

PRIHVAĆANJE UMJETNE INTELIGENCIJE U SREDNJOŠKOLSKOM I VISOKOM OBRAZOVANJU

Radić, Kristijan

Master's thesis / Diplomski rad

2024

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **University of Split, Faculty of economics Split / Sveučilište u Splitu, Ekonomski fakultet**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://um.nsk.hr/um:nbn:hr:124:037454>

Rights / Prava: [In copyright](#)/[Zaštićeno autorskim pravom.](#)

Download date / Datum preuzimanja: **2025-03-03**

Repository / Repozitorij:

[REFST - Repository of Economics faculty in Split](#)



SVEUČILIŠTE U SPLITU
EKONOMSKI FAKULTET

DIPLOMSKI RAD

**PRIHVAĆANJE UMJETNE INTELIGENCIJE U SREDNJOŠKOLSKOM I VISOKOM
OBRAZOVANJU**

Mentor:

doc. dr. sc. Tea Šestanović

Student:

Kristijan Radić, univ. bacc. oec.

Split, srpanj 2024.

IZJAVA OAKADEMSKOJČESTITOSTI

Ja, KRISTIJAN RADIĆ,
(ime i prezime)

izjavljujem svojom potpisom potvrđujem da je navedeni rad isključivo rezultat mog vlastitog rada koji se temelji na mojim istraživanjima i oslanja na objavljenu literaturu, što pokazuju korištene bilješke i bibliografija. Izjavljujem da niti jedan dio navedenog rada nije napisan na nedozvoljeni način te da nijedan dio rada ne krši autorska prava. Izjavljujem, također, da nijedan dio rada nije korišten za bilo koji drugi rad pri bilo kojoj drugoj visokoškolskoj, znanstvenoj ili obrazovnoj ustanovi.

Split, 18.7.2024 godine

Vlastoručni potpis: Kristijan Radić

SADRŽAJ

1. UVOD	4
1.1. Problem i predmet istraživanja	4
1.2. Cilj istraživanja	7
1.3. Istraživačke hipoteze.....	8
1.4. Metode istraživanja	9
1.5. Doprinos rada	10
1.6. Struktura rada	10
2. UMJETNA INTELIGENCIJA	11
2.1. Povijesni razvoj umjetne inteligencije	11
2.2. Pojmovno određenje	12
3. PRIMJENA UMJETNE INTELIGENCIJE U OBRAZOVANJU	14
3.1. Načini korištenja umjetne inteligencije u obrazovanju	14
3.2. Prednosti i nedostaci korištenja umjetne inteligencije u obrazovanju	14
3.3. Etički aspekti korištenja umjetne inteligencije u obrazovanju.....	15
3.4. Modeli prihvaćanja i korištenja tehnologije.....	17
3.4.1. TAM.....	17
3.4.2. UTAUT	18
3.4.3. UTAUT2	19
3.4.4. STD	20
3.4.5. sRAM	20
4. EMPIRIJSKO ISTRAŽIVANJE	21
4.1. Metodologija istraživanja	21
4.2. Analiza podataka i interpretacija rezultata	21
4.3. Testiranje hipoteza.....	32
4 ZAKLJUČAK	60
SAŽETAK	62
SUMMARY	62
LITERATURA	63
Popis tablica	66
Popis slika.....	67
Popis grafikona	67
PRILOG 1 - Anketni upitnik	68

1. UVOD

U posljednjem desetljeću, tehnološki napredak značajno je promijenio društvo, a umjetna inteligencija (engl. artificial intelligence - AI) posebno se ističe kao ključni čimbenik te promjene i razvoja. Važnost umjetne inteligencije proizlazi iz njene svestranosti kao i njenog doprinosa raznim područjima, a posebice razvoju automatizacije zadataka, napretku u zdravstvu, autonomne vožnje, kibernetičke sigurnosti, e-trgovine, predviđanja vremena, razvoju virtualnih pomoćnika i chatbotova¹ te mnogih drugih. U skladu s tim, umjetna inteligencija nije samo oblikovala, već je i revolucionirala funkcioniranje društva pa samim time i obrazovnog sektora. Drugim riječima, AI donijela je niz inovacija koje su korjenito promijenile način učenja, podučavanja te općenito upravljanja obrazovnim sustavima.

1.1. Problem i predmet istraživanja

U današnjem digitalnom dobu, studenti se suočavaju s izazovom održavanja koraka sa svojim akademskim obvezama i razvojem. S pandemijom COVID-19, koja je uzrokovala prelazak na online nastavu i udaljenost među studentima, tehnologija je postala neizbježan alat za pružanje podrške u učenju i ostalim potrebama. Prema istraživanjima, tijekom pandemije, gotovo 91% studenata prešli su na online nastavu i uloga akademskih savjetnika nikad nije bila značajnija (Liu i Ammigan, 2022). Bilquise et. al. (2023) navode da akademsko savjetovanje ima značajnu ulogu u postignuću studenata u njihovom školovanju te da akademski uspjeh studenata ovisi o kvaliteti savjetovanja koje dobivaju. Također, postaje sve važnije uključiti sve studente u proces savjetovanja kako bi se osigurala podržavajuća atmosfera za sve, a ne samo za one koji traže aktivnu pomoć. Samim time, tehnologija se smatra korisnim alatom za poticanje aktivnog savjetovanja i stalnog angažmana. Integracija tehnologije temeljene na umjetnoj inteligenciji, poput chatbotova, u proces savjetovanja može značajno poboljšati iskustvo studenata. Primjerice, studenti mogu koristiti chatbotove za savjetovanje kako bi dobili informacije o predmetima, vidjeli mišljenja starijih studenata i razmotrili moguće ishode odabira predmeta. Odnosno, chatbotovi imaju kapacitet pružanja potpore i savjetovanja na razini koja je usporediva s ljudskim savjetnicima. Međutim, unatoč svemu navedenom, njihova primjena u akademskom savjetovanju još je uvijek ograničena. Moran (2024) navodi da 60% ispitanika smatra da ljudi mogu razumjeti njihove potrebe bolje od chatbota te ipak više preferiraju

¹ Chatbot je računalni program koji simulira razgovor s ljudskim korisnikom putem konverzijskog sučelja, koristeći tekstualne ili glasovne poruke. Chatbotovi mogu olakšati korisnicima pronalazak informacija odmah odgovarajući na pitanja i zahtjeve - putem tekstualnog unosa, audio unosa ili oboje - bez potrebe za ljudskim intervencijama ili ručnim istraživanjem (IBM; 2024).

ljudsku interakciju. Chatbotovi poput ChatGPT-a predstavljaju velike izazove za akademsku zajednicu. Iako neki akademici prihvaćaju razvoj chatbotova u obrazovanju, drugi se protive njihovoj upotrebi zbog straha da bi mogao olakšati varanje ili ugroziti akademsku čestitost. Zbog toga proizlazi potreba za preoblikovanjem kurikuluma u visokom obrazovanju kako bi se omogućilo kritičko razmišljanje, etički pristup korištenja umjetne inteligencije u obrazovanju, razvila kreativnost te razvijanje rješenja koja su prilagođena budućnosti, pripremajući studente za rad u profesionalnom okruženju koje je oblikovano pod utjecajem umjetne inteligencije (Strzelecki, 2023).

Zadnjih godina, mnoga istraživanja istražuju kako umjetna inteligencija (AI) utječe na obrazovanje, istražujući kako pozitivne, tako i negativne aspekte njenog utjecaja. U nastavku su navedeni neki od ključnih nalaza iz tih istraživanja.

Nguyen (2023) provodi istraživanje utjecaja umjetne inteligencije, posebno ChatGPT-a, na vijetnamski obrazovni sustav te dolazi do zaključka da AI ima potencijal donijeti značajne pozitivne promjene u obrazovanju. AI može poboljšati nastavu i učenje, potaknuti inovacije te može doprinijeti razvoju kreativne i tehnološki pismene radne snage u Vijetnamu. Međutim, autor navodi da je pažljivo razmatranje etičkih i kulturnih čimbenika ključno za integriranje AI-a u obrazovni sustav.

Forero et. al. (2023) ističe da ChatGPT može poslužiti kao vrijedan resurs za odgovaranje na upite, razjašnjavanje nejasnoća i pružanje relevantnih primjera. Čak 60 % ispitanika navodi da im je ChatGPT pomogao u dubljem razumijevanju materijala. Međutim, ChatGPT može imati potencijalne nedostatke. Skoro 30% ispitanika je navelo da korištenjem ChatGPT manje razmišljaju kritički i neovisno. Također, rezultati ovog istraživanja impliciraju da bi profesori trebali biti oprezniji pri integriranju ChatGPT-a ili sličnih alata u obrazovni sustav. Oni trebaju osigurati da se korištenje takvih alata odvija promišljeno i analitički te da se ne percipira kao zamjena za profesore.

Iako postoje brojna istraživanja koja se bave utjecajem umjetne inteligencije na obrazovanje, a koja u suštini koriste eksperiment kao metodologiju (Yilmaz i Yilmaz, 2023; Malinka et. al., 2023; Forero i Herrera-Suarez, 2023), u ovom radu će se pokušati istražiti faktori koji utječu na prihvaćanje korištenja ChatGPT-a u visokom i srednjoškolskom obrazovanju.

Naime, kako bi razumjeli ponašanje korisnika prema usvajanju inovativne tehnologije, razvile su se različite bihevioralne teorije odlučivanja i namjere. Istraživanja o informacijskim sustavima najčešće koriste model prihvaćanja tehnologije (engl. technology acceptance model - TAM) (Davis et al., 1989) kako bi se istražili čimbenici koji utječu na prihvaćanje određene tehnologije.

Taj teorijski model sugerira da će percipirana lakoća korištenja, percipirana korisnost, stav o korištenju i namjera ponašanja predvidjeti stvarnu upotrebu tehnologije. Dodatno, TAM je svojedobno preformuliran i nadograđen u jedinstvenu teoriju prihvaćanja i korištenja tehnologije (engl. unified theory of the

acceptance and use of technology - UTAUT) (Viswanath et. al., 2003). U ovom radu se međutim polazi od UTAUT2 modela koji uključuje i osobnu inovativnost kako bi se istražila namjera korištenja ChatGPT-a u visokom i srednjoškolskom obrazovanju. Ovaj rad se naslanja na istraživanje autora Strzelecki (2023) koji je istraživao namjeru prihvaćanja ChatGPT-a u visokom obrazovanju u Poljskoj pri čemu je korištena je UTAUT2 skala za procjenu. U istraživanju se potvrđuje da su tri dijela UTAUT2 modela „Očekivanje performansi“, „Navika“ i „Hedonistička motivacija“ pozitivno povezani s „Namjerom za ponašanje“. Također, istraživanje potvrđuje snažnu povezanost između „Očekivanja performansi“ i „Navika“. Unutar okvira ChatGPT-a, platforme za razgovor koju pokreće AI, studenti pokazuju visoku razinu zadovoljstva u prihvaćanju nove tehnologije, a učestalost njihove upotrebe doprinosi razvoju rutinskih radnji. „Navika“ je pokazala značajan pozitivan utjecaj na „Namjeru za ponašanje“ u većini UTAUT2-ovih studija u visokom obrazovanju. U istraživanju setakođer pokazuje da „Očekivanje performansi“ ima značajan utjecaj na „Namjeru za ponašanje“. Studenti s visokim „Očekivanjem performansi“ skloniji su prihvatiti inovativne tehnologije poput ChatGPT-a. S obzirom na prikazane rezultate, ovo istraživanje daje značajan doprinos razumijevanju kako studenti percipiraju i prihvaćaju korištenje ChatGPT-a u visokoškolskom obrazovanju. Studija istraživača Bilquise et al. (2023) istražuje čimbenike koji utječu na namjeru ponašanja sveučilišnih studenata u usvajanju akademskog savjetovanja putem chata. Njihovo istraživanje se temelji na konceptualnom modelu izvedenom iz nekoliko tradicionalnih modela prihvaćanja tehnologije, TAM-a, UTAUT-a, modela prihvaćanja robotskih usluga (engl. service robot acceptance model - sRAM) te intrinzične motivacije modela samoodređenja (engl. self determination theory - SDT). Rezultati su pokazali da funkcionalni elementi, poput percipirane jednostavnosti korištenja i društvenog utjecaja značajno utječu na namjeru ponašanja prihvaćanja chatbota za savjetovanje. Međutim, percipirana korisnost, autonomija i povjerenje nisu pokazali značajne dokaze o utjecaju na prihvaćanje chatbota za savjetovanje. Ovo istraživanje pruža preporuke obrazovnim institucijama za učinkovitu implementaciju chatbotova prilikom akademskog savjetovanja.

Almaiah et al. (2019) razvili su novi istraživački model koji integrira sedam vanjskih faktora dobivenih analizom literature s UTAUT modelom. Cilj ovog modela je istražiti ulogu različitih vanjskih faktora u promicanju prihvaćanja i korištenja mobilnog učenja među studentima. Njihovi rezultati ukazuju na to da su vanjski faktori poput kvalitete informacija, povjerenja i tehnološkog samopouzdanja bili najznačajniji čimbenici u prihvaćanju sustava mobilnog učenja. Također, istraživanje potvrđuje da svjesnost, dostupnost resursa i kompatibilnost sustava imaju značajan utjecaj na prihvaćanje mobilnog učenja među studentima.

Nadalje, rezultati pokazuju da očekivanje performansi, očekivanje napora i olakšavajući uvjeti doprinose usvajanju sustava mobilnog učenja među studentima u skladu s UTAUT modelom. Unatoč tome, društveni utjecaj nije pokazao značajnu važnost. Također, dokazano je da percepcija sigurnosti značajno utječe na povećanje povjerenja studenata, što povećava prihvaćanje sustava mobilnog učenja. Ovi rezultati pružaju korisne smjernice visokoobrazovnim institucijama kako bi poboljšale prihvaćanje mobilnih tehnologija u procesu učenja i nastavi.

Istraživanje Jakkaew i Hemrungrote (2017) fokusira se na analizu faktora koji utječu na implementaciju Google Classrooma na Sveučilištu Mae Fah Luang, Chiang Rai, Tajland. Koristeći UTAUT2 model, istražili su sedam konstrukata kako bi razumjeli razloge prihvaćanja Google Classrooma. Ti konstrukti uključuju očekivanje performansi, očekivanje napora, društveni utjecaj, olakšavajuće uvjete, hedonsku motivaciju, vrijednost cijene i naviku. Analiza je pokazala da su svi navedeni konstrukti imali značajan utjecaj na namjeru studenata da koriste Google Classroom. Iako je Google Classroom prepoznat kao korisna i jednostavna platforma, većina studenata nije iskoristila sve njene značajke u punom kapacitetu. Iz rezultata proizlazi važnost razumijevanja faktora poput očekivanja performansi, društvenog utjecaja i navike na prihvaćanje i korištenje tehnoloških alata poput Google Classrooma. Ključno je educirati studente o mogućnostima i prednostima ovakvih platformi kako bi se maksimalno iskoristile u nastavnom procesu. Iz svega navedenog proizlazi problem istraživanja, a to je istražiti faktore koji utječu na prihvaćanje umjetne inteligencije, a posebice ChatGPT-a u visokom i srednjoškolskom obrazovanju.

1.2. Cilj istraživanja

Temeljni cilj ovog diplomskog rada je utvrditi utjecaj umjetne inteligencije na srednjoškolsko i visoko obrazovanje. Pomoćni ciljevi koji se, također, žele postići pisanjem ovog rada su:

- istražiti teorijski koncept umjetne inteligencije, s posebnim osvrtom na ChatGPT
- identificirati potencijalne prednosti koje umjetna inteligencija donosi obrazovanju
- identificirati potencijalne izazove koje umjetna inteligencija donosi obrazovanju
- empirijski istražiti stavove studenata vezane uz (ne) korištenje ChatGPT - a i drugih digitalnih pomoćnika
- empirijski istražiti faktore koji utječu na prihvaćanje umjetne inteligencije, a posebice ChatGPT-a u visokom i srednjoškolskom obrazovanju.
- usporediti rezultate predloženog modela na srednjoškolskom i visokoškolskom obrazovanju.

1.3. Istraživačke hipoteze

S obzirom na ranije predstavljeni problem, predmet i ciljeve istraživanja, postavljene su sljedeće hipoteze:

H1. „Očekivane performanse“, „Očekivani napor“, „Društveni utjecaj“, „Olakšavajući uvjeti“, „Hedonistička motivacija“, „Cijena“, „Navika“ i „Osobna inovativnost“ imaju izravan pozitivan utjecaj na namjeru korištenja ChatGPT-a u obrazovanju kod učenika i studenata.

Ova hipoteza sugerira da će ako studenti očekuju bolje rezultate ili veću efikasnost imati i veću namjeru korištenja ChatGPT-a. Osim toga, lakoća korištenja ChatGPT-a će utjecati na veću namjeru korištenja istog. Mišljenje kolega i roditelja, tj. društveni utjecaj, će imati pozitivan utjecaj na namjeru korištenja ChatGPT-a. Razina dostupnosti alata umjetne inteligencije kao te niža cijena će imati pozitivan utjecaj na namjeru korištenja ChatGPT-a. Osim toga, zadovoljstvo korištenja ChatGPT-a te osobna inovativnost imat će pozitivan utjecaj na namjeru korištenja ChatGPT-a.

H2. „Olakšavajući uvjeti“, „Navika“ i „Namjera korištenja“ imaju pozitivan utjecaj na korištenje ChatGPT-a u obrazovanju kod učenika i studenata.

Hipoteza 2 predlaže da će učestalost korištenja ChatGPT-a ovisiti o lakoći korištenja, navici i samoj namjeri korištenja ChatGPT-a.

H3. Namjera korištenja kao i korištenje ChatGPT-a u obrazovanju se razlikuje s obzirom na demografske karakteristike korisnika.

Ova hipoteza sugerira da će različite demografske karakteristike korisnika ChatGPT-a koje uključuju spol, dob, mjesto stanovanja, vrsta škole/fakulteta, prosječna ocjena i sl. utjecati na različitu namjeru korištenja i samo korištenje ChatGPT-a.

H4. Namjera korištenja kao i korištenje ChatGPT-a u obrazovanju se razlikuje između visokoškolskog i srednjoškolskog obrazovanja.

Posljednja hipoteza sugerira da će namjera korištenja ChatGPT-a kao i samo korištenje ChatGPT-a se razlikovati između korisnika u visokoškolskom i srednjoškolskom obrazovanju.

1.4. Metode istraživanja

Diplomski rad podijeljen je na dvije glavne cjeline, odnosno na teorijski i empirijski dio. Teorijski dio usredotočen je na pregled relevantne literature iz različitih izvora poput knjiga, znanstvenih članaka te stručnih radova i priručnika navedenih u bibliografiji. Empirijski dio obuhvaća analizu podataka dobivenih iz provedene strukturirane internetske ankete.

Prilikom izrade teorijskog dijela rada, koristile su se sljedeće istraživačke metode (Zelenika; 2000):

- Metoda klasifikacije, koja se smatra jednom od najstarijih i najjednostavnijih istraživačkih metoda, označava postupak podjele i klasifikacije općeg pojma na specifične dijelove
- Deskriptivna metoda, koristi se za detaljno opisivanje predmeta, činjenica i procesa koji se nalaze u okruženju. Ova metoda omogućuje temeljit prikaz karakteristika istraživog fenomena ili situacije, pružajući bogate informacije koje mogu biti korisne za daljnje istraživanje ili analizu.
- Metoda indukcije i dedukcije, metoda indukcije koristi se za sustavno primjenjivanje induktivnog načina zaključivanja, pri čemu se na temelju analize pojedinačnih ili specifičnih činjenica izvodi zaključak. S druge strane, metoda dedukcije podrazumijeva dosljednu primjenu deduktivnog načina zaključivanja, pri kojem se iz općih stavova izvode specifični zaključci, te se iz jedne ili višetvrdnji izvodi nova tvrdnja koja proizlazi iz prethodnih.
- Metoda komparacije, proces uspoređivanja istih ili sličnih činjenica, pojava ili predmeta radi identifikacije njihovih zajedničkih obilježja i razlika.

Prilikom pisanja drugog dijela rada, empirijskog dijela, koristit će se metoda internetskog anketiranja kojom se nastoje prikupiti informacije, podatci, uvjerenja vezana uz temu istraživanja. Nakon završetka prikupljanja podataka, isti će biti obrađeni i analizirani korištenjem statističkog programa SPSS. Koristit će se metode deskriptivne statistike, tabelarno i grafičko prikazivanje. U svrhu potvrđivanja ili opovrgavanja postavljenih hipoteza koristit će se različiti parametrijski i neparametrijski testovi kao što su t-test, ANOVA, Mann-Whiney U test, Kruskall-Wallis test te hi-kvadrat test. Osim toga, koristit će se rezultati korelacijske i regresijske analize kao i faktorske analize.

1.5. Doprinos rada

U kontekstu istraživanja, doprinos se ogleda u usporedbi percepcija i upotrebe ChatGPT-a između srednjoškolaca i studenata u Republici Hrvatskoj (RH), kao i u razmatranju primjene ove tehnologije u oba obrazovna sektora. Primarna svrha istraživanja je razumijevanje kako srednjoškolci i studenti u RH percipiraju ChatGPT u kontekstu njihovog obrazovanja te kako ga koriste ili namjeravaju koristiti u svojim svakodnevnim aktivnostima. Usporedba između srednje škole i visokog obrazovanja omogućuje identifikaciju potencijalnih razlika u percepcijama, navikama i namjerama u korištenju tehnologije između ove dvije skupine. Osim toga, ovo istraživanje nastoji analizirati i specifične primjene ChatGPT-a u obrazovnom sustavu RH. To uključuje razmatranje kako se ChatGPT koristi u nastavi, podršci u učenju, komunikaciji s nastavnicima ili kao alat za poboljšanje produktivnosti i učinkovitosti učenja. Identificiranje prednosti, izazova i potencijalnih smjernica za primjenu ChatGPT-a u oba obrazovna sektora u RH može pružiti korisne uvide za buduće strategije u integraciji AI tehnologija u obrazovni sustav zemlje.

1.6. Struktura rada

Diplomski rad na temu „Prihvaćanje *umjetne inteligencije u srednjoškolskom i visokom obrazovanju*“ sadrži pet međusobno povezanih poglavlja, koja su, u nastavku, ukratko pojašnjena.

Prvo poglavlje, odnosno uvodni dio, utvrđuje problem i predmet rada. Također, objašnjeni su ciljevi istraživanja kao i postavljene hipoteze. Opisuje se metodologija istraživanja koja je primijenjena i ističe se očekivani doprinos rada. U završetku uvodnog dijela, prikazan je okvirni sadržaj diplomskog rada.

Drugo poglavlje, Umjetna inteligencija, prikazuje povijesni razvoj umjetne inteligencije te definira sam pojam umjetne inteligencije.

Treće poglavlje, Primjena umjetne inteligencije u obrazovanju, detaljno analizira različite načine korištenja umjetne inteligencije u obrazovanju. Također, istražuje modele prihvaćanja i korištenja tehnologije, poput TAM, UTAUT, SRAM i STD, te analizira prednosti i nedostatke korištenja umjetne inteligencije u obrazovanju. Poglavlje se također bavi etičkim aspektima primjene umjetne inteligencije u obrazovanju te razmatra budućnost korištenja ove tehnologije u obrazovanju.

Četvrto poglavlje, Empirijsko istraživanje, opisuje metodologiju istraživanja koja je korištena kako bi se istražile postavljene hipoteze. Nakon toga slijedi analiza prikupljenih podataka i interpretacija rezultata, te testiranje postavljenih hipoteza.

Konačno, u zaključku se sumiraju glavni nalazi istraživanja i daje se sinteza ključnih spoznaja. Također, ističu se implikacije rezultata za praksu i daljnja istraživanja. Na kraju rada nalaze se sažetak i literatura korištena u istraživanju.

2. UMJETNA INTELIGENCIJA

Umjetna inteligencija (AI) postala je neizbježan dio svakodnevnog života, pružajući olakšanje i rješenja za brojne izazove s kojim se susrećemo. U nastavku prikazat će se ključni trenutci u povijesti razvoja AI-a i definirati sam pojam.

2.1. Povijesni razvoj umjetne inteligencije

Početak umjetne inteligencije seže u 1950-u godinu, kada je Alan Turing proveo Turingov test kako bi vidio može li računalo razmišljati poput čovjeka. Ovaj test sastojao se od računala, ljudskog ispitivača i ljudskog ispitanika, gdje ispitivač postavlja pitanja računalu i ljudskom ispitaniku, a zatim na temelju odgovora mora pogoditi koje je računalo (Copeland, 2023).

Nadalje, 1955. godine trojica istraživača, Allen Newell, Cliff Shaw i Herbert A. Simon, osmislili su računalni program Logic Theorist, kojemu je cilj oponašanje ljudskih vještina prilikom rješavanja problema. Mnogi smatraju da je ovo prvi program napravljen unutar područja umjetne inteligencije. Međutim, tek je 1956. godine, John McCarthy upotrijebio riječ umjetna inteligencija tijekom konferencije na kampusu Dartmouth Collegea, na kojoj je sudjelovalo mnogo vodećih istraživača. Ovaj događaj označio je početak aktivnih istraživanja u području AI, iako nisu uspjeli potpuno se složiti o standardnim metodama za to. Tijekom sljedećih desetljeća, započeo je ubrzani razvoj AI, kao na primjer ELIZA, izumljena od strane Josepha Weizenbauma, odnosno chatbota koji je sposoban voditi razgovor s ljudima. Tijekom 1970-ih pojavili su se ekspertni sustavi, koji se na primjer koriste za provjeru gramatike. U 1990-ima do 2000-ih umjetna inteligencija zaista je procvjetala i ostvarila svoje ciljeve. Značajan događaj dogodio se 1997. godine kada je šahovski prvak Gary Kasparov izgubio partiju šaha od računalnog programa nazvanog IBM Deep Blue. Tijekom 2010-ih ostvareno je mnogo važnih postignuća. Na primjer, osobni asistent Siri koji je razvila tvrtka Apple za svoje uređaje, kao i Tesla koja je kreirala svoj autopilot temeljen na AI. Danas se svakodnevno objavljuju stotine novih alata temeljenih na umjetnoj inteligenciji, razvijenih za obavljanje različitih zadataka. Najnoviji ogromni razvoji AI-a su chatbotovi ChatGPT razvijen od strane OpenAI-a, program za prevođenje DeepL i Bard razvijen od strane Google-a (Anyoha, 2017; Mueller i Massaron, 2018).

2.2. Pojmovno određenje

Definicija riječi "inteligencija" potječe iz latinskog "intellegentia" što označava razboritost, razum i vještinu (Hrvatska enciklopedija, 2024). Ona se može opisati kroz različite aktivnosti kao što su:

- Sposobnost učenja novih informacija - sposobnost upijanja i asimilacije novih znanja i vještina.
- Sposobnost manipuliranja informacijama na različite načine - kreativno korištenje informacija kako bi se riješili problemi ili postigli ciljevi.
- Razumijevanje i provjera valjanosti manipuliranih informacija - sposobnost razumijevanja informacija te procjena njihove pouzdanosti i točnosti.
- Uvid u odnose između podataka - sposobnost prepoznavanja i analiziranja veza između različitih informacija ili činjenica.
- Razmatranje značenja - sposobnost promišljanja dubljih implikacija informacija ili situacija.
- Sposobnost razlikovanja činjenica od uvjerenja - sposobnost prepoznavanja objektivnih činjenica od subjektivnih stavova ili uvjerenja.

Ove aktivnosti zajedno tvore koncept inteligencije koji može biti prisutan u različitim kontekstima i manifestirati se na različite načine kod ljudi i kod tehnoloških sustava poput umjetne inteligencije. Na temelju definicije inteligencije, može se zaključiti da je umjetna inteligencija zapravo pokušaj repliciranja sposobnosti ljudske inteligencije stvorena na umjetan način. Umjetna inteligencija se razvija kako bi imitirala procese učenja, zaključivanja i donošenja odluka koje su karakteristične za ljudski um. Iako umjetna inteligencija ne posjeduje svu složenost i dubinu ljudske inteligencije, njezin je cilj pružiti funkcionalnost koja olakšava rješavanje problema ili izvršavanje zadataka na način sličan ljudskom razmišljanju.

Definiranje umjetne inteligencije nije jednostavno, zapravo, ne postoji općenito prihvaćena definicija koncepta. Prema najširoj definiciji (Sheikh et al., 2023), AI se odnosi na korištenje algoritama². Međutim, ako bi se AI definirao samo kao korištenje algoritama, to bi uključivalo i mnoge druge aktivnosti, kao što su i izračuni džepnog kalkulatora ili čak upute u kuharicama. Najstroža definicija glasi da AI označava računalnu imitaciju inteligencija koja je svojstvena ljudima (IBM, 2024). Brojni autori ističu da mnoge trenutačne aplikacije umjetne inteligencije još uvijek predstavljaju relativno jednostavne primjene i stoga nisu pravi oblici umjetne inteligencije.

Prema definiciji Europske komisije (2018) AI se odnosi na sustave koje su dizajnirali ljudi koji, s obzirom na složeni cilj, djeluju u fizičkom ili digitalnom svijetu opažajući svoje okruženje, tumačeći prikupljene

² Pojam algoritam odnosi se na specifične upute za rješavanje problema ili izvođenja izračuna.

strukturirane ili nestrukturirane podatke, razmišljajući o znanju proizašlom iz tih podataka i odlučujući o najboljim akcijama koje treba poduzeti (prema unaprijed definiranim parametrima) za postizanje zadanog cilja. Navedena definicija je dovoljno stroga da razlikuje AI od algoritama i digitalne tehnologije općenito, dok istovremeno ostavlja otvoren prostor za buduće razvoje.

3. PRIMJENA UMJETNE INTELIGENCIJE U OBRAZOVANJU

S obzirom na to da je umjetna inteligencija danas toliko raširena, sasvim je normalno da se pojavljuje u različitim područjima, uključujući i obrazovanje. Ona može imati ogromne prednosti i riješiti neke od najvećih izazova koji postoje u obrazovanju, ali naravno postoje i rizici, o čemu se detaljnije raspravlja u nastavku. Postoje miješane reakcije na korištenje AI-a u obrazovanju: neki su uzbuđeni zbog mogućnosti koje donosi, dok su drugi zabrinuti zbog mogućih rizika.

3.1. Načini korištenja umjetne inteligencije u obrazovanju

Umjetna inteligencija (AI) u obrazovanju izazvala je značajan interes zbog potencijalnog obogaćivanja iskustva učenja kod učenika. Pružanjem brzih i personaliziranih odgovora, AI može zadovoljiti individualne potrebe učenika, ponuditi trenutne povratne informacije i olakšati razumijevanje složenih pojmova. Na taj način aktivno potiče sudjelovanje učenika i njihov napredak prilagođavajući se njihovom tempu učenja i nudeći kontinuiranu podršku u procesu stjecanja znanja.

3.2. Prednosti i nedostaci korištenja umjetne inteligencije u obrazovanju

Korištenje umjetne inteligencije u obrazovanju može imati neke jasne prednosti mijenjanjem načina na koji učenici uče i učitelji podučavaju. Neosporno je da ima i svojih nedostataka i rizika koji dolaze s njim. Istraživači Villarreal et al. (2023) proveli su polustrukturirani intervju s ChatGPT-om kako bi se dokumentirala stajališta chatbota o izazovima i prednostima integracije umjetne inteligencije u visoko obrazovanje. Prema navedenom istraživanju, postoji sedam glavnih prednosti, gdje pet ima snažan naglasak na studentima, dok se druge dvije usredotočuju na nastavno osoblje i istraživače.

Prvo, ChatGPT vidi sebe kao alat koji može pružiti „*personalizirane povratne informacije, objašnjenja i preporuke temeljene na individualnim upitima studenata*“, čime promiče samostalno učenje. Ovo se ponavlja i u literaturi, jer istraživanja sugeriraju da ChatGPT može pružiti personalizirane povratne informacije o esejima i postati sustav za poduku potičući kritičko razmišljanje i debate među studentima. Slično tome, ChatGPT sugerira da „*može poslužiti kao vrijedan dodatni resurs uz tradicionalne nastavne materijale*“ kako bi se ojačalo učenje i potaknulo neovisno istraživanje. U skladu s tim, literatura tvrdi da ChatGPT može biti korišten kao dodatni alat za generiranje odgovora na pitanja temeljena na teoriji i generiranje početnih ideja za eseje. Još jedna prilika uključuje ulogu koju ChatGPT može imati u poboljšanju jezičnih i komunikacijskih vještina, budući da može „*simulirati razmjenu razgovora, pružiti*

korekciju jezika te ponuditi pomoć u rječniku i gramatici". Ova značajka ChatGPT-a može imati pozitivan učinak na širenje sudjelovanja u visokom obrazovanju uklanjanjem prepreka s kojima se neki studenti suočavaju. Na primjer, Lim et al. (2023) sugeriraju da jezične vještine uređivanja i prevođenja ChatGPT-a mogu pridonijeti povećanoj jednakosti u obrazovanju djelomičnim izjednačavanjem uvjeta za studente koji ne govore engleski kao materinski jezik. Također, moglo bi ukloniti neke prepreke za studente koji pate od poteškoća poput disleksije, budući da može podržavati parafraziranje teksta koji je slobodan od gramatičkih ili pravopisnih pogrešaka uz ispravne upute. Još jedna prilika koju je spomenuo ChatGPT odnosi se na poboljšanje dostupnosti pružanjem *"non-stop podrške studentima"*. Ova sposobnost mogla bi biti posebno vrijedna za studente na daljinu ili međunarodne studente u različitim vremenskim zonama. Ovaj potencijalni benefit ChatGPT-a čini se manje istraženim i dokumentiranim u postojećoj literaturi. Posljednja korist za studente odnosi se na ideju da *"Uključivanje ChatGPT-a u nastavni plan može predstaviti inovativna i interaktivna iskustva učenja"*. Iako literatura prepoznaje potencijal ChatGPT-a i sličnih velikih jezičnih modela za poboljšanje digitalnih ekosustava za obrazovanje, ovo još nije temeljito dokumentirano.

ChatGPT je spomenuo dvije prilike koje se fokusiraju na nastavno i istraživačko osoblje. Prvo, sugerira da *„može pomagati instruktorima i asistentima u nastavi rješavanjem rutinskih upita, pružajući brze reference ili nudeći smjernice o često postavljenim pitanjima"*. U tom smislu, literatura sugerira da ChatGPT također može biti vrijedan alat za nastavno osoblje jer može pomoći u izradi nastavnih planova za određene tečajeve, razvijanju prilagođenih resursa, generiranju ciljeva tečaja, ishoda učenja i kriterija ocjenjivanja. Na kraju, ChatGPT sugerira da *„može podržati istraživačke napore pomažući u pregledima literature, analizi podataka i generiranju hipoteza"*. Literatura podržava ovaj stav priznavajući da ChatGPT može podržati proces pisanja istraživanja, poboljšati suradnju, olakšati koordinirane napore i doprinijeti kvalitetnijim istraživačkim rezultatima. Međutim, ključna briga ostaje u vezi s gubitkom ljudskog potencijala i autonomije u istraživačkom procesu. Autori pozivaju na mjere kako bi se osiguralo da ljudska kreativnost, originalnost, obrazovanje, obuka i interakcije ostanu ključne za provođenje istraživanja. U skladu s tim, autori tvrde da ChatGPT i drugi *chatbotovi* ne bi trebali zamijeniti ključnu ulogu ljudskog istraživača. Umjesto toga, trebali bi preuzeti ulogu "istraživačkog asistenta" koji zahtijeva stalni i bliski nadzor.

3.3. Etički aspekti korištenja umjetne inteligencije u obrazovanju

Prilikom korištenja umjetne inteligencije u obrazovanju, potrebno je uzeti u obzir i etičke aspekte. Neki od

potencijalnih rizika korištenja AI navedeni su u nastavku (Nilsone, 2023).

Privatnost je možda najveći etički problem kod umjetne inteligencije. Kršenja privatnosti obično se događaju kada je previše osobnih informacija izloženo online. Iako postoje zakoni i standardi koji štite te osobne informacije, ljudi su i dalje zabrinuti zbog tehnoloških tvrtki koje se oslanjaju na AI. Kako bi se riješile te brige, AI sustavi traže dopuštenje za pristup osobnim informacijama. Problem je u tome što mnogi ljudi daju pristup svojim osobnim informacijama ne znajući ili ne shvaćajući koliko podataka dijele s AI sustavom. Ako se od studenta zahtijeva korištenje AI sustava u njihovom obrazovanju, to ih ostavlja bez druge mogućnosti osim da pristanu na pristup AI sustavu njihovim osobnim informacijama.

Nadzor je još jedan etički problem. To znači da sustav može pratiti radnje i preference korisnika te na temelju toga predviđati buduće radnje i izbore korisnika. Može biti korisno pratiti aktivnosti učenika i osigurati da se ništa opasno ne događa poput *cyberbullyinga*, ali to utječe na privatnost učenika. Nadzor učenika online može ih učiniti nesigurnima, izazvati strah od izražavanja mišljenja i smanjiti njihovo sudjelovanje u aktivnostima. Predviđanje budućih radnji i izbora korisnika također je povezano s pitanjima autonomije. To znači da učenik ili učitelj imaju manje slobode u donošenju vlastitih izbora, što može ugroziti njihovu autonomiju. Rizik je također da predviđanja mogu sadržavati postojeće pristranosti i predrasude koje korisnik ima.

Dodatno, pristranost i diskriminacija također su dio rizika. Sustavi umjetne inteligencije mogu sadržavati pristranosti i diskriminaciju u svojim modelima strojnog učenja. Spolna pristranost je jedan od najprepoznatljivijih problema koji se mogu pojaviti pri korištenju AI prevoditelja između dva jezika gdje je jedan jezik više specifičan za spol od drugog. Može se dogoditi da, primjerice, „ona je liječnica“ bude prevedena kao „on je liječnik“ na drugom jeziku. Također, rasna pristranost je mogući rizik. Ako AI sustav koristi podatke koji imaju pristranost ili diskriminaciju, to može dovesti do toga da AI bude pristran i donosi loše odluke na temelju tih podataka.

Kada se koristi alat umjetne inteligencije, postoji i potencijalni rizik da informacije ne budu pouzdane. Na primjer, kada koristimo ChatGPT, dobivamo informacije od chatbota, ali ne znamo koje su izvore koristili, jesu li informacije pouzdane i ažurirane, ili sadrže li neku vrstu pristranosti. To bi mogao biti veliki problem ako učenik ili učitelj koriste i uče lažne informacije. Potencijalni rizik nastaje i ako učitelj koristi umjetnu inteligenciju za generiranje nastavnog materijala bez obavljanja bilo kakvih provjera kvalitete. Materijal bi mogao biti netočan ili neetičan. Obrazovna institucija trebala bi imati smjernice za nastavnike o ovom pitanju i možda pratiti jesu li smjernice u skladu.

Još jedno etičko pitanje je kako umjetna inteligencija može utjecati na buduće poslove učenika, studenata ili na poslove učitelja. Umjetna inteligencija može obavljati mnoge zadatke koje ljudi trenutno obavljaju

ručno, a neki od njih čak i bolje obavlja AI. To postavlja pitanje hoćemo li se oslanjati na AI dovoljno i početi mu vjerovati da obavlja te poslove.

3.4. Modeli prihvaćanja i korištenja tehnologije

3.4.1. TAM

Model prihvaćanja tehnologije (TAM), predložen od strane Davisa (1989), predstavlja okvir za procjenu usvajanja tehnologije u organizacijskom kontekstu. U razvoj modela krenuo je sa dva osnovna cilja, a to su:

1. poboljšati razumijevanje procesa korisničkog prihvaćanja i pružiti teorijski uvid u procese uspješnog dizajna i implementacije računalnih sustava
2. pružiti teorijski temelj za testiranje korisničkog prihvaćanja sustava kako bi se omogućilo testiranje sustava prije same implementacije.

Konceptualni model temelji se na pretpostavci da će karakteristike određenog sustava utjecati na motivaciju za njegovu upotrebu, što će na kraju dovesti do njegove stvarne primjene. Predloženi model prihvaćanja tehnologije prikazan je na Slici 1 (Davis, 1985), s strelicama koje predstavljaju uzročno-posljedične veze.

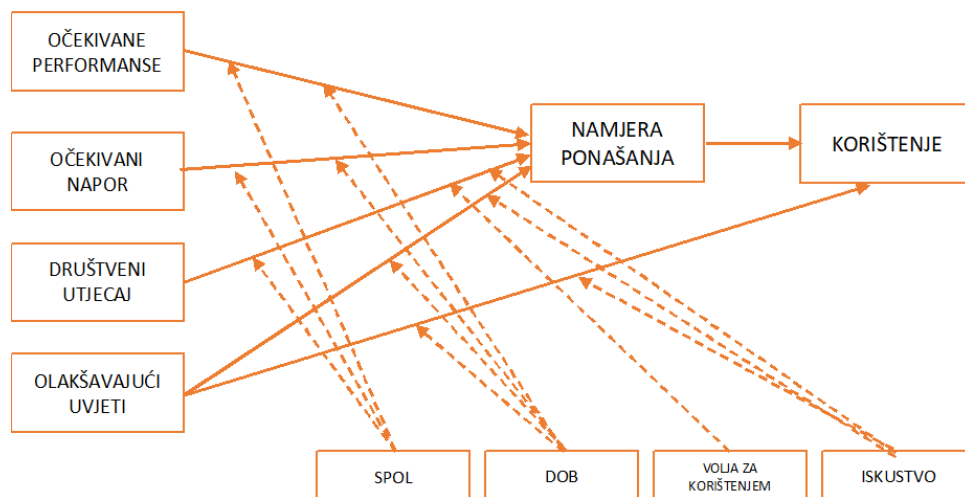


Slika 1. TAM

Prema modelu, pretpostavlja se da će ukupni stav potencijalnog korisnika prema korištenju određenog sustava biti glavni čimbenik u odluci hoće li korisnik zapravo koristiti sustav ili ne. Stav prema korištenju, pak, ovisi o dva glavna uvjerenja: percipiranoj korisnosti i percipiranoj lakoći korištenja. Percipirana lakoća korištenja ima uzročni učinak na percipiranu korisnost. Dizajnerske značajke izravno utječu na percipiranu korisnost i percipiranu lakoću korištenja.

3.4.2. UTAUT

Unificirana teorija prihvaćanja i upotrebe tehnologije (UTAUT) predstavlja jednu od najistaknutijih teorija koje se koriste za objašnjavanje i predviđanje prihvaćanja tehnologije. Pomoću ovog modela mogu se objasniti namjere korisnika za upotrebu novog sustava i za praćenje ponašanja tijekom njihove upotrebe. UTAUT je konstruiran integriranjem i sintetiziranjem osam postojećih modela prihvaćanja informacijske tehnologije. Model uključuje konstrukte "Očekivane performanse", "Društveni utjecaj", "Očekivani napor" i "Olakšavajući uvjeti". Ovi konstrukti utječu na " Namjeru ponašanja" korisnika, odnosno na njihovu volju ili namjeru da zapravo koriste tehnologiju. Dodatno, individualne razlike poput dobi, spola, volje za korištenjem i iskustva smatraju se moderatorima četiri konstrukta u UTAUT modelu (Venkatesh et. al., 2003). Slika 2 prikazuje navedeni model.



Slika 2. UTAUT

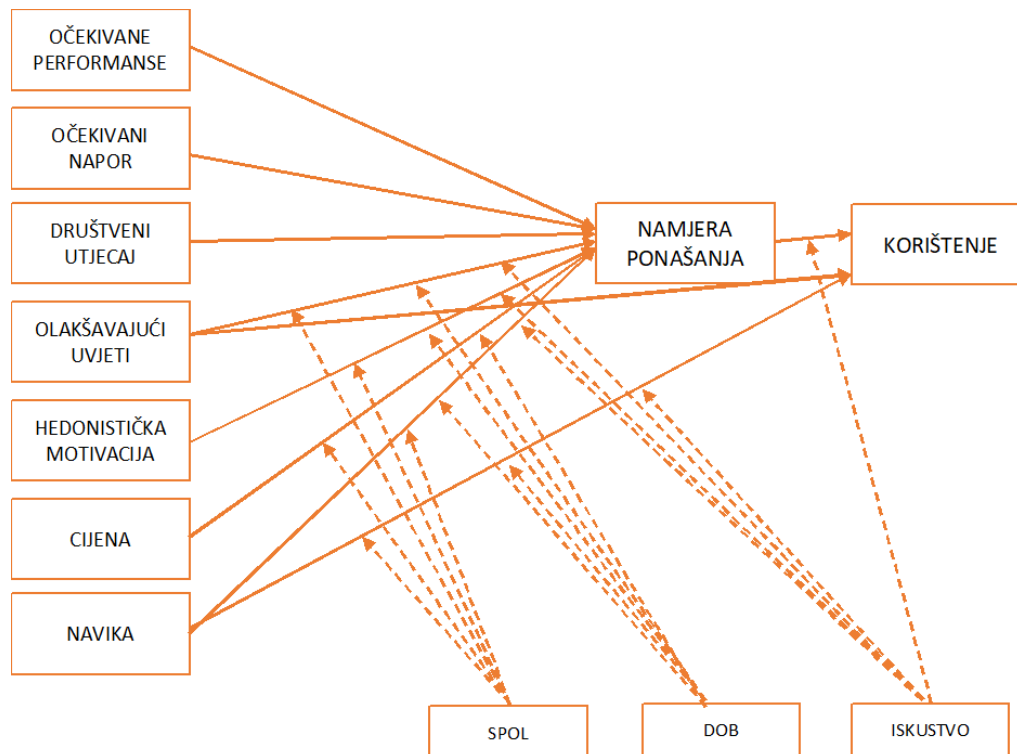
Kao što je vidljivo iz slike očekivane performanse, očekivani napor, društveni utjecaj i olakšavajući uvjeti direktno su vezani uz namjeru ponašanja, dok su olakšavajući uvjeti direktno povezani sa samim

korištenjem tehnologija.

UTAUT model jedan je od najčešće korištenih i najviše testiranih modela za upotrebu novih tehnologija, što je dovelo do toga da su sami autori (Venkatesh et al., 2012) 2012. godine predložili njegovo proširenje. Tako je nastao UTAUT 2 model koji je pobliže prikazan u nastavku.

3.4.3. UTAUT2

Unificirana teorija prihvaćanja i uporabe tehnologije 2 (UTAUT2) predstavlja proširenu verziju originalnog UTAUT modela, uključujući tri nova konstrukta, a to su "Hedonistička motivacija", "Cijena" i "Navika" (Venkatesh et al., 2012). UTAUT2 model je prikazan na Slici 3.



Slika 3. UTAUT 2

UTAUT2 je teorijski model koji ima za cilj razumijevanje čimbenika koji utječu na prihvaćanje i uporabu novih tehnologija u organizacijskim i osobnim kontekstima (Tamilmani et al., 2021). U području visokog obrazovanja, UTAUT2 model koristi se kako bi se identificirali faktori koji utječu na namjere studenata ili nastavnika za korištenjem različitih tehnoloških alata poput sustava za e-učenje, mobilnih aplikacija te softvera za upravljanje učenjem.

3.4.4. STD

Teorija samoodređenja (engl. Self Determination Theory-SDT), koju su predložili Deci i Ryan (2012), povezuje intrinzičnu motivaciju s namjerom ponašanja, tvrdeći da razina autonomije u donošenju odluka utječe na intrinzično motivirane radnje. Kada pojedinac osjeća kontrolu nad svojim postupcima i vjeruje da su njegove odluke u skladu s vlastitim vrijednostima i ciljevima, veća je vjerojatnost da će biti intrinzično motiviran za izvršavanje tih aktivnosti. Istraživanje Sorebo et al. (2009.) koristilo je SDT za proučavanje spremnosti nastavnika da nastave koristiti tehnologiju za e-učenje. Rezultati su pokazali da je percepcija autonomije i osjećaj kontrole nad vlastitim nastavnim metodama ključni faktor koji utječe na nastavničku motivaciju za korištenje tehnoloških alata u nastavi.

3.4.5. sRAM

Model prihvaćanja uslužnih robota (engl. the Service Robot Acceptance -sRAM), koji su predložili Wirtz et al. (2018), proširuje tradicionalni TAM integrirajući društvene, emocionalne i relacijske aspekte interakcije s autonomnim tehnologijama. Ovaj model posebno je dizajniran za razumijevanje korisničkih percepcija i prihvaćanje autonomnih sustava usmjerenih na pružanje usluga, kao što su uslužni roboti i chatbotovi. sRAM model, slično kao i TAM, uključuje percipiranu korisnost i percipiranu lakoću korištenja kao osnovne čimbenike koji utječu na prihvaćanje tehnologije. Jedna od ključnih inovacija sRAM modela je uključivanje društvenih aspekata u procjenu prihvaćanja tehnologije. Antropomorfizam, odnosno dodavanje ljudskih karakteristika tehnologiji, može značajno utjecati na korisničku percepciju i prihvaćanje. Uslužni roboti i chatbotovi koji posjeduju ljudske karakteristike, poput mogućnosti razgovora na prirodan način ili izražavanja emocija, mogu stvoriti osjećaj povezanosti i povećati angažiranost korisnika. sRAM model prepoznaje važnost emocionalnih aspekata interakcije s tehnologijom. Zadovoljstvo korisnika i emocionalna privrženost tehnologiji ključni su čimbenici koji utječu na dugoročno prihvaćanje. Također, povjerenje je ključni element u prihvaćanju bilo koje tehnologije, posebno one koja uključuje autonomne sustave. Integriranjem društvenih, emocionalnih i relacijskih aspekata, sRAM pruža sveobuhvatniji okvir koji nadilazi ograničenja tradicionalnih modela poput TAM-a (Wirtz et al., 2018).

4. EMPIRIJSKO ISTRAŽIVANJE

U sklopu pisanja ovog diplomskog rada provedena je anketa među punoljetnim učenicima srednjih škola te studentima svih studijskih godina. Rezultati spomenute ankete bit će prikazani u nastavku ovog poglavlja.

4.1. Metodologija istraživanja

Istraživanje je provedeno u razdoblju od 19. ožujka do 11. svibnja 2024. godine, a prikupljeno je ukupno 673 odgovora učenika srednjih škola i studenata. Istraživanje je provedeno putem internetskog anketnog upitnika kreiranog pomoću alata Google Obrasci. Upitnik, sastavljen isključivo za potrebe ovog diplomskog rada, sadržavao je zatvorena pitanja i nekoliko skala procjene. Anketni upitnik bio je distribuiran profesorima srednjih škola koji su na satovima omogućili učenicima da ga ispune, kao i putem društvenih mreža Facebook-a i WhatsApp-a.

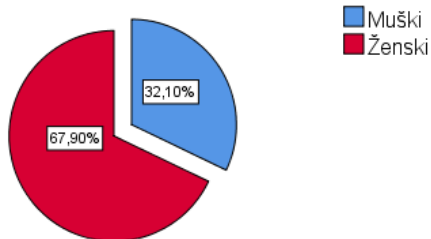
Za analizu prikupljenih podataka korišten je IBM-ov statistički program SPSS Statistics 26.

4.2. Analiza podataka i interpretacija rezultata

U istraživanju je sudjelovalo ukupno 673 ispitanika, od kojih su 32% (216) bili pripadnici muške populacija, a 68% (457) ženske populacije. Iz Tablice 1 i Grafa 1 vidljivo je kako prevladavaju ispitanici ženske populacije u odnosu na muškarce.

Tablica 1. Spolna struktura ispitanika

	Frekvencija	Postotak
Muški	216	32,1
Ženski	457	67,9
Ukupno	673	100,0

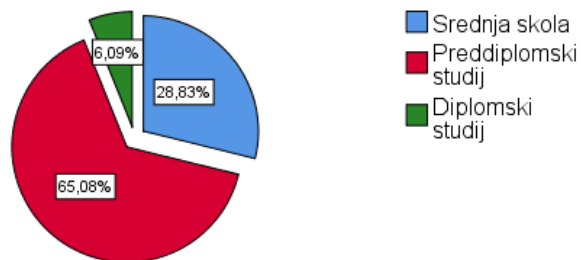


Graf 1. Spolna struktura ispitanika

Prema trenutnom stupnju obrazovanja ispitanika (Tablica 2 i Graf 2), najviši postotak ispitanika, njih čak 65% (438) su trenutno studenti preddiplomskog studija. Nadalje, 29% ispitanika (194) su učenici srednjih škola, te su 6% (41) od ukupnih ispitanika studenti diplomske razine studija.

Tablica 2. Trenutni stupanj obrazovanja ispitanika

	Frekvencija	Postotak
Srednja škola	194	28,8
Preddiplomski studij	438	65,1
Diplomski studij	41	6,1
Ukupno	673	100,0

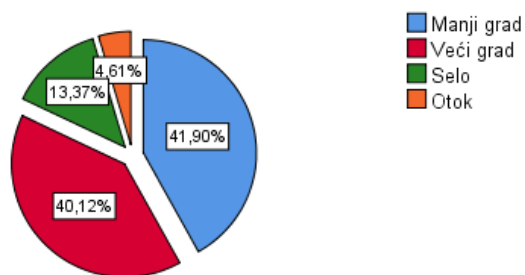


Graf 2. Trenutni stupanj obrazovanja

Promotri li se struktura ispitanika prema mjestu stanovanja (Tablica 3 i Graf 3), vidljivo je da je 42% ispitanika iz manjeg grada te 40% iz većeg grada. Nadalje 13% ispitanika je sa sela, njih 5% sa otoka.

Tablica 3. Mjesto stanovanja

Mjesto stanovanja		
	Frekvencija	Postotak
Manji grad	282	41,9
Veći grad	270	40,1
Selo	90	13,4
Otok	31	4,6
Total	673	100,0

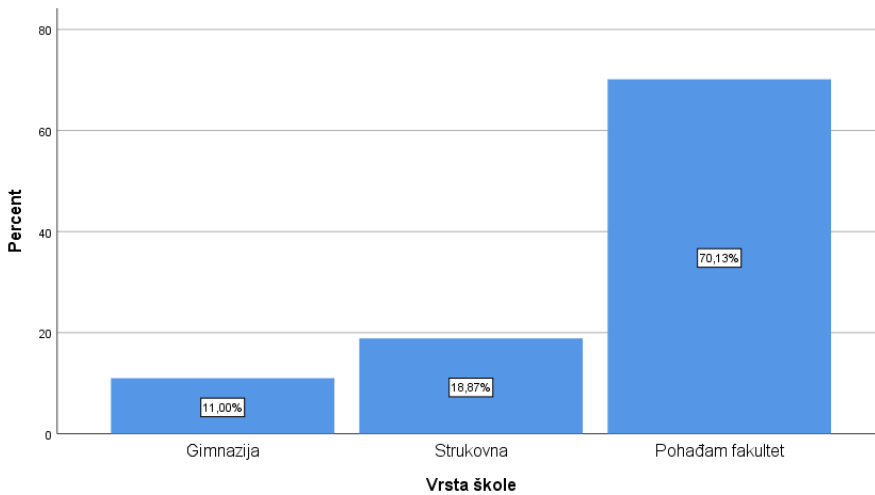


Graf 3. Mjesto stanovanja

Najveći postotak ispitanika (Tablica 4 i Graf 4) u uzorku pohađa fakultet, njih 70%, dok je udio učenika strukovnih srednjih škola 19%, a gimnazije 11%.

Tablica 4. Vrsta škole

	Frekvencija	Postotak
Gimnazija	74	11,0
Strukovna	127	18,9
Pohađam fakultet	472	70,1
Ukupno	673	100,0

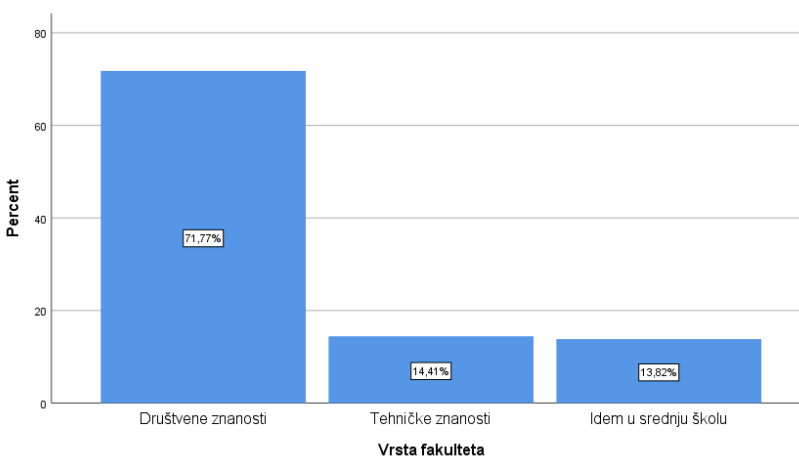


Graf 4. Vrsta škole

Najveći udio ispitanika (Tablica 5 i Graf 5) pohađa fakultet društvenih znanosti, njih čak 72%, dok je 14% ispitanika navelo da pohađa fakultet tehničkih znanosti. Zaključno, 14% ispitanika je navelo da ide u srednju školu.

Tablica 5. Vrsta fakulteta

	Frekvencija	Postotak
Društvene znanosti	483	71,8
Tehničke znanosti	97	14,4
Idem u srednju školu	93	13,8
Ukupno	673	100,0

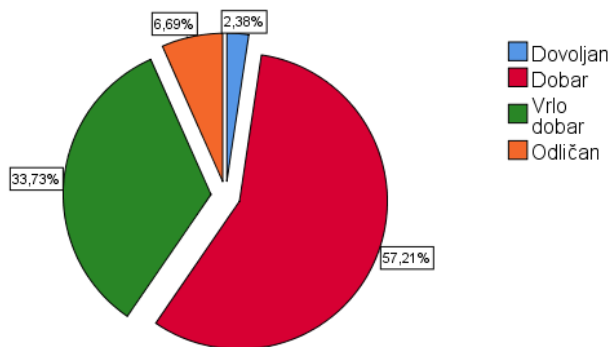


Graf 5. Vrsta fakulteta

Prema prosječnoj ocjeni u školi/na fakultetu (Tablica 6 i Graf 6), najveći udio ispitanika, njih 57% (385) navodi da im je prosječna ocjena dobar (3). Nadalje, 34% (227) ispitanika navodi da im je prosječna ocjena u školu/na fakultetu vrlo dobar (4), njih 7% (45) da je odličan (5), te njih 2% (16) dovoljan (2).

Tablica 6. Prosječna ocjena u školi/na fakultetu

	Frekvencija	Postotak
Dovoljan	16	2,4
Dobar	385	57,2
Vrlo dobar	227	33,7
Odličan	45	6,7
Ukupno	673	100,0

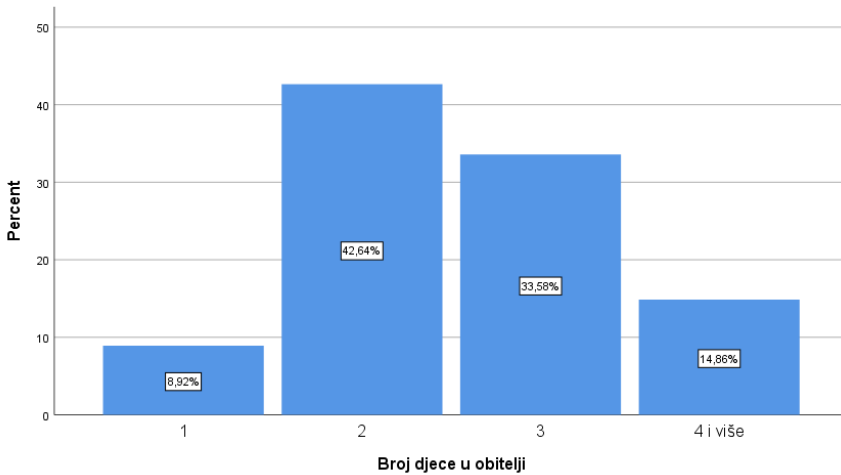


Graf 6. Prosječna ocjena u školi

Kod pitanja o broju djece u obitelji (Tablica 7 i Graf 7) najviše ispitanika, odnosno njih 43% (287) navodi da su iz obitelji sa dvoje djece. Nadalje, 34% (226) ispitanika navodi da su iz obitelji sa 3 djece, 15% ispitanika da dolaze iz obitelji sa 4 i više djece. Zaključno, 9% ispitanika tvrdi da su iz obitelji sa 1 djetetom.

Tablica 7. Broj djece u obitelji

	Frekvencija	Postotak
1	60	8,9
2	287	42,6
3	226	33,6
4 i više	100	14,9
Ukupno	673	100,0

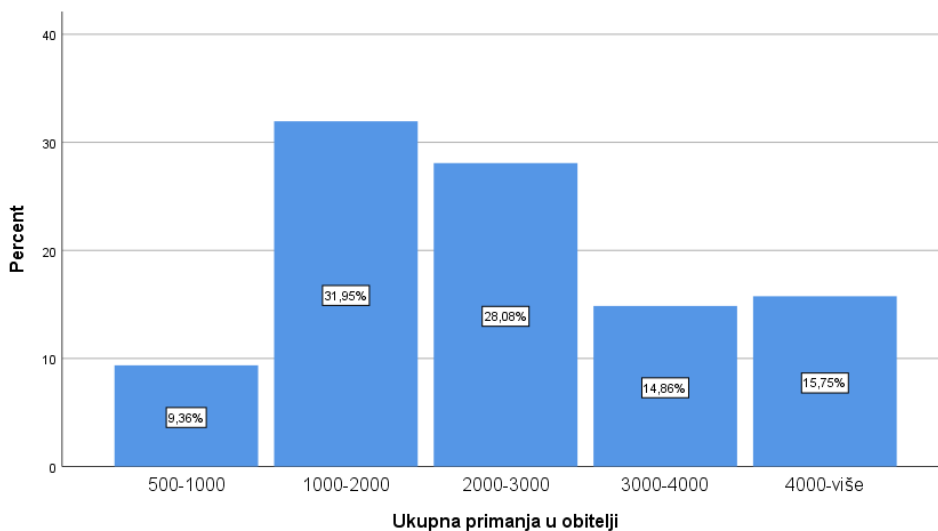


Graf 7. Broj djece u obitelji

Promotre li se ukupna primanja u obitelji (Tablica 8 i Graf 8), vidljivo je da najviše ispitanika 32% ima od 1 000 do 2 000 eura primanja u obitelji. Dalje, 28% ispitanika u kućanstvu ima primanja od 2 000 do 3 000 eura, 16% ispitanika navodi da ima više od 4 000 eura primanja u obitelji, 15 % tvrdi da ima primanja u rangu od 3 000 do 4 000 eura, te konačno 9% ispitanika navodi da ima od 500 do 1 000 eura mjesečnih primanja.

Tablica 8. Ukupna primanja u obitelji

	Frekvencija	Postotak
500-1000	63	9,4
1000-2000	215	31,9
2000-3000	189	28,1
3000-4000	100	14,9
4000-više	106	15,8
Ukupno	673	100,0



Graf 8. Ukupna primanja u obitelji

U sljedećim pitanjima ispitanici su označavali stupanj slaganja sa navedenom tvrdnjom uz pomoć Likertove skale od 1 do 5 (1- "U potpunosti se ne slažem", 2 - "Ne slažem se", 3 -"Niti se slažem, niti se ne slažem", 4- "Slažem se", a 5 - "U potpunosti se slažem"). U nastavku prikazani su rezultati deskriptivne statistike ispitanih tvrdnji kod ispitanika, odnosno prikazani su rezultati aritmetičke sredine, mod-a i standardne devijacije.

Tablica 9 prikazuje legendu naziva varijabli i njihove skraćene nazive.

Tablica 9. Nazivi varijabli

Varijabla	Skraćeni naziv
Očekivane performanse	PE
Očekivani napor	EE
Društveni utjecaj	SI
Olakšavajući uvjeti	FC
Hedonistička motivacija	HM
Cijena	PV
Navika	HT
Namjera ponašanja	BI
Osobna inovativnosti	PI
Korištenje	UB

Očekivane performanse (engl. performance expectancy-PE) (Tablica 10) mjerene su upotrebom 4 tvrdnje koje su ispitanici izjašnjavali razinu svog slaganja od 1 do 5. Najveća razina slaganja je utvrđena sa tvrdnjom PE 3, za koju je utvrđena aritmetička sredina 3,94 sa prosječnim odstupanjem od 1,088. Mod za ovu tvrdnju iznosi 5, odnosno ispitanici su najčešće odgovorili da se u potpunosti slažu s tvrdnjom „Korištenje ChatGPT-a mi pomaže u bržem rješavanju mojih zadataka i projekata u obrazovanju.“

Tablica 10. Očekivane performanse

		Aritmetička sredina	Mod	Standardna devijacija
PE1	Vjerujem da je korištenje ChatGPT-a korisno u mom obrazovanju.	3,68	4	1,112
PE2	Korištenje ChatGPT-a povećava moje šanse u ostvarivanju važnih stvari u mom obrazovanju.	3,40	3	1,181
PE3	Korištenje ChatGPT-a mi pomaže u bržem rješavanju mojih zadataka i projekata u obrazovanju.	3,94	5	1,088
PE4	Korištenje ChatGPT-a povećava moju produktivnost u obrazovanju.	3,14	3	1,317

Očekivani napor (engl. effort expectancy-EE) (Tablica 11) mjereno je upotrebom 3 tvrdnje, te je utvrđeno da EE 1 ima najveću razinu slaganja sa aritmetičkom sredinom od 4,39, standardnom devijacijom od 0,903 te modom od 5.

Tablica 11. Očekivani napor

		Aritmetička sredina	Mod	Standardna devijacija
EE1	Naučiti kako koristiti ChatGPT-a je lako za mene.	4,39	5	0,903
EE2	Moja interakcija s ChatGPT-om je jasna i razumljiva.	4,02	5	1,014
EE3	Lako mi je postati vješt u korištenju ChatGPT-a.	4,28	5	0,912

Društveni utjecaj (engl. social influence-SI) (Tablica 12) također je mjereno sa upotrebom 3 tvrdnje, te su ispitanici označili da se u najvećoj mjeri slažu sa tvrdnjom SI 1, koja ima aritmetičku sredinu od 3,1 sa prosječnim odstupanjem od 1,202 i modom od 3.

Tablica 12. Društveni utjecaj

	Aritmetička sredina	Mod	Standardna devijacija
SI 1 Ljudi koji su mi važni smatraju da bi trebao koristiti ChatGPT.	3,10	3	1,202
SI 2 Ljudi koji utječu na moje ponašanje smatraju da bi trebao koristiti ChatGPT.	2,99	3	1,230
SI 3 Ljudi čije mišljenje cijenim preferiraju da koristim ChatGPT.	2,92	3	1,234

Olakšavajući uvjeti (engl. faciliating conditions-FC) (Tablica 13) mjereni su upotrebom 4 tvrdnje. Tvrdnja FC3, odnosno tvrdnja Imam potrebno znanje za korištenje ChatGPT-a ima najveću aritmetičku sredinu sa 4,28 boda, te standardnom devijacijom od 0,916. Mod za navedenu tvrdnju iznosi 5, odnosno da su se ispitanici najčešće u potpunosti složili s navedenom tvrdnjom.

Tablica 13. Olakšavajući uvjeti

	Aritmetička sredina	Mod	Standardna devijacija
FC 1 Imam resurse potrebne da koristim ChatGPT.	4,26	5	0,992
FC 2 ChatGPT je kompatibilan s tehnologijama koje koristim.	4,22	5	0,942
FC 3 Imam potrebno znanje za korištenje ChatGPT-a.	4,28	5	0,916
FC 4 Mogu dobiti pomoć od drugih kada imam teškoću u korištenju ChatGPT-a.	3,93	5	1,025

Hedonistička motivacija (engl. hedonic motivation-HM) (Tablica 14) mjerena je upotrebom 2 tvrdnje. tvrdnja HM 1 ima veću aritmetičku sredinu i ona iznosi 3,8 sa modom od 5 i prosječnim odstupanjem od 1,150.

Tablica 14. Hedonistička motivacija

		Aritmetička sredina	Mod	Standardna devijacija
HM 1	Korištenje ChatGPT-a je zabavno.	3,80	5	1,150
HM 2	Korištenje ChatGPT-a je uživanje.	3,26	3	1,291

Cijena (engl. price value-PV) (Tablica 15) je mjerena upotrebom 2 tvrdnje, te tvrdnja PV 2 ima veću vrijednost aritmetičke sredine sa iznosom od 3,5 te modom od 3.

Tablica 15. Cijena

		Aritmetička sredina	Mod	Standardna devijacija
PV 1	ChatGPT ima razumnu cijenu.	3,40	3	1,152
PV 2	ChatGPT pruža dobru vrijednost za novac.	3,50	3	1,137

Navika (engl. habit-HT) (Tablica 16) je mjerena upotrebom 4 tvrdnje. Najveću vrijednost aritmetičke sredine ima tvrdnja HT 1, odnosno „Korištenje ChatGPT je postala navika za mene.“ Aritmetička sredina iznosi 2,62 sa prosječnim odstupanjem od 1,377. Međutim, mod iznosi 1, što znači da su ispitanici najčešće označili da se u potpunosti ipak ne slažu s navedenom tvrdnjom.

Tablica 16. Navika

		Aritmetička sredina	Mod	Standardna devijacija
HT 1	Korištenje ChatGPT je postala navika za mene.	2,62	1	1,377
HT 2	Ovisan/-na sam o korištenju ChatGPT-a.	1,75	1	1,132
HT 3	Korištenje ChatGPT-a je postalo prirodno za mene.	2,42	1	1,322
HT 4	Moram koristiti ChatGPT.	1,90	1	1,162

Namjera (engl. behavioral intention-BI) (Tablica 17) ponašanja mjerena je upotrebom 2 tvrdnje. Tvrdnja BI 1 ima veći iznos aritmetičke sredine, te iznosi 3,52, a standardna devijacija 1,222. Kod tvrdnje *Namjeravam nastaviti koristiti ChatGPT u budućnosti* mod iznosi 4.

Tablica 17. Namjera ponašanja

		Aritmetička sredina	Mod	Standardna devijacija
BI 1	Namjeravam nastaviti koristiti ChatGPT u budućnosti.	3,52	4	1,222
BI 2	Uvijek ću pokušati koristiti ChatGPT u svom obrazovanju.	2,92	3	1,250

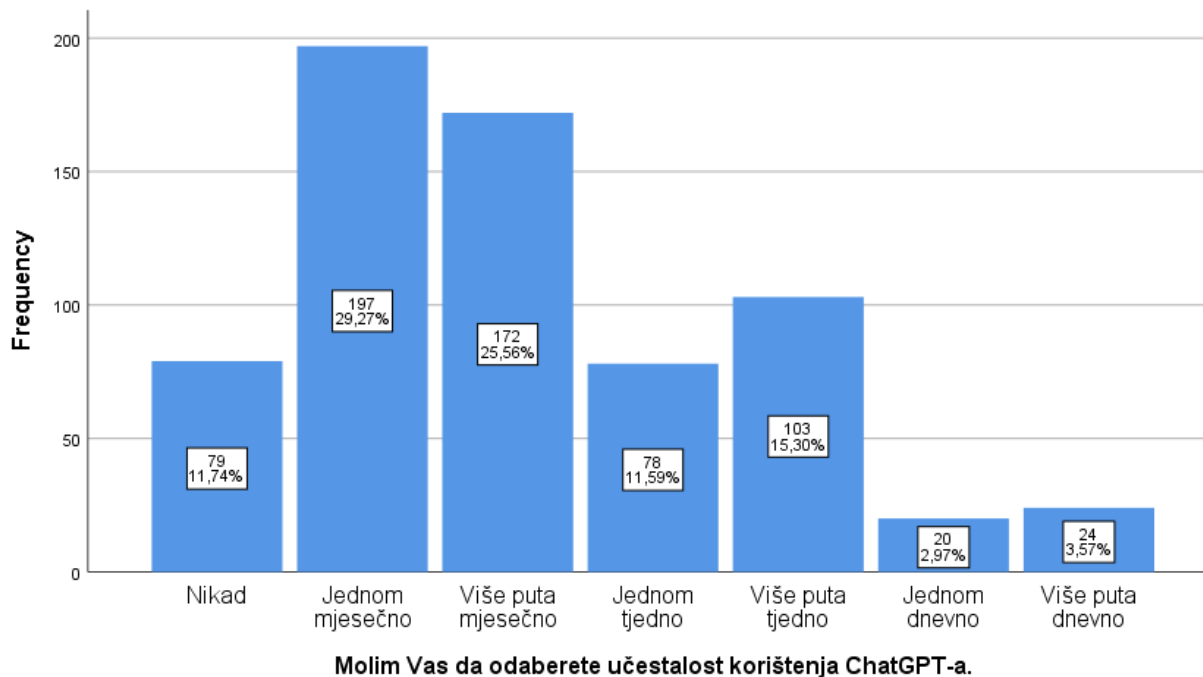
Osobna inovativnost (engl. personal innovativeness-PI) (Tablica 18) mjerena je sa 4 tvrdnje. Tvrdnja PI 1 *Volim eksperimentirati s novim informacijskim tehnologijama* ima najveću razinu slaganja sa aritmetičkom sredinom od 3,58, standardnom devijacijom od 1,172 te modom od 4.

Tablica 18. Osobna inovativnost

PI 1	Volim eksperimentirati s novim informacijskim tehnologijama.	3,58	4	1,172
PI 2	Ako čujem za novu informacijsku tehnologiju, potražiti ću načine kako je isprobati.	3,35	3	1,222
PI 3	Općenito, ne oklijevam isprobati nove informacijske tehnologije.	3,55	3	1,159
PI 4	Među svojim prijateljima/obitelji, obično sam prvi koji isprobava nove informacijske tehnologije.	3,25	3	1,332

Tablica 19 prikazuje učestalost korištenja ChatGPT-a. Najveći udio ispitanika, odnosno njih 29% navodi da jednom mjesečno koriste ChatGPT. Nadalje, 26% ispitanika navodi da ChatGPT koristi više puta mjesečno, 15% ispitanika koristi više puta tjedno, 12% navodi da nikad ne koriste te 12% navodi da koristi jednom tjedno. Najmanji udio ispitanika 4% ih koristi više puta dnevno i 3% jednom dnevno.

Tablica 19. Učestalost korištenja ChatGPT-a



4.3. Testiranje hipoteza

Na početku ovog diplomskog rada postavljane su ukupno 4 istraživačke hipoteze, koje će se testirati u ovom dijelu rada. Za potrebe testiranja H1 i H2, prije samog testiranja prvo se provodi faktorska analiza. Naime, faktorska analiza se provodi radi ispitivanja valjanosti mjernih ljestvica. Korištena je metoda glavnih komponenti (engl. Principal Component Analysis) kao metoda izlučivanja te Varimax metoda s Kaiserovom normalizacijom kao metode rotacije. Osim toga, pouzdanost mjernih ljestvica analizirat će se pomoću Cronbach α pokazatelja.

Konstrukt očekivane performanse (OP) sastoji se od 4 varijable. U nastavku su prikazani rezultati faktorske analize i Cronbach α pokazatelja navedenog konstrukta (Tablica 20).

Tablica 20. KMO i Bartlettov test za konstrukt OP

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		,831
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	1435,409
	df	6
	Sig.	,000

Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) test adekvatnosti uzorka, koji mjeri uklapaju li se podaci dobro u faktore, trebao bi biti veći od 0,5, dok bi Bartlettov test sferičnosti podataka trebao biti statistički značajan ($\alpha^* < 0,05$) da bi podaci bili prikladni za provođenje faktorske analize. Iz Tablice 20 je vidljivo da su navedeni uvjeti zadovoljeni, tj. KMO testna vrijednost iznosi 0,831 dok je Bartlettov test sferičnosti uz empirijsku razinu signifikantnosti od približno 0% statistički značajan pri 1%, 5% i 10% značajnosti testa.

Tablica 21 prikazuje postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt OP. Rezultati pokazuju da je, prema Kaiserovom kriteriju³, izlučen samo jedan faktor, stoga se u daljnjoj obradi podataka koristi samo jedan faktor. Izlučeni faktor objašnjava 73,79% ukupne varijance što je u skladu s teorijskim postavkama.

Tablica 21. Postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt OP

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	2,952	73,789	73,789	2,952	73,789	73,789
2	,446	11,157	84,946			
3	,341	8,523	93,469			
4	,261	6,531	100,000			

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Ukupna pouzdanost mjerne ljestvice (Tablica 22), mjerena Cronbach α pokazateljem iznosi 0,879 što je veće od granične vrijednosti od 0,7 te potvrđuje visoku pouzdanost mjerne ljestvice. Dakle, mjerni model konstrukta očekivane performanse sastoji se od jedne kompozitne manifestne varijable koja će se izračunati kao aritmetička sredina pripadajućih dijelova mjerne ljestvice.

³ Kaiserov kriterij je radno pravilo koje nalaže da prestajemo s dodavanjem novih faktora kada svojstvena vrijednost (engl. eigenvalue) iznosi manje od 1. To znači da taj faktor doprinosi manje nego jedna originalna varijabla.

Tablica 22. Statistička pouzdanost konstrukta OP

Cronbach's Alpha	N of Items
,879	4

Konstrukt očekivani napor (ON) sastoji se od 4 varijable. U nastavku (Tablica 23) su prikazani rezultati faktorske analize i Cronbach α pokazatelja navedenog konstrukta.

Tablica 23. KMO i Bartlettov test za konstrukt ON

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.	,837
Bartlett's Test of Approx. Chi-Square	1638,143
Sphericity df	6
Sig.	,000

KMO testna vrijednost iznosi 0,837 što je veće od zahtijevanih 0,5, dok je Bartlettov test sferičnosti uz empirijsku razinu signifikantnosti od približno 0% statistički značajan pri 1%, 5% i 10% značajnosti testa. To pokazuje da su podaci prikladni za provođenje faktorske analize.

Sljedeća tablica (Tablica 24) prikazuje postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt ON. Rezultati pokazuju da je, prema Kaiserovom kriteriju, izlučen samo jedan faktor, stoga se u daljnjoj obradi podataka koristi samo jedan faktor. Izlučeni faktor objašnjava 76,28% ukupne varijance što je u skladu s teorijskim postavkama.

Tablica 24. Postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt ON

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	3,051	76,279	76,279	3,051	76,279	76,279
2	,413	10,329	86,608			
3	,322	8,062	94,670			
4	,213	5,330	100,000			

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Ukupna pouzdanost mjerne ljestvice (Tablica 25), mjerena Cronbach α pokazateljem iznosi 0,894 što je veće od granične vrijednosti od 0,7 te potvrđuje visoku pouzdanost mjerne ljestvice. Dakle, mjerni model konstrukta ON sastoji se od jedne kompozitne manifestne varijable koja će se izračunati kao aritmetička sredina pripadajućih dijelova mjerne ljestvice.

Tablica 25. Statistička pouzdanost konstrukta ON

Cronbach's Alpha	N of Items
,894	4

Konstrukt društveni utjecaj (DU) sastoji se od 3 varijable. U nastavku su prikazani rezultati (Tablica 26) faktorske analize i Cronbach α pokazatelja navedenog konstrukta.

Tablica 26. KMO i Bartlettov test za konstrukt DU

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.	,756
Bartlett's Test of Approx. Chi-Square	1504,691
Sphericity df	3
Sig.	,000

KMO testna vrijednost iznosi 0,756 što je veće od zahtijevanih 0,5, dok je Bartlettov test sferičnosti uz empirijsku razinu signifikantnosti od približno 0% statistički značajan pri 1%, 5% i 10% značajnosti testa. To pokazuje da su podaci prikladni za provođenje faktorske analize.

Sljedeća tablica (Tablica 27) prikazuje postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt DU. Rezultati pokazuju da je, prema Kaiserovom kriteriju, izlučen samo jedan faktor, stoga se u daljnjoj obradi podataka koristi samo jedan faktor. Izlučeni faktor objašnjava 86,31% ukupne varijance što je u skladu s teorijskim postavkama.

Tablica 27. Postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt DU

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	2,589	86,310	86,310	2,589	86,310	86,310
2	,241	8,033	94,343			
3	,170	5,657	100,000			

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Ukupna pouzdanost mjerne ljestvice (Tablica 28), mjerena Cronbach α pokazateljem iznosi 0,921 što je veće od granične vrijednosti od 0,7 te potvrđuje visoku pouzdanost mjerne ljestvice. Dakle, mjerni model konstrukta DU sastoji se od jedne kompozitne manifestne varijable koja će se izračunati kao aritmetička sredina pripadajućih dijelova mjerne ljestvice.

Tablica 28. Statistička pouzdanost konstrukta DU

Cronbach's Alpha	N of Items
,921	3

Konstrukt olakšavajući uvjeti (OU) sastoji se od 4 varijable. U nastavku su prikazani rezultati faktorske analize i Cronbach α pokazatelja navedenog konstrukta (Tablica 29).

Tablica 29. KMO i Bartlettov test za konstrukt OU

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.	,782
Bartlett's Test of Approx. Chi-Square	1129,037
Sphericity	df
	6
	Sig.
	,000

KMO testna vrijednost iznosi 0,782 što je veće od zahtijevanih 0,5, dok je Bartlettov test sferičnosti uz empirijsku razinu signifikantnosti od približno 0% statistički značajan pri 1%, 5% i 10% značajnosti testa. To pokazuje da su podaci prikladni za provođenje faktorske analize.

Sljedeća tablica (Tablica 30) prikazuje postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt OU. Rezultati pokazuju da je, prema Kaiserovom kriteriju, izlučen samo jedan faktor, stoga se u daljnjoj obradi podataka

koristi samo jedan faktor. Izlučeni faktor objašnjava 66,93% ukupne varijance što je u skladu s teorijskim postavkama.

Tablica 30. Postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt OU

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	2,677	66,928	66,928	2,677	66,928	66,928
2	,684	17,104	84,032			
3	,348	8,692	92,723			
4	,291	7,277	100,000			

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Ukupna pouzdanost mjerne ljestvice (Tablica 31), mjerena Cronbach α pokazateljem iznosi 0,828 što je veće od granične vrijednosti od 0,7 te potvrđuje visoku pouzdanost mjerne ljestvice. Dakle, mjerni model konstrukta OU sastoji se od jedne kompozitne manifestne varijable koja će se izračunati kao aritmetička sredina pripadajućih dijelova mjerne ljestvice.

Tablica 31. Statistička pouzdanost konstrukta OU

Cronbach's Alpha	N of Items
,828	4

Konstrukt hedonistička motivacija (HM) sastoji se od 2 varijable. U nastavku su prikazani rezultati faktorske analize i Cronbach α pokazatelja navedenog konstrukta (Tablica 32).

Tablica 32. KMO i Bartlettov test za konstrukt HM

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.	,500
Bartlett's Test of Approx. Chi-Square	555,625
Sphericity	df
	1
	Sig.
	,000

KMO testna vrijednost iznosi 0,5, dok je Bartlettov test sferičnosti uz empirijsku razinu signifikantnosti od približno 0% statistički značajan pri 1%, 5% i 10% značajnosti testa. To pokazuje da su podaci prikladni za provođenje faktorske analize.

Sljedeća tablica (Tablica 33) prikazuje postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt HM. Rezultati pokazuju da je, prema Kaiserovom kriteriju, izlučen samo jedan faktor, stoga se u daljnjoj obradi podataka koristi samo jedan faktor. Izlučeni faktor objašnjava 87,53% ukupne varijance što je u skladu s teorijskim postavkama.

Tablica 33. Postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt HM

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	1,751	87,529	87,529	1,751	87,529	87,529
2	,249	12,471	100,000			

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Ukupna pouzdanost mjerne ljestvice (Tablica 34), mjerena Cronbach α pokazateljem iznosi 0,854 što je veće od granične vrijednosti od 0,7 te potvrđuje visoku pouzdanost mjerne ljestvice. Dakle, mjerni model konstrukta HM sastoji se od jedne kompozitne manifestne varijable koja će se izračunati kao aritmetička sredina pripadajućih dijelova mjerne ljestvice.

Tablica 34. Statistička pouzdanost konstrukta HM

Cronbach's	
Alpha	N of Items
,854	2

Konstrukt cijena (C) sastoji se od 2 varijable. U nastavku su prikazani rezultati faktorske analize i Cronbach α pokazatelja navedenog konstrukta (Tablica 35).

Tablica 35. KMO i Bartlettov test za konstrukt C

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.	,500
Bartlett's Test of Approx. Chi-Square	588,555
Sphericity df	1
Sig.	,000

KMO testna vrijednost iznosi 0,5, dok je Bartlettov test sferičnosti uz empirijsku razinu signifikantnosti od približno 0% statistički značajan pri 1%, 5% i 10% značajnosti testa. To pokazuje da su podaci prikladni za provođenje faktorske analize.

Sljedeća tablica (Tablica 36) prikazuje postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt C. Rezultati pokazuju da je, prema Kaiserovom kriteriju, izlučen samo jedan faktor, stoga se u daljnjoj obradi podataka koristi samo jedan faktor. Izlučeni faktor objašnjava 88,22% ukupne varijance što je u skladu s teorijskim postavkama.

Tablica 36. Postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt C

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	1,764	88,220	88,220	1,764	88,220	88,220
2	,236	11,780	100,000			

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Ukupna pouzdanost mjerne ljestvice (Tablica 37), mjerena Cronbach α pokazateljem iznosi 0,866 što je veće od granične vrijednosti od 0,7 te potvrđuje visoku pouzdanost mjerne ljestvice. Dakle, mjerni model konstrukta C sastoji se od jedne kompozitne manifestne varijable koja će se izračunati kao aritmetička sredina pripadajućih dijelova mjerne ljestvice.

Tablica 37. Statistička pouzdanost konstrukta C

Cronbach's Alpha	N of Items
,866	2

Konstrukt navika (N) sastoji se od 4 varijable. U nastavku su prikazani rezultati faktorske analize i Cronbach α pokazatelja navedenog konstrukta (Tablica 38).

Tablica 38. KMO i Bartlettov test za konstrukt N

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.	,783
Bartlett's Test of Approx. Chi-Square	1712,364
Sphericity df	6
Sig.	,000

KMO testna vrijednost iznosi 0,783 što je veće od zahtijevanih 0,5, dok je Bartlettov test sferičnosti uz empirijsku razinu signifikantnosti od približno 0% statistički značajan pri 1%, 5% i 10% značajnosti testa. To pokazuje da su podaci prikladni za provođenje faktorske analize.

Sljedeća tablica (Tablica 39) prikazuje postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt N. Rezultati pokazuju da je, prema Kaiserovom kriteriju, izlučen samo jedan faktor, stoga se u daljnjoj obradi podataka koristi samo jedan faktor. Izlučeni faktor objašnjava 75,76% ukupne varijance što je u skladu s teorijskim postavkama.

Tablica 39. Postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt N

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	3,030	75,759	75,759	3,030	75,759	75,759
2	,518	12,943	88,702			
3	,266	6,652	95,353			
4	,186	4,647	100,000			

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Ukupna pouzdanost mjerne ljestvice (Tablica 40), mjerena Cronbach α pokazateljem iznosi 0,889 što je veće od granične vrijednosti od 0,7 te potvrđuje visoku pouzdanost mjerne ljestvice. Dakle, mjerni model konstrukta N sastoji se od jedne kompozitne manifestne varijable koja će se izračunati kao aritmetička sredina pripadajućih dijelova mjerne ljestvice.

Tablica 40. Statistička pouzdanost konstrukta N

Cronbach's Alpha	N of Items
,889	4

Konstrukt namjera korištenja (NK) sastoji se od 2 varijable. U nastavku su prikazani rezultati faktorske analize i Cronbach α pokazatelja navedenog konstrukta (Tablica 41).

Tablica 41. KMO i Bartlettov test za konstrukt NK

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.	,500
Bartlett's Test of Approx. Chi-Square	491,539
Sphericity df	1
Sig.	,000

KMO testna vrijednost iznosi 0,5, dok je Bartlettov test sferičnosti uz empirijsku razinu signifikantnosti od približno 0% statistički značajan pri 1%, 5% i 10% značajnosti testa. To pokazuje da su podaci prikladni za provođenje faktorske analize.

Sljedeća tablica (Tablica 42) prikazuje postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt NK. Rezultati pokazuju da je, prema Kaiserovom kriteriju, izlučen samo jedan faktor, stoga se u daljnjoj obradi podataka koristi samo jedan faktor. Izlučeni faktor objašnjava 86,04% ukupne varijance što je u skladu s teorijskim postavkama.

Tablica 42. Postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt NK

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	1,721	86,041	86,041	1,721	86,041	86,041
2	,279	13,959	100,000			

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Ukupna pouzdanost mjerne ljestvice (Tablica 43), mjerena Cronbach α pokazateljem iznosi 0,838 što je veće od granične vrijednosti od 0,7 te potvrđuje visoku pouzdanost mjerne ljestvice. Dakle, mjerni model

konstrukta NK sastoji se od jedne kompozitne manifestne varijable koja će se izračunati kao aritmetička sredina pripadajućih dijelova mjerne ljestvice.

Tablica 43. Statistička pouzdanost konstrukta NK

Cronbach's Alpha	N of Items
,838	2

Konstrukt osobna inovativnost (OI) sastoji se od 4 varijable. U nastavku su prikazani rezultati faktorske analize i Cronbach α pokazatelja navedenog konstrukta (Tablica 44).

Tablica 44. KMO i Bartlettov test za konstrukt OI

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.	,800
Bartlett's Test of Approx. Chi-Square	1567,684
Sphericity df	6
Sig.	,000

KMO testna vrijednost iznosi 0,8 što je veće od zahtijevanih 0,5, dok je Bartlettov test sferičnosti uz empirijsku razinu signifikantnosti od približno 0% statistički značajan pri 1%, 5% i 10% značajnosti testa. To pokazuje da su podaci prikladni za provođenje faktorske analize.

Sljedeća tablica (Tablica 45) prikazuje postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt OI. Rezultati pokazuju da je, prema Kaiserovom kriteriju, izlučen samo jedan faktor, stoga se u daljnjoj obradi podataka koristi samo jedan faktor. Izlučeni faktor objašnjava 74,91% ukupne varijance što je u skladu s teorijskim postavkama.

Tablica 45. Postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt OI

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	2,997	74,913	74,913	2,997	74,913	74,913
2	,486	12,154	87,066			
3	,287	7,180	94,246			
4	,230	5,754	100,000			

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Ukupna pouzdanost mjerne ljestvice (Tablica 46), mjerena Cronbach α pokazateljem iznosi 0,886 što je veće od granične vrijednosti od 0,7 te potvrđuje visoku pouzdanost mjerne ljestvice. Dakle, mjerni model konstrukta OI sastoji se od jedne kompozitne manifestne varijable koja će se izračunati kao aritmetička sredina pripadajućih dijelova mjerne ljestvice.

Tablica 46. Statistička pouzdanost konstrukta OI

Cronbach's Alpha	N of Items
,886	4

U nastavku su prikazani rezultati faktorske analize i Cronbach α pokazatelja za sve ranije navedene konstrukte (Tablica 47).

Tablica 47. KMO i Barlettov test za sve konstrukte

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.	,930
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square
	14355,963
	df
	406
	Sig.
	,000

KMO testna vrijednost za ukupni model iznosi 0,93 što je veće od zahtijevanih 0,5, dok je Bartlettov test sferičnosti uz empirijsku razinu signifikantnosti od približno 0% statistički značajan pri 1%, 5% i 10% značajnosti testa. To pokazuje da su podaci prikladni za provođenje faktorske analize.

Sljedeća tablica (Tablica 48) prikazuje postotak ukupne objašnjene varijance za sve varijable zajedno. Rezultati pokazuju da je, prema Kaiserovom kriteriju, izlučeno 6 faktora. Izlučeni faktori objašnjavaju 72,04% ukupne varijance što je u skladu s teorijskim postavkama.

Tablica 48. Postotak ukupne objašnjene varijance za sve konstrukte

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	11,476	39,573	39,573	11,476	39,573	39,573	4,770	16,450	16,450
2	3,526	12,159	51,733	3,526	12,159	51,733	3,919	13,513	29,962
3	1,905	6,569	58,301	1,905	6,569	58,301	3,765	12,984	42,946
4	1,436	4,950	63,252	1,436	4,950	63,252	3,176	10,953	53,899
5	1,344	4,633	67,884	1,344	4,633	67,884	2,899	9,998	63,898
6	1,206	4,157	72,042	1,206	4,157	72,042	2,362	8,144	72,042
7	,923	3,182	75,224						
8	,745	2,567	77,791						
9	,621	2,140	79,931						
10	,598	2,062	81,993						
11	,467	1,610	83,603						
12	,416	1,434	85,037						
13	,378	1,304	86,341						
14	,367	1,266	87,608						
15	,353	1,218	88,825						
16	,330	1,138	89,963						
17	,316	1,090	91,052						
18	,282	,973	92,026						
19	,270	,932	92,957						
20	,257	,887	93,844						
21	,244	,842	94,686						
22	,238	,822	95,508						

23	,217	,748	96,255					
24	,211	,728	96,984					
25	,205	,706	97,689					
26	,189	,650	98,340					
27	,174	,600	98,940					
28	,160	,551	99,491					
29	,148	,509	100,000					

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Faktorska struktura i opterećenja pojedinih varijabli, dobivena primjenom faktorske rotacije, prikazani su u sljedećoj tablici (Tablica 49) iz koje je vidljivo da struktura izlučenih faktora odgovara teorijskim postavkama. Pri tome su u faktor 1 uključene varijable iz konstrukta ON i OU, u faktor 2 uključena je navika (N), u faktor 3 OP, u faktor 4 OI. U faktor 5 se uključuju HM i C, dok se u faktor 6 uključuju varijable iz domene DU.

Tablica 49. Rotirana matrica komponenti

	Component					
	1	2	3	4	5	6
Vjerujem da je korištenje ChatGPT-a korisno u mom obrazovanju.			,735			
Korištenje ChatGPT-a povećava moje šanse u ostvarivanju važnih stvari u mom obrazovanju.			,774			
Korištenje ChatGPT-a mi pomaže u bržem rješavanju mojih zadataka i projekata u obrazovanju.			,709			

Korištenje ChatGPT-a je zabavno.						,671
Korištenje ChatGPT-a je uživanje.						,676
ChatGPT ima razumnu cijenu.						,789
ChatGPT pruža dobru vrijednost za novac.						,768
Korištenje ChatGPT je postala navika za mene.	,678					
Ovisan/-na sam o korištenju ChatGPT-a.	,865					
Moram koristiti ChatGPT.	,868					
Korištenje ChatGPT-a je postalo prirodno za mene.	,807					
Namjeravam nastaviti koristiti ChatGPT u budućnosti.						
Uvijek ću pokušati koristiti ChatGPT u svom obrazovanju.	,601					
Volim eksperimentirati s novim informacijskim tehnologijama.					,778	
Ako čujem za novu informacijsku tehnologiju, potražiću načine kako je isprobati.					,793	
Među svojim prijateljima/obitelji, obično sam prvi koji isprobava nove informacijske tehnologije.					,782	

Općenito, ne oklijevam isprobati nove informacijske tehnologije.				,824		
--	--	--	--	------	--	--

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.

a. Rotation converged in 10 iterations.

Ukupna pouzdanost mjerne ljestvice (Tablica 50), mjerena Cronbach α pokazateljem iznosi 0,944 što je veće od granične vrijednosti od 0,7 te potvrđuje visoku pouzdanost cjelokupne mjerne ljestvice.

Tablica 50. Statistička pouzdanost svih konstrukta

Cronbach's Alpha	N of Items
,944	29

Hipoteza 1 glasi:

H1. „Očekivane performanse“, „Očekivani napor“, „Društveni utjecaj“, „Olakšavajući uvjeti“, „Hedonistička motivacija“, „Cijena“, „Navika“ i „Osobna inovativnost“ imaju izravan pozitivan utjecaj na namjeru korištenja ChatGPT-a u obrazovanju kod učenika i studenata.

Hipoteza 1 tvrdi da "Očekivane performanse", "Očekivani napor", "Društveni utjecaj", "Olakšavajući uvjeti", "Hedonistička motivacija", "Cijena", "Navika" i "Osobna inovativnost" imaju izravan pozitivan utjecaj na namjeru korištenja ChatGPT-a u obrazovanju kod učenika i studenata. Ova hipoteza je testirana korištenjem višestruke regresijske analize, a rezultati su prikazani u Tablicama 51, 52 i 53.

U Tablici 51 koeficijent determinacije (R Square) R^2 iznosi 0,624 što znači da je ocijenjenim regresijskim modelom protumačeno 62,4% sume kvadrata ukupnih odstupanja zavisne varijable od njene aritmetičke sredine. Korigirani koeficijent determinacije (Adjusted R Square) $\bar{r}^2=0,619$ i standardna greška ocijenjene regresije σ^2 0,709.

Tablica 51. Osnovni podatci o ocijenjenom modelu s Namjerom korištenja kao zavisnom varijablom

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,790 ^a	,624	,619	,709
a. Predictors: (Constant), Osobna inovativnost, Očekivani napor, Društveni utjecaj, Cijena, Navika, Olakšavajući uvjeti, Hedonistička motivacija, Očekivane performanse				

U tablici ANOVA prikazani su podatci o protumačenim, neprotumačenim i ukupnim odstupanjem ocijenjenih modela, te vrijednost F-testa s empirijskom signifikantnosti.

Tablica 52. Tablica ANOVA ocijenjenog regresijskog modela

Model		Sum of Squares	Df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	553,161	8	69,145	137,606	,000 ^b
	Residual	333,650	664	,502		
	Total	886,811	672			
a. Dependent Variable: Namjera korištenja						
b. Predictors: (Constant), Osobna inovativnost, Očekivani napor, Društveni utjecaj, Cijena, Navika, Olakšavajući uvjeti, Hedonistička motivacija, Očekivane performanse						

Iz Tablice 52 vrijedi da je empirijska vrijednost F-testa:

SP=553,161, SR=333,650, ST=886,811, F*=137,606.

Konačno, s obzirom da je $\alpha^* \approx 0 < \alpha = 5\%$, pa se može zaključiti da je ocijenjeni regresijski model statistički značajan.

U Tablici 53 prikazane su vrijednosti ocijenjenih parametara, njihove standardne greške, empirijski t-omjeri i procjene parametara uz nivo pouzdanosti od 95%.

Tablica 53. Ocijenjeni linearni model

Model	Unstandardized Coefficients	Standardized Coefficients	t	Sig.	95,0% Confidence Interval for B	Collinearity Statistics

		B	Std. Error	Beta			Lower Bound	Upper Bound	Tolerance	VIF
1	(Constant)	-,593	,167		-3,555	,000	-,920	-,265		
	OP	,366	,037	,328	9,809	,000	,293	,440	,507	1,971
	ON	,131	,043	,096	3,058	,002	,047	,215	,570	1,755
	DU	1,938E-6	,032	,000	,000	1,000	-,062	,063	,538	1,859
	OU	,112	,044	,080	2,564	,011	,026	,198	,583	1,715
	HM	,032	,033	,031	,975	,330	-,032	,096	,545	1,834
	C	,091	,032	,086	2,809	,005	,027	,154	,610	1,640
	N	,378	,031	,374	12,153	,000	,317	,439	,599	1,670
	OI	,087	,031	,081	2,814	,005	,026	,148	,680	1,470
a. Dependent Variable: Namjera korištenja										

Analički izraz konačnog modela je:

$$\hat{y} = -0,593 + 0,366 \cdot x_{1i} + 0,232 \cdot x_{2i} + 0,0000019 \cdot x_{3i} + 0,112 \cdot x_{4i} + 0,032 \cdot x_{5i} + 0,091 \cdot x_{6i} + 0,378 \cdot x_{7i} + 0,087 \cdot x_{8i}$$

Parametar -0,593 predstavlja namjeru korištenja u slučaju da sve regresijske varijable poprima vrijednost nula.

Parametar $\hat{\beta}_1$ iznosi 0,366 što pokazuje, kada očekivane performanse porastu za jednu jedinicu, namjera korištenja poraste za 0,366 jedinica, uz sve ostale varijable nepromijenjene.

Empirijska signifikantnost iznosi:

za parametar *očekivane performanse* $\alpha_1^* \approx 0$

za parametar *očekivani napor* $\alpha_2^* = 0,002$

za parametar *društveni utjecaj* $\alpha_3^* = 1,000$

za parametar *olakšavajući uvjeti* $\alpha_4^* = 0,011$

za parametar *hedonistička motivacija* $\alpha_5^* = 0,330$

za parametar *cijena* $\alpha_6^* = 0,005$

za parametar *navika* $\alpha_7^* \approx 0$

za parametar *osobna inovativnost* $\alpha_8^* = 0,005$.

Iz navedenih rezultata može se zaključiti da varijable očekivane performanse, očekivani napor, olakšavajući uvjeti, cijena, navika i osobna inovativnost statistički značajno utječu na namjeru korištenja

Chat GPT-a zbog toga što im je empirijska razina značajnosti testa manja od 5%. Varijable društveni utjecaj, i hedonistička motivacija ne utječu statistički značajno na namjeru korištenja ChatGPT-a s obzirom da im je empirijska razina značajnosti testa veća od 5%. Potvrdu o nepostojanju problema kolinearnosti (multikolinearnosti) daju vrijednosti faktora inflacije varijance (VIF), odnosno svi su manji od 5, te njihove recipročne vrijednosti, tj. vrijednosti tolerancije (TOL), koje su veće od 0,20.

Ovi rezultati podržavaju hipotezu H1 i naglašavaju važnost osobnih očekivanja, napora, olakšavajućih uvjeta, cijene, navike i osobne inovativnosti kao prediktora namjere korištenja ChatGPT-a u kontekstu obrazovanja.

Hipoteza 2 glasi:

H2. „Olakšavajući uvjeti“, „Navika“ i „Namjera korištenja“ imaju pozitivan utjecaj na korištenje ChatGPT-a u obrazovanju kod učenika i studenata.

Hipoteza 2 tvrdi da "Olakšavajući uvjeti", "Navika" i "Namjera korištenja" imaju pozitivan utjecaj na korištenje ChatGPT-a u obrazovanju kod učenika i studenata. Ova hipoteza je testirana korištenjem višestruke regresijske analize, a rezultati su prikazani u Tablicama 54, 55 i 56.

Tablica 54 prikazuje da koeficijent determinacije (R Square) R^2 iznosi 0,487 što znači da je ocijenjenim regresijskim modelom protumačeno 48,4% sume kvadrata ukupnih odstupanja zavisne varijable od njene aritmetičke sredine. Korigirani koeficijent determinacije (Adjusted R Square) $\bar{r}^2=0,484$ i standardna greška ocijenjene regresije σ^2 iznosi 1,093.

Tablica 54. Osnovni podatci s Korištenjem ChatGPT-a kao zavisnom varijablom

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	,698 ^a	,487	,484	1,093
a. Predictors: (Constant), Namjera korištenja, Olakšavajući uvjeti, Navika				

Tablica 55. ANOVA

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	757,222	3	252,407	211,329	,000 ^b
	Residual	799,042	669	1,194		
	Total	1556,264	672			
a. Dependent Variable: Učestalost korištenja ChatGPT-a.						
b. Predictors: (Constant), Namjera korištenja, Olakšavajući uvjeti, Navika						

Tablica 55 prikazuje empirijska vrijednost F-testa:

SP=757,222, SR=799,042, ST=15556,264, F*=211,329.

Iz Tablice 55 također se može vidjeti da je empirijska razina značajnosti testa $\alpha^* \approx 0 < \alpha = 5\%$, pa se zaključuje da je ocijenjeni regresijski model statistički značajan.

Tablica 56. Ocijenjeni linearni model

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	95,0% Confidence Interval for B	
		B	Std. Error	Beta			Lower Bound	Upper Bound
1	(Constant)	,300	,232		1,296	,196	-,155	,756
	OU	,011	,056	,006	,190	,850	-,100	,121
	N	,617	,049	,461	12,663	,000	,521	,713
	NK	,404	,052	,305	7,835	,000	,303	,505
a. Dependent Variable: Molim Vas da odaberete učestalost korištenja ChatGPT-a.								

Iz Tablice 56 može se zaključiti da varijable Navika i Namjera korištenja statistički značajno utječu na Učestalost korištenja ChatGPT-a u obrazovanju jer je empirijska razina signifikantnosti manja od 5%, dok varijabla Olakšavajući uvjeti ne utječe statistički značajno na Učestalost korištenja ChatGPT-a u obrazovanju jer je empirijska razina signifikantnosti (0,850) testa veća od 5%..

Na temelju rezultata višestruke regresijske analize, može se zaključiti sljedeće:

- Navika korištenja ChatGPT-a i Namjera korištenja imaju statistički značajan i pozitivan utjecaj na učestalost korištenja ChatGPT-a u obrazovanju među učenicima i studentima.
- Olakšavajući uvjeti nemaju statistički značajan utjecaj na učestalost korištenja ChatGPT-a.

Ovi rezultati podržavaju hipotezu H2 i ukazuju na važnost navike i namjere kao prediktora učestalosti korištenja ChatGPT-a u obrazovanju.

Hipoteza 3 glasi:

H3. Namjera korištenja kao i korištenje ChatGPT-a u obrazovanju se razlikuje s obzirom na demografske karakteristike korisnika.

Hipoteza H3 sugerira da će različite demografske karakteristike korisnika ChatGPT-a (spol, vrsta

škole/fakulteta, broj djece u obitelji i ukupna primanja u obitelji) utjecati na različitu namjeru korištenja i samo korištenje ChatGPT-a. Ova hipoteza je testirana korištenjem Mann-Whitney testa za spol, vrstu škole i vrstu fakulteta, te Kruskal-Wallis testa za broj djece i ukupna primanja u obitelji.

Tablica 57 prikazuje rezultate za namjeru korištenja i učestalost korištenja ChatGPT-a, razvrstane prema spolu ispitanika.

Tablica 57. Rangovi namjere korištenja i učestalosti korištenja ChatGPT-a prema spolu

	Spol	N	Mean Rank	Sum of Ranks
Namjera korištenja	Muški	216	355,97	76889,50
	Ženski	457	328,03	149911,50
	Total	673		
Učestalost korištenja ChatGPT-a	Muški	216	350,57	75722,50
	Ženski	457	330,59	151078,50
	Total	673		

Tablica 58. Rezultati Mann-Whitney testa prema spolu

	Namjera korištenja	Učestalost korištenja ChatGPT-a
Mann-Whitney U	45258,500	46425,500
Wilcoxon W	149911,500	151078,500
Z	-1,799	-1,276
Asymp. Sig. (2-tailed)	,072	,202
a. Grouping Variable: Spol		

Prema Tablici 58 može se vidjeti da je empirijska razina signifikantnosti testa $\alpha_1^*=0,072$ (7,2%), te $\alpha_2^*=0,202$ (20,2%), te su obje vrijednosti veće od 5% i donosi se zaključak o prihvaćanju nulte hipoteze, odnosno da ne postoji statistički značajna razlika u namjeri korištenja ChatGPT-a i korištenju ChatGPT-a s obzirom na spol uz razinu signifikantnosti od 5%. Drugim riječima, nulta hipoteza, koja tvrdi da nema razlike između muškaraca i žena u tim aspektima, se prihvaća.

Međutim, važno je napomenuti da se pri teorijskoj razini signifikantnosti od 10% može donijeti različit zaključak za namjeru korištenja ChatGPT-a. Naime, empirijska razina signifikantnosti $\alpha_1^* = 7,2\%$ je manja od 10%, što znači da možemo odbaciti nultu hipotezu i zaključiti da postoji statistički značajna razlika u

namjeri korištenja ChatGPT-a između muškaraca i žena pri ovoj razini signifikantnosti. Također, prosječni rangovi (Tablica 57) za namjeru korištenja Chat GPT-a za muškarce su 355,97 dok su za žene 328,03 te se može uočiti da neznatna razlika ipak postoji, tj. muškarci imaju veću namjeru korištenja ChatGPT-a od žena. S druge strane, za učestalost korištenja ChatGPT-a, $\alpha_2^* = 20,2\%$ je i dalje veća od 10%, pa se nulta hipoteza prihvaća, odnosno ne postoji statistički značajna razlika između muškaraca i žena u samom korištenju ChatGPT-a pri 10% signifikantnosti testa. Muškarci također učestalije koriste ChtaGPT od žena no u ovom slučaju ta razlika nije statistički značajna.

Tablica 59 prikazuje rezultate za namjeru korištenja i učestalost korištenja ChatGPT-a, razvrstane prema vrsti škole ispitanika.

Tablica 59. Rangovi namjere korištenja i učestalosti korištenja ChatGPT-a prema vrsti škole

	Vrsta škole	N	Mean Rank	Sum of Ranks
Namjera korištenja	Gimnazija	74	100,77	7457,00
	Strukovna	127	101,13	12844,00
	Total	201		
Učestalost korištenja ChatGPT-a	Gimnazija	74	102,07	7553,50
	Strukovna	127	100,37	12747,50
	Total	201		

Tablica 60. Rezultati Mann-Whitney testa prema vrsti škole

	Namjera korištenja	Učestalost korištenja ChatGPT-a
Mann-Whitney U	4682,000	4619,500
Wilcoxon W	7457,000	12747,500
Z	-,045	-,204
Asymp. Sig. (2-tailed)	,964	,838
a. Grouping Variable: Vrsta škole		

Prema Tablici 60 može se zaključiti da je empirijska vrijednost testa $\alpha_1^*=0,964$, te $\alpha_2^*=0,838$ odnosno vrijednosti su veće od 5% te se, također, donosi zaključan o prihvaćanju nulte hipoteze, odnosno da ne postoji statistički značajna razlika u namjeri korištenja i učestalosti korištenja s obzirom na vrstu škole uz

razinu signifikantnosti od 5%. Prosječni rangovi iz Tablice 59 također sugeriraju da ne postoji razlika između gimnazija i strukovnih škola ni u namjeri korištenja, ni u učestalosti korištenja ChatGPT-a.

Tablica 61 prikazuje rezultate za namjeru korištenja i učestalost korištenja ChatGPT-a, razvrstane prema vrsti fakulteta ispitanika.

Tablica 61. Rangovi namjere korištenja i učestalosti korištenja ChatGPT-a prema vrsti fakulteta

	Vrsta fakulteta	N	Mean Rank	Sum of Ranks
Namjera korištenja	Društvene znanosti	483	289,27	139717,00
	Tehničke znanosti	97	296,63	28773,00
	Total	580		
Učestalost korištenja ChatGPT-a.	Društvene znanosti	483	291,51	140801,50
	Tehničke znanosti	97	285,45	27688,50
	Total	580		

Tablica 62. Rezultati Mann-Whitney testa prema vrsti fakulteta

	Namjera korištenja	Učestalost korištenja ChatGPT-a
Mann-Whitney U	22831,000	22935,500
Wilcoxon W	139717,000	27688,500
Z	-,408	-,333
Asymp. Sig. (2-tailed)	,683	,739
a. Grouping Variable: Vrsta fakulteta		

Prema Tablici 62 može se vidjeti da je empirijska vrijednost testa $\alpha_1^*=0,683$, te $\alpha_2^*=0,739$ odnosno vrijednosti su veće od 5% te se donosi zaključak o prihvatanju nulte hipoteze, odnosno da ne postoji statistički značajna razlika u namjeri korištenja i učestalosti korištenja prema vrsti fakulteta, uz signifikantnost testa od 5%. Prosječni rangovi iz Tablice 61 također sugeriraju da ne postoji razlika između studenata društvenih i tehničkih područja ni u namjeri korištenja, ni u učestalosti korištenja ChatGPT-a.

Tablica 63 prikazuje rezultate za namjeru korištenja i učestalost korištenja ChatGPT-a, razvrstane prema broju djece u obitelji

Tablica 63. Rangovi namjere korištenja i učestalosti korištenja prema broju djece u obitelji

	Broj djece u obitelji	N	Mean Rank
Namjera korištenja	1	60	341,58
	2	287	332,10
	3	226	338,55
	4 i više	100	344,83
	Total	673	
Učestalost korištenja ChatGPT-a	1	60	319,33
	2	287	330,98
	3	226	360,87
	4 i više	100	310,93
	Total	673	

Tablica 64. Rezultati Kruskal Wallis testa prema broju djece u obitelji

	Namjera korištenja	Učestalost korištenja ChatGPT-a
Chi-Square	,419	6,282
df	3	3
Asymp. Sig.	,936	,099
a. Kruskal Wallis Test		
b. Grouping Variable: Broj djece u obitelji		

Prema rezultatima iz Tablice 64 može se vidjeti da je empirijska vrijednost Kruskal-Wallis testa za zadani uzorak ispitanika $H_1^* = 0,419$ i $H_2^* = 6,282$.

Empirijska signifikantnost $\alpha_1^* = 0,936$, te $\alpha_2^* = 0,099$, odnosno obje vrijednosti su veće od 5% te se donosi zaključak o prihvaćanju nulte hipoteze da ne postoji razlika u ispitanicima s različitim brojem djece u obitelji između namjere korištenja i samog korištenja ChatGPT-a. Vrijednosti prosječnih rangova iz Tablice 63 to potvrđuju.

Tablica 65 prikazuje prosječne rangove za namjeru korištenja i učestalost korištenja ChatGPT-a, razvrstane prema ukupnim primanjima u obitelji.

Tablica 65. Rangovi namjere korištenja i učestalosti korištenja prema ukupnim primanjima u obitelji

	Ukupna primanja u obitelji	N	Mean Rank
Namjera korištenja	500-1000	63	303,77
	1000-2000	215	337,63
	2000-3000	189	335,62
	3000-4000	100	312,02
	4000-više	106	381,50
	Total	673	
Učestalost korištenja ChatGPT-a	500-1000	63	309,06
	1000-2000	215	342,07
	2000-3000	189	347,92
	3000-4000	100	306,44
	4000-više	106	352,68
	Total	673	

Tablica 66. Rezultati Kruskal Wallis testa prema ukupnim primanjima u obitelji

	Namjera korištenja	Učestalost korištenja ChatGPT-a
Chi-Square	9,680	5,470
df	4	4
Asymp. Sig.	,046	,242
a. Kruskal Wallis Test		
b. Grouping Variable: Ukupna primanja u obitelji		

Prema rezultatima iz Tablice 66 može se vidjeti da je empirijska vrijednost Kruskal-Wallis testa za zadani uzorak ispitanika $H_1^* = 9,680$ i $H_2^* = 5,470$.

Empirijska signifikantnost kod namjere korištenja iznosi $\alpha_1^* = 0,046$, te s obzirom da je $\alpha_1^* = 0,046$ manja od 5%, odbacuje se nulta hipoteza i zaključuje se da postoji statistički značajna razlika u namjeri korištenja ChatGPT-a među ispitanicima s različitim ukupnim primanjima u obitelji. Pri tome učenici i studenti koji imaju ukupna primanja u obitelji veća od 4000€ imaju značajno veću namjeru korištenja ChatGPT-a u odnosu na ostale kategorije primanja (Tablica 65).

Za učestalost korištenja ChatGPT-a, empirijska signifikantnosti iznosi $\alpha^2^* = 0,242$ te je veća od 5%, i prihvaća se nulta hipoteza i zaključuje da ne postoji statistički značajna razlika u učestalosti korištenja ChatGPT-a među ispitanicima s različitim ukupnim primanjima u obitelji. Pri tome učenici i studenti koji imaju ukupna primanja u obitelji veća od 4000€ imaju veću namjeru korištenja ChatGPT-a u odnosu na ostale kategorije primanja (Tablica 65), no ta razlika nije statistički značajna.

Rezultati istraživanja pokazuju da demografske karakteristike kao što su spol, vrsta škole/fakulteta, broj djece u obitelji i ukupna primanja nemaju statistički značajan utjecaj na namjeru korištenja ChatGPT-a među ispitanicima. Međutim, važno je napomenuti da ovi faktori također ne utječu značajno ni na učestalost korištenja ChatGPT-a. Mann-Whitney testovi nisu pokazali statistički značajne razlike u namjeri korištenja niti u učestalosti korištenja ChatGPT-a između muškaraca i žena ($p > 0,05$). Mann-Whitney testovi i Kruskal-Wallis testovi nisu pokazali statistički značajne razlike u namjeri korištenja niti u učestalosti korištenja ChatGPT-a s obzirom na vrstu škole ili fakulteta ($p > 0,05$). Kruskal-Wallis test nije pokazao statistički značajnu razliku u namjeri korištenja niti u učestalosti korištenja ChatGPT-a među ispitanicima s različitim brojem djece u obitelji ($p > 0,05$). Kruskal-Wallis test je pokazao statistički značajnu razliku u namjeri korištenja ChatGPT-a među ispitanicima s različitim ukupnim primanjima u obitelji ($p < 0,05$), ali nije pronađena statistički značajna razlika u učestalosti korištenja ($p > 0,05$).

Ovi rezultati sugeriraju da demografske karakteristike ispitanika ne igraju značajnu ulogu u njihovoj namjeri korištenja i učestalosti korištenja ChatGPT-a, te se početna hipoteza **može odbaciti**.

Hipoteza 4 glasi:

H4. Namjera korištenja kao i korištenje ChatGPT-a u obrazovanju se razlikuje između visokoškolskog i srednjoškolskog obrazovanja.

Navedenom hipotezom želi se istražiti postoji li razlika u namjeri korištenja ChatGPT-a između studenata i učenika srednjih škola. Za testiranje ove hipoteze koristit će se Mann-Whitney test.

Tablica 67 prikazuje statističke podatke o rangovima dviju grupa ispitanika – učenika srednjih škola i studenata fakulteta – u vezi s njihovom namjerom korištenja ChatGPT-a i učestalošću korištenja ChatGPT-a.

Tablica 67. Rangovi namjere korištenja i učestalosti korištenja ChatGPT-a

	OBR	N	Mean Rank	Sum of Ranks

Namjera korištenja	srednja škola	201	346,37	69621,00
	fakultet	472	333,01	157180,00
	Total	673		
Učestalost korištenja ChatGPT-a	srednja škola	201	349,57	70263,50
	fakultet	472	331,65	156537,50
	Total	673		

U prvoj varijabli Namjera korištenja, analizirani su odgovori od 201 učenika srednjih škola i 472 studenta fakulteta. Prosječan rang namjere korištenja među učenicima srednjih škola je 346,37, dok je za studente fakulteta taj prosječni rang nešto niži, iznosi 333,01. Druga varijabla u tablici prikazuje podatke o učestalosti korištenja ChatGPT-a. Za ovu varijablu, učenici srednjih škola imaju prosječan rang od 349,57, dok studenti fakulteta imaju prosječan rang od 331,65.

Tablica 68. Rezultati Mann-Whitney testa

	Namjera korištenja	Učestalost korištenja ChatGPT-a
Mann-Whitney U	45552,000	44909,500
Wilcoxon W	157180,000	156537,500
Z	-,844	-1,122
Asymp. Sig. (2-tailed)	,399	,262
a. Grouping Variable: OBR		

Tablica 68 prikazuje rezultate Mann-Whitney testa za zadani uzorak ispitanika prema njihovom obrazovanju. Može se vidjeti da je empirijska signifikantnost $\alpha_1^* = 0,399 = 39,9\%$ kod namjere ponašanja, a $\alpha_2^* = 0,262 = 26,2\%$ kod učestalosti korištenja ChatGPT-a, obje navedene vrijednosti empirijske signifikantnosti su veće od 5 %, te se donosi zaključak o prihvatanju nulte hipoteze, odnosno, prema rezultatima ovog istraživanja, ne postoji statistički značajna razlika u namjeri korištenja i učestalosti korištenja ChatGPT-a između učenika srednjih škola i studenata fakulteta. To sugerira da vrsta obrazovanja (srednja škola ili visoko obrazovanje) ne utječe značajno na namjeru korištenja i korištenje ChatGPT-a među ispitanicima, te se hipoteza 4 **može odbaciti**.

4 ZAKLJUČAK

Tehnološki napredak dramatično je promijenio društvo u posljednjih nekoliko desetljeća, pri čemu umjetna inteligencija (AI) zauzima ključno mjesto kao pokretač značajnih promjena i razvoja. Umjetna inteligencija ne samo da transformira način na koji obavljamo svakodnevne zadatke, već i duboko utječe na obrazovni sektor, pružajući nove mogućnosti i izazove za učenike, nastavnike i obrazovne institucije. Ovaj diplomski rad imao je temeljni cilj istražiti utjecaj umjetne inteligencije na srednjoškolsko i visoko obrazovanje koristeći UTAUT model kao teorijski okvir. U nastavku su izneseni zaključci od provedenog istraživanja. Rezultati istraživanja pokazali su da su „*Očekivane performanse*“ i „*Očekivani napor*“ značajno povezani s namjerom korištenja AI u obrazovanju (Hipoteza 1). Studenti i učenici koji očekuju bolje rezultate i ulažu viši napor imaju veću namjeru koristiti AI alate za svoje obrazovne potrebe. Ovi nalazi potvrđuju važnost percepcije korisnosti i napora u usvajanju novih tehnologija. Istraživanje je pokazalo da su „*Olakšavajući uvjeti*“, „*Navika korištenja tehnologije*“ i „*Namjera*“ znatno povezani s učestalošću korištenja AI u obrazovne svrhe (Hipoteza 2). Korisnici koji doživljavaju tehnologiju kao jednostavnu za upotrebu, imaju razvijenu naviku korištenja i snažnu namjeru, češće koriste AI alate u svojim obrazovnim aktivnostima. Prema rezultatima istraživanja, „*Hedonistička motivacija*“ nije pokazala statistički značajan utjecaj na namjeru korištenja AI u obrazovanju. To sugerira da osobno zadovoljstvo ili užitek koji korisnici mogu doživjeti korištenjem AI alata nisu glavni motivatori za njihovu primjenu u obrazovnom kontekstu. Istraživanje je pokazalo da „*Osobna inovativnost*“ ima statistički značajan i pozitivan utjecaj na namjeru korištenja AI u obrazovanju. S druge strane, „*Društveni utjecaj*“ nije pokazao takav utjecaj. To ukazuje na važnost osobnih karakteristika kao što su inovativnost u prihvaćanju novih tehnologija u obrazovne svrhe. Rezultati istraživanja sugeriraju da demografske karakteristike kao što su spol, vrsta škole/fakulteta, broj djece u obitelji i ukupna primanja nemaju statistički značajan utjecaj na namjeru niti na učestalost korištenja ChatGPT-a. Tvrdnja „*Namjeravam nastaviti koristiti ChatGPT u budućnosti*“ ima aritmetičku sredinu od 3,52, što ukazuje na umjereno pozitivnu namjeru korištenja među ispitanicima. Mod za ovu tvrdnju je 4, što znači da je najčešći odgovor „uglavnom se slažem“. Prema rezultatima istraživanja većina ispitanika koristi ChatGPT povremeno, s najvećim udjelom onih koji ga koriste jednom mjesečno ili nekoliko puta mjesečno, dok manji broj ispitanika koristi ChatGPT vrlo često ili svakodnevno. Ovi podaci ukazuju na to da, iako postoji značajna baza korisnika koji povremeno koriste ChatGPT, intenzivna svakodnevna upotreba je manje zastupljena. Sveukupno, rezultati ovog istraživanja pružaju dublje razumijevanje kako faktori poput percepcije korisnosti, napora, olakšavajućih uvjeta, navike, osobne inovativnosti i društvenog utjecaja utječu na prihvaćanje i korištenje AI tehnologija u obrazovnom sektoru.

Razumijevanje ovih faktora ključno je za prilagodbu obrazovnih strategija i politika kako bi se maksimizirala korist od AI tehnologija u poboljšanju obrazovnog iskustva i postizanju boljih obrazovnih rezultata.

SAŽETAK

Tehnološki napredak u posljednjih nekoliko desetljeća, s posebnim naglaskom na umjetnu inteligenciju (AI), transformirao je društvo i obrazovni sektor. Ovaj diplomski rad istražuje utjecaj umjetne inteligencije na srednjoškolsko i visoko obrazovanje, koristeći UTAUT model kao teorijski okvir za analizu postavljenih hipoteza. Studija koristi podatke iz uzorka od 673 učenika srednjih škola i studenata u RH. Korištenjem višestruke regresijske analize, rezultati su pokazali da su očekivane performanse, očekivani napor, navika korištenja tehnologije i osobna inovativnost statistički značajni prediktori namjere i učestalosti korištenja AI u obrazovnom kontekstu. Očekivane performanse i napor su pokazali pozitivan utjecaj na namjeru korištenja AI, dok su olakšavajući uvjeti, navika i osobna inovativnost također značajno povezani s učestalošću korištenja. S druge strane, hedonistička motivacija nije imala statistički značajan utjecaj, dok društveni utjecaj nije pokazao prediktivnu vrijednost u kontekstu korištenja AI u obrazovanju. Iako je ova studija ograničena brojem ispitanika i metodologijom istraživanja, očekuje se da će pružiti temelj za buduća istraživanja sličnih tehnologija kao što je ChatGPT u kontekstu sveučilišnog obrazovanja. Budući da je ova tehnologija nedavno uvedena, postoji veliki potencijal za daljnja istraživanja koja će produbiti naše razumijevanje njezine primjene i utjecaja na obrazovne procese.

Ključne riječi: umjetna inteligencija, UTAUT, srednjoškolsko obrazovanje, visoko obrazovanje

SUMMARY

Technological advancement in recent decades, with a particular emphasis on artificial intelligence (AI), has transformed society and the education sector. This thesis explores the impact of artificial intelligence on secondary and higher education, using the UTAUT model as a theoretical framework to analyze the hypotheses posed. The study utilizes data from a sample of 673 high school students and university students in Croatia. Through multiple regression analysis, the results indicate that expected performance, expected effort, technology usage habit, and personal innovativeness are statistically significant predictors of intention and frequency of AI usage in educational contexts. Expected performance and effort positively influence the intention to use AI, while facilitating conditions, habit, and personal innovativeness are significantly associated with the frequency of usage. In contrast, hedonistic motivation did not show statistically significant influence, and social influence did not predict AI usage in education. While this study is limited by sample size and methodology, it is expected to provide a foundation for future research into similar technologies like ChatGPT in university education. Given the recent introduction of this technology, there is significant potential for further research to deepen our understanding of its application and impact on educational processes.

Keywords: Artificial intelligence, UTAUT, secondary education, higher education

LITERATURA

1. Almahri, F. A. J., Bell, D., Merhi, M. (2020). Understanding Student Acceptance and Use of Chatbots in the United Kingdom Universities: A Structural Equation Modelling Approach. 6th International Conference on Information Management (ICIM), London, UK, str. 284-288. Raspoloživo na: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9081419>
2. Almaiah, M. A., Alamri, M. M., Al-Rahmi, W. (2019). Applying the UTAUT model to explain the students' acceptance of mobile learning system in higher education. IEEE Access IEEE, 7, str. 174673–174686. Raspoloživo na: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8918396>
3. Anyoha, R. (2017). The History of Artificial Intelligence. Harvard University. Raspoloživo na: <https://sitn.hms.harvard.edu/flash/2017/history-artificial-intelligence/>
4. Bilquise, G.; Ibrahim, S.; Salhieh, S.M. (2023). Investigating student acceptance of an academic advising chatbot in higher education institutions. Educ Inf Technol. Raspoloživo na: <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12076-x>
5. Copeland, B. J. (2023). Artificial Intelligence. Encyclopedia Britannica. Raspoloživo na: <https://www.britannica.com/technology/artificial-intelligence/Connectionism>
6. Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. MIS quarterly. JSTOR, str. 319–340
7. Davis, F. D. (1985). A Technology Acceptance Model for Empirically Testing New End-User Information Systems. OAI. Raspoloživo na: https://www.researchgate.net/publication/35465050_A_Technology_Acceptance_Model_for_Empirically_Testing_New_End-User_Information_Systems/citations
8. Davis, F.D.; Bagozzi, R.P.; Warshaw, P.R. (1989). User Acceptance of Computer Technology: A Comparison of Two Theoretical Models. Manag. Sci. 1989, 35, str. 982–1003. Raspoloživo na: [10.1287/mnsc.35.8.982](https://doi.org/10.1287/mnsc.35.8.982)
9. Europska komisija (2018). A definition of AI: main capabilities and scientific disciplines. Brussels. Raspoloživo na: https://ec.europa.eu/futurium/en/system/files/ged/ai_hleg_definition_of_ai_18_december_1.pdf
10. Forero, M. G.; Herrera Suarez, H. J. (2023). ChatGPT in the Classroom: Boon or Bane for Physics Students' Academic Performance? Universidad de Ibagué. Raspoloživo na: <https://arxiv.org/pdf/2312.02422.pdf>

11. Grassini, S. (2023). Shaping the Future of Education: Exploring the Potential and Consequences of AI and ChatGPT in Educational Settings. *Education Science*, 13 (7), str. 692. Raspoloživo na: <https://doi.org/10.3390/educsci13070692>
12. Hrvatska enciklopedija (2024). *Inteligencija*. Leksikografski zavod Miroslav Krleža, 2013. – 2024. Raspoloživo na: <https://www.enciklopedija.hr/clanak/inteligencija>
13. IBM (2024). What is chatbot? Raspoloživo na: <https://www.ibm.com/topics/chatbots>
14. Jakkaew, P. Hemrungrrote, S. (2017). The Use of UTAUT2 Model for Understanding Student Perceptions Using Google Classroom: A Case Study of Introduction to Information Technology Course. 2017 International Conference on Digital Arts, Media and Technology (ICDAMT). Raspoloživo na: <https://doi.org/10.1109/ICDAMT.2017.7904962>
15. Liu, C.; Ammigan, R. (2022). Humanizing the Academic Advising Experience with Technology: An Integrative Review. In book: *COVID-19 and Higher Education in the Global Context: Exploring Contemporary Issues and Challenges*, STAR Scholars, str. 185- 202. Raspoloživo na: https://www.researchgate.net/publication/354787121_Humanizing_the_Academic_Advising_Experience_with_Technology_An_Integrative_Review
16. Lim, W. M.; Gunasekara, A.; Pallant, J. L. i Pechenkina, E. (2023) Generative AI and the future of education: Ragnarök or reformation? A paradoxical perspective from management educators, 21 (2). Raspoloživo na: <https://doi.org/10.1016/j.ijme.2023.100790>
17. Malinka, K.; Peresini, M.; Firc, A.; Hujnak, O.; Januš, F. (2023). On the Educational Impact of ChatGPT: Is Artificial Intelligence Ready to Obtain a University Degree? *University of Technology Brno*. Raspoloživo na: <https://arxiv.org/pdf/2303.11146.pdf>
18. Michel-Villarreal R.; Vilalta-Perdomo E.; Salinas-Navarro D.E.; Thierry-Aguilera R.; Gerardou F.S. (2023). Challenges and Opportunities of Generative AI for Higher Education as Explained by ChatGPT. *Education Sciences*, 13(9), str. 856. Raspoloživo na: <https://doi.org/10.3390/educsci13090856>
19. Montenegro-Rueda M.; Fernández-Cerero J.; Fernández-Batanero J.M.; López-Meneses E. (2023). Impact of the Implementation of ChatGPT in Education: A Systematic Review. *Computer*, 12(8), str. 153. Raspoloživo na: <https://doi.org/10.3390/computers12080153>
20. Moran, M. (2024) 25+ Top Chatbot Statistics For 2024: Usage, Demographics, Trends. *Startup bonsai*. Raspoloživo na: <https://startupbonsai.com/chatbot-statistics/>
21. Mueller, J. i Massaron, L. (2018). *Artificial Intelligence for Dummies*. John Wiley & Sons, Incorporated. Hoboken. E-book.

22. Nguyễn, T. (2023). The Influence of ChatGPT and AI Tools on Vietnamese Education. EdArXiv, Raspoloživo na: <https://doi.org/10.35542/osf.io/bx9ft>
23. Nilson, A. L. (2023). The impact of artificial intelligence amongst higher education students. Haaga-Helia University of Applied Sciences, Business Information Technology. Bachelor's thesis. Raspoloživo na: https://www.theseus.fi/bitstream/handle/10024/801476/Nilson_Amanda.pdf?sequence=2
24. Sheikh, H., Prins, C., Schrijvers, E. (2023). Artificial Intelligence: Definition and Background. In: Mission AI. Research for Policy. Springer, Cham. Raspoloživo na: https://doi.org/10.1007/978-3-031-21448-6_2
25. Strzelecki, A. (2023). Students' Acceptance of ChatGPT in Higher Education: An Extended Unified Theory of Acceptance and Use of Technology. Innov High Educ. Raspoloživo na: <https://doi.org/10.1007/s10755-023-09686-1>
26. Venkatesh, V., James, Y. T. i Xu, X. (2012). Consumer Acceptance and Use of Information Technology: Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology. MIS quarterly, str. 157–178.
27. Venkatesh, V., Morris, M. i Davis, G. (2003). User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. MIS Quarterly, 27 (3). Raspoloživo na: <https://www.jstor.org/stable/30036540>
28. Viswanath, V.; Michael, G.M.; Gordon, B.D.; Fred, D.D. (2003). User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. MIS Q. 27, str. 425–478. Raspoloživo na: <https://doi.org/10.2307/30036540>
29. Wirtz, J., Patterson, P. G., Kunz, W. H., Gruber, T., Lu, V. N., Paluch, S., i Martins, A. (2018). Brave new world: Service robots in the frontline. Journal of Service Management, 29(5) 907–931. Raspoloživo na: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/JOSM-04-2018-0119/full/html>
30. Yilmaz, R.; Yilmaz, F. G. K. (2023). The effect of generative artificial intelligence (AI)-based tool use on students' computational thinking skills, programming self-efficacy and motivation, Computers and Education: Artificial Intelligence, 4. Raspoloživo na: <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100147>

Popis tablica

Tablica 1. Spolna struktura ispitanika	21
Tablica 2. Trenutni stupanj obrazovanja ispitanika	22
Tablica 3. Mjesto stanovanja	23
Tablica 4. Vrsta škole.....	23
Tablica 5. Vrsta fakulteta	24
Tablica 6. Prosječna ocjena u školi/na fakultetu.....	25
Tablica 7. Broj djece u obitelji	25
Tablica 8. Ukupna primanja u obitelji	26
Tablica 9. Nazivi varijabli.....	27
Tablica 10. Očekivane performanse.....	28
Tablica 11. Očekivani napor.....	28
Tablica 12. Društveni utjecaj.....	29
Tablica 13. Olakšavajući uvjeti	29
Tablica 14. Hedonistička motivacija.....	30
Tablica 15. Cijena	30
Tablica 16. Navika	30
Tablica 17. Namjera ponašanja.....	31
Tablica 18. Osobna inovativnost.....	31
Tablica 19. Učestalost korištenja ChatGPT-a	32
Tablica 20. KMO i Bartlettov test za konstrukt OP.....	33
Tablica 21. Postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt OP	33
Tablica 22. Statistička pouzdanost konstrukta OP	34
Tablica 23. KMO i Bartlettov test za konstrukt ON	34
Tablica 24. Postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt ON	34
Tablica 25. Statistička pouzdanost konstrukta ON	35
Tablica 26. KMO i Bartlettov test za konstrukt DU	35
Tablica 27. Postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt DU	36
Tablica 28. Statistička pouzdanost konstrukta DU.....	36
Tablica 29. KMO i Bartlettov test za konstrukt OU	36
Tablica 30. Postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt OU	37
Tablica 31. Statistička pouzdanost konstrukta OU	37
Tablica 32. KMO i Bartlettov test za konstrukt HM	37
Tablica 33. Postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt HM	38
Tablica 34. Statistička pouzdanost konstrukta HM.....	38
Tablica 35. KMO i Bartlettov test za konstrukt C	39
Tablica 36. Postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt C	39
Tablica 37. Statistička pouzdanost konstrukta C	39
Tablica 38. KMO i Bartlettov test za konstrukt N.....	40
Tablica 39. Postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt N	40
Tablica 40. Statistička pouzdanost konstrukta N	41
Tablica 41. KMO i Bartlettov test za konstrukt NK.....	41
Tablica 42. Postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt NK	41
Tablica 43. Statistička pouzdanost konstrukta NK.....	42
Tablica 44. KMO i Bartlettov test za konstrukt OI.....	42
Tablica 45. Postotak ukupne objašnjene varijance za konstrukt OI	43
Tablica 46. Statistička pouzdanost konstrukta OI.....	43

Tablica 47. KMO i Barlettov test za sve konstrukte	43
Tablica 48. Postotak ukupne objašnjene varijance za sve konstrukte.....	44
Tablica 49. Rotirana matrica komponenti.....	45
Tablica 50. Statistička pouzdanost svih konstrukta	48
Tablica 51. Osnovni podatci o ocijenjenom modelu s Namjerom korištenja kao zavisnom varijablom	49
Tablica 52. Tablica ANOVA ocijenjenog regresijskog modela	49
Tablica 53. Ocijenjeni linearni model.....	49
Tablica 54. Osnovni podatci s Korištenjem ChatGPT-a kao zavisnom varijablom	51
Tablica 55. ANOVA	51
Tablica 56. Ocijenjeni linearni model.....	52
Tablica 57. Rangovi namjere korištenja i učestalosti korištenja ChatGPT-a prema spolu	53
Tablica 58. Rezultati Mann-Whitney testa prema spolu	53
Tablica 59. Rangovi namjere korištenja i učestalosti korištenja ChatGPT-a prema vrsti škole	54
Tablica 60. Rezultati Mann-Whitney testa prema vrsti škole	54
Tablica 61. Rangovi namjere korištenja i učestalosti korištenja ChatGPT-a prema vrsti fakulteta	55
Tablica 62. Rezultati Mann-Whitney testa prema vrsti fakulteta.....	55
Tablica 63. Rangovi namjere korištenja i učestalosti korištenja prema broju djece u obitelji	56
Tablica 64. Rezultati Kruskal Wallis testa prema broju djece u obitelji	56
Tablica 65. Rangovi namjere korištenja i učestalosti korištenja prema ukupnim primanjima u obitelji....	57
Tablica 66. Rezultati Kruskal Wallis testa prema ukupnim primanjima u obitelji	57
Tablica 67. Rangovi namjere korištenja i učestalosti korištenja ChatGPT-a	58
Tablica 68. Rezultati Mann-Whitney testa.....	59

Popis slika

Slika 1. TAM.....	17
Slika 2. UTAUT	18
Slika 3. UTAUT 2	19

Popis grafikona

Graf 1. Spolna struktura ispitanika	22
Graf 2. Trenutni stupanj obrazovanja	22
Graf 3. Mjesto stanovanja.....	23
Graf 4. Vrsta škole	24
Graf 5. Vrsta fakulteta.....	24
Graf 6. Prosječna ocjena u školi	25
Graf 7. Broj djece u obitelji	26
Graf 8. Ukupna primanja u obitelji.....	27

PRILOG 1 - Anketni upitnik

Drage kolegice i kolege,

pred Vama se nalazi upitnik koji je nastao u svrhu pisanja diplomskog rada na temu „Prihvatanje umjetne inteligencije u srednjoškolskom i visokom obrazovanju“. Sudjelovanje je namijenjeno svim učenicima srednjih škola, kao i studentima u RH.

Upitnik je u potpunosti anonim, a rezultati će biti korišteni isključivo u istraživačke svrhe. Upitnik traje oko 7 minuta.

Unaprijed hvala,

Kristijan Radić

1. Molim označite spol.

- a) Ženski
- b) Muški

2. Koji je vaš trenutni stupanj obrazovanja?

- a) Srednja škola
- b) Preddiplomski studij
- c) Diplomski studij

3. Dob _____

4. Mjesto stanovanja?

- a) Grad
- b) Selo
- c) Otok

5. Vrsta škole?

- a) Gimnazija
- b) Strukovna

6. Vrsta fakulteta?

- a) društvene znanosti
- b) tehničke znanosti

7. Prosječna ocjena u školi/na fakultetu?

- a) 2
- b) 3
- c) 4
- d) 5

8. Broj djece u obitelji?

- a) 1
- b) 2
- c) 3
- d) 4 i više

9. Ukupna primanja u obitelji? a) 500-1000
- b) 1000-2000
 - c) 2000-3000
 - d) 3000-4000
 - e) 4000-više

10. Molim Vas da za svaku od navedenih tvrdnji, ocijenite stupanj Vašeg slaganja od 1 do 5 (1- „U potpunosti se ne slažem“, 2 - „Ne slažem se“, 3 -“Niti se slažem, niti se ne slažem“, 4- „Slažem se“, a 5 - „U potpunosti se slažem“).

Vjerujem da je korištenje ChatGPT-a korisno u mom obrazovanju.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Korištenje ChatGPT-a povećava moje šanse u ostvarivanju važnih stvari u mom obrazovanju.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Korištenje ChatGPT-a mi pomaže u bržem rješavanju mojih zadataka i projekata u obrazovanju.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Korištenje ChatGPT-a povećava moju produktivnost u obrazovanju.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Naučiti kako koristiti ChatGPT-a je lako za mene.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Moja interakcija s ChatGPT-om je jasna i razumljiva.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Smatram da je ChatGPT lako koristiti.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Lako mi je postati vješt u korištenju ChatGPT-a.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Ljudi koji su mi važni smatraju da bi trebao koristiti ChatGPT.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Ljudi koji utječu na moje ponašanje smatraju da bi trebao koristiti ChatGPT.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Ljudi čije mišljenje cijenim preferiraju da koristim ChatGPT.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Imam resurse potrebne da koristim ChatGPT.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Imam potrebno znanje za korištenje ChatGPT-a.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

ChatGPT je kompatibilan s tehnologijama koje koristim.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Mogu dobiti pomoć od drugih kada imam teškoću u korištenju ChatGPT-a.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Korištenje ChatGPT-a je zabavno.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Korištenje ChatGPT-a je uživanje.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

ChatGPT ima razumnu cijenu.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

ChatGPT pruža dobru vrijednost za novac.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Korištenje ChatGPT je postala navika za mene.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Ovisan/-na sam o korištenju ChatGPT-a.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Moram koristiti ChatGPT.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Korištenje ChatGPT-a je postalo prirodno za mene.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Namjeravam nastaviti koristiti ChatGPT u budućnosti.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Uvijek ću pokušati koristiti ChatGPT u svom obrazovanju.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Volim eksperimentirati s novim informacijskim tehnologijama.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Ako čujem za novu informacijsku tehnologiju, potražiću načine kako je isprobati.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Među svojim prijateljima/obitelji, obično sam prvi koji isprobava nove informacijske tehnologije.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

Općenito, ne oklijevam isprobati nove informacijske tehnologije.

1	2	3	4	5
---	---	---	---	---

11. Molim Vas da odaberete učestalost korištenja ChatGPT-a.

- a) Nikad
- b) Jednom mjesečno
- c) Više puta mjesečno
- d) Jednom tjedno
- e) Više puta tjedno
- f) Jednom dnevno
- g) Više puta dnevno

12. Kako biste najbolje opisali svoje korištenje ChatGPT-a u nastavi, molim odaberite sve opcije koje odgovaraju vašem iskustvu:

- a) Pisanje seminarskih i diplomskih radova
- b) Korištenje u nastavi općenito kao alat za podršku
- c) Pisanje kodova

- d) Pisanje eseja
- e) Priprema prezentacija
- f) Generiranje ideja ili koncepta za projekte
- g) Izrada planova ili rasporeda