta^2 = 0,015-0,016$).

Mindhárom területen a fejlett országokból származó hallgatók adták a legalacsonyabb átlagértékeket (3,42; 3,26; 3,16), a fejlődő országok hallgatóinak értékei ennéل kedvezőbbek voltak (3,54; 3,37; 3,26), a legmagasabb átlagértékek pedig a legkevésbé fejlett országokból származó hallgatóknál jelentek meg (3,78; 3,65; 3,51). Ez a mintázat összhangban áll azzal a lehetséges magyarázattal, hogy a generatív mesterséges intelligencia a kedvezőtlenebb társadalmi-gazdasági környezetekben részben ellensúlyozhatja a korlátozottabb tanulástámogatási lehetőségeket. Az eredmények azonban önmagukban nem bizonyítják, hogy valóban ez a folyamat áll a megfigyelt különbségek hátterében. Hasonló eredményt kaptunk akkor is, amikor az országokat HDI-értékük alapján négy csoportba soroltuk ($F(3; 11\ 641) = 56,1; 47,4$; illetve $67,7$; $p < 0,001$; $\eta^2 = 0,012-0,017$).

Klaszterelemzés és klaszterprofilok *Cluster Analysis and Cluster Profiles*

A klaszterelemzés célja a hallgatók ChatGPT-hez kapcsolódó tapasztalatai alapján elkülönülő csoportok azonosítása volt. A klaszterszám meghatá-

rozásához hierarchikus eljárást (Ward-módszert) alkalmaztunk; az agglomerációs együtthatók a háromklaszteres megoldást támasztották alá. Ezt követően K-közép-módszerrel finomítottuk a megoldást az észlelt hatásokat mérő aggregált változók (Q26–Q29) felhasználásával.

A háromklaszteres megoldást több szempont együttesen támasztja alá. A klaszteren belüli szórás-négyzet-összeg csökkenése – a könyök-kritérium alapján – a harmadik klaszter után jelentősen mérséklődik: a WCSS a $k = 1 \rightarrow 2$ lépésben 50,0%-kal, a $k = 2 \rightarrow 3$ lépésben 31,8%-kal, a $k = 3 \rightarrow 4$ lépésben pedig már csak 20,7%-kal csökken. Ez a háromklaszteres megoldás mellett szól; a szilueett-együttható értéke $k = 3$ esetén megfelelő (0,39; $k = 2$ esetén 0,42, $k = 4$ esetén 0,36). A megoldás emellett rendkívül stabil: a hat különböző véletlen kezdőértékkel futtatott K-közép-elemzések eredményei között nagyon magas volt az egyezés (kiigazított Rand-index = 0,98–1,00). Bár a belső mutatók a kétklaszteres megoldást sem zárják ki, a háromklaszteres változat lényegesen jobban értelmezhető, mert elkülöníti a szkeptikus és a mérsékelt pozitív csoportot, amelyek a kétklaszteres megoldásban összeolvadnának.

A háromklaszteres megoldás jól értelmezhető szinteket mutat:

- 1. klaszter ($N = 4\ 408$): Techno-optimisták – magas értékek minden dimenzióban ($M = 4,15; 4,06; 3,83$).
- 2. klaszter ($N = 1\ 434$): Szkeptikusok – alacsony értékek minden dimenzióban ($M = 2,32; 1,98; 2,11$).
- 3. klaszter ($N = 5\ 803$): Mérsékelt pozitív megítélésű hallgatók – mindhárom területen a skála középtértékét meghaladó, ugyanakkor a teljes minta átlagánál valamivel alacsonyabb értékekkel jellemezhetők ($M = 3,31; 3,13; 3,05$).

A három klaszter mindhárom vizsgált területen egyértelműen elkülönült egymástól. Az akadémiai támogatás esetében $F(2; 11\ 642) = 11\ 390,7$, a személyes fejlődésnél $F(2; 11\ 642) = 14\ 641,0$, a készségfejlesztésnél pedig $F(2; 11\ 642) = 8\ 670,5$ volt; minden esetben $p < 0,001$, a hatásméretük pedig nagyon bizonyultak ($\eta^2 = 0,60-0,72$). A csoportok elsősorban abban különböztek egymástól, hogy mennyire kedvezően ítélték meg a ChatGPT szerepét. Az egyes klasztereken belül a három terület standardizált átlagértékei közel azonosak voltak: a techno-optimistáknál $z = +0,89/+0,91/+0,84$, a szkeptikusoknál $z = -1,63/-1,72/-1,56$, a mérsékelt pozitív megítélésű hallgatóknál pedig $z = -0,27/-0,27/-0,25$.

A klasztertagság több háttérjellemmel is kimutatható összefüggést mutatott, így a nemmel ($\chi^2 = 107,239$; $df = 6$; $p < 0,001$), az életkorral ($F =$

17,860; $p < 0,001$), az anyagi helyzettel ($\chi^2 = 42,874$; $df = 8$; $p < 0,001$), valamint a tanulmányok mellett munkavállalással ($\chi^2 = 22,660$; $df = 4$; $p < 0,001$).

A techno-optimista csoportban nagyobb arányban voltak jelen a férfi hallgatók (50,1%), míg a mérsékeltén pozitív megítélésű és a szkeptikus csoportban a nők aránya volt magasabb (55,5%, illetve 62,8%). A szkeptikus hallgatók átlagosan idősebbek voltak a másik két csoport tagjainál ($M = 23,6$ év), és körükben volt a legmagasabb a tanulmányok mellett dolgozók aránya is (42,3%). A mérsékeltén pozitív megítélésű klaszter tagjai voltak a legfiatalabban ($M = 22,6$ év), és ebben a csoportban dolgoztak a legkevesebben tanulmányaik mellett (36,6%). Az anyagi helyzet szerinti eltérések csekélyek voltak: az átlag feletti anyagi helyzetről beszámoló aránya a techno-optimisták (20,6%) és a szkeptikusok (20,3%) körében valamivel magasabb volt, mint a mérsékeltén pozitív megítélésű csoportban (16,5%). A klasztertagság a származási ország fejlettségi szintjével is összefüggött. A HDI-kvartilisek alapján végzett elemzés eredménye $\chi^2 = 207,841$; $df = 6$; Cramér- $V = 0,094$; $p < 0,001$ volt. Az alacsonyabb fejlettségi szintű országokból származó hallgatók nagyobb arányban tartoztak a techno-optimista klaszterbe. Ez a mintázat összhangban áll a H2a és H2b hipotézisekkel.

3. táblázat: Sajátértékek és a magyarázott variancia mértéke
Table 3. Eigenvalues and Total Explained Variance

Komponens	Sajátérték	Magyarázott variancia (%)	Kumulált variancia (%)
1. komponens – akadémiai és fejlődési hatás	17,48	46,0%	46,0%
2. komponens – kognitív és problémamegoldó készségek	2,60	6,8%	52,8%
3. komponens – kommunikációs és digitális készségek	1,58	4,2%	57,0%

Forrás: saját szerkesztés az SPSS-kimenet alapján

Megjegyzés: a táblázat a rotáltan sajátértékeket és az azokhoz tartozó magyarázott varianciát közli. Varimax-rotáció után a három komponens négyzetes faktorsúly-összege 9,85; 6,28, illetve 5,53, ami a teljes variancia 25,9; 16,5, illetve 14,5%-ának felel meg (kumulálva 56,9%). A komponensek elnevezése a rotált megoldás tartalmi értelmezésén alapul.

A rotált komponensmátrix eredményei (4. táblázat) csak részben felelnek meg az elméleti várakozásoknak. Az első komponens az akadémiai hasznosságot, valamint a személyes és a tanulmányi fejlődést mérő tételeket foglalja magában, vagyis a Q26 és Q27 kérdésblokkok összesen 20 tételét. Faktorsúlyaik 0,56 és 0,72 között alakultak. A második komponenshez elsősorban a kognitív és problémamegoldó készségeket mérő Q29-es tételek, valamint a személyközi kommunikációra vonatkozó Q28f tétel kapcsolódott, 0,45 és 0,76 közötti faktorsúlyokkal. A harmadik komponenst a nyelvi, írásbeli és digitális készségeket mérő további nyolc Q28-as

Faktorstruktúra és a változók szerkezete

Factor Structure and Variable Structure

A változók szerkezetének vizsgálatához a 38 tételre főkomponens-elemzést végeztünk ($n = 11\ 139$ teljes válaszadó). A Kaiser–Meyer–Olkin-mutató a minta kiváló alkalmasságát jelezte ($KMO = 0,98$), a Bartlett-féle szfericitáspróba pedig szignifikáns eredményt adott ($\chi^2(703) = 289\ 561$; $p < 0,001$), ami megerősítette, hogy az adatok alkalmasak a faktoranalízisre. A komponensek számát több szempont együttesen határozta meg: a Kaiser-kritérium öt, a párhuzamos elemzés négy komponenst engedne meg, a lejtődiagram töréspontja és az értelmezhetőség viszont a háromkomponensű megoldást támogatja. A négykomponensű változatban ugyanis a negyedik komponenst egyetlen tartalmi szempont sem köti össze (vegyesen töltönek rá a Q26a, Q26b, Q26c, Q29g, Q29h és Q29i tételek), és mindössze 3,6 százalékponttal növeli a magyarázott varianciát. A Varimax-rotációval végzett, háromkomponensű megoldás a teljes variancia 57,0%-át magyarázza (3. táblázat); a rotáció után a három komponens rendre a variancia 25,9, 16,5 és 14,5%-át köti le.

tétel alkotta; faktorsúlyaik 0,58 és 0,75 között mozogtak. Valamennyi tétel a legmagasabb faktorsúlyal ahhoz a komponenshez kapcsolódott, amelyhez tartalmilag is a leginkább illeszkedett. A személyközi kommunikációt mérő Q28f tétel esetében azonban a két legmagasabb faktorsúly szinte azonos volt: a második komponensen 0,49, a harmadikon pedig 0,48. Több tételnél mérsékelt keresztterhelés is megjelent; ezek közül a legmagasabb értékeket a Q28f (0,48), a Q27g (0,42) és a Q29i (0,40) esetében figyeltük meg. Ez a szerkezet összhangban áll a három vizsgált skála közötti szoros kapcsolattal, mivel korrelációs együtthatóik 0,69 és 0,84 között alakultak.

4. táblázat: Rotált komponensmátrix (Varimax-rotáció)
Table 4. Rotated Component Matrix (Varimax Rotation)

Tétel	1. komponens (akadémiai és fejlődési hatás)	2. komponens (kognitív és problémamegoldó készségek)	3. komponens (kommunikációs és digitális készségek)
Q26a	0,61	0,07	0,28
Q26b	0,66	0,09	0,28
Q26c	0,66	0,14	0,24
Q26d	0,62	0,28	0,19
Q26e	0,71	0,19	0,22
Q26f	0,65	0,33	0,16
Q26g	0,72	0,18	0,19
Q26h	0,60	0,35	0,18
Q26i	0,67	0,15	0,21
Q26j	0,69	0,16	0,30
Q27a	0,69	0,23	0,21
Q27b	0,68	0,24	0,20
Q27c	0,66	0,22	0,20
Q27d	0,60	0,34	0,19
Q27e	0,72	0,27	0,26
Q27f	0,64	0,37	0,25
Q27g	0,59	0,42	0,21
Q27h	0,71	0,30	0,28
Q27i	0,68	0,33	0,26
Q27j	0,56	0,39	0,24
Q28a	0,31	0,17	0,74
Q28b	0,30	0,18	0,75
Q28c	0,21	0,26	0,70
Q28d	0,20	0,33	0,62
Q28e	0,23	0,25	0,69
Q28f	0,24	0,49	0,48
Q28g	0,27	0,34	0,62
Q28h	0,31	0,36	0,60
Q28i	0,29	0,32	0,58
Q29a	0,24	0,58	0,33
Q29b	0,22	0,76	0,20
Q29c	0,27	0,76	0,21
Q29d	0,26	0,75	0,25
Q29e	0,23	0,75	0,19
Q29f	0,21	0,69	0,23
Q29g	0,26	0,63	0,31
Q29h	0,27	0,47	0,34
Q29i	0,28	0,45	0,40

A főkomponens-elemzés során feltárt szerkezet és az elemzésekben alkalmazott három skála nem teljesen fedi egymást. Az akadémiai hasznosságot, valamint a személyes és tanulmányi fejlődést vizsgáló állítások egyetlen komponensbe rendeződtek. A készségek fejlődésére vonatkozó állítások ugyanakkor két külön csoportot alkottak: az egyik a kognitív és problémamegoldó, a másik a kommunikációs és digitális készségeket foglalta magában.

Az elemzésekben ennek ellenére megőriztük a kérdőív eredeti, tartalmilag megalapozott hármas felosztását. Ezt egyrészt az indokolta, hogy mindhárom skála kiváló belső konzisztenciát mutatott ($\alpha = 0,91; 0,93; 0,94$), másrészt pedig az, hogy ez a felosztás illeszkedik a kérdőív eredeti fogalmi szerkezetéhez.

Ez a döntés az eredményeket érdemben nem befolyásolta. Amikor az elemzéseket a főkomponens-elemzés alapján kialakított skálákkal is elvégeztük, a HDI-vel mutatott összefüggések iránya és nagyságrendje lényegében változatlan maradt ($r = -0,136; -0,152$; illetve $-0,103$; a többváltozós modellekben $\beta = -0,052; -0,078$; illetve $-0,032$; minden esetben $p < 0,001$). A főkomponens-elemzés alapján képzett skálák emellett igen szoros kapcsolatot mutattak az elemzésekben alkalmazott eredeti skálákkal ($r = 0,91-0,96$).

Az elemzésekben a ChatGPT tanulástámogató szerepét három területen vizsgáltuk. Az egyes skálák értékét a hozzájuk tartozó kérdőívtevételekre adott válaszok egyszerű számtani átlagának számítottuk ki. Az akadémiai támogatást mérő skála a Q26 kérdésblokk 10 állításából, a személyes és tanulmányi fejlődést mérő skála a Q27 blokk 10 állításából, a készségfejlesztést mérő skála pedig a Q28 és Q29 blokkok összesen 18 állításából állt. A 4. táblázat mind a 38 állítás rotált faktorsúlyát bemutatja. A Cronbach α -értékek ($0,91; 0,93; 0,94$) a teljes kérdésblokkok alapján kialakított skálákra vonatkoznak. Valamennyi állítást ötfokú Likert-skálán értékelték a válaszadók, ahol az 1 az „egyáltalán nem ért egyet”, az 5 pedig a „teljesen egyetért” választ jelentette. A magasabb skálaérték azt jelezte, hogy a hallgató kedvezőbben ítélte meg a ChatGPT adott területen betöltött szerepét. Az összesített skálák értékei szintén 1 és 5 közötti változhattak.

A további elemzésekben azt vizsgáltuk, hogy a HDI és a ChatGPT tanulási célú használatának intenzitása miként függ össze a három terület hallgatói megítélésével. A használat intenzitását jelölő USE_TYPE mutatót a ChatGPT tanulási célú alkalmazásának gyakoriságára vonatkozó 12 állításra (Q18a–l) adott válaszok átlagából képeztük. Ezeket az állításokat szintén ötfokú skálán mérték, a kiala-

kított skála belső konzisztenciája pedig megfelelő volt ($\alpha = 0,87$).

A többváltozós modellekben, a használat intenzitását is figyelembe véve, a HDI mindhárom vizsgált területtel gyenge, de statisztikailag igazolható negatív összefüggést mutatott:

- akadémiai támogatás: $\beta = -0,051$; $p < 0,001$;
- személyes és tanulmányi fejlődés: $\beta = -0,049$; $p < 0,001$;
- készségfejlesztés: $\beta = -0,062$; $p < 0,001$.

Az eredmények arra utalnak, hogy a magasabb fejlettségi szintű országokból származó hallgatók valamivel kevésbé kedvezően ítélték meg a generatív mesterséges intelligencia tanulást támogató szerepét.

Mivel az azonos országból származó hallgatók válaszai nem tekinthetők teljesen függetlennek egymástól, a modelleket országonként csoportosított, robusztus standard hibák alkalmazásával is újraszámoltuk. Az együttthatók nagysága és előjele lényegében változatlan maradt, a HDI-re vonatkozó becslések bizonytalansága azonban nőtt: a standard hibák mintegy 2–2,5-szeresükre emelkedtek. Az összefüggések ennek ellenére mindhárom területen statisztikailag igazolhatók maradtak: az akadémiai támogatás esetében $\beta = -0,051$ ($SE = 0,021$; $p = 0,017$), a személyes és tanulmányi fejlődésnél $\beta = -0,049$ ($SE = 0,019$; $p = 0,009$), a készségfejlesztésnél pedig $\beta = -0,062$ ($SE = 0,020$; $p = 0,002$) voltak.

A használat intenzitására vonatkozó együttthatók a robusztus standard hibák alkalmazása mellett is erősen szignifikánsak maradtak ($p < 0,001$), ahogyan a HDI és a használat intenzitása közötti negatív összefüggés is ($p < 0,001$). Mindez arra utal, hogy a feltárt kapcsolatok nem pusztán abból adódnak, hogy az azonos országból származó válaszadók adatai részben hasonlóak egymáshoz. A hagyományos számítás ugyanakkor a ténylegesnél kisebbnek mutatta a HDI egyéni szintű együttthatóhoz kapcsolódó bizonytalanságot.

A HDI a ChatGPT használatának intenzitásával is negatív összefüggést mutatott (USE_TYPE: $\beta = -0,175$; $p < 0,001$). Ezzel szemben a gyakoribb tanulási célú használat mindhárom vizsgált terület kedvezőbb megítélésével szorosan együtt járt:

- akadémiai támogatás: $\beta = 0,444$; $p < 0,001$;
- személyes és tanulmányi fejlődés: $\beta = 0,471$; $p < 0,001$;
- készségfejlesztés: $\beta = 0,445$; $p < 0,001$.

Az eredmények tehát ellentétes irányú összefüggéseket mutatnak. A magasabb fejlettségi szint gyengén kapcsolódott a ChatGPT tanulástámogató szerepének kedvezőtlenebb megítéléséhez, míg a gyakoribb használat mindhárom területen lényegesen kedvezőbb értékeléssel járt együtt.

EREDMÉNYEK ÉRTELMEZÉSE ÉS MEGVITATÁSA *DISCUSSION AND INTERPRETATION OF RESULTS*

A kutatás célja a ChatGPT használatához kapcsolódó észlelt tanulási haszon és a nemzeti fejlettségi

szint közötti összefüggés feltárása volt. Az eredmények szerint a technológia megítélése összefügg a társadalmi-gazdasági környezettel. Az egyéni szintű kapcsolatok gyengék, míg az országos szintű aggregált elemzés közepes erősségű összefüggéseket jelez. (5. táblázat)

5. táblázat: Hipotézisek összefoglalása
Table 5. Summary of Hypotheses

Hipotézis	Eredmény	Értelmezés	Szakirodalmi kapcsolódás
H1a: A hallgatók pozitívan értékelik a ChatGPT akadémiai hasznosságát.	Igazolva	A hallgatók tanulástámogató eszközként értékelik a ChatGPT-t.	Almassaad et al. (2024)
H1b: A hallgatók pozitívan értékelik a ChatGPT készségfejlesztő és fejlődési hatását.	Igazolva	Kiemelt szerepet tulajdonítanak az önálló tanulás és a problémamegoldás támogatásának.	Obenza et al. (2024)
H2a: A HDI kapcsolatban áll az észlelt tanulási haszonnal.	Igazolva	A társadalmi-gazdasági környezet összefügg a technológia értékelésével.	Kasneci et al. (2023)
H2b: A magasabb HDI alacsonyabb észlelt tanulási haszonnal jár együtt.	Igazolva	A digitális telítettség és a technológia szükségességének eltérő megítélése magyarázhatja az összefüggést.	Tiernan et al. (2023)

Forrás: saját szerkesztés

Az eredmények alapján a hallgatók összességében kedvezően ítélik meg a ChatGPT használatát, különösen az önálló tanulás és a problémamegoldás támogatásában betöltött szerepét (Almassaad et al., 2024). A kutatás egyik legfontosabb eredménye, hogy az országok fejlettségi szintje összefügg a ChatGPT tanulástámogató szerepének hallgatói megítélésével. Az összefüggés erőssége azonban az elemzés szintjétől függött: az egyéni szintű modellekben gyenge, az országoként számított átlagok elemzésében viszont közepes erősségű volt. A magasabb fejlettségi szintű országokból származó hallgatók kevésbé kedvezően ítélték meg a technológia tanulmányokat, személyes fejlődést és készségfejlesztést támogató szerepét, míg az alacsonyabb fejlettségű országokban inkább pozitív értékelések születtek.

Ez a mintázat összhangban áll a megközelítéssel, amely szerint a technológia tanulásban betöltött szerepének megítélése a rendelkezésre álló erőforrásoktól, a felhasználói szükségletektől és a hozzáférési korlátoktól is függhet (Tiernan et al., 2023). Ennek alapján a generatív mesterséges intelligencia lehetséges kompenzációs szerepe, valamint a fejlettebb környezetekre jellemző digitális telítettség egyaránt hozzájárulhat a feltárt összefüggés értelmezéséhez. Ezek azonban lehetséges ma-

gyarázatok, nem pedig a vizsgálat által közvetlenül igazolt folyamatok.

A klaszterelemzés szintén jelentős különbségeket tárt fel a hallgatói csoportok között. A techno-optimista, a szkeptikus és a mérsékelt pozitív megítélésű hallgatók elsősorban abban különböztek egymástól, hogy mennyire kedvezően értékelték a ChatGPT tanulástámogató szerepét. Ez az eredmény összhangban áll azokkal a korábbi megállapításokkal, amelyek szerint a technológia értékteremtő szerepe nagymértékben függ attól a társadalmi, intézményi és szervezeti környezettől, amelyben alkalmazzák (Danó & Kovács, 2025; Raisch & Krakowski, 2021).

Gyakorlati szempontból az eredmények arra utalnak, hogy a generatív mesterséges intelligencia felsőoktatásban történő alkalmazásához nem célszerű minden országban és intézményben azonos megközelítést követni. A fejlettebb országokban elsősorban a technológia tudatos, átgondolt és pedagógiailag megalapozott használatának támogatása kerülhet előtérbe. Az alacsonyabb fejlettségű környezetekben ugyanakkor nagyobb hangsúlyt kaphat a hozzáférés bővítése, valamint a technológia eredményes használatához szükséges alapvető készségek fejlesztése. Az intézményi stratégiák ezért meghatározó szerepet

játszhatnak abban, hogy a generatív mesterséges intelligencia valóban hozzájáruljon a hallgatók tanulási lehetőségeinek bővítéséhez.

Az eredmények a felsőoktatás szolgáltatásközpontú megközelítése alapján is értelmezhetők. Ha a felsőoktatást a hallgatók tanulását és fejlődését támogató szolgáltatásként fogjuk fel, akkor a generatív mesterséges intelligencia szerepének megítélése nem csupán a technológia jellemzőitől függ. Azt is befolyásolja, hogy a hallgatók milyen intézményi környezetben, milyen támogatás mellett és milyen célokra használják ezeket az eszközöket (Rust & Huang, 2021). E megközelítés alapján az országok fejlettségi szintje szerint feltárt különbségek azzal magyarázhatók, hogy az alacsonyabb fejlettségű környezetekben a generatív mesterséges intelligencia nagyobb mértékben egészítheti ki a korlátozottabban rendelkezésre álló oktatási és intézményi erőforrásokat. A fejlettebb környezetekben ezzel szemben, ahol a hagyományos tanulástámogató szolgáltatások szélesebb körben elérhetők, a technológia használata kisebb további előnyt jelenthet a hallgatók számára. Mindez arra utal, hogy a generatív mesterséges intelligencia felsőoktatási alkalmazását nem célszerű pusztán egy új technológia bevezetéseként kezelni. Használatát a tanulástámogató szolgáltatások fejlesztésének és az oktatás minőségi megújításának részeként érdemes megtervezni.

KÖVETKEZTETÉSEK CONCLUSIONS

A tanulmány eredményei azt mutatják, hogy a generatív mesterséges intelligencia tanulástámogató szerepének hallgatói megítélése összefügg a társadalmi-gazdasági környezettel. Ez az összefüggés az egyéni szintű elemzésekben gyengének, az országoként számított átlagok alapján viszont közepes erősségűnek bizonyult. Mindez arra utal, hogy a generatív mesterséges intelligencia felsőoktatási szerepe nem értelmezhető kizárólag oktatástechnológiai kérdésként, hanem szorosan kapcsolódik a tanulási lehetőségekben megjelenő strukturális különbségekhez is. Elméleti szempontból a kutatás azzal járul hozzá a digitális egyenlőtlenségekkel foglalkozó szakirodalomhoz, hogy a technológiához való hozzáférés mellett annak hallgatói megítélésére is ráirányítja a figyelmet. Az eredmények azt mutatják, hogy a generatív mesterséges intelligencia tanulástámogató szerepének megítélése eltérő társadalmi-gazdasági környezetekben különbözőképpen alakulhat. Gyakorlati szempontból mindez arra utal, hogy a technológia felsőoktatási alkalmazását az adott ország és intézmény sajátosságaihoz igazodva, differenciált módon érdemes megtervezni.

A kutatásnak ugyanakkor több korlátja is van. Az adatfelvétel önbevalláson alapult, a vizsgálat keresztmetszeti elrendezést követett, a HDI pedig országos szintű, összetett mutató. A jövőbeli kutatásokban ezért indokolt lehet longitudinális és kvalitatív módszerek alkalmazása. Ezek segítségével pontosabban feltárható lenne, hogy milyen folyamatok alakítják a hallgatók véleményét a ChatGPT tanulástámogató szerepéről, és miért reagálnak eltérően az egyes hallgatói csoportok.

További korlátot jelent a vizsgálatban részt vevő országok kulturális sokfélesége. A Likert-skálán adott válaszokat országonként eltérő válaszadási szokások befolyásolhatják. Egyes kultúrákban például gyakoribb lehet a szélső értékek választása, máshol pedig erősebb lehet az állításokkal való egyetértésre irányuló hajlam. Emiatt az országok közötti különbségek részben a válaszadási szokások eltéréseit, nem pedig kizárólag a hallgatók tényleges véleménykülönbségeit tükrözhetik. A kulturális sokféleség a HDI értelmezését is korlátozza, mivel az azonos fejlettségi szintű országok oktatási rendszere, digitális infrastruktúrája és intézményi környezete jelentősen eltérhet egymástól.

A mintavétel és a mérés szintén korlátozza az eredmények általánosíthatóságát. A minta online és önkéntes kitöltésen alapult, továbbá csak olyan hallgatókat foglalt magában, akik ismerték és használták a ChatGPT-t. Az országok részvétele egyenetlen volt, az országos szintű elemzésbe pedig csak azok az országok kerültek be, amelyekből megfelelő számú válasz állt rendelkezésre. Az egyéni szintű összefüggések magyarázóereje csekély volt, ezért az eredmények elsősorban a feltárt kapcsolatok irányáról adnak tájékoztatást, és csak korlátozottan alkalmasak az egyes hallgatók véleményének előrejelzésére. A vizsgálat emellett kizárólag a ChatGPT-re összpontosított, így a következtetések nem feltétlenül érvényesek más generatív mesterségesintelligencia-alapú alkalmazásokra. Végül figyelembe kell venni, hogy a HDI országos szintű változó, miközben az adatok kétszintű szerkezetet alkotnak: az egyéni válaszadók országok szerint csoportosulnak. A jelen tanulmány az egyéni és az országos szintű összefüggéseket külön-külön vizsgálta. A jövőbeli kutatásokban ezért olyan többszintű modell alkalmazása lehet indokolt, amely egyszerre veszi figyelembe az azonos országon belüli válaszok hasonlóságát, valamint további országos szintű tényezők hatását is. A generatív mesterséges intelligencia felsőoktatási értéke tehát nem önmagában a technológiában rejlik, hanem abban, hogy az intézmények képesek-e azt a hallgatók eltérő helyzetéhez igazodó, a tanulást valóban segítő eszközzé formálni.

HIVATKOZÁSOK REFERENCES:

- Al-Emran, M. et al. (2025). Role of perceived threats and knowledge management in shaping generative AI use in education and its impact on social sustainability. *The International Journal of Management Education*, 23(1), 101105. DOI:10.1016/j.ijme.2024.101105
- Al Issa, H. E. & Maheshwari, G. (2026). Shaping the future of education: a cluster analysis of Generative AI's transformative impact. *Interactive Technology and Smart Education*, 23(1), 113–165. DOI: 10.1108/ITSE-01-2025-0013
- Almassaad, A., Alajlan, H. & Alebaikan, R. (2024). Student perceptions of generative artificial intelligence: Investigating utilization, benefits, and challenges in higher education. *Systems*, 12(10), 385. DOI: 10.3390/systems12100385
- Bogdány, E. & Obermayer, N. (2025). A digitális intelligencia fejlődésorientált szemléletű megközelítése gazdaságtudományi hallgatók szemszögéből. *Marketing & Menedzsment*, 59, 15–28. DOI: 10.15170/MM.2025.59.KSZ.01.02
- Danó, G. & Kovács, S. (2025). A mesterséges intelligencia gyakorlati alkalmazásának lehetőségei a marketingkutatásban. *Marketing & Menedzsment*, 58 (Különszám I. EMOK), 25–34. DOI: 10.15170/MM.2024.58.KSZ.01.03
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340. DOI: 10.2307/249008
- Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K., Baabdullah, A. M., Koohang, A., Raghavan, V., Ahuja, M., Albanna, H., Albashrawi, M. A., Alalwan, A. A. & Wright, R. (2023). So what if ChatGPT wrote it? Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 71, 102642. DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642
- Fekete, I. (2025). Egyéni különbségek egyetemi hallgatók mesterségesintelligencia-használatában: Attitűdök, önhatékonyság és demográfiai tényezők vizsgálata. *Magyar Pedagógia*, 125(1), 45–63. DOI: 10.14232/mped.2025.1.45
- Gubbels, J., Swart, N. M. & Groen, M. A. (2020). Everything in moderation: ICT and reading performance of Dutch 15-year-olds. *Large-scale Assessments in Education*, 8(1), 1. DOI: 10.1186/s40536-020-0079-0
- He, A. J., Zhang, Z., Anand, P. & McMinn, S. (2025). Embracing generative artificial intelligence tools in higher education: A survey study at the Hong Kong University of Science and Technology. *Journal of Asian Public Policy*, 18(2), 352–376. DOI: 10.1080/17516234.2024.2447195
- Jäckel, K. & Garai-Fodor, M. (2024). Mesterséges intelligencia alkalmazása a felsőoktatásban tanuló Z generációs hallgatók szemszögéből. In: Varga, J., Csiszárík-Kocsir, Á. & Garai-Fodor, M. (szerk.), *Vállalkozásfejlesztés a XXI. században*, I. kötet (pp. 225–237), Óbudai Egyetem Keleti Károly Gazdasági Kar, Budapest.
- Jamal Eddine, R., Gide, E. & Al-Sabbagh, A. (2026). Systematised evidence mapping of generative artificial intelligence (GenAI) and digital divide phenomena in higher education. *Discover Computing*. DOI: 10.1007/s10791-026-10044-w
- Kasneci, E. et al. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences*, 103, 102274. DOI: 10.1016/j.lindif.2023.102274
- Kovács, A., Vég, M. & Szabó, I. (2025). Nyílt innováció és mesterséges intelligencia: az új innovációmenedzsment dimenziói. *Marketing & Menedzsment*, 59(I. Gaál Zoltán Konferencia Különszám), 52–61. DOI: 10.15170/MM.2025.59.KSZ.01.05
- Lavazza, A. & Farina, M. (2023). Infosphere, datification, and decision-making processes in the AI era. *Topoi*, 42(3), 843–856. DOI: 10.1007/s11245-023-09919-0
- Molnár, L. & Horváth, K. (2026). Fogyasztói szegmensek a mesterséges intelligenciával kapcsolatos attitűd alapján. *Marketing & Menedzsment*, 60(2), 16–33. DOI: 10.15170/MM.2026.60.02.02
- Ng, S.-L. & Ho, C.-C. (2025). Generative AI in education: Mapping the research landscape through bibliometric analysis. *Information*, 16(8), 657. DOI: 10.3390/info16080657
- Ngo, T. T. A., Tran, T. T., An, G. K. & Nguyen, P. T. (2024). ChatGPT for educational purposes: Investigating the impact of knowledge management factors on student satisfaction and continuous usage. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 17, 1341–1352. DOI: 10.1109/TLT.2024.3383773
- Obenza, B. et al. (2024). The nexus between cognitive absorption and AI literacy of college students as moderated by sex. *American Journal of Smart Technology and Solutions*, 3(1), 32–39. DOI: 10.54536/ajsts.v3i1.2603
- Raisch, S. & Krakowski, S. (2021). Artificial intelligence and management: The automation–aug-

- mentation paradox. *Academy of Management Review*, 46(1), 192–210. DOI: 10.5465/amr.2018.0072
- Rajki, Z., T. Nagy, J. & Dringó-Horváth, I. (2024). A mesterséges intelligencia a felsőoktatásban: hallgatói hozzáférés, attitűd és felhasználási gyakorlat. *Iskolakultúra*, 34(7), 3–22. DOI: 10.14232/iskkult.2024.7.3
- Ravšelj, D. et al. (2025). Higher education students' perceptions of ChatGPT: A global study of early reactions. *PLoS ONE*, 20(2), e0315011. DOI: 10.1371/journal.pone.0315011
- Robinson, L. et al. (2020). Digital inequalities 2.0: Legacy inequalities in the information age. *Information, Communication & Society*, 23(3), 301–318. DOI: 10.1080/1369118X.2019.1676598
- Rust, R. T. & Huang, M.-H. (2021). The AI revolution in service. *Journal of Service Research*, 24(1), 3–18. DOI: 10.1177/1094670520920356
- Sánchez-Prieto, J. C., Huang, F., Olmos-Migueláñez, S., García-Peñalvo, F. J. & Teo, T. (2023). Exploring the digital divide in higher education: A systematic review. *Computers & Education*, 191, 104650. DOI: 10.1016/j.compedu.2022.104650
- Somosi, Z. & Hajdú, N. (2023). Mesterséges intelligencia etikai dilemmái: ellenszenv felmérés és következmények. *Marketing & Menedzsment*, 57(Különszám EMOK 3), 65–74. DOI: 10.15170/MM.2023.57.KSZ.03.07
- Tiernan, P., Costello, E., Donlon, E., Parysz, M. & Scriney, M. (2023). Information and media literacy in the age of AI: Options for the future. *Education Sciences*, 13(9), 906. DOI: 10.3390/educsci13090906
- van Deursen, A. J. A. M., Helsper, E. J. & Eynon, R. (2021). Development and validation of the Internet Skills Scale. *Information, Communication & Society*, 24(3), 357–375. DOI: 10.1080/1369118X.2019.1679053
- van de Werfhorst, H. G., Kessenich, E. & Geven, S. (2022). The digital divide in online education: Inequality in digital readiness of students and schools. *Computers and Education Open*, 3, 100100. DOI: 10.1016/j.cao.2022.100100
- Wong, W., Aristidou, A. & Scheuermann, K. (2025). Generative AI and equity in education: Emerging perspectives. *Data & Policy*, 7, e11. DOI: 10.1017/dap.2025.11
- Xiao, Y. & Hu, J. (2019). The moderation examination of ICT use on the association between Chinese mainland students' socioeconomic status and reading achievement. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 14(15), 107–120. DOI: 10.3991/ijet.v14i15.10494
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M. & Gouverneur, F. (2023). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1), 39. DOI: 10.1186/s41239-023-00392-8

Módosné Szalai Szilvia, adjunktus
modosne.szalai.szilvia.valeria@sze.hu

Jenei Szonja, adjunktus
jenei.szonja@sze.hu

*Széchenyi István Egyetem Kautz Gyula Gazdaság-
tudományi Kar*

Bencsik Andrea, egyetemi tanár
bencsik.andrea@yahoo.com

*Wekerle Sándor Nemzetközi Egyetem Alkalmazott
Üzleti Tudományok Tanszék*

Generative Artificial Intelligence in Higher Education: Examining Students' Perceived Learning Benefits in Relation to National Development

THE AIM OF THE PAPER

This study examines how differences in national development shape higher education students' perceptions and learning-related use of generative artificial intelligence, particularly ChatGPT. It focuses on how the perceived learning benefits of the technology vary across socioeconomic contexts and how these differences relate to the various dimensions of digital inequality.

METHODOLOGY

The study draws on a large international dataset comprising responses from 11,645 students in 49 countries. Descriptive statistics, Pearson correlation analysis, linear regression, and cluster analysis were used to examine students' perceptions and patterns of use. The findings are interpreted through the theoretical perspectives of digital inequality and socio-technical systems, with particular attention to the combined influence of individual and structural factors.

MOST IMPORTANT RESULTS

A statistically significant negative association was found between national development and the perceived learning benefits of generative artificial intelligence. The association was weak at the individual level and moderate at the country level. Students from less developed countries generally viewed the technology's role in supporting learning more positively, a pattern that is consistent with its potential compensatory role. The cluster analysis identified three clearly distinguishable groups of students: techno-optimists, skeptics, and moderately positive students. These groups differed in the extent to which they perceived positive learning-related effects, and their distribution was significantly associated with differences in national development.

RECOMMENDATIONS

The findings indicate that the use of generative artificial intelligence in higher education is strongly shaped by its context and should therefore not be approached in the same way in all settings. In more developed countries, greater emphasis should be placed on encouraging purposeful, carefully considered, and pedagogically grounded use. In less developed settings, the technology may help expand learning opportunities and reduce disparities in access. The study contributes to the understanding of the educational role of generative artificial intelligence by showing that its perceived learning benefits vary across socioeconomic contexts and therefore cannot be assumed to be universal. Higher education institutions should accordingly develop inclusive implementation strategies that respond to different needs and take local conditions into account.

Keywords: generative artificial intelligence, ChatGPT, higher education, digital inequality, national development