

# Razumijevanje umjetne inteligencije: Neki korelati stavova prema umjetnoj inteligenciji i umjetna inteligencija kao alat u procjeni ličnosti

## **Jurja Jakob**

Odsjek za psihologiju

Filozofski fakultet Sveučilišta u Zagrebu

ORCID: 0000-0003-3374-3305

## **Matija Nikolić**

Odsjek za psihologiju

Filozofski fakultet Sveučilišta u Zagrebu

ORCID: 0009-0009-1871-8778

## **Sažetak**

Razvoj umjetne inteligencije (engl. *artificial intelligence*, AI) doveo je do povećanja broja zadataka koji ona može obavljati. No uključuju li njezine sposobnosti i metodološku kompetenciju procjene ljudske ličnosti unutar petofaktorskog modela? Ovo istraživanje, uz anketu i upitnik proveden na uzorku od 423 osobe, imalo je četiri cilja. Primarni je bio ispitati faktorsku strukturu upitnika ličnosti koji je napravio algoritam umjetne inteligencije ChatGPT-a po petofaktorskom modelu ličnosti. Ispitana je i konvergentna valjanost ChatGPT-ova upitnika usporedbom s upitnikom ličnosti koji je nastao na temelju pitanja iz IPIP-a. Istraživanje je ispitivalo relevantne osobine ličnosti povezane sa stavovima o umjetnoj inteligenciji. Konačno, ispitana je mogućnost razlikovanja autorstva čestica iz upitnika, odnosno mogu li sudionici razlučiti koje je čestice napisao čovjek, a koje umjetna inteligencija. Rezultati pokazuju da nezadovoljavajuću faktorsku valjanost IPIP i ChatGPT te umjerenu do visoku pozitivnu korelaciju pripadajućih faktora IPIP-ova i ChatGPT-ova upitnika, što ukazuje na zadovoljavajuću konvergentnu valjanost. Iako postojeća literatura upućuje na to da bi ekstraverzija i otvorenost mogle biti povezane s prepoznavanjem korisnosti AI-a, a neuroticizam, ekstraverzija, ugodnost i savjesnost sa zanemarivanjem opasnosti AI-a, istraživanje ne pronalazi značajnost većine pojedinih prediktora, niti značajan učinak na razini bloka. Istraživanje pokazuje da autorstvo čestica točnije procjenjuju osobe ženskog roda, osobe više na neuroticizmu i osobe koje se više koriste tehnologijom u privatne svrhe.

**Ključne riječi:** ChatGPT, ličnost, stavovi prema umjetnoj inteligenciji, umjetna inteligencija

## Uvod

„Bio je to klasičan sukob čovjeka i stroja”, piše Horgan (1996) o prvom sukobu šahovskog velemajestora Garyja Kasparova i IBM-ova projekta – superračunala Deep Blue u veljači 1996. godine. U meču od šest partija *Deep Blue* pobijedilo je u prvoj igri, ali se, unatoč tome, Kasparov uspio oporaviti te je meč završio 4 : 2 (Horgan, 1996). Skori revanš 1997. godine imao je međutim suprotan ishod – *Deep Blue* je nadigralo (i razljutilo) velemajestora (Greenemeier, 2017). Diskurs o mečevima uglavnom se doticao rasprava o umjetnoj inteligenciji (Greenemeier, 2017), ali radna grupa programera *Deep Bluea* u intervjuu 1996. godine razjasnila je kako računalo nije pobijedilo koristeći se umjetnom inteligencijom, već računajući sve moguće pokrete u svakom potezu i igrajući prema optimalnoj opciji (Horgan, 1996). Međutim, za potrebe ovoga rada ne odustajemo od analogije. Metodologija je naš šah, a ChatGPT je naš *Deep Blue*. Koliko je umjetna inteligencija u odnosu na psihologe (prirodno inteligentne) uspješna u procjeni ličnosti?

*Struktura i procjena ličnosti.* Larsen i Buss (2005, str. 4) navode kako je ličnost „skup psihičkih osobina i mehanizama unutar pojedinca koji su organizirani i relativno trajni, te utječu na interakcije i adaptacije pojedinca na intrapsihičku, fizičku i socijalnu okolinu”. Mnogo je modela ličnosti te se oni generalno razlikuju po osobinama koje uključuju te načinu na koji ih definiraju, organiziraju i mjere. Model koji rabi ovo istraživanje petofaktorski je model ličnosti McCraea i Coste (engl. *five factor model*, FFM). On ima najveću empirijsku potporu (Larsen i Buss, 2005), iako to može biti zato što je dosad najčešće rabljen u psihološkim istraživanjima. Petofaktorski model potječe iz istraživanja Allporta i Odberta (1936, prema Goldbergu, 1993) koji su leksičkim pristupom pokušali pronaći ključne termine za opis ličnosti. Moderna verzija modela, temeljena na istraživanjima Coste i McCraea, uključuje faktore: ekstraverzija, neuroticizam, otvorenost prema iskustvu, ugodnost i savjesnost, koji se najčešće mjere upitnikom NEO-PI-R (NEO Personality Inventory – Form R, 1985, prema McCraeu i Costi, 1987). *International Personality Item Pool* (Goldberg, 1999) je *online* baza koja sadrži više od 30 000 čestica i 250 skala za procjenu ličnosti. Baza je potpuno besplatna i dostupna za javnu uporabu. Originalno ju je izradio Goldberg (1999), potaknut nezadovoljstvom što je većina tadašnjih općih mjera ličnosti bila zaštićena autorskim pravom i nedostupna znanstvenoj javnosti. Zbog toga su se rabile rjeđe nego što su mogle i postojala je mogućnost da su im norme zastarjele. Istaknut je Goldbergov (1999, str. 8) citat koji bi se mogao primijeniti i na trenutno stanje u psihometriji: „Jedan od temeljnih problema jest

što su ciljevi znanosti postali podređeni komercijalnim interesima.” Johnson (2014) skraćuje upitnik IPIP-300 na 120 čestica u konstrukciji upitnika IPIP-NEO-120 koji rabi petofaktorski model Coste i McCraea. IPIP-NEO-120 je tako javno dostupna, besplatna verzija upitnika ranije opisanoga upitnika NEO-PI-R. IPIP-NEO-120 je nazvan NEO-PI-R-ovom „verzijom” ne zato što su ti testovi paralelni ili ekvivalentni, već zato što mjere iste konstrukte unutar okvira istoga modela ličnosti i što je motivacija u nastanku IPIP-NEO-120 bila napraviti javno dostupan alat istih potencijala. Goldbergov pothvat da upitnike ličnosti učini javno dostupnima i premjesti ih na *world wide web* značio je veliku promjenu u procjeni ličnosti. Naravno, upitnici ličnosti nastavljaju se mijenjati i razvijati. Možda je sljedeći korak u njihovoj evoluciji umjetna inteligencija.

*Umjetna inteligencija i ChatGPT.* Umjetna inteligencija (engl. *artificial intelligence*, AI) jest bilo koji oblik inteligencije računala ili *softwarea*. Tradicionalni ciljevi umjetne inteligencije često uključuju postizanje intelektualnih funkcija, poput rasuđivanja, planiranja, reprezentacije znanja, učenja, obrade prirodnoga jezika te percepcije, ali se u zadnje vrijeme nameće i novi cilj – da umjetna inteligencija može obaviti bilo koji zadatak koji mogu i ljudi ili druge životinjske vrste (Russell i Norvig, 2021). Kao znanstvena disciplina postoji od 1956., ali je tijekom povijesti prošla nekoliko ciklusa velikog interesa i ulaganja. Najnoviji takav ciklus započeo je 2012. godine, kada je tzv. *deep learning* prestigao sve prijašnje tehnike umjetne inteligencije (Russell i Norvig, 2021). To je vrsta strojnog učenja (engl. *machine learning*), podgrane područja umjetne inteligencije koja se odnosi na sposobnost računalnih sustava da samostalno uče iz neke građe ili iskustva a da ih nitko ne programira (Shahriar i Hayawi, 2023). Podgrana su *deep learninga* tzv. veliki jezični modeli (engl. *large language models*, LLM). Njihova je glavna svrha emulacija ljudskoga jezika, što postižu tako što se uvježbavaju na javno dostupnim korpusima jezika, kao što je *Wikipedia* (Shahriar i Hayawi, 2023). Jedan od trenutno najpoznatijih svjetskih *chatbotova* – ChatGPT, koji je razvila tvrtka OpenAI – temelji se na LLM-u koji se zove *Generative Pretrained Transformer* (GPT) (Radford i sur., 2019, prema Shahriaru i Hayawiju, 2023).

*Chatbotovi* nisu ništa novo – postoje još od 60-ih godina 20. stoljeća. Prvim *chatbotom* smatra se psihoterapeutski program ELIZA koji je razvio Joseph Wizenbaum (1976, prema Schepman i Rodwayu, 2020). Rani *chatbotovi* imali su mnoga ograničenja, poput male mogućnosti personalizacije odgovora. U studenom 2022. u javnu upotrebu ulazi ChatGPT, novi *chatbot* temeljen na umjetnoj inteligenciji. ChatGPT je vrlo brzo dobio značajnu količinu javne pažnje i veliku bazu korisnika zbog svoje učinkovitosti u stvaranju logički dosljednih odgovora na širok raspon pitanja i zadataka (Shahriar i Hayawi, 2023).

Kako bi se uspjeh toga novonastalog programa u potpunosti razumio, potrebno je razumjeti način na koji on funkcionira. Kao i drugi LLM-ovi, ChatGPT rabi „opširne skupove podataka za trening kako bi izračunao i pripisao vjerojatnosti nizovima riječi” (Shahriar i Hayawi, 2023). Radi boljega procesiranja, ulazne i izlazne informacije organizirane su u tokene – numeričke reprezentacije nizova slova ili riječi. U tom procesu model uči predvidjeti sljedeći token u nizu na temelju ulaznoga skupa tokena. U praktičnoj primjeni to znači da ChatGPT ulazni tekst (*prompt*) dekodira u tokene i odgovara nizom tokena (to jest nizom riječi ili slova) koji su statistički najvjerojatniji odgovor na zadani *prompt* (Guinness, 2023). Tijekom treninga takvi modeli izračunavaju statističke uzorke i asocijacije između nizova riječi. Kako bi to mogao postići, ChatGPT 3.5 (verzija korištena u ovom istraživanju) treniran je na 500 milijardi ulaznih jezičnih jedinica – tokena. Jezični korpusi korišteni za treniranje algoritma ChatGPT-a dolaze s „otvorenog interneta” i javno su dostupno znanje (Guinness, 2023).

Završna tehnika korištena u usavršavanju i rafiniranju algoritma ChatGPT-a bila je *reinforcement learning with human feedback* (RLHF). Ona rabi ljudske povratne informacije o prihvatljivosti pojedinih odgovora kako bi, osim vjerojatnosti odgovora, algoritam uzimao u obzir i njihovu usklađenost s ljudskim vrijednostima, odnosno koliko etičnost i sličnost nalikuju ljudskom govoru (Guinness, 2023; Shahriar i Hayawi, 2023). Upravo je navedena tehnika omogućila ChatGPT-u da se na tržištu istakne nad ostalim LLM-ovima (Sample, 2023). ChatGPT može komunicirati (odgovarati na pitanja i održavati razgovor), razgovarati kao čovjek i izvoditi neke ljudske zadatke (Hamada i sur., 2023). Zahvaljujući svojim mogućnostima u vrlo ograničenom vremenu od objavljivanja doživio je široku praktičnu upotrebu. Constantz (2023) izvještava kako se često rabi pri sastavljanju *e-mailova*, generiranju ideja (primjerice, za marketinške kampanje), pisanju koda (u tehnološkim zanimanjima), izradi sažetaka sastanaka i radova i sl.

Dakako, upotreba ChatGPT-a ne dolazi bez razgovora o kontroverzama. Primjerice, neke škole u SAD-u zabranile su njegovo korištenje zbog plagijata. Također, neke ga organizacije zabranjuju kako radnici u *prompt* ne bi uključivali povjerljive organizacijske informacije (Constantz, 2023). Osim toga, program treba rabiti oprezno jer ima nekoliko ograničenja. Hamada i suradnici (2023) upozoravaju kako ChatGPT zna odgovoriti na *promptove* samo ako materijal na kojem je treniran uključuje potrebne informacije. Zbog toga je i pristran u smjeru informacija na kojima je treniran. On je program koji pokušava reproducirati ljudski jezik i ne može kritički evaluirati unesenu građu. Najvjernije replicira

engleski jezik i informacije iz građe na engleskom jeziku jer to čini najveći udio korpusa na kojem je treniran. Guinness (2023) dodaje kako program ponekad daje krive odgovore na *prompt*. To se jednim dijelom događa zato što je građa na kojoj je učio činjenično netočna, a drugim dijelom jer se model temelji na predviđanju najvjerojatnijeg tokena. Neki se tokeni u ljudskom govoru često pojavljuju u kombinaciji (primjerice, frazemi ili sintagme), ali to ne znači da je njihov niz uvijek točan i smislen odgovor.

Međutim, zbog činjenice da se ChatGPT rabi u sve raznolikijim područjima rada (tehnologija, ekonomija i računovodstvo, obrazovanje, zdravstvo) (Fishbowl, 2023), svrha ovoga rada bila je istražiti njegovu upotrebljivost u istraživačkoj metodologiji. Brandl i Ellis (2023) pokazuju da više od 50 % sudionika ne može prepoznati da je neki tekst napisao ChatGPT 3.5. Bi li onda ljudi mogli primijetiti da je upitnik koji ispunjavaju napisala umjetna inteligencija?

Sve veća i važnija uloga umjetne inteligencije u modernom društvu dovodi do sve većeg kontakta prosječne osobe s njom, a samim time i do sve raširenijih i jačih stavova o njoj. S obzirom na značajne potencijalne društvene promjene i posljedice koje će proizaći iz sve veće primjene umjetne inteligencije, potrebno je istražiti i razumjeti sve čimbenike koji objašnjavaju stavove prema umjetnoj inteligenciji, ali i pojave koje možemo predvidjeti i razumjeti pomoću tih čimbenika.

Postojeća literatura pokazuje da su neki demografski čimbenici povezani sa stavovima o umjetnoj inteligenciji. Primjerice, što ljudi više rabe informacijsku i komunikacijsku tehnologiju, to imaju pozitivnije stavove prema umjetnoj inteligenciji (Kaya i sur., 2022). Također, postoji veza između личности i stavova prema umjetnoj inteligenciji. Kaya i suradnici (2022) pronalaze značajne pozitivne bivarijatne korelacije između otvorenosti i ekstraverzije te prepoznavanja korisnosti umjetne inteligencije. Pronalaze i značajne pozitivne korelacije između svakoga od pet faktora ličnosti i sklonosti zanemarivanju potencijalnih opasnosti AI-a. Iako se u modelima hijerarhijske regresije ličnost pokazuje kao značajan blok nadodan prediktivnoj vrijednosti bloka demografije, samo je otvorenost značajan prediktor prepoznavanja korisnosti umjetne inteligencije, a samo su emocionalna stabilnost i ugodnost prediktori zanemarivanja potencijalnih opasnosti AI-a. Schepman i Rodway (2023) u modelima hijerarhijske regresije pokazuju da je demografski blok značajan samostalni prediktor prepoznavanja korisnosti AI-a (i to tako da su mlađa dob i muški rod povezani s pozitivnijim stavovima), ali da nije značajan samostalan prediktor zanemarivanja potencijalnih opasnosti AI-a. U sljedećem dodanom

bloku, bloku ličnosti, samo je ekstraverzija negativan prediktor stavova prema umjetnoj inteligenciji – introvertiraniji imaju pozitivnije stavove, možda u nadi da će AI zamijeniti neke ljudske poslove i smanjiti ljudsku interakciju. Savjesnost je također pozitivno povezana sa stavovima prema AI-u tako da savjesniji lakše zanemaruju opasnosti umjetne inteligencije (Schepman i Rodway, 2023), a slično vrijedi i za ugodnost. Otvorenost i neuroticizam, iznenađujuće, uopće se ne pokazuju značajnima za pozitivne stavove prema umjetnoj inteligenciji (Schepman i Rodway, 2023; Kaya i sur., 2022). Neki faktori ličnosti prestaju biti značajni nakon dodavanja prediktora poput povjerenja i anksioznosti prema umjetnoj inteligenciji. U ovom je istraživanju umjesto povjerenja ispitivana sugestibilnost.

Ranije opisani razvoj umjetne inteligencije omogućio je da njezino stvaralaštvo dosegne impresivne razine. Na primjer, računala za šah, koja su spomenuta u uvodu, već odavno su prestigla vrhunske velemajstore i iz temelja promijenila profesionalni šah. No koliko je uspješna umjetna inteligencija u replikaciji i oponašanju ljudskoga stvaralaštva? Može li umjetna inteligencija naslikati sliku, napisati pjesmu ili razgovarati na način na koji bi čovjek to radio?

Dugo je stvaralaštvo koje uključuje kreativnost smatrano nedostižnim umjetnoj inteligenciji, jer je kreativnost promatrana kao karakteristika jedinstvena za čovjeka, no dosadašnja dostignuća umjetne inteligencije potakla su preispitivanje toga stava. U istraživanju Köbisa i Mossinka (2021) pronađeno je da sudionici nisu uspijevali razlikovati pjesme koje su napisali ljudi od pjesama koje je stvorila umjetna inteligencija, uz ljudsku predselekciju AI pjesama. Wu i suradnici (2020) ispitivali su implicitne i eksplicitne stavove američkih i kineskih sudionika prema pjesmama i slikama koje je stvorila umjetna inteligencija, nasuprot ljudskim radovima. Obje skupine ispitanika imale su negativnije stavove prema stvaralaštvu umjetne inteligencije nasuprot ljudskom stvaralaštvu, s tim da su američki sudionici bili značajno negativniji prema AI radovima.

U pregledu literature za ovaj rad nismo uspjeli pronaći druge radove koji ispituju povezanost demografskih ili drugih relevantnih varijabli s mogućnosti razlikovanja izvora stvaralaštva. Zato smo se prilikom oblikovanja hipoteza morali koristiti znanjem drugih područja psihologije i istraživačkim rezonom. Očekivali smo da će sudionici mlađe dobi i oni koji više rabe informacijsku i komunikacijsku tehnologiju bolje raspoznavati autorstvo. Ta očekivanja temelje se na logici da će sudionici s navedenim karakteristikama provoditi više vremena uz moderne tehnologije i biti bolje upoznati s njihovim mogućnostima, te u skladu s time moći točnije prepoznati autorstvo. Prema istoj logici pretpostavlja se da će

ljudi s pozitivnim stavovima prema umjetnoj inteligenciji također bolje razlikovati autorstvo. Nadalje, očekivali smo i da će sudionici više otvoreni prema iskustvu bolje razlikovati autorstvo jer su više upoznati s ChatGPT-om (to je novi zanimljiv tehnološki napredak), pa će i lakše prepoznati kad se koristi. Zadnje očekivanje uključivalo je i da će manje sugestibilni sudionici bolje procjenjivati autorstvo jer imaju veću sklonost kritičkom razmišljanju i analiziranju datih primjera, zbog čega će imati veću vjerojatnost uočiti znakove i detalje koji bi mogli upućivati na to da je pojedine čestice generirala umjetna inteligencija. S obzirom na to da ovaj rad u svojoj provedbi i provjeri hipoteza uključuje korištenje stvarnih IPIP-ovih čestica i čestica koje je stvorio ChatGPT, ovo je istraživanje odgovarajuća podloga za provjeru mogućnosti sudionika da razlikuju IPIP-ove od AI čestica. Također, omogućuje ispitivanje dodatnih čimbenika koji mogu objašnjavati ljudsku mogućnost razlikovanja navedenih dviju vrsta stvaralaštva.

*Naše istraživanje.* Svrha je ovoga rada sinteza prethodno opisanih istraživanja. Glavno je istraživačko pitanje može li sadržaj koji je stvorila umjetna inteligencija (ChatGPT) biti alat procjene ličnosti. Kako bi se odgovorilo na postavljeno istraživačko pitanje, u istraživanju će biti ispitivana valjanost ChatGPT-ova upitnika. Valjanost će se ispitivati na dva načina. Prvi je način provjera pristajanja podataka prikupljenih ChatGPT-ovim upitnikom te usporedba s pristajanjem podataka iz IPIP-ova upitnika. Drugi je način provjera povezanosti između rezultata na ekvivalentnim skalama ChatGPT-ova i IPIP-ova upitnika. Nadalje, zanimalo nas je kakvi su stavovi ljudi prema umjetnoj inteligenciji i koje sve karakteristike (demografija, ličnost, sugestibilnost) imaju ulogu u stavovima prema umjetnoj inteligenciji. Konačno, htjeli smo ispitati mogu li ljudi prepoznati da je upitnik ličnosti koji su upravo ispunili izradila umjetna inteligencija te koje karakteristike imaju ulogu u tom prepoznavanju.

## **Problemi i hipoteze**

*P1.* Ispitati valjanost podataka prikupljenih ChatGPT-ovim upitnikom

*H1a.* Mjere pristajanja konfirmatorne faktorske analize ukazivat će na zadovoljavajuće pristajanje rezultata rezultata ChatGPT-ova upitnika petofaktorskom modelu.

*H1b.* Korelacije između rezultata svakoga faktora ličnosti ChatGPT-ova upitnika i rezultata na pripadajućem faktoru skraćene verzije IPIP-ova upitnika bit će pozitivne i umjerene.

*P2.* Ispitati povezanost između demografskih obilježja, osobina ličnosti i sugestibilnosti sa stavovima prema umjetnoj inteligenciji. U sklopu ovoga problema postavljene su dvije podhipoteze.

*H2a.* Muškarci, osobe mlađe dobi, obrazovanije osobe i osobe koje više rabe informacijsku i komunikacijsku tehnologiju u privatne i poslovne svrhe (*H2aI*), ekstrovertirane osobe, osobe otvorene prema iskustvu, manje neurotične i manje savjesne osobe (*H2aII*) te manje sugestibilne osobe (*H2aIII*) procjenjivat će umjetnu inteligenciju korisnijom i pokazivati veće emocionalno oduševljenje umjetnom inteligencijom.

*H2b.* Sudionici mlađe dobi i oni koji više rabe tehnologiju u privatne i poslovne svrhe (*H2bI*), više otvoreni prema iskustvu, manje neurotični i više ugodni (*H2bII*) te više sugestibilni (*H2bIII*) bit će skloniji zanemarivanju potencijalnih distopijskih opasnosti umjetne inteligencije.

*P3.* Ispitati povezanost između demografskih obilježja, osobina ličnosti, sugestibilnosti i stavova prema umjetnoj inteligenciji te mogućnosti prepoznavanja autorstva čestica.

*H3.* Sudionici mlađe dobi i oni koji više rabe tehnologiju u privatne i poslovne svrhe (*H3a*), oni koji su više otvoreni prema iskustvu (*H3b*), koji su manje sugestibilni (*H3c*) te koji imaju pozitivnije stavove prema umjetnoj inteligenciji (*H3d*) imat će viši rezultat na korištenoj skali točnosti procjene autorstva teksta.

## **Metoda**

*Sudionici.* U istraživanju je sudjelovalo 423 sudionika. Većinu uzorka činile su žene (70 %), zaposleni sudionici (59.7 % ukupnog uzorka) i sudionici čiji je najviši obrazovni stupanj visoka stručna sprema (48.6 % ukupnog uzorka). Prosječna dob sudionika bila je 38.60 godina ( $SD = 15.8$ ) s rasponom godina od 18 do 77. Detaljniji pregled roda, radnoga statusa i obrazovanja sudionika moguće je pronaći u Tablicama 1, 2 i 3.

*Instrumenti.* Za potrebe istraživanja sastavili smo *online* upitnik od pet blokova: demografski podaci, skraćeni upitnik *International Personality Item Pool – Neuroticism Extraversion Openness – 120* (IPIP-NEO-120; Johnson, 2014) i ChatGPT-ov upitnik, *General Attitudes towards Artificial Intelligence Scale* (GAAIS; Schepman i Rodway, 2020), procjena autorstva čestica te, konačno,



**Tablica 1***Tablica frekvencija za varijablu roda (N = 423)*

<b>Rod</b>	<b>Frekvencija</b>	<b>Ukupni uzorak %</b>
Ženski	294	70.00 %
Muški	120	28.30 %
Nebinarno	4	1.00 %
Nisu se htjeli izjasniti	2	.50 %
Nisu odgovorili	3	.20 %

**Tablica 2***Tablica frekvencija za varijablu obrazovanja (N = 423)*

<b>Obrazovanje</b>	<b>Frekvencija</b>	<b>Ukupni uzorak %</b>
OŠ	8	1.90 %
SSS	145	34.40 %
VŠS	64	15.20 %
VSS	205	48.60 %

**Tablica 3***Tablica frekvencija za varijablu zanimanja (N = 423)*

<b>Zanimanje</b>	<b>Frekvencija</b>	<b>Ukupni uzorak %</b>
Radnik	249	59.70 %
Student	146	35.00 %
Umirovljenik	7	1.70 %
Nezaposlen	5	1.20 %
Učenik	5	1.20 %
Student radnik	5	1.20 %

*Short Suggestibility Scale (SSS; Kotov i sur., 2004).* U prvom bloku sudionici su ispunili osnovne demografske podatke, poput svoga roda, dobi, zanimanja, broja sati koje dnevno provode na računalu u poslovne i privatne svrhe. Popis svih čestica nalazi se u dodatku (Tablica 11). Varijabla rod rekodirana je iz nominalne u ordinalnu tako da je muškim sudionicima dodijeljeno -1, rodno nebinarnim sudionicima 0, a ženskim sudionicama 1. Broj sati proveden na

računalu originalno je sudionicima iskazan kao raspon sati, stoga je ta varijabla rekodirana tako da su rasponima dodijeljeni bodovi od 1 do 6 u skladu s njihovim poretkom („1 ili manje” = 1, „6 i više” = 6). Varijabla stupnja obrazovanja rekodirana je tako da je OŠ označavala 1 „bod”, SŠ 2, VŠS 3 te VSS 4.

U sljedećem su bloku sudionici ispunjavali čestice vezane uz njihovu ličnost. Iz upitnika IPIP-NEO-120 (Johnson, 2014) izabrano je 30 čestica, šest za svaki faktor ličnosti, neovisno o faceti. Od šest čestica tri su pozitivno, a tri negativno bodovane. Pri odabiru čestica autori su se vodili Cronbachovim alfa-indeksom (pazeći da uglavnom ne bude niži od .60) te sadržajem čestica (pazeći da sadržaj šest odabranih čestica bude raznolik). Cronbachov alfa pouzdanosti svih pet skala upitnika IPIP-NEO-120 sljedeće su: neuroticizam ( $\alpha = .88 - .90$ ), ekstraverzija ( $\alpha = .84 - .89$ ), otvorenost prema iskustvu ( $\alpha = .81 - .85$ ), ugodnost ( $\alpha = .81 - .86$ ) i savjesnost ( $\alpha = .84 - .90$ ). Za čestice odabrane za ovo istraživanje pronađen je prijevod iz rada Jerneića i suradnika (2007).

Za konstrukciju ChatGPT-ova upitnika programu je naređeno da napravi upitnik od 30 čestica prema modelu *Velikih pet*, sa šest čestica po faktoru, tri pozitivno i tri negativno bodovane, te da uz upitnik priloži algoritam za ocjenjivanje (ChatGPT, osobna komunikacija, 15. ožujka, 2023, OpenAI, 2023; Transkript 1 u prilogu). ChatGPT je vratio upitnik izrađen prema petofaktorskom modelu. Zadatak sudionika u tome bloku bio je da označe koliko je svaka od navedenih tvrdnji istinita za njih: „Posve netočno” (1), „Uglavnom netočno” (2), „Ni točno, ni netočno” (3), „Uglavnom točno” (4), „Posve točno” (5). Transkript naredbi može se pronaći u Prilogu (Transkript 1). Čestice iz IPIP-ova i ChatGPT-ova upitnika bile su nasumično pomiješane kako bi se smanjila mogućnost utjecaja sistematskih varijabilnih faktora na bilo koji od upitnika te kako bi se smanjila vjerojatnost prepoznavanja koji su blok čestica ChatGPT-ove čestice, a koji su blok IPIP-ove čestice. Način odgovaranja na čestice bio je jednak za oba seta čestica ličnosti unatoč originalnom prijedlogu ChatGPT-a, koji je naveo skalu odgovora koja se malo razlikovala od IPIP-ove skale odgovora. Popis svih čestica nalazi se u dodatku (Tablica 12 i Tablica 13)<sup>1</sup>.

Za procjenu općih stavova prema umjetnoj inteligenciji korištena je skala *General Attitudes towards Artificial Intelligence Scale* (GAAIS; Schepman i Rodway, 2020). Skala sadrži 21 česticu i ima dvije subskale: subskale pozitivnih (smatranje umjetne inteligencije korisnom i oduševljenje njome, npr. „Umjetna je inteligencija uzbudljiva.”) i negativnih stavova prema umjetnoj inteligenciji (sklonost zanemarivanju potencijalnih i distopijskih opasnosti, npr. „Organizacije rabe umjetnu inteligenciju neetički.”) Subskala pozitivnih stavova ima Cronbachov

alfa pouzdanost .85 (.90 na uzorku iz istraživanja), a subskala negativnih stavova ima Cronbachov alfa pouzdanost .82 (.83 na uzorku iz istraživanja). Skala je negativnih stavova prema umjetnoj inteligenciji negativno bodovana tako da viši rezultat zapravo na objema subskalama označava pozitivnije stavove prema umjetnoj inteligenciji. Subskale koreliraju oko  $r = .59$  (Schepman i Rodway, 2023). Zadatak sudionika bio je da označe koliko se slažu sa svakom tvrdnjom: „Izrazito se ne slažem” (1), „Ne slažem se” (2), „Neutralan/na sam” (3), „Slažem se” (4), „Izrazito se slažem” (5). Čestice smo preveli na hrvatski jezik jer još ne postoji službena i validirana prevedena verzija. U korespondenciji e-poštom sa Schepman dobiveno je dopuštenje za korištenje i prijevod skale.

Iz drugog je bloka nasumično odabrano 10 čestica (pet IPIP-ovih, pet ChatGPT-ovih, po jedna za svaki faktor) te su za svaku sudionici na skali trebali procijeniti misle li da je ChatGPT ili čovjek napisao česticu. Sudionicima nije rečeno koliko je čestica čijeg autorstva. Zadatak sudionika bio je da označe stupanj sigurnosti autorstva čestice: „Siguran/na sam da je ovo napisala umjetna inteligencija” (1), „Čini mi se da je ovo napisala umjetna inteligencija, ali nisam siguran/na” (2), „Čini mi se da je ovo napisao čovjek, ali nisam siguran/na” (3), „Siguran/na sam da je ovo napisao čovjek” (4). Na temelju točnosti odgovora sastavljene su dvije subskale točnosti: jedna za pitanja koja je napravio čovjek, a druga za pitanja koja je napravio ChatGPT. Na objema skalama bilo je moguće ostvariti -2, -1, 1 ili 2 boda po pitanju – ukupno najmanje -10, a najviše 10. Ako je pitanja napisao čovjek, odgovori su kodirani tako da je odgovor „Siguran/na sam da je ovo napisao čovjek” donosio 2 boda, „Čini mi se da je ovo napisao čovjek, ali nisam siguran/na” 1, „Čini mi se da je ovo napisala umjetna inteligencija, ali nisam siguran/na” -1 te „Siguran sam da je ovo napisala umjetna inteligencija” -2 boda. Ako je česticu napisao ChatGPT, bodovanje je išlo u obrnutom smjeru. Za rezultat ukupne procjene točnosti subskale su zbrojene.

---

<sup>1</sup> Potrebno je napomenuti da je došlo do pogreške prilikom stvaranja i prevođenja ChatGPT-ova upitnika (Transkript 1). Primjerice, ChatGPT bi preveo prvih nekoliko čestica, ali stao usred prijevoda zadnjih. Ako bismo ga pitali da nastavi, on bi preveo još neki broj čestica, ali ne sve, izmislio bi nove čestice koje nisu u originalu ili bi ih pogrešno preveo. Kada je konačno uspio proizvesti zadovoljavajuću listu prevedenih čestica, mi nismo uočili greške s dvjema česticama. Čestica “I am often lost in thought and daydreaming” prevedena kao „Ponekad sam skeptičan i ne vjerujem drugima.” ChatGPT je u engleskom originalu naveo da ta čestica mjeri neuroticizam. Ovo je pogrešno jer čestica više nalikuje mjeri otvorenost prema iskustvu. Zanimljivo je da prevedena čestica više nalikuje mjeri neuroticizma. Čestica “I rarely worry about things and tend to be carefree.” prevedena je kao „Imam tendenciju biti emocionalno stabilan i ne uzbuđivati se lako.” Obje verzije opisuju manje izražen neuroticizam, ali nisu sadržajno jednake. Za obje čestice prijevodi su uvršteni u upitnik.

Za procjenu sugestibilnosti korištena je skala *Short Suggestibility Scale* (SSS; Kotov i sur., 2004). Skala sadrži 21 česticu te ima visoku pouzdanost ( $\alpha = .86 - .89$ ;  $\alpha = .86$  uzorak istraživanja). Zadatak sudionika bio je da označe koliko se svaka navedena tvrdnja odnosi na njih: „Uopće se ne odnosi na mene” (1), „Malo se odnosi na mene” (2), „Djelomično se odnosi na mene” (3), „Većinom se odnosi na mene” (4), „U potpunosti se odnosi na mene” (5). Čestice smo preveli na hrvatski jezik jer ne postoji službena i validirana prevedena verzija. Primjer je čestice iz skale „Mišljenja drugih ljudi lako utječu na moja”. U korespondenciji e-poštom s Kotovom dobiveno je dopuštenje za korištenje i prijevod skale.

*Postupak.* Anketa je rađena pomoću platforme Google Forms. Sudionicima smo u studentskim grupama na WhatsAppu i Facebooku poslali pozivno pismo u kojem je kratko objašnjena svrha istraživanja te ih se zamolilo za osobno sudjelovanje i da upitnik prosljede poznanicima za koje misle da će biti zainteresirani za sudjelovanje. U kasnijim fazama prikupljanja podataka pozivno pismo podijeljeno je još jednom na *mailing* listu Filozofskog fakulteta Sveučilišta u Zagrebu. Tim načinom prikupljanja podataka uzorak je prigodan, a postoje i elementi prikupljanja podataka metodom snježne grude. Podaci su prikupljeni u razdoblju od 31. ožujka do 27. lipnja 2023. godine. Ispunjavanje ankete traje petnaestak minuta. Nakon završetka ankete sudionicima se zahvalilo na sudjelovanju. Sudjelovanje je bilo u potpunosti anonimno. Na početku upitnika nalazila se uputa koja je sadržavala informaciju o odobrenju Etičkog povjerenstva, uvjetima sudjelovanja, anonimnosti i zaštiti podataka te kontakt istraživačkog tima. U ovom su radu priložene samo nužne slike i tablice provedenih analiza zbog logističkih ograničenja. Svi dodatni materijali koji se spominju u radu nalaze se na stranici *Open Science Framework* (OSF) ([https://osf.io/jyeka/?view\\_only=cbf29091d4f0412e8bc5a32f0eac80b9](https://osf.io/jyeka/?view_only=cbf29091d4f0412e8bc5a32f0eac80b9)).

## Rezultati

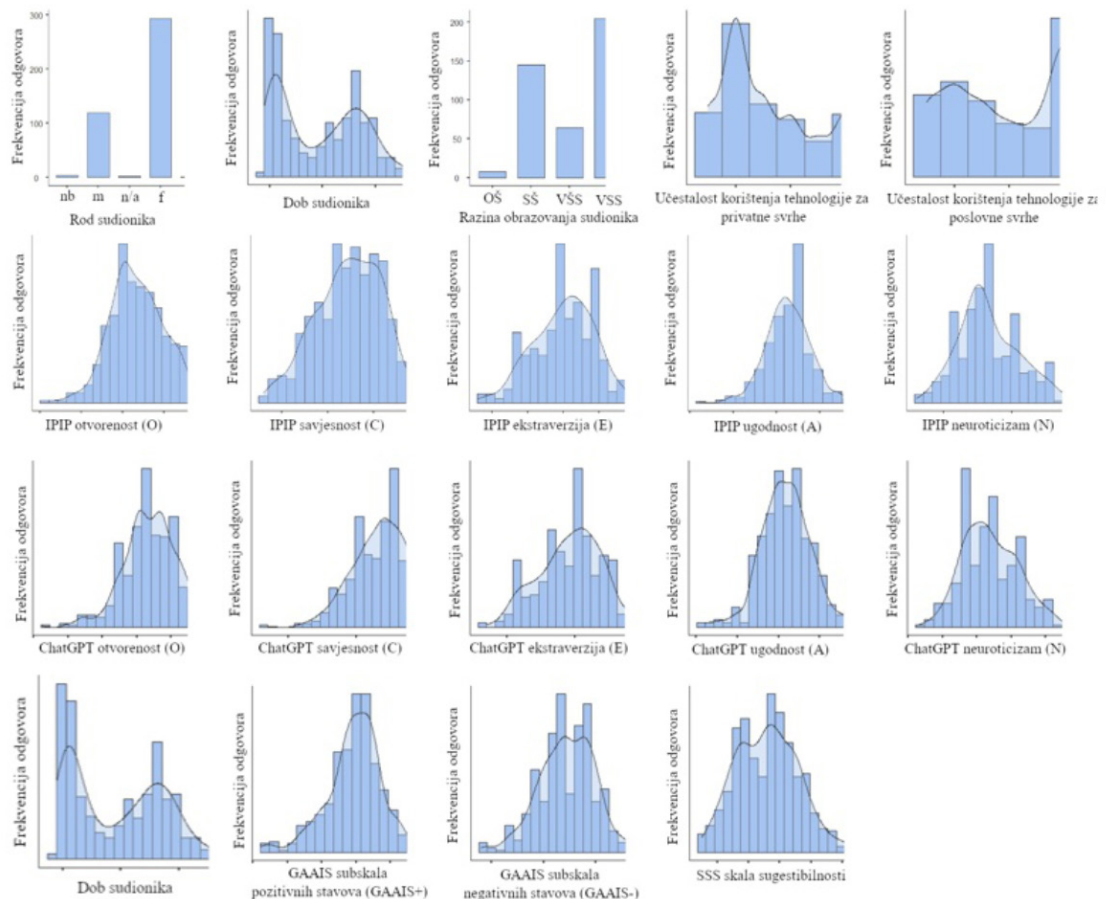
*Konfirmatorna faktorska analiza.* Prema Shapiro-Wilkovu testu sve varijable za oba upitnika statistički značajno odstupaju od normalne (dodatni materijali na OSF-u). Međutim, uvidom u histogramске i *bar plot*-prikaze (Slika 1) ustanovljeno je da distribucije većinom nalikuju normalnima (ili bar simetričnima). Simulacijske studije pokazuju da je za provedbu konfirmatorne faktorske analize na varijablama koje nisu normalno distribuirane s nedostajućim podacima potreban uzorak od 315 sudionika za statističku snagu od .81 (Muthén i Muthén, 2002). Na temelju navedenih informacija zaključeno je da je dobiveni uzorak od 423 sudionika prikladan za provedbu konfirmatorne faktorske analize.

Na podacima iz ChatGPT-ova i IPIP-ova upitnika provedene su konfirmatorne faktorske varijable. Svi nedostajući podaci iz korištenih upitnika izbačeni su na temelju metode *listwise* u obje analize. Obje konfirmatorne analize temeljile su se na petofaktorskom modelu Coste i McCraea (1995). Model određuje da je šest čestica koje mjere ugodnost vezano uz prvi faktor, šest čestica koje mjere savjesnost vezano je uz drugi faktor, šest čestica koje mjere ekstraverziju uz treći faktor, šest čestica koje mjere neuroticizam vezano je uz četvrti faktor, a šest čestica koje mjere otvorenost prema iskustvu vezano je uz peti faktor. Varijance faktora unutar modela fiksirane su na vrijednost 1.

Prvo je provedena analiza na podacima IPIP-ova upitnika. Hi-kvadrat analiza pristajanja modela pokazuje da korišteni model statistički značajno odstupa od podataka dobivenih u varijablama korištenim u analizi ( $\chi^2 = 1587$ ;  $df = 395$ ;  $p < .001$ ), to jest da dobiveni podaci ne pristaju dobro unutar korištenog modela. S obzirom na to da je hi-kvadrat analiza izrazito osjetljiva na veličinu uzorka,

**Slika 1**

*Histogramski i bar plot-prikazi rezultata (N = 423). Preuzeto iz programa Jamovi (verzija 2.4, 2023)*



#### Tablica 4

Tablica indikatora pristajanja CFA-e na podacima IPIP-ova i ChatGPT-ova upitnika (N = 423)

Upitnik	CFI	TLI	RMSEA
IPIP	.63	.60	.09
ChatGPT	.75	.72	.08

korišteni su i drugi kriteriji pristajanja modela prikazani u tablici 4. Analiza tablice 4 za indikatore izračunate na IPIP-ovim podacima pokazuje da *Comparative Fit Index* (CFI) ni Tucker-Lewisov *index* (TLI) ne postižu vrijednost .90 potrebnu da bi se model prozvao zadovoljavajućim (Byrne, 1994). Indikator *Root Mean Square Error of Approximation* (RMSEA) veći je od predložene zadovoljavajuće vrijednosti od 0,05 ili manje.

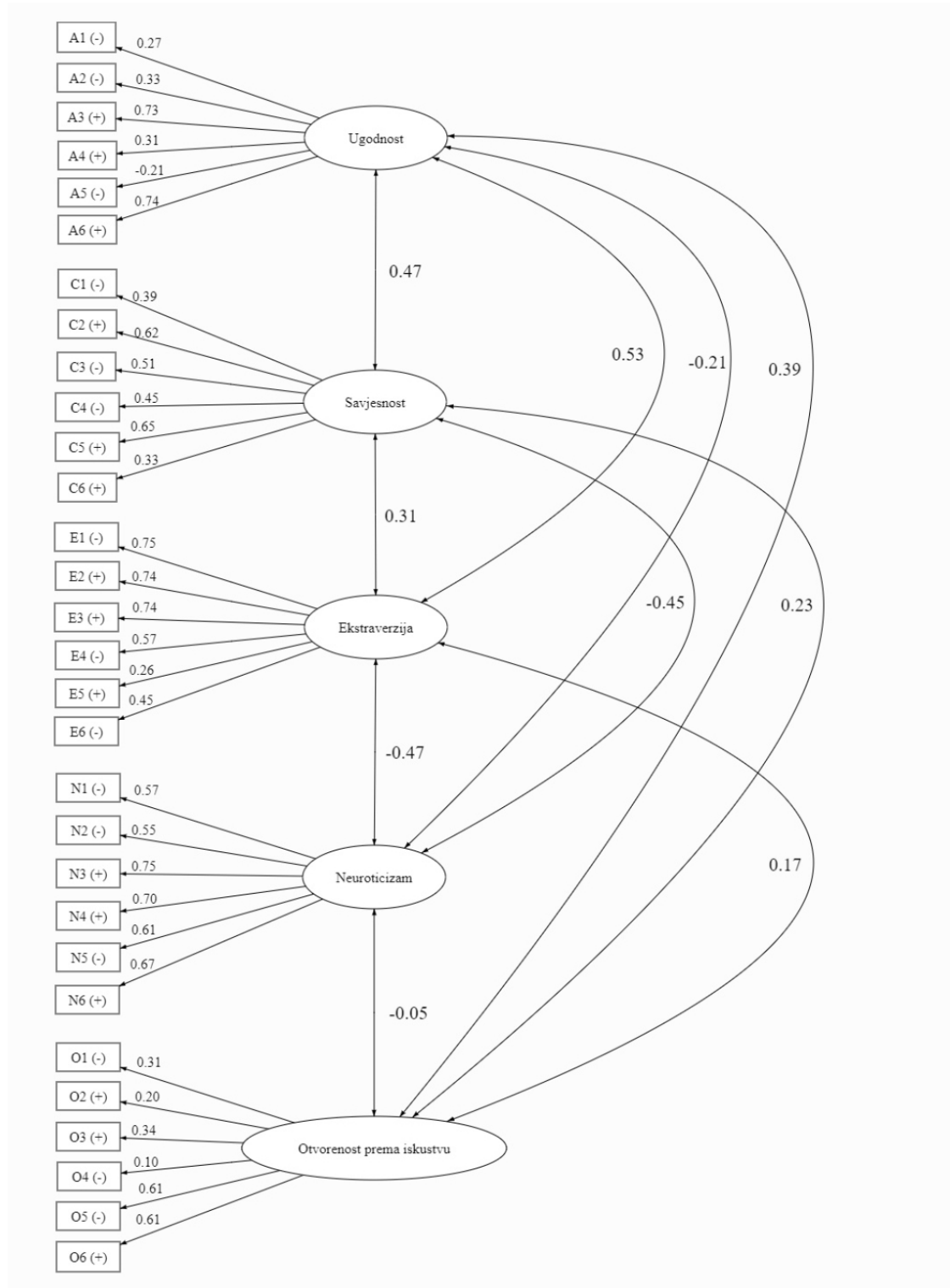
Čestice koje mjere ugodnost i otvorenost prema iskustvu u prosjeku imaju najmanja standardizirana zasićenja faktorima definiranim modelom, a standardizirana su faktorska zasićenja najveća za čestice koje mjere ekstraverziju i neuroticizam. Analiza faktorskih interkorelacija prikazanih na Slici 2 pokazuje da je većina faktora u niskim korelacijama, s izuzetkom korelacije ugodnosti i ekstraverzije, ugodnosti i savjesnosti te ekstraverzije i neuroticizma, čije veličine prelaze .40.

Nakon analize IPIP-ova upitnika provedena je konfirmatorna faktorska analiza i na varijablama ChatGPT-ova upitnika. Hi-kvadrat analiza pristajanja modela pokazuje da korišteni model statistički značajno odstupa od podataka dobivenih u varijablama korištenim u analizi ( $\chi^2 = 1530$ ;  $df = 395$ ;  $p < .001$ ), to jest da dobiveni podaci ne pristaju dobro unutar korištenog modela. Indikatori CFI, TLI i RMSEA izračunati na ChatGPT-ovim podacima prikazanim u Tablici 4 ne postižu zadovoljavajuće razine .93 to jest .05 (Byrne, 1994).

Analizom faktorskih zasićenja na Slici 3 pronađeno je da svaka od varijabli statistički značajno pridonosi modelu. Prosječna standardizirana faktorska zasićenja najniža su za faktor ugodnosti, a najveća za faktore savjesnosti i ekstraverzije. Interkorelacije između faktora korištenih u modelu, prikazane na Slici 3, uglavnom su niskih veličina, s izuzetkom korelacije ugodnosti i ekstraverzije čija vrijednost iznosi .53. Navedeni rezultati pokazuju da *H1a* nije potvrđena.

**Slika 2**

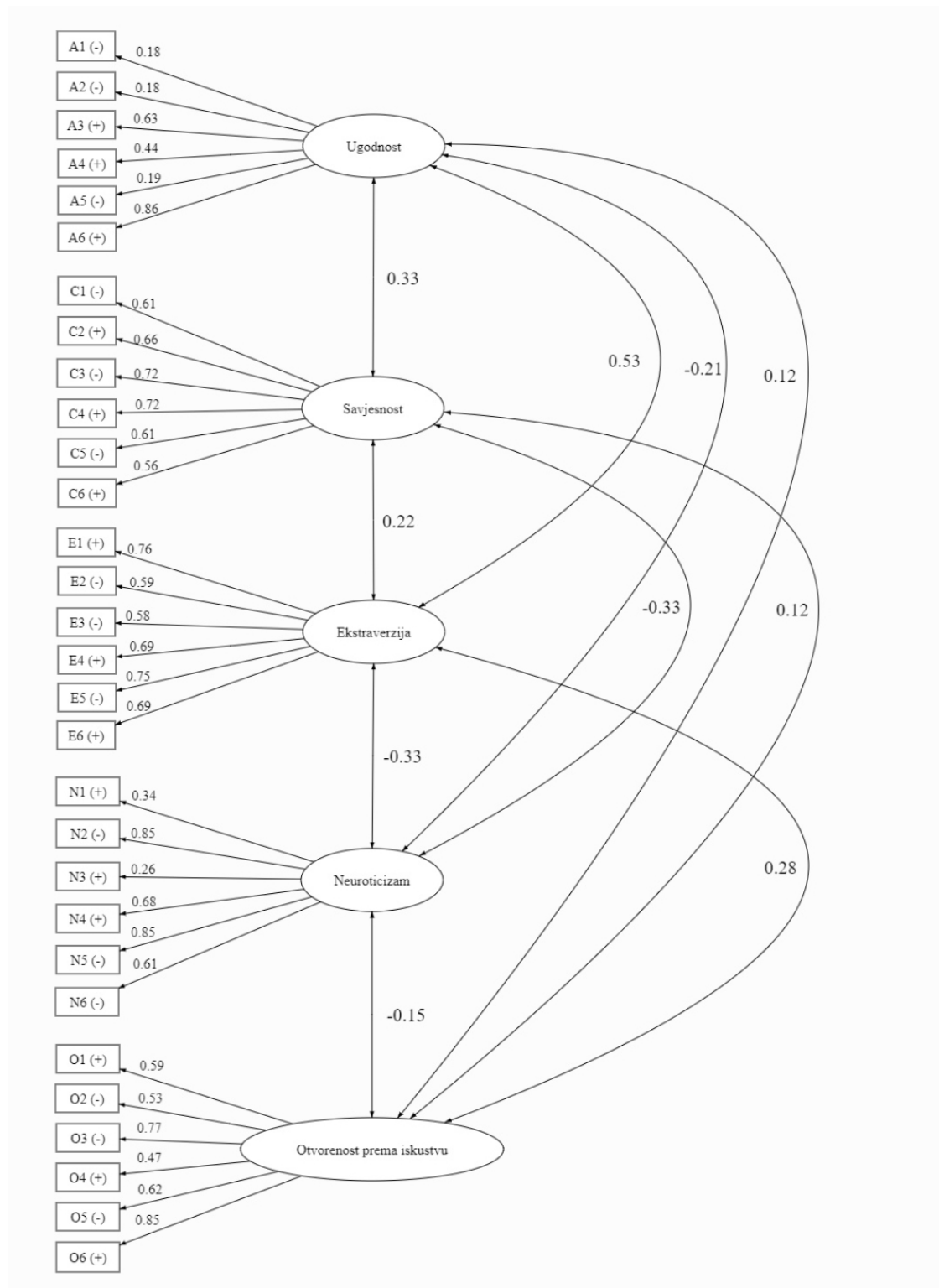
*Faktorska zasićenja čestica i povezanosti faktora unutar modela u CFA-i IPIP-ovih podataka (N = 423).*



*Legenda.* A – subskala ugodnosti; E – subskala ekstraverzije; N – subskala neuroticizma; O – subskala otvorenosti; C – subskala savjesnosti. (+) pozitivan smjer čestice; (-) negativan smjer čestice.

### Slika 3

Faktorska zasićenja čestica i povezanosti faktora modela u CFA-i ChatGPT-ovih podataka (N = 423)



**Legenda.** A – subskala ugodnosti; E – subskala ekstraverzije; N – subskala neuroticizma; O – subskala otvorenosti; C – subskala savjesnosti. (+) pozitivan smjer čestice; (-) negativan smjer čestice



**Tablica 5**

*Cronbachovi alfa-koeficijenti pouzdanosti za subskale IPIP-ova i ChatGPT-ova upitnika ličnosti (N = 423)*

<b>Subskala</b>	<b>Cronbach <math>\alpha</math></b>
IPIP A	.41
IPIP E	.75
IPIP N	.80
IPIP O	.45
IPIP C	.65
ChatGPT A	.56
ChatGPT E	.84
ChatGPT N	.78
ChatGPT O	.80
ChatGPT C	.80

*Legenda.* IPIP – skala čestica iz IPIP-NEO-120 (Johnson, 2014); ChatGPT – skala čestica koje je napravio ChatGPT (OpenAI, 2023); A – subskala ugodnosti; E – subskala ekstraverzije; N – subskala neuroticizma; O – subskala otvorenosti; C – subskala savjesnosti.

Nakon provedbe konfirmatorne faktorske analize izračunati su Cronbachovi alfa-koeficijenti pouzdanosti subskala oba upitnika ličnosti. Tri subskale na IPIP-ovu upitniku ličnosti i jedna subskala na ChatGPT-ovu upitniku nemaju/nisu imale zadovoljavajuću pouzdanost veću od .70. Svi pojedinačni Cronbachovi alfa-koeficijenti nalaze se u Tablici 5. Statistički je program *Jamovi* za subskalu ugodnosti na IPIP-ovu upitniku naglasio da čestica 22, „Imam visoko mišljenje o sebi”, s IPIP-ova upitnika negativno korelira s ostalim česticama na subskali ugodnosti te predložio da se čestica rekodira kako bi se povećala pouzdanost. Pregled rezultata ranije provedene konfirmatorne analize također potvrđuje da ta čestica negativno korelira s faktorom ugodnosti. S obzirom na to da je čestica negativnog smjera, rekodirana je prije uvrštavanja u analizu. Na temelju ovakvih rezultata zaključeno je da je u ovom istraživanju došlo do anomalije, to jest da na našem uzorku ispitanika čestica „Imam visoko mišljenje o sebi” nije bila negativna mjera ugodnosti, nego je konstrukt ugodnosti mjerila na drugačiji način ili je mjerila potpuno drugačiji konstrukt.

*Povezanost upitnika ličnosti.* Prema Shapiro-Wilkovu testu sve varijable za oba upitnika statistički značajno odstupaju od normalne (dodatni materijali na

OSF-u). Međutim, Slika 1 upućuje da distribucije većinom nalikuju normalnima, stoga smo se odlučili za parametrijski Pearsonov koeficijent povezanosti. Valjanost dobivenih upitnika ispitivana je i analizom *multi trait multi method*, prikazanoj u Tablici 6. U našem nacrtu istraživanja ChatGPT-ov i IPIP-ov upitnik označavaju dvije korištene metode („method”), a pet faktora ličnosti označavaju ispitivane karakteristike („trait”). Pregled korelacijske matrice pokazuje da ne postoji multikolinearnost jer niti jedna korelacija između nepripadajućih faktora dvaju upitnika (npr. IPIP – ugodnost i ChatGPT – savjesnost) ne prelazi  $r = .70$ . Pregled korelacije *different trait same method* pokazuje da je većina njih niska do umjerena (samo 3 korelacije prelaze .30), što ukazuje na to da ne postoji faktor metode. Pregled korelacija *same trait different method* pokazuje da su one sve umjerene do visoke (od .58 do .81), što ukazuje na valjanost upitnika, točnije na konvergentnu valjanost. Niske korelacije *different trait same method* zajedno s niskim korelacijama *different trait different method* ukazuju na zadovoljavajuću divergentnu valjanost. Na dijagonali matrice nalaze se Cronbachovi alfa-koeficijenti koji označavaju same korelacije *same trait same method*. Neke subskale imaju odstupajuće podatke (engl. *outliers*), što se može očekivati u uzorku te veličine. Oni nisu isključeni iz analiza. Što se tiče preduvjeta linearnosti, *scatter plot*-prikazi upućuju na relativno linearnu povezanost između pripadajućih parova subskala. Dodatni su materijali na OSF-u.

*Pozitivni stavovi prema umjetnoj inteligenciji.* Prije provedbe obiju hijerarhijskih regresijskih analiza provedene su deskriptivne analize kako bismo provjerili karakteristike varijabli (dodatni materijali na OSF-u). Sve varijable korištene u ovoj analizi statistički značajno odstupaju od normalne. Međutim, histogramski prikazi IPIP-ovih varijabli, distribucije SSS i GAAIS subskala pokazuju da distribucije varijabli ipak nalikuju normalnima ili su barem simetrične. Varijable učestalosti korištenja tehnologije i stupnja obrazovanja ordinalne su i imaju manji broj uporišnih točaka, stoga je razumljivo da nisu normalno distribuirane. A što se tiče dobi, distribucija varijable pokazuje se bimodalnom, s dvama vrhovima frekventnih odgovora – oko 20 i oko 50 godina. Distribucije varijabli prikazuje Slika 1. Pregledom *box plot*-prikaza korištenih varijabli može se iščitati da neke od njih imaju odstupajuće rezultate koji mogu narušiti linearnost povezanosti (dodatni materijali na OSF-u). Navedeni *outlieri* nisu izbačeni iz daljnje obrade. Unatoč tome što neke prediktorske varijable nisu intervalne, što neke odstupaju od normaliteta distribucije i što u nekima postoje odstupajući rezultati, u daljnjim je koracima analize korišten Pearsonov koeficijent korelacije zbog dovoljno velikog uzorka ( $N = 423$ ). Ipak, zbog nezadovoljenih uvjeta dobivene rezultate treba interpretirati s oprezom.

**Tablica 6**

*Korelacijska matrica multi trait multi method Pearsonova koeficijenta povezanosti između varijabli IPIP-ova upitnika i ChatGPT-ova upitnika (N = 423)*

	1.	2.	3.	4.	5.	6.	7.	8.	9.	10.
1. ChatGPT A	(.56)									
2. ChatGPT C	.22***	(.80)								
3. ChatGPT E	.14**	.16**	(.84)							
4. ChatGPT N	-.17***	-.27***	-.37***	(.78)						
5. ChatGPT O	.001	.09	.26***	-.20***	(.80)					
6. IPIP A	.58***	.26***	.20***	-.30***	.07	(.41)				
7. IPIP C	.16**	.77**	.08	-.32***	.10	.20***	(.65)			
8. IPIP E	.20***	.26***	.81***	-.40***	.31***	.27***	.19***	(.75)		
9. IPIP N	-.08	-.27***	-.35***	.79***	-.28***	-.13*	-.33***	-.39***	(.80)	
10. IPIP O	.05	.03	.22***	-.04	.58***	.07	.05	.23***	-.11*	(.45)

*Legenda.* IPIP – skala čestica iz IPIP-NEO-120 (Johnson, 2014); ChatGPT – skala čestica koje je napravio ChatGPT (OpenAI, 2023); A – subskala ugodnosti; E – subskala ekstraverzije; N – subskala neuroticizma; O – subskala otvorenosti; C – subskala savjesnosti. \*  $p < .05$ ; \*\*  $p < .01$ ; \*\*\*  $p < .001$

U zagradama se nalaze korelacije same trait same method izražene Cronbachovim alfa-koeficijentima pouzdanosti: tamno sivo ispunjene ćelije označavaju korelacije same trait different method; svijetlo sivo ispunjene ćelije označavaju korelacije different trait same method; ćelije bez ispune označavaju korelacije different trait different method.

Izračun bivarijatnih korelacija između pojedinih varijabli pokazuje da s GAAIS skalom pozitivnih stavova prema umjetnoj inteligenciji statistički značajno koreliraju rod, dob, poslovno korištenje tehnologije, ugodnost, otvorenost, neuroticizam i sugestibilnost. Rod korelira u iznosu  $r = -.17$  ( $df = 409$ ;  $p < .001$ ), što znači da su muškarci skloniji prepoznavanju korisnosti i oduševljenju umjetnom inteligencijom, što je očekivano. Dob korelira u iznosu

**Tablica 7**

*Korelacijska matrica Pearsonova koeficijenta povezanosti između sociodemografskih varijabli, varijabli ličnosti, sugestibilnosti i stavova prema umjetnoj inteligenciji (N = 423)*

	1.	2.	3.	4.	5.	6.	7.	8.	9.	10.	11.	12.	13.
<b>1. rod<sup>1</sup></b>	—												
<b>2. dob</b>	-.12*	—											
<b>3. stupanj obrazovanja<sup>2</sup></b>	-.05	.25***	—										
<b>4. korištenje tehnologije privatno</b>	-.08	-.14**	-.03	—									
<b>5. korištenje tehnologije poslovno</b>	-.10*	.32***	.17***	.01	—								
<b>6. IPIP A</b>	.23***	-.09	-.03	-.12**	-.11**	—							
<b>7. IPIP O</b>	.03	-.04	.01	-.04	-.04	-.004	—						
<b>8. IPIP C</b>	.09	.04	-.05	-.16***	.15**	.15**	.05	—					
<b>9. IPIP E</b>	.03	.15**	.04	-.17***	.14**	.11*	.23***	.19***	—				
<b>10. IPIP N</b>	.13**	-.27***	-.06	.17***	-.16**	-.01	-.11*	-.33***	-.39***	—			
<b>11. SSS</b>	.20***	-.19***	-.14**	.03	-.07	.08	-.06	-.18***	-.08	.24***	—		
<b>12. GAAIS+</b>	-.17***	.11*	.06	.01	.32***	-.15**	.10*	.04	.08	-.13**	.10*	—	
<b>13. GAAIS-</b>	-.08	.06	.05	-.08	.18***	-.02	.05	.13**	.10*	-.16***	-.02	.57***	—
<b>14. Procjena autorstva</b>	.11*	-.09	.04	-.07	-.10*	-.05	.07	.06	.05	.15**	.03	-.002	.01

*Legenda.* IPIP – skala čestica iz IPIP-NEO-120 (Johnson, 2014); A – subskala ugodnosti; E – subskala ekstraverzije; N – subskala neuroticizma; O – subskala otvorenosti; C – subskala savjesnosti; SSS – skala sugestibilnosti (Kotov i sur., 2004); GAAIS+ – subskala prepoznavanja korisnosti AI (Schepman i Rodway, 2020); GAAIS- – subskala zanemarivanja opasnosti AI (Schepman i Rodway, 2020).

<sup>1</sup> Muški sudionici – -1; rodno nebinarni sudionici – 0; ženske sudionice – 1.

<sup>2</sup> OŠ – 1; SŠ – 2; VŠS – 3; VSS – 4.

\*  $p < .05$ ; \*\*  $p < .01$ ; \*\*\*  $p < .001$ .

$r = .11$  ( $df = 408$ ;  $p = .024$ ), stariji su sudionici zapravo skloniji prepoznavanju korisnosti i oduševljenju AI-om, što je suprotno od očekivanog. Postoji pozitivna korelacija učestalosti korištenja tehnologije i rezultata na GAAIS subskali pozitivnih stavova prema umjetnoj inteligenciji, ali samo korištenja tehnologije u poslovne svrhe ( $r = .32$ ;  $df = 413$ ;  $p < .001$ ). Što sudionici češće koriste tehnologiju u poslovne svrhe, to su skloniji prepoznavanju korisnosti i oduševljenju AI-om, što je djelomično očekivano. Ugodnost je povezana s rezultatima na GAAIS subskali pozitivnih stavova prema AI-u  $r = -.15$  ( $df = 410$ ;  $p = .003$ ), otvorenost  $r = .10$  ( $df = 407$ ;  $p = .046$ ) te neuroticizam  $r = -.13$  ( $df = 410$ ;  $p = .006$ ). Sudionici koji su manje ugodni, više otvoreni i manje neurotični skloniji su prepoznavanju korisnosti i oduševljenju AI-om. Ti rezultati djelomično su očekivani. Postoji još značajnih korelacija između korištenih varijabli, ali neće sve biti raspravljene jer nisu sve točka interesa ovog istraživanja. Korelacijska matrica (Tablica 7) prikazuje da je između svih prediktora korelacija niža od  $r = .70$ , što upućuje na nenarušen uvjet multiple regresije o minimalnoj multikolinearnosti.

### Tablica 8

*Beta-ponderi u hijerarhijskoj regresijskoj analizi korelata pozitivnih stavova prema AI-u (N = 423)*

	<b>B1</b>	<b>B2</b>	<b>B3</b>
rod <sup>1</sup>	-.14**	-.12**	-.15**
dob	.01	-.01	.02
stupanj obrazovanja <sup>2</sup>	.001	-.002	.02
korištenje tehnologije privatno	0.003	.01	.02
korištenje tehnologije poslovno	.29***	.28***	.26***
IPIP A		-.08	-.09
IPIP O		0.10**	.11*
IPIP C		7.40e-4	.03
IPIP E		.01	.01
IPIP N		-.07	-.10
SSS			.19***

Legenda. IPIP – skala čestica iz IPIP-NEO-120 (Johnson, 2014); A – subskala ugodnosti; E – subskala ekstraverzije; N – subskala neuroticizma; O – subskala otvorenosti; C – subskala savjesnosti; SSS – skala sugestibilnosti (Kotov i sur., 2004).

<sup>1</sup> Muški sudionici – -1; rodno nebinarni sudionici – 0; ženske sudionice – 1.

<sup>2</sup> OŠ – 1; SŠ – 2; VŠS – 3; VSS – 4.

\*  $-p < .05$ ; \*\*  $-p < .01$ ; \*\*\*  $-p < .001$ .

Zadovoljen je preduvjet od odsustvu multikolinearnosti jer VIF vrijednost ne prelazi 2.50 (Johnston i sur., 2018) i *tolerance* iznosi iznad su .10 (Tabachnick i Fidell, 2001). Shapiro-Wilk ukazuje na narušenu pretpostavku normalne distribucije reziduala ( $W = .98$ ;  $p < .001$ ). Q-Q prikaz (dodatni materijali na OSF-u) međutim pokazuje odgovarajući normalitet reziduala te podaci uglavnom prate modelirani pravac regresije. Temeljni uvjeti regresijske analize zadovoljeni su te nastavljamo s regresijskom analizom. Korake navedene hijerarhijske regresijske analize prikazuje Tablica 8.

U prvom su koraku hijerarhijske regresijske analize sociodemografske varijable roda, dobi, razine obrazovanja, učestalosti korištenja tehnologije u privatne i u poslovne svrhe korelirane s rezultatima na GAAIS subskali pozitivnih stavova prema umjetnoj inteligenciji. Prvi blok s kriterijem ostvaruje značajnu pozitivnu povezanost  $R = .34$  ( $F(5/377) = 9.82$ ;  $p < .001$ ). Ta je povezanost niska. Od svih prediktora u bloku značajni su rod i učestalost korištenja tehnologije u poslovne svrhe ( $\beta_{\text{ROD}} = -.14$ ;  $t = -2.92$ ;  $p = .004$  te  $\beta_{\text{TEHNOLOGIJA POSLOVNO}} = .29$ ;  $t = 5.59$ ;  $p < .001$ ). Sudionici muškog roda i oni koji se više sati u danu koriste tehnologijom u poslovne svrhe ostvaruju više rezultate na GAAIS subskali pozitivnih stavova, odnosno oni smatraju AI više korisnim i više ih oduševljava. *H2a1* je djelomično potvrđena.

U drugom su koraku hijerarhijske analize uz sociodemografske čimbenike dodane osobine ličnosti prema petofaktorskom modelu. Navedeni blok prediktora uz prethodno navedeni s kriterijem ostvaruje povezanost  $R = .37$  ( $F(10/372) = 6.02$ ;  $p < .001$ ). 24 % varijance u rezultatima na GAAIS subskali pozitivnih stavova prema umjetnoj inteligenciji može se objasniti sociodemografskim čimbenicima i osobinama ličnosti. Ta je povezanost umjerena. Dobit u objašnjenjima varijanci u odnosu na prvi blok iznosi  $\Delta R = .02$  ( $F(5/372) = 2.07$ ;  $p = .07$ ), što nije značajan prirast, ali je blizu granice značajnosti od 5 %. Od prediktora u tome bloku značajan beta-ponder ima samo otvorenost ( $\beta = .10$ ;  $t = 2.01$ ;  $p = .045$ ). Otvoreniji više prepoznaju korisnost, AI *H2a11* je djelomično potvrđena.

Konačno, u trećem koraku hijerarhijske analize, povrh korištenih sociodemografskih varijabli i osobina ličnosti, dodana je varijabla samoprocjene sugestibilnosti u model korelacije s rezultatima na GAAIS subskali pozitivnih stavova prema umjetnoj inteligenciji. Navedeni blok prediktora uz prethodno navedeni s kriterijem ostvaruje povezanost  $R = .42$  ( $F(11/371) = 7.03$ ;  $p < .001$ ). Ta je povezanost umjerena. Dobit u objašnjenjima varijanci u odnosu na drugi blok iznosi  $\Delta R = .03$  ( $F(1/3715) = 14.91$ ;  $p < .001$ ), što je značajan prirast.

Sugestibilnost je značajan prediktor pozitivnih stavova prema umjetnoj inteligenciji ( $\beta = .19$ ;  $t = 3.86$ ;  $p < .001$ ). Više sugestibilni sudionici smatraju umjetnu inteligenciju korisnijom i više ih oduševljava. Navedeni rezultati pokazuju da je *H2aIII* djelomično potvrđena.

*Negativni stavovi prema umjetnoj inteligenciji.* Račun bivarijatnih korelacija između pojedinih varijabli pokazuje da s GAAIS skalom negativnih stavova prema umjetnoj inteligenciji statistički značajno koreliraju poslovno korištenje tehnologije, savjesnost, ekstraverzija i neuroticizam. Učestalost korištenja tehnologije u poslovne svrhe korelira u iznosu  $r = .18$  ( $df = 409$ ;  $p < .001$ ), što znači da su sudionici koji se češće koriste tehnologijom u poslovne svrhe skloniji zanemarivanju potencijalnih distopijskih opasnosti umjetne inteligencije, što je djelomično očekivano. Savjesnost je povezana s rezultatima na GAAIS subskali negativnih stavova prema AI-u  $r = .13$  ( $df = 406$ ;  $p = .007$ ), ekstraverzija  $r = .10$  ( $df = 408$ ;  $p = .047$ ) te neuroticizam  $r = -.16$  ( $df = 406$ ;  $p = .001$ ). Sudionici

## Tablica 9

*Beta-ponderi u hijerarhijskoj regresijskoj analizi korelata negativnih stavova prema AI-u (N = 423)*

	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$
rod <sup>1</sup>	-.07	-.07	-.08
dob	-.01	-.03	-.02
stupanj obrazovanja <sup>2</sup>	.01	.02	.02
korištenje tehnologije privatno	-.07	-.03	-.03
korištenje tehnologije poslovno	0.17***	.15**	.14**
IPIP U		.002	-1.34e-4
IPIP O		.01	.02
IPIP S		.08	.09
IPIP E		.05	.05
IPIP N		-.08	-.09
SSS			.04

*Legenda.* IPIP – skala čestica iz IPIP-NEO-120 (Johnson, 2014); A – subskala ugodnosti; E – subskala ekstraverzije; N – subskala neuroticizma; O – subskala otvorenosti; C – subskala savjesnosti; SSS – skala sugestibilnosti (Kotov i sur., 2004).

<sup>1</sup> Muški sudionici – -1; rodno nebinarni sudionici – 0; ženske sudionice – 1.

<sup>2</sup> OŠ – 1; SŠ – 2; VŠS – 3; VSS – 4.

\*  $-p < .05$ ; \*\*  $-p < .01$ ; \*\*\*  $-p < .00$

koji su više savjesni, više ekstravertirani i manje neurotični lakše zanemaruju potencijalne opasnosti AI-a. Ovi su rezultati djelomično očekivani.

Kao nulti korak hijerarhijske multiple regresije testirana je multikolinearnost. VIF vrijednost ne prelaze 10. *Tolerance* za sve IPIP-ove varijable i sve interakcije iznosi više od .10. Shapiro-Wilk ukazuje na zadovoljenu pretpostavku normalne distribucije reziduala ( $W = .99$ ;  $p = .32$ ). To potvrđuje i pripadajući Q-Q prikaz (dodatni materijali na OSF-u). Temeljni uvjeti regresijske analize zadovoljeni su te je nastavljeno s regresijskom analizom. Korake navedene hijerarhijske regresijske analize prikazuje Tablica 9.

U prvom su koraku hijerarhijske regresijske analize sociodemografske varijable roda, dobi, razine obrazovanja, učestalosti korištenja tehnologije u privatne i u poslovne svrhe korelirane s rezultatima na GAAIS subskali negativnih stavova prema umjetnoj inteligenciji. Prvi blok s kriterijem ostvaruje značajnu pozitivnu povezanost  $R = .20$  ( $F(5/376) = 3.21$ ;  $p = .007$ ). Ta je povezanost niska. Koeficijent multiple determinacije iznosi  $R^2 = .04$ , što znači da se 4 % varijance u rezultatima na GAAIS subskali negativnih stavova prema umjetnoj inteligenciji može objasniti korištenim sociodemografskim varijablama. Od svih prediktora u bloku značajna je samo učestalost korištenja tehnologije u poslovne svrhe ( $\beta = .17$ ;  $t = 3.24$ ;  $p = .001$ ). Sudionici koji se više sati u danu koriste tehnologijom u poslovne svrhe ostvaruju više rezultate na GAAIS subskali negativnih stavova, odnosno oni lakše zanemaruju potencijalne i distopijske opasnosti umjetne inteligencije. *H2b1* je djelomično potvrđena.

U drugom su koraku hijerarhijske analize uz sociodemografske čimbenike dodane osobine ličnosti prema petofaktorskom modelu. Navedeni blok prediktora uz prethodno navedeni s kriterijem ostvaruje značajnu povezanost  $R = .26$  ( $F(10/3715) = 2.57$ ;  $p = .005$ ). Gotovo 7% varijance u rezultatima na GAAIS subskali negativnih stavova prema umjetnoj inteligenciji može se objasniti sociodemografskim čimbenicima i osobinama ličnosti. Ta je povezanost niska. Dobit u objašnjenju varijanci u odnosu na prvi blok iznosi  $\Delta R = .02$  ( $F(5/371) = 1.89$ ;  $p = .10$ ), što nije značajan prirast. Niti jedan pojedini prediktor u ovom bloku nije značajan kao beta-ponder. *H2b11* nije potvrđena.

Konačno, u trećem koraku hijerarhijske analize, povrh korištenih sociodemografskih varijabli i osobina ličnosti, dodana je varijabla samoprocjene sugestibilnosti u model korelacije s rezultatima na GAAIS subskali negativnih stavova prema umjetnoj inteligenciji. Navedeni blok prediktora uz prethodno



navedeni s kriterijem ostvaruje povezanost  $R = .26$  ( $F(11/370) = 2.38$ ;  $p = .008$ ). Koeficijent multiple determinacije iznosi  $R^2 = .07$ . Dobit u objašnjenju varijanci u odnosu na drugi blok iznosi  $\Delta R = .001$  ( $F(1/370) = .50$ ;  $p = .478$ ), što ponovo nije značajan prirast. Sugestibilnost nije značajan prediktor pozitivnih stavova prema umjetnoj inteligenciji ( $\beta = .04$ ;  $t = .71$ ;  $p = .48$ ). Prikazani rezultati pokazuju da *H2bIII* nije potvrđena.

*Procjena autorstva čestica.* Izračun bivarijatnih korelacija između pojedinih varijabli pokazuje da s točnosti procjene čestica statistički značajno koreliraju rod, poslovno korištenje tehnologije i neuroticizam. Rod korelira u iznosu  $r = .11$  ( $df = 400$ ;  $p = .032$ ), što znači da su sudionice točnije u procjeni od sudionika i rodno nebinarnih osoba. Učestalost korištenja tehnologije u poslovne svrhe korelira rubno u iznosu  $r = -.10$  ( $df = 400$ ;  $p = .042$ ), što znači da su sudionici

**Tablica 10**

*Beta-ponderi u hijerarhijskoj regresijskoj analizi korelata točnosti procjene autorstva pitanja (N = 423)*

	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$	$\beta_4$
rod <sup>1</sup>	.10*	.10	.11	.11*
dob	-.05	-.01	-.01	-.01
stupanj obrazovanja <sup>2</sup>	.08	.07	.07	.07
korištenje tehnologije privatno	-.10	-.13*	-.13*	-.14*
korištenje tehnologije poslovno	-.06	-.04	.04	-.05
IPIP U		-.08	-.08	.08
IPIP O		.09	.09	.08
IPIP S		-.01	-.01	-.01
IPIP E		-.02	-.02	-.02
IPIP N		.17	.17*	.17
SSS			-.02	-.03
GAAIS+				-.02
GAAIS-				.05

*Legenda.* IPIP – skala čestica iz IPIP-NEO-120 (Johnson, 2014); A – subskala ugodnosti; E – subskala ekstraverzije; N – subskala neuroticizma; O – subskala otvorenosti; C – subskala savjesnosti; SSS – skala sugestibilnosti (Kotov i sur., 2004); GAAIS+ – subskala prepoznavanja korisnosti AI-a (Schepman i Rodway, 2020); GAAIS- – subskala zanemarivanja opasnosti AI-a (Schepman i Rodway, 2020).

<sup>1</sup> Muški sudionici – -1; rodno nebinarni sudionici – 0; ženske sudionice – 1.

<sup>2</sup> OŠ – 1; SŠ – 2; VŠS – 3; VSS – 4. \*  $p < .05$ ;

\*\*  $p < .01$ ; \*\*\*  $p < .001$ .

koji se manje koriste tehnologijom u poslovne svrhe točniji u procjenjivanju autorstva čestica od onih koji se više koriste. To se čini suprotnim logičnom očekivanju. Neuroticizam je povezan  $r = .15$  ( $df = 399$ ;  $p = .004$ ). Sudionici koji su više neurotični točnije prepoznaju autorstvo čestica, što je očekivano.

Među prediktorima nema visokih povezanosti ( $r > .70$ ), što ide u prilog zadovoljenoj pretpostavci o nenarušenoj multikolinearnosti. VIF iznosi potvrđuju kako je minimalna multikolinearnost uglavnom zadovoljena jer VIF vrijednost ne prelazi 10, a *tolerance nije manji* od .10. Shapiro-Wilk ne ukazuje na zadovoljenu pretpostavku normalne distribucije reziduala ( $W = .99$ ;  $p = .009$ ). Međutim, uvidom u pripadajući Q-Q prikaz (dodatni materijali na OSF-u) zaključujemo da nema izrazito narušene normalnosti distribucije. Temeljni uvjeti regresijske analize zadovoljeni su te je nastavljeno s regresijskom analizom. Korake navedene hijerarhijske regresijske analize prikazuje Tablica 10.

Rezultati provedene hijerarhijske analize pokazuju da sociodemografska obilježja, osobine ličnosti, sugestibilnost i stavovi prema umjetnoj inteligenciji s kriterijem točnosti procjene autorstva čestica koreliraju  $R = .27$  ( $F(13/355) = 2.17$ ;  $p = .01$ ). Koeficijent multiple determinacije iznosi  $R^2 = .07$  te je postotak doprinosa u varijanci kriterija 7 %. U prvom koraku hijerarhijske regresijske analize sociodemografske su varijable s kriterijem povezane  $R = .18$  ( $F(5/363) = 3.21$ ;  $p = .03$ ;  $R^2 = .03$ ). Od prediktora iz tog bloka granično je značajan rod sudionika ( $\beta = .10$ ;  $t = 1.97$ ;  $p = 0.05$ ). Sudionice točnije procjenjuju autorstvo čestica od sudionika i rodno nebinarnih sudionika. Taj nalaz nije u skladu s postavljenom hipotezom (*H3a*).

U drugom koraku regresijske analize dodane osobine ličnosti prema petofaktorskom modelu uz prethodno navedene sociodemografske čimbenike s kriterijem ostvaruju povezanost  $R = 0.27$  ( $F(10/358) = 2.77$ ;  $p = .003$ ;  $R^2 = 0.02$ ). Prirast u odnosu na prvi blok iznosi  $\Delta R = .04$  ( $F(5/358) = 2.97$ ;  $p = .012$ ), što je značajna razlika. Osobine ličnosti objašnjavaju značajan dodatan dio varijance u kriteriju površ sociodemografskih karakteristika. Povezanost je tih dvaju blokova s kriterijem niska i pozitivna. Od prediktora iz drugog bloka značajan je samo neuroticizam ( $\beta = .17$ ;  $t = 2.74$ ;  $p = .006$ ). Čini se da su više neurotični sudionici i oni koji se manje koriste tehnologijom u privatne svrhe sposobniji točno procijeniti autorstvo čestica, odnosno kada je čestica preuzeta iz IPIP-a, oni češće procjenjuju da je česticu napisao čovjek. Kada su čestice nastale pomoću ChatGPT-a, oni češće procjenjuju da ih je napisala umjetna inteligencija. Taj rezultat djelomično ide u prilog postavljenoj hipotezi (*H3b*).

U trećem koraku analize, povrh korištenih sociodemografskih varijabli i osobina ličnosti, dodana je varijabla samoprocjene sugestibilnosti. Korelacija između navedenih triju blokova prediktora i kriterija iznosi gotovo jednako kao i pri korištenju samo prvih dvaju blokova ( $R = .27$ ;  $F(11/357) = 2.52$ ;  $p = .005$ ;  $R^2 = .02$ ). Prema navedenom prirast u korelaciji nije značajan. Sugestibilnost nije značajan prediktor točnosti procjene autorstva čestica, što nije u skladu s postavljenom hipotezom ( $H3c$ ).

Konačno, u posljednjem koraku analize, povrh korištenih sociodemografskih varijabli, osobina ličnosti i sugestibilnosti, dodani su i stavovi prema umjetnoj inteligenciji. Kako Schepman i Rodway (2020) ne preporučuju zbrajanje subskala u jedan ukupni rezultat, one su uključene kao dva prediktora. Unatoč tome, viši rezultat na objema skalama zapravo označava pozitivniji stav prema AI-u, odnosno više emocionalno oduševljenje AI-om i sklonost zanemarivanju potencijalnih opasnosti AI-a. Iako dolazi do maloga porasta u iznosu povezanosti u odnosu na korištenje triju blokova, taj prirast nije značajan. Stavovi prema AI-u nisu značajni prediktor točnosti procjene autorstva čestica. Navedeni rezultati pokazuju da  $H3d$  nije potvrđena.

## Rasprava

*Valjanost upitnika.* Jedna od glavnih svrha ovog istraživanja bila je saznati posjeduje li ChatGPT mogućnosti proizvodnje valjanog upitnika ličnosti. Takva saznanja i nalazi, kada bi bili potvrđeni, imali bi velike i značajne implikacije za područje istraživačke psihologije i načine na koje se nove AI tehnologije mogu koristiti unutar nje. Za potrebe ispitivanja toga problema konfirmatorna faktorska analiza odabrana je kao najprikladniji statistički postupak. Ispitivanje valjanosti upitnika ličnosti nije uključivalo provođenje CFA-e samo na ChatGPT-ovim, nego i na IPIP-ovim varijablama. Logika iza provođenja CFA-e na ChatGPT-ovim i na IPIP-ovim rezultatima temelji se na činjenici da bi takva obrada podataka omogućila usporedbu valjanosti obaju upitnika prema petofaktorskom modelu ličnosti te da je na temelju indeksa pristajanja moguće usporediti koji je set varijabli bolji u mjerenju ličnosti prema tome modelu. Korištenje IPIP-ova upitnika smatrali smo prikladnim jer je IPIP iznimno velika javno dostupna baza čestica kojima se može mjeriti ličnost prema petofaktorskom modelu. S obzirom na to da je ChatGPT treniran na bazi javno dostupnih tekstova (Guinness, 2023; Shahriar i Hayawi, 2023), pretpostavljeno je da postoji vrlo visoka vjerojatnost da je IPIP korišten tijekom treniranja ChatGPT-a.

Kao što je navedeno u obradi rezultata, CFA je pokazala da ni IPIP-ove ( $\chi^2 = 1587$ ;  $df = 395$ ;  $p < .001$ ) ni ChatGPT-ove ( $\chi^2 = 1530$ ;  $df = 395$ ;  $p < .001$ ) čestice nisu činile valjane upitnike, to jest rezultati na njihovim varijablama značajno su odstupali od nultog modela. Indeksi pristajanja za oba upitnika ne dostižu zadovoljavajuće razine koje bi ukazivale dobro pristajanje podataka petofaktorskom modelu. Točnije, nijedan od CFI i TLI indeksa ne dostiže veličinu od .90 ili više te nijedan RMSEA indeks nije manji od praga .10, što su preduvjeti da bi se model smatrao zadovoljavajućim (Byrne, 1994). Takvi nalazi pokazuju da istraživačka hipoteza prvoga problema nije potvrđena.

Analiziranje indeksa pristajanja također dovodi do zanimljivih zaključaka o kvaliteti upitnika jer prema indeksima pristajanja ChatGPT je stvorio upitnik čiji rezultati bolje pristaju petofaktorskom modelu nego rezultati IPIP-ova upitnika koji su stvorili autori ovog rada. Iz takvih rezultata mogu se izvoditi zaključci o mogućnostima korištenja AI-a u znanstveno istraživačke svrhe, no oni će biti raspravljani kasnije u radu u sklopu praktičnih implikacija.

Sljedeći od ciljeva ovog istraživanja bio je usporediti faktore ličnosti petofaktorskog modela na mjeri ličnosti iz IPIP-a i mjeri ličnosti koju je napravio ChatGPT. Kao što pokazuje bivarijatna regresijska analiza vezana uz prvu hipotezu, svi pripadajući faktori s ChatGPT-ova upitnika značajno su umjereno ili visoko korelirali s faktorima s IPIP-ova upitnika:  $r_{\text{UGODNOST}} = .58$ ,  $r_{\text{OTVORENOST}} = .57$ ,  $r_{\text{SAVJESNOST}} = .77$ ,  $r_{\text{EKSTRAVERZIJA}} = .81$  i  $r_{\text{NEUROTICIZAM}} = .79$ . S time na umu, postavljena hipoteza uglavnom je potvrđena. Međutim, iako statistički navedene korelacije nose oznake *umjerenih i visokih*, valja razmotriti koliko se visokima one zapravo mogu smatrati u navedenom kontekstu.

Jedan od važnih čimbenika koji utječe na visinu navedenih korelacija jest način na koji ChatGPT funkcionira. On je razvijen i treniran na bazi javno dostupnih tekstova (Guinness, 2023; Shahriar i Hayawi, 2023). *Software* je na temelju jezičnih tekstova stvorio nemjeriv broj prediktivnih parametara pomoću kojih generira rečenice. Na postavljeni *prompt* odgovara predviđajući koja je najvjerojatnija sljedeća riječ u rečenici (Guinness, 2023). Prednost je toga što može vjernije replicirati ljudski jezik, iako postoji i nedostatak da neke informacije nisu točne, već da se u odgovoru pojavljuju jer su inače česte u ljudskom govoru (primjerice, kao dio sintagme). Implikacija je da svaka informacija koju ChatGPT proizvede tehnički nije proizvedena, već ponovljena. ChatGPT ne posjeduje mogućnost kreativne produkcije, već isključivo reprodukcije. Kako je IPIP javno dostupna baza čestica, razumljivo je pretpostaviti da se u ChatGPT-ovom upitniku nalaze elementi te baze.

S obzirom na to korelacije koje su dobivene postaju upitne – zašto nisu više? Jedan je od razloga što *input* u ChatGPT sigurno nije bio samo IPIP. Različiti upitnici ličnosti različito operacionaliziraju faktore ličnosti, čak i ako se vode istim ili sličnim modelom. Kako su neuroticizam i ekstraverzija dva „najstabilnija” od ukupno pet faktora, razumljivo je zašto su oni najviše interkorelirani. No zašto, recimo, otvorenost nije više korelirana? Možda jer ju u upitnicima na temelju kojih je ChatGPT dao odgovor prati problem dijela konstrukta intelekta (povećanog našom greškom). Bilo bi korisno kada bi ChatGPT naveo na temelju kojih izvora (re)generira odgovor kako bismo to mogli provjeriti. Drugi razlog umjerenih interkorelacija temelji se na klasičnoj teoriji pouzdanosti. Kako objašnjava Ljubotina (2017, str. 199): „Stupanj pouzdanosti jedne varijable ograničava maksimalnu korelaciju bruto rezultata te varijable s bilo kojom drugom varijablom.” Dakle, pouzdanost pojedinih subskala IPIP-ova upitnika utječe na to koliko one mogu korelirati s pripadajućim subskalama s ChatGPT-ova upitnika (i obrnuto). Usporedba koeficijenata pouzdanosti korištenih subskala i njihovih međusobnih korelacija ukazuje na to da je pouzdanost utjecala na povezanost subskala iz IPIP-ova i ChatGPT-ova upitnika. Naime, subskale ugodnosti i otvorenosti iz IPIP-ova i ugodnosti iz ChatGPT-ova upitnika imaju najniže Cronbachove alfa-koeficijente pouzdanosti te ujedno i najmanje međusobne povezanosti sa sukladnim varijablama. Takvi rezultati ukazuju na to da je nepouzdanost pojedinih subskala mogla biti uzrok njihovih nižih povezanosti. Treći su mogući razlog umjerenih korelacija metodološke greške koje su preciznije opisane u kasnijem odlomku.

Zadnji aspekt koji treba razmotriti prilikom raspravljanja valjanosti ChatGPT-ova upitnika jest utjecaj pogrešaka koje su se pojavile prilikom njegova stvaranja i prevođenja. Prva pogreška došla je od samoga ChatGPT-a koji je generirao česticu „I am often lost in thought and daydreaming” i označio da bi ona trebala mjeriti neuroticizam u pozitivnom smjeru. Čestice koje ispituju sanjerenje i fantazije primarno se povezuju s faktorom otvorenosti prema iskustvu. Da je korišten pravi prijevod te čestice, postavlja se pitanje bi li ta čestica mjerila neuroticizam ili otvorenost te bi li narušavala faktorsku strukturu i koeficijente pristajanja. Drugi problem koji treba uzeti u obzir jest da je ChatGPT napravio pogrešku pri prevođenju, kada je čestice „I am often lost in thought and daydreaming” i „I rarely worry about things and tend to be carefree” preveo kao „Ponekad sam skeptičan i ne vjerujem drugima” i „Imam tendenciju biti emocionalno stabilan i ne uzbuđivati se lako”. Ta pogreška nije uočena i mi smo u upitnik uvrstili navedene pogrešne prijevode. Uvrštavanjem krivih prijevoda faktorska struktura mogla je biti promijenjena na dva načina. Korištenjem krivog prijevoda čestice „I am often lost in thought and daydreaming” ona je

nenamjerno izbačena iz upitnika, što je moglo poboljšati faktorsku strukturu jer smatramo da ta čestica ne bi mjerila faktor neuroticizma. Drugi način na koji je faktorska struktura mogla biti promijenjena jest činjenicom da korišteni krivi prijevodi „Ponekad sam skeptičan i ne vjerujem drugima” i „Imam tendenciju biti emocionalno stabilan i ne uzbuđivati se lako” iznimno su slični česticama „Mogu biti skeptičan ili nepovjerljiv prema drugima” i „Tendiram biti emocionalno stabilan i ne uzbuđivati se lako”, koje također mjere faktor neuroticizma. Korištenjem dvaju parova čestica koje su sadržajno iste faktorska je valjanost neuroticizma umjetno mogla biti poboljšana (pod uvjetom da te čestice zaista mjere neuroticizam) ili smanjena (pod uvjetom da te čestice ne mjere neuroticizam). Iz navedenog zaključujemo da pogreške koje su nastale prilikom izrade upitnika smanjuju sigurnost u rezultate i otežavaju tumačenje rezultata o valjanosti ChatGPT-ova upitnika. Iz toga razloga sve navedene zaključke o njegovoj valjanosti treba uzeti „sa zrnom soli”.

*Pozitivni stavovi prema umjetnoj inteligenciji.* Rezultati provedene hijerarhijske regresijske analize pokazuju da sociodemografski prediktori, osobine ličnosti i sugestibilnost s kriterijem pozitivnih stavova prema umjetnoj inteligenciji koreliraju  $R = .42$  ( $F(11/371) = 7.03$ ;  $p < .001$ ). U prvom koraku hijerarhijske regresijske analize sociodemografske su varijable s kriterijem povezane  $R = .34$ . Od prediktora iz toga bloka značajni su samo rod i učestalost korištenja tehnologije u poslovne svrhe. Sudionici muškog roda i oni koji se više sati u danu koriste tehnologijom u poslovne svrhe ostvaruju više rezultate na GAAIS subskali pozitivnih stavova, što je djelomično u skladu s postavljenom hipotezom. Iako smo pretpostavili ta dva odnosa, očekivali smo i doprinos dobi, stupnja obrazovanja i učestalost korištenja tehnologije u privatne svrhe. Nalaz da su muški sudionici više oduševljeni AI-om i da ga smatraju više korisnim dobivaju i Schepman i Rodway (2023). Muškarci su inače više zainteresirani za tehnološke napretke (Broos, 2005, prema Kayi i sur., 2022). Osim toga, Schepman i Rodway u bloku sociodemografskih čimbenika kao značajne prediktore dobivaju i dob i poznavanje računala. Njihovi mlađi sudionici i oni koji više znaju o računalima imaju pozitivnije stavove prema umjetnoj inteligenciji. Ipak, Kaya i suradnici (2022) ne dobivaju značajan doprinos dobi u sociodemografskom bloku hijerarhijske analize koju su proveli. Ne dobivaju ni značajan efekt roda, ali potvrđuju nalaz poznavanja AI-a. Kaya i suradnici pronalaze, kao i mi, da češće korištenje računala korelira s višim prepoznavanjem korisnosti AI-a. Međutim, oni nisu razlikovali motive korištenja tehnologije, a i ograničili su je samo na računala (naš je upitnik uključivao i tablete, pametne mobitele i sl.). Zanimljivo je da smo za obje GAAIS subskale dobili da samo poslovno korištenje tehnologije značajno korelira sa stavovima. U slučaju prepoznavanja korisnosti AI-a, moguće

je da pojedinci koji se na poslu više koriste tehnologijom više misle da bi im ona mogla pomoći u radu, a oni koji se ne koriste toliko njome nemaju tu potrebu. Utilitarnost AI-a možda se ne pojavljuje u privatnom korištenju tehnologije jer sudionici to smatraju zabavom, a ne zadatkom pri kojem trebaju pomoć.

U drugom koraku regresijske analize dodane osobine ličnosti prema petofaktorskom modelu uz prethodno navedene sociodemografske faktore s kriterijem ostvaruju povezanost  $R = .37$ , što nije značajan prirast, ali je blizu granice značajnosti. Od svih prediktora samo je otvorenost značajna, također blizu granice značajnosti. Mi smo očekivali da će ličnost značajno doprinijeti kriteriju i da će sudionici koji su manje ekstravertirani, više otvoreni prema iskustvu, manje neurotični i manje savjesni imati više pozitivnih stavova prema umjetnoj inteligenciji. Schepman i Rodway (2023) također pronalaze značajan doprinos ličnosti, ali se u njih ekstraverzija pokazuje kao jedini značajan pojedini prediktor. Čini se da više introvertirani sudionici imaju pozitivnije stavove prema umjetnoj inteligenciji. Možda ju smatraju korisnijom jer može zamijeniti ljudski kontakt pri nekim zadacima (Schepman i Rodway, 2023). Čak se pokazuje (Logg i sur., 2019, prema Schepman i Rodwayu, 2023) da više ekstravertirani imaju negativnije stavove prema tehnologiji općenito. Kaya i suradnici (2022) ne dobivaju značajnost ekstraverzije, već jedino otvorenosti prema iskustvu, ali ona postaje neznačajan prediktor nakon dodavanja varijable anksioznosti o AI-u. Kao i naši, i njihovi otvoreniji sudionici više prepoznaju korisnost AI-a. To ima smisla s obzirom na to da se umjetna inteligencija može smatrati novim iskustvom. Postojeća literatura pokazuje da otvoreniji više prepoznaju korisnost tehnologije (Hawi i Samaha, 2019; McElroy i sur., 2007; Na i sur., 2022; Özbek i sur., 2014; Svendsen i sur., 2013; Zhou i Lu, 2011, sve prema Kayi i sur., 2022). Moguće je da razlike između naših nalaza i dosadašnje literature proizlaze iz činjenice da smo rabili drugu mjeru ličnosti (a kriterijska mjera je ista – GA AIS skala).

U trećem koraku analize, povrh korištenih sociodemografskih varijabli i osobina ličnosti, dodana je varijabla samoprocjene sugestibilnosti. Prirast je u korelaciji značajan te se sugestibilnost pokazuje kao značajan prediktor. Više sugestibilni sudionici smatraju umjetnu inteligenciju korisnijom i više ih oduševljava, što je u skladu s postavljenim hipotezama. Možda je tome tako jer je umjetna inteligencija (a pogotovo ChatGPT) trenutno popularan i nov dio tehnologije koji mnogi ljudi rabe u različite svrhe i o njemu se često priča.

*Negativni stavovi prema umjetnoj inteligenciji.* Rezultati provedene hijerarhijske analize pokazuju da sociodemografski prediktori, osobine ličnosti i

sugestibilnost s kriterijem negativnih stavova prema umjetnoj inteligenciji koreliraju  $R = .26$ . U prvom koraku hijerarhijske regresijske analize sociodemografske su varijable s kriterijem povezane  $R = .20$ . Od prediktora iz toga bloka značajna je samo učestalost korištenja tehnologije u poslovne svrhe. Sudionici koji se više sati u danu koriste tehnologijom u poslovne svrhe ostvaruju više rezultate na GA AIS subskali negativnih stavova, što je djelomično u skladu s postavljenom hipotezom. Iako smo pretpostavili taj odnos, očekivali smo i doprinos dobi i učestalost korištenja tehnologije u privatne svrhe. Schepman i Rodway (2023) u sociodemografskom bloku prediktora ponovo pronalaze da mlađi sudionici i oni koji više znaju o računalima imaju pozitivnije stavove prema umjetnoj inteligenciji, odnosno da oni lakše zanemaruju i manje brinu o potencijalnim i distopijskim opasnostima AI-a.

U drugom koraku regresijske analize dodane osobine ličnosti prema petofaktorskom modelu uz prethodno navedene sociodemografske čimbenike s kriterijem ostvaruju povezanost  $R = .26$ , što nije značajan prirast u odnosu na prvi blok. Niti jedna osobina ličnosti nije značajna kao prediktor. Očekivali smo da će sudionici koji su više otvoreni prema iskustvu, manje neurotični i više ugodni imati viši rezultat na korištenoj mjeri negativnih stavova prema umjetnoj inteligenciji. Schepman i Rodway (2023) ponovo pronalaze značajan doprinos ličnosti. U njihovu su istraživanju iz toga bloka značajni prediktori ekstraverzije, ugodnosti i savjesnosti, i to tako da više savjesni i više ugodni, ali manje ekstravertirani imaju pozitivnije stavove prema AI-u. Možda ugodni više zanemaruju opasnosti AI-a jer manje vjeruju da opasnosti zaista postoje ili ih ne žele izraziti (Schepman i sur., 2022). Pokazuje se da sudionici koji su više savjesni više prihvaćaju tehnološke napretke (Ardebili i Rickertesn, 2020, prema Schepman i Rodwayu, 2023). Kaya i suradnici (2022) kao značajan prediktor iz bloka ličnosti pronalaze samo emocionalnu stabilnost (i to samo prije dodavanja varijable anksioznosti o AI-u). Njihovi više emocionalno stabilni sudionici skloniji su zanemarivanju opasnosti AI-a. To ima smisla unutar objašnjenja da više emocionalno stabilni sudionici distopijske situacije opisane u upitniku možda smatraju manje vjerojatnima. Ponovno, postoji mogućnost da razlike između naših nalaza i dosadašnje literature proizlaze iz činjenice da smo rabili drugu mjeru ličnosti (a isti kriterij).

U trećem koraku analize, povrh korištenih sociodemografskih varijabli i osobina ličnosti, dodana je varijabla samoprocjene sugestibilnosti. Prirast u korelaciji nije značajan. Sugestibilnost nije značajan prediktor zanemarivanja distopijskih i potencijalnih opasnosti umjetne inteligencije, što nije u skladu s postavljenom hipotezom.



*Procjena autorstva čestica.* Rezultati provedene hijerarhijske analize pokazuju da sociodemografski prediktori, osobine ličnosti, sugestibilnost i stavovi prema umjetnoj inteligenciji s kriterijem točnosti procjene autorstva čestica koreliraju  $R = .27$  ( $F(13/355) = 2.17$ ;  $p = .01$ ) te je postotak doprinosa u varijanci kriterija 7 %. U prvom koraku hijerarhijske regresijske analize sociodemografske su varijable s kriterijem povezane  $R = .18$ . Od prediktora iz toga bloka značajan je samo rod: sudionice točnije procjenjuju autorstvo čestica od sudionika i rodno nebinarnih osoba. Preciznije, kada je čestica preuzeta iz IPIP-a, one češće od muškaraca i rodno nebinarnih osoba procjenjuju da je česticu napisao čovjek. Kada su čestice nastale pomoću ChatGPT-a, one češće od muškaraca i rodno nebinarnih osoba procjenjuju da ih je napisala umjetna inteligencija. Taj odnos nije predviđen postavljenom hipotezom. Pri interpretaciji toga nalaza potreban je oprez zbog kodiranja varijable rod – muški i ženski rod postavljeni su kao suprotni krajevi kontinuuma s nebinarnim rodnom između njih, ali je upitno koliko je to opravdano.

U drugom koraku regresijske analize dodane osobine ličnosti prema petofaktorskom modelu uz prethodno navedene sociodemografske čimbenike s kriterijem ostvaruju povezanost  $R = .27$ , što je značajan prirast u odnosu na povezanost iz prvoga bloka. Od prediktora iz drugoga bloka značajan je samo neuroticizam. Više neurotični sudionici i oni koji se manje koriste tehnologijom u privatne svrhe točnije procjenjuju autorstvo čestica. Kada je čestica preuzeta iz IPIP-a, oni češće procjenjuju da je česticu napisao čovjek. Kada su čestice nastale pomoću ChatGPT-a, oni češće procjenjuju da ih je napisala umjetna inteligencija. Možda su neurotičniji anksiozniji i oprezniji u vezi s umjetnom inteligencijom te stoga vještiji u prepoznavanju razlika između čestica različitog autorstva.

U trećem koraku analize, povrh korištenih sociodemografskih varijabli i osobina ličnosti, dodana je varijabla samoprocjene sugestibilnosti. Prirast u korelaciji nije značajan. Sugestibilnost nije značajan prediktor. Taj nalaz nije u skladu s hipotezom. Naša pretpostavka bila je da će sugestibilniji sudionici na uputu da moraju prepoznati AI-om/ljudski nastale čestice reagirati tako da postanu osjetljiviji na razlike između čestica, ali se to ne pokazuje.

U četvrtom koraku, povrh korištenih sociodemografskih varijabli, osobina ličnosti i sugestibilnosti, dodani su i stavovi prema umjetnoj inteligenciji. Ponovo prirast u korelaciji nije značajan. Suprotno postavljenoj hipotezi stavovi prema AI-u nisu značajan prediktor točnosti procjene autorstva čestica. Mi smo

očekivali da će sudionici koji imaju pozitivnije stavove biti više upoznati s AI-om i ChatGPT-om, stoga će moći bolje prepoznati razliku među česticama.

*Praktične implikacije.* S obzirom na bolje pristajanje ChatGPT-ovih nego IPIP-ovih rezultata petofaktorskom modelu te s obzirom na statistički značajne umjerene i visoke pozitivne korelacije između IPIP-ove i ChatGPT-ove mjere petofaktorskog modela ličnosti, zaključujemo da ChatGPT može biti korišten kao metodološki alat, no ta uporaba umjetne inteligencije dolazi uz mnogo opreza i preuvjeta. Crawford (2023) je također pokušao ChatGPT rabiti kao u sastavljanju upitnika, ali samo jedne čestice. On savjetuje da ako očekujemo kvalitetan odgovor, ChatGPT-u moramo zadati kvalitetan *prompt*. On treba biti dovoljno precizan da uključuje sve bitne elemente koje želimo u odgovoru, ali treba ostaviti i mjesta za ispravke i sužavanja pitanja. Naš primjer uključuje neke elemente koje smo smatrali bitnima za upitnik analogan IPIP-u (pet faktora s po šest pitanja, tri pozitivno i tri negativno bodovana pitanja, upute za ocjenjivanje, svaka čestica vezana isključivo uz jedan faktor), ali smo i neke elemente propustili (preciziranje faceta). Također, nismo rabili metodu sužavanja pitanja, odnosno praksu da u postavljanju *prompta* počnemo s općenitim pitanjem te ChatGPT-u postupno zadajemo sve više uvjeta u zadatku (preciznije opisuje Crawford, 2023) jer bi to bilo prezahtjevno na razini cijelog upitnika. Crawfordovo, a i naše je iskustvo da će ChatGPT-u vjerojatno trebati više pokušaja da ponudi prihvatljiv odgovor.

Naš prvi pokušaj sastavljanja upitnika započeo je na hrvatskom, ali se to pokazalo sasvim neuspješnim. Čak i nakon što smo se odlučili na engleski uz prijevod, ChatGPT bi nekad stao usred generiranja upitnika ili ponudio faktore u ključu za bodovanje koji se ne bi pojavili u samom upitniku. Moguće da je cijeli proces bio otežan upravo zbog toga što smo odjednom tražili čitav upitnik. Nakon tog iskustva i mi predlažemo Crawfordov (2023) pristup generiranja pojedinih čestica. Pogrešne ili nepotpune odgovore valja ispravljati i vraćati da bi se došlo do metodološki kvalitetnoga konačnog proizvoda.

Sastavljanje testova i upitnika velik je psihometrijski zadatak koji uključuje razmatranje ne samo psihometrijskih kvaliteta svake pojedine čestice već i stupanj u kojem čestice dobro funkcioniraju skupa. U ovom su istraživanju IPIP-ovi i ChatGPT-ovi upitnici bili djelomično izjednačeni što se toga tiče jer su i jedan i drugi primijenjeni bez prethodnoga predtestiranja i validacije. Najambiciozniji zaključci rezultata ovog istraživanja mogli bi pretpostaviti da će, s obzirom na eksponencijalan rast AI tehnologija, ChatGPT i slični alati uskoro moći stvarati

valjane upitnike ličnosti umjesto psihologa. No takav zaključak ima nedostatak, a to je da ne promatra kontekst unutar kojega su dobiveni rezultati. U ovom istraživanju zadatak ChatGPT-a bio je stvoriti upitnik temeljen na vrlo poznatom i dobro istraživanom modelu kao što je petofaktorski model, za koji postoji velika količina javno dostupnih materijala za uvježbavanje. U tim okolnostima ChatGPT nije uspio stvoriti faktorski valjan upitnik (ali nismo ni mi, dapače, bili smo lošiji). Bilo bi zanimljivo ispitati kako bi izgledala usporedba rezultata ChatGPT-ova upitnika i nekog već validiranog upitnika ili kako bi izgledali rezultati ChatGPT-ova upitnika za neku manje poznatu i definiranu teoriju. Da je cilj ovog istraživanja bio usporediti upitnik ličnosti generiran ChatGPT-om i prethodno validiran upitnik ličnosti s nekim slabo poznatim i manje istraženim modelom, ChatGPT možda ne bi bio toliko uspješan u stvaranju takva upitnika.

Metodološki koristan aspekt ChatGPT-a može biti generiranje mogućih čestica na temelju kojih se stvara baza sadržaja za neki konstrukt. Iz te je baze onda moguće tražiti inspiraciju za sadržaj čestica pri sastavljanju upitnika. Međutim, ne mislimo da je preporučljivo čak ni uz temeljite preinake unutar ChatGPT-a koristiti se upitnikom generiranim AI-om koji nije validiran (kao što smo mi to učinili u ovom istraživanju). Mišljenja smo kako na metodološku korisnost umjetne inteligencije utječe i istraženost i dostupnost građe o konstrukt koji se ispituje. Petofaktorski je model dominantniji model ličnosti, o njemu postoji mnogo istraživanja i mnogo je skala koje mjere ličnost unutar tog okvira. Takvi uvjeti olakšali su stvaranje čestica ChatGPT-u jer je lakše mogao reproducirati čestice na kojima je uvježban. No sadržajna analiza ChatGPT-ovih čestica iz ovog istraživanja ukazuje na to da čestice koje je ChatGPT stvorio imaju metodoloških problema čak i unutar dobro definiranih i dostupnih modela. Naime, mnoge od tih čestica sadržavale su po dva pridjeva ili dva opisa ponašanja. Metodološki gledano, takve su čestice lošije jer nisu jednoznačne i jednostavne te mogu dovesti do nesigurnosti ispitanika prilikom rješavanja te smanjivati pouzdanost i valjanost upitnika koji ih rabe.

Navedeni argumenti ukazuju na to da bi psiholozi i istraživači još uvijek trebali pristupati korištenju ChatGPT-ovih čestica u mjerenjima s oprezom. Unatoč eksponencijalnom rastu AI tehnologije i njezinim impresivnim mogućnostima, rezultati ovog istraživanja pokazuju da AI ne može samostalno zamijeniti ljudsko metodološko stvaralaštvo. Zaključujemo da će kvaliteta uporabe i primjene AI tehnologija još neko vrijeme ovisiti o kvaliteti ljudskog korištenja tih alata. Ipak, možda umjetna inteligencija nije nešto s čime se treba natjecati. Nadovezujući se na uvodnu analogiju, svi moderni šahovski velemajestori u

sklopu svojeg razvoja uče pomoću šahovskih *softwarea*, zbog čega su bolji nego majstori prijašnjih generacija. Iako smo po faktorskoj strukturi naše verzije IPIP-ova upitnika bili Kasparov u odnosu na ChatGPT-ovu verziju, niti jedan od nas nije izradio prikladan upitnik. Smatramo da ChatGPT neće zamijeniti novu generaciju znanstvenika, no oni bi se mogli metodološki okoristiti poznavanjem alata umjetne inteligencije.

*Problemi i ograničenja.* Metodološki problemi ovog istraživanja započinju kada smo zatražili ChatGPT da sastavi upitnik. ChatGPT-u smo dali uputu da izradi čestice po modelu *Velikih pet*. On se ponekad izjednačuje s petofaktorskim modelom, međutim postoje razlike. Model *Velikih pet* uključuje faktore: ekstraverzije, emocionalne stabilnosti (a ne neuroticizma), ugodnosti, savjesnosti i intelekta (nekad kulture, a ne otvorenosti (npr. Goldberg, 1990, prema Goldbergu, 1993; Digman i Takemoto-Chock, 1981; Peabody i Goldberg 1989). Goldberg (1993) i neki drugi autori model McCraea i Coste nazivaju modelom *Velikih pet*, stoga naš razgovor s ChatGPT-om nije u potpunosti pogrešan, ali danas se njihov model razlikuje kao petofaktorski. Ciljali smo na model McCraea i Coste (1987) i to smo dobili, ali smo zabunom upotrijebili krivi (zapravo dvoznačni) izraz. Naša je metodološka greška što nismo naveli koje faktore želimo da upitnik sadrži. Da smo se usmjerili na model *Velikih pet* u tradicionalnom smislu (ekstraverzija, ugodnost, savjesnost, emocionalna stabilnost, intelekt), ChatGPT nam ne bi dao traženi odgovor. Srećom smo natrag dobili onaj upitnik koji smo i tražili, ali smo tom greškom doveli u pitanje konstruktivu valjanost ChatGPT-ova upitnika. Bilo bi bolje da smo naveli i koje faktore želimo uključiti u upitnik (i zatražili ispravan model). Originalno smo pokušali od ChatGPT-a zatražiti upitnik na hrvatskom, ali smo tako dobivali potpuno pogrešne faktore i izmišljene modele (primjerice, u jednom se pokušaju pojavio faktor prijateljstva). Zbog toga smo odabrali upitnik sastaviti na engleskom i onda zatražiti ChatGPT da ga prevede. Originalni prijevod ChatGPT-a za neke je čestice bio nezgrapčan. U tom smo slučaju odlučili intervenirati i ispraviti tvrdnju da zvuči prirodnije. Također, kako većina AI-om generiranih čestica započinje s „Ja ... [osobni pridjev u muškom ili ženskom rodu]”, odlučili smo pridjevima dodati nastavak za oba roda da bismo što više moguće izbjegli rodnu pristranost koja može biti izvor nevaljanosti. Zbog tih popravaka ChatGPT-ov upitnik nije isključivo generiran AI-om. Korišten je ChatGPT 3.5, a ne kvalitetniji LLM ChatGPT 4.

Također, ChatGPT-ove čestice sadržavaju dvojni primjer oblika: „Ja sam osoba koja je X i Y.” Primjerice: „Tendiram biti emocionalno stabilan i ne uzbuđivati se lako.” Ovo se ne preporuča u izradama upitnika jer unosi pomutnju u analizu

odgovora. Dva sudionika mogu na danu česticu odgovoriti potpunim slaganjem, ali ne možemo biti sigurni da je stupanj identifikacije s osobinom X i osobinom Y za njih jednak.

Sljedeći problem tiče se našeg uzorka. Kako je anketa prosljeđena studentskim grupama na WhatsAppu (a mi smo studenti psihologije), velik su dio uzorka upravo studenti psihologije ili psiholozi. Neki od njih vjerojatno su upoznati s IPIP-ovim česticama. Zbog toga je blok u kojem su sudionici trebali prosuđivati autorstvo čestica možda zakrivljen u smjeru davanja točnih odgovora. Možda su sudionici psiholozi točnije prepoznali koje su čestice iz IPIP-a. U uzorku također nisu dovoljno zastupljeni muški sudionici. S obzirom na dob u distribuciji dominiraju dva „vrha”: adolescenti i mladi odrasli te osobe srednje odrasle dobi (između 50 i 60 godina).

## **Zaključak**

Ovim istraživanjem ispitivali smo valjanost upitnika koji je sastavio ChatGPT. Rezultati nijednog od upitnika nisu zadovoljavajući prema petofaktorskom modelu, ali su korelacije pripadajućih faktora pozitivne i mijenjaju se u rasponu od umjerenih do visokih. Visoka povezanost ostvarena kod ekstraverzije, savjesnosti i neuroticizma obećavajuća je, ali bi povezanost kod faktora ugodnosti i otvorenosti mogla biti viša. Ipak, valja uračunati moguću narušenost pouzdanosti subskala, činjenicu da je svaka subskala imala tek po šest pitanja. Na temelju dostupne literature i dobivenih alata zaključujemo da ChatGPT još uvijek ne može stvarati upitnike koji su valjani i psihometrijski ispravni poput znanstveno validiranih upitnika. No predlažemo kako se sigurno može koristiti kao metodološki alat, ali uz određena „uputstva za uporabu”. Preporučujemo da se koristi za stvaranje ideja za upitnik, a ne cijelog upitnika, da se generiraju čestica-po-čestica te da se programu za svaki odgovor daju detaljne povratne informacije.

Ispitivali smo i stavove prema umjetnoj inteligenciji, konkretno, koje su karakteristike sudionika povezane sa stavovima. Muški sudionici i oni koji se više koriste tehnologijom u poslovne svrhe smatraju AI korisnijim. Ličnost je gotovo značajan prediktor na razini bloka, ali od pojedinih IPIP-ovih faktora samo otvorenost predviđa prepoznavanje korisnosti umjetne inteligencije. Sugestibilnost je značajan prediktor pozitivnih stavova prema umjetnoj inteligenciji. Što se tiče zanemarivanja potencijalnih opasnosti AI-a, sudionici koji se više koriste tehnologijom u poslovne svrhe skloniji su zanemarivati

opasnosti AI-a. Ličnost je značajan prediktor na razini bloka, ali niti jedan pojedini IPIP-ov faktor nema značajan beta-ponder. Sugestibilnost nije značajan prediktor zanemarivanja opasnosti AI-a. Osobe ženskog roda i više neurotični točnije procjenjuju autorstvo čestica, a sugestibilnost i stavovi prema AI-u nisu značajni prediktori.

## Literatura

- Brandl, R. i Ellis, C.** (2023, 31. ožujka). *Survey: ChatGPT and AI Content Can people tell the difference?* Tooltester. <https://www.tooltester.com/en/blog/chatgpt-survey-can-people-tell-the-difference/>
- Byrne, B. M.** (1994). *Structural equation modeling with EQS and EQS/Windows*. SAGE Publications.
- Constantz, J.** (2023, 19. siječnja). Nearly a Third of White-Collar Workers Have Tried ChatGPT or Other AI Programs, According to a New Survey. *Time*. <https://time.com/6248707/survey-chatgpt-ai-use-at-work/>
- Costa, P. T. Jr. i McCrae, R. R.** (1995). Primary Traits of Eysenck's P-E-N System: Three- and Five-Factor Solutions. *Journal of Personality and Social Psychology*, 69(2), 308–317. <https://doi.org/10.1037//0022-3514.69.2.308>
- Crawford, S. D.** (2023, 8. siječnja). ChatGPT - Could There Be an AI Survey Methodologist? Soundrocket. <https://soundrocket.com/chatgpt-could-there-be-an-ai-survey-methodologist/>
- Digman, J. M. i Takemoto-Chock, N. K.** (1981). Factors in the natural language of personality: Re-analysis, comparison, and interpretation of six major studies. *Multivariate Behavioral Research*, 16(2), 149–170. [https://doi.org/10.1207/s15327906mbr1602\\_2](https://doi.org/10.1207/s15327906mbr1602_2)
- Fishbowl** (2023, 17. siječnja). ChatGPT Sees Strong Early Adoption In The Workplace. <https://www.fishbowlapp.com/insights/chatgpt-sees-strong-early-adoption-in-the-workplace/>
- Greenemeier, L.** (2017, 2. lipnja). 20 Years after Deep Blue: How AI Has Advanced Since Conquering Chess. *Scientific American*. <https://www.scientificamerican.com/article/20-years-after-deep-blue-how-ai-has-advanced-since-conquering-chess/>
- Goldberg, L. R.** (1993). The Structure of Phenotypic Personality Traits. *American psychologist*, 48(1), 26-34. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.48.1.26>
- Goldberg, L. R.** (1999). A broad-bandwidth, public domain, personality inventory measuring the lower-level facets of several five-factor models. *Personality psychology in Europe*, 7(1), 7–28.
- Guinness, H.** (2023, 21. ožujka). How does ChatGPT work? *Zapier*. <https://zapier.com/blog/how-does-chatgpt-work/>
- Hamada, S., AlShibli, M. i Hamada, S.** (2023). New Trends in Technology and Chat Bots [prezentiran rad]. *Proceedings of International Conference on Education, Society and Humanity*, 1(1), 51–58.

- Horgan, J.** (1996, 8. ožujka). The Deep Blue Team Plots Its Next Move. *Scientific American*. <https://www.scientificamerican.com/article/the-deep-blue-team-plots/>
- Johnson, J. A.** (2014). Measuring thirty facets of the Five Factor Model with a 120-item public domain inventory: Development of the IPIP-NEO-120. *Journal of Research in Personality*, *51*, 78–89. <https://doi/10.1016/j.jrp.2014.05.003>
- Johnston, R., Jones, K., & Manley, D.** (2017). Confounding and collinearity in regression analysis: A cautionary tale and an alternative procedure, illustrated by studies of British voting behaviour. *Quality & Quantity*, *52*(4), 1957–1976. <https://doi.org/10.1007/s11135-017-0584-6>
- Jerneiđ, Ź., Galić, Z., Parmač, M.** (2007). Prijevod i adaptacija upitnika International Personality Item Pool - IPIP-300 autora L.R. Goldberga. International Personality Item Pool.
- Kaya, F., Aydin, F., Schepman, A., Rodway, P., Yetişensoy, O. i Demir Kaya, M.** (2022). The Roles of Personality Traits, AI Anxiety, and Demographic Factors in Attitudes toward Artificial Intelligence. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 1–18. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2151730>
- Kotov, R. I., Bellman, S. B. i Watson, D. B.** (2004). *Short Suggestibility Scale*.
- Köbis, N. i Mossink, L.** (2021). Artificial intelligence versus Maya Angelou: Experimental evidence that people cannot differentiate AI-generated from human-written poetry. *Computers in Human Behavior*, *114*, 106553. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106553>
- Larsen, R. J. i Buss, D. M.** (2005). *Psihologija ličnosti: područja znanja o ljudskoj prirodi (Bratko, Butković, Hromatko, prijevod)*. Naklada Slap.
- Ljubotina, D.** (2017). *Uvod u teoriju testova*. Neobjavljeni manuskript.
- McCrae, R. R. i Costa, P. T.** (1987). Validation of the five-factor model of personality across instruments and observers. *Journal of personality and social psychology*, *52*(1), 81–90.
- Muthén, L. K. i Muthén, B.** (2002). How to use a Monte Carlo study to decide on sample size and determine power. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, *9*(4), 599–620. [https://doi.org/10.1207/s15328007sem0904\\_8](https://doi.org/10.1207/s15328007sem0904_8)
- OpenAI** (2023). ChatGPT (verzija 14. ožujka) [Large language model]. <https://chat.openai.com/chat>
- Open-Source Psychometrics Project** (2019, 15. listopada). *Open-Source Psychometrics Project*. <https://openpsychometrics.org/>
- Peabody, D. i Goldberg, L. R.** (1989). Some determinants of factor structures from personality-trait descriptors. *Journal of Personality and Social Psychology*, *57*(3), 552–567. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.57.3.552>
- Pennsylvania State University** (n. d.). *Croatian Translation of the IPIP NEO Domains*. <https://iPIP.ori.org/CroatianIPIP-NEODomains.htm>
- Russell, S. J. i Norvig, P.** (2021). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (4. izdanje). Pearson.

- Sample, I.** (2023, 13. siječnja). *ChatGPT: what can the extraordinary artificial intelligence chatbot do?* TheGuardian. <https://www.theguardian.com/technology/2023/jan/13/chatgpt-explainer-what-can-artificial-intelligence-chatbot-do-ai>
- Schepman, A. i Rodway, P.** (2020). Initial validation of the general attitudes towards Artificial Intelligence Scale. *Computers in Human Behavior Reports*, 1, 10014. <https://doi.org/10.1016/j.chbr.2020.100014>
- Schepman, A. i Rodway, P.** (2023). The General Attitudes towards Artificial Intelligence Scale (GAAIS): Confirmatory Validation and Associations with Personality, Corporate Distrust, and General Trust. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 39(13), 2724–2741. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2085400>
- Shahriar, S. i Hayawi, K.** (2023). Let's have a chat! A Conversation with ChatGPT: Technology, Applications, and Limitations. *arXiv*. <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/2302/2302.13817.pdf>
- Tabachnick, B. G. i Fidell, L. S.** (2001). *Using multivariate statistics* (4. izdanje). Allyn & Bacon.
- The jamovi project** (2023). *jamovi*. (Verzija 2.4) [Kompjuterski Software]. Preuzeto s <https://www.jamovi.org>.
- Wu, Y., Mou, Y., Li, Z. i Xu, K.** (2020). Investigating American and Chinese subjects' explicit and implicit perceptions of AI-generated artistic work. *Computers in Human Behavior*, 104. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2019.106186>

## Prilog

Tablica 11

*Popis čestica korištenih u demografskom dijelu upitnika i način odgovaranja*

Čestice	Uporišne točke
Vi ste:	Muškarac/ Žena/ Drugo/ Ne želim se izjasniti
Koje ste godine rođeni?	-
Koji je najviši stupanj obrazovanja kojeg ste završili?	OŠ/ SSS/ VŠS/ VSS
Koje je Vaše zanimanje?	-
Koliko sati dnevno provodite koristeći tehnologiju poput pametnih telefona, laptopa, tableta i sl. za privatnu uporabu?	1 ili manje/ 2 do 3/ 3 do 4/ 4 do 5/ 5 do 6/ 6 ili više
Koliko sati dnevno provodite koristeći tehnologiju poput pametnih telefona, laptopa, tableta i sl. za potrebe posla ili studija?	1 ili manje/ 2 do 3/ 4 do 5/ 6 ili više



**Tablica 12**

*Prevedene čestice iz IPIP-NEO-120 upitnika (Johnson, 2014, prijevod iz Jerneić i suradnici, 2007)*

<b>Faktor</b>	<b>Čestice na engleskom</b>	<b>Čestice na hrvatskom</b>
Otvorenost	Believe in the importance of art.	Smatram da je umjetnost važna.
	Avoid philosophical discussions.	Izbjegavam filozofske rasprave.
	Dislike changes.	Ne volim promjene.
	Do not like poetry.	Ne volim poeziju.
	Love to daydream.	Volim sanjariti.
	Love to read challenging material.	Volim čitati izazovne sadržaje.
Savjesnost	Carry out my plans.	Izvršavam svoje planove.
	Like to tidy up.	Volim pospremati.
	Act without thinking.	Djelujem bez razmišljanja.
	Leave my belongings around.	Ostavljam stvari uokolo.
	Rush into things.	Srljam u stvari.
	Work hard.	Vrijedno radim.
Ekstraverzija	Make friends easily.	Lagano sklapam prijateljstva.
	Seek adventure.	Tražim pustolovinu.
	Talk to a lot of different people at parties.	Na zabavama razgovaram s mnogo različitih ljudi.
	Avoid contacts with others	Izbjegavam susrete s drugima.
	Wait for others to lead the way.	Čekam da drugi preuzmu vodstvo.
	Keep others at a distance.	Držim ljude na distanci.
Ugodnost	Am concerned about others.	Brinem se za druge ljude.
	Believe that others have good intentions.	Vjerujem da drugi imaju dobre namjere.
	Take advantage of others.	Iskorištavam druge.
	Love to help others.	Volim pomagati drugima.
	Have a high opinion of myself.	Imam visoko mišljenje o sebi.
	Distrust people.	Nemam povjerenja u ljude.
Neuroticizam	Panic easily.	Lako se uspaničim.
	Am not easily annoyed.	Ne živciram se lako.
	Lose my temper.	Lako izgubim živce.
	Worry about things.	Zabrinut/a sam.
	Remain calm under pressure.	Smiren/a sam i pod pritiskom.
	Feel comfortable with myself.	Osjećam se ugodno u vlastitoj koži.

**Tablica 13**

*Čestice konstruirane uz ChatGPT (osobna komunikacija, 15. ožujka, 2023; OpenAI, 2023)*

<b>Faktor</b>	<b>Čestice na engleskom</b>	<b>Čestice na hrvatskom</b>
Otvorenost	I am someone who is always willing to try new things.	Ja sam netko tko je uvijek spreman/na isprobati nove stvari.
	I prefer to stick with familiar ideas and concepts.	Radije se držim poznatih ideja i koncepata.
	I am someone who enjoys exploring new ideas and concepts.	Ja uživam u istraživanju novih ideja i koncepata.
	I am not interested in exploring new or unconventional ideas.	Nisam zainteresiran/a za istraživanje novih ili nekonvencionalnih ideja.
	I am someone who enjoys analyzing complex problems and finding solutions.	Ja uživam analizirajući složene probleme i pronalazeći rješenja.
	I am not interested in abstract or theoretical ideas.	Nisam zainteresiran/a za apstraktne ili teorijske ideje.
Savjesnost	I am someone who likes to keep things organized and tidy.	Volim održavati stvari organiziranima i urednima.
	I often leave things until the last minute.	Često ostavljam stvari za zadnji trenutak.
	I am very reliable and responsible.	Ja sam vrlo pouzdan/a i odgovoran/na.
	I am someone who is disorganized and tends to be messy.	Ja sam netko tko je neorganiziran i sklon neredu.
	I take my responsibilities seriously and follow through on my commitments.	Ozbiljno shvaćam svoje odgovornosti i držim se svojih obveza.
	I am not very reliable and often let people down.	Nisam vrlo pouzdan i često razočaram ljude.
Ekstraverzija	I am someone who enjoys being around others and meeting new people.	Ja uživam u druženju s drugima i upoznavanju novih ljudi.
	I am someone who prefers spending time alone rather than with others.	Radije provodim vrijeme sam nego s drugima.
	I am someone who enjoys being the center of attention and being around others.	Ja uživam biti u središtu pozornosti i u društvu drugih.
	I am someone who dislikes being in the spotlight or being the center of attention.	Ja ne volim biti u središtu pozornosti ili u društvu drugih.

	I am outgoing and confident in social situations.	Ja sam otvoren i samouvjeren u socijalnim situacijama.
	I am someone who is quiet and reserved in social situations.	Ja sam osoba koja je tiha i rezervirana u društvenim situacijama.
Ugodnost	I am compassionate and kind to others.	Ja sam pun razumijevanja i dobrote prema drugima.
	I am not very sympathetic towards others.	Stavljam svoje potrebe ispred potreba drugih.
	I enjoy making other people happy.	Volim usrećiti druge ljude.
	I am someone who can be harsh or critical towards others.	Mogu biti oštar i kritičan prema drugima.
	I am warm and affectionate towards others.	Ja sam topla i naklonjena prema drugima.
	I tend to put my own needs ahead of others.	Često stavim svoje potrebe ispred potreba drugih.
Neuroticizam	I am often lost in thought and daydreaming.	Ponekad sam skeptičan i ne vjerujem drugima.
	I rarely worry about things and tend to be carefree.	Imam tendenciju biti emocionalno stabilan i ne uzbuđivati se lako.
	I remain calm and collected in stressful situations.	Ostajem miran i sabran u stresnim situacijama.
	I am someone who gets easily irritated or frustrated by small things.	Lako se ljutim ili frustriram zbog sitnica.
	I can be skeptical or mistrusting of others.	Mogu biti skeptičan ili nepovjerljiv prema drugima.
	I tend to be emotionally stable and does not get upset easily.	Tendiram biti emocionalno stabilan i ne uzbuđivati se lako.

*Legenda.* Čestice koje je ChatGPT krivo preveo su obojane sivo.

## Transkript 1

*Naredbe ChatGPT-u u stvaranju upitnika (osobna komunikacija, 15. ožujka, 2023; OpenAI, 2023)*

A: Create a 30 question personality quiz based on the big 5 model, complete with the scoring algorithm. Let each item correspond to only one of the B5 factors. Let each factor be represented by 6 questions, 3 of which should be positively scored, and 3 of which should be negatively scored.

ChatGPT: Sure, here is a 30 question personality quiz based on the Big 5 model, with each item corresponding to only one of the B5 factors. Each factor is represented by 6 questions, 3 of which are positively scored and 3 of which are negatively scored. Participants should answer using a Likert-type scale, with responses ranging from 1 (strongly disagree) to 5 (strongly agree).

1. I am someone who is always willing to try new things. (Openness, positive)
2. I prefer to stick with familiar ideas and concepts. (Openness, negative)
3. I am someone who likes to keep things organized and tidy. (Conscientiousness, positive)
4. I often leave things until the last minute. (Conscientiousness, negative)
5. I am someone who enjoys being around others and meeting new people. (Extraversion, positive)
6. I am someone who prefers spending time alone rather than with others. (Extraversion, negative)
7. I am compassionate and kind to others. (Agreeableness, positive)
8. I am not very sympathetic towards others. (Agreeableness, negative)
9. I am often lost in thought and daydreaming. (Neuroticism, positive)
10. I rarely worry about things and tend to be carefree. (Neuroticism, negative)
11. I am someone who enjoys exploring new ideas and concepts. (Openness, positive)
12. I am not interested in exploring new or unconventional ideas. (Openness, negative)
13. I am very reliable and responsible. (Conscientiousness, positive)
14. I am someone who is disorganized and tends to be messy. (Conscientiousness, negative)
15. I am someone who enjoys being the center of attention and being around others. (Extraversion, positive)
16. I am someone who dislikes being in the spotlight or being the center of attention. (Extraversion, negative)
17. I enjoy making other people happy. (Agreeableness, positive)
18. I am someone who can be harsh or critical towards others. (Agreeableness, negative)
19. I remain calm and collected in stressful situations. (Neuroticism, positive)
20. I am someone who gets easily irritated or frustrated by small things. (Neuroticism, negative)
21. I am someone who enjoys analyzing complex problems and finding solutions. (Openness, positive)
22. I am not interested in abstract or theoretical ideas. (Openness, negative)
23. I take my responsibilities seriously and follow through on my commitments. (Conscientiousness, positive)
24. I am not very reliable and often let people down. (Conscientiousness, negative)
25. I am outgoing and confident in social situations. (Extraversion, positive)
26. I am someone who is quiet and reserved in social situations. (Extraversion, negative)
27. I am warm and affectionate towards others. (Agreeableness, positive)
28. I tend to put my own needs ahead of others. (Agreeableness, negative)
29. I can be skeptical or mistrusting of others. (Neuroticism, positive)
30. I tend to be emotionally stable and does not get upset easily. (Neuroticism, negative)

To score the quiz, add up the responses for each set of positively and negatively scored items for each Big Five personality trait separately. The sum of the positively scored items represents

the participant's level of the corresponding trait, while the sum of the negatively scored items is subtracted from the participant's score to account

A: Translate this into croatian: [stvarena pitanja]

ChatGPT: Sure, here is the translation of the quiz into Croatian:

1. Volim isprobavati nove stvari. (Otvorenost, pozitivno)
2. Preferiram se držati poznatih ideja i koncepata. (Otvorenost, negativno)
3. Volim da stvari držim organiziranim i urednim. (Savjesnost, pozitivno)
4. Često ostavljam stvari za posljednji trenutak. (Savjesnost, negativno)
5. Volim biti u društvu drugih i upoznavati nove ljude. (Ekstroverzija, pozitivno)
6. Više volim provoditi vrijeme sam nego s drugima. (Ekstroverzija, negativno)
7. Osjećajan sam i ljubazan prema drugima. (Ugodnost, pozitivno)
8. Nisam pretjerano suosjećajan prema drugima. (Ugodnost, negativno)
9. Često sam izgubljen u mislima i sanjarenju. (Neuroticizam, pozitivno)
10. Rijetko brinem o stvarima i sklon sam biti bezbrižan. (Neuroticizam, negativno)
11. Volim istraživati nove ideje i koncepte. (Otvorenost, pozitivno)
12. Nisam zainteresiran za istraživanje novih ili nekonvencionalnih ideja. (Otvorenost, negativno)
13. Vrlo sam pouzdan i odgovoran. (Savjesnost, pozitivno)
14. Neuredan sam i sklon kaosu. (Savjesnost, negativno)
15. Volim biti u središtu pozornosti i u društvu drugih. (Ekstroverzija, pozitivno)
16. Ne volim biti u središtu pozornosti ili biti u društvu drugih. (Ekstroverzija, negativno)
17. Uživam u tome da druge ljude usrećim. (Ugodnost, pozitivno)
18. Sklon sam biti oštar ili kritičan prema drugima. (Ugodnost, negativno)
19. Ostajem smiren i sakupljen u stresnim situacijama. (Neuroticizam, pozitivno)
20. Sklon sam se lako ljutiti ili frustrirati zbog sitnica. (Neuroticizam, negativno)
21. Volim analizirati kompleksne probleme i pronalaziti rješenja. (Otvorenost, pozitivno)
22. Nisam zainteresiran za apstraktne ili teorijske ideje. (Otvorenost, negativno)
23. Ozbiljno shvaćam svoje odgovornosti i ispunjavam svoje obveze. (Savjesnost, pozitivno)
24. Nisam previše pouzdan i često razočaram ljude. (Savjesnost, negativno)
25. Komunikativan sam i

A: Continue

ChatGPT: Sure, here's the translation of the quiz in Croatian:

1. Često se osjećam sigurnim i samopouzdanim. (Ekstraverzija)
2. Uživam u društvu drugih ljudi. (Ekstraverzija)
3. Često tražim uzbuđenje i nova iskustva. (Ekstraverzija)
4. Osjećam se umorno i iscrpl

A: Translate items 25 to 30 into Croatian

ChatGPT: Certainly, here are the translations of items 25 to 30 in Croatian:

1. Često se osjećam preopterećeno i pod stresom. (Neuroticizam)
2. Ponekad se osjećam depresivno i nisko. (Neuroticizam)
3. Osjećam se samouvjereno i sigurno u sebe. (Samopouzdanje)
4. Smatram da sam sposoban/na riješiti izazove. (Samopouzdanje)
5. Često sam nestrpljiv/a i teško čekam da se stvari dogode. (Konzervativizam)
6. Preferiram provoditi vrijeme s poznatim ljudima i u poznatim okruženjima. (Otvorenost)

A: Translate this into croatian:

1. I am outgoing and confident in social situations. (Extraversion, positive)
2. I am someone who is quiet and reserved in social situations. (Extraversion, negative)
3. I am warm and affectionate towards others. (Agreeableness, positive)
4. I tend to put my own needs ahead of others. (Agreeableness, negative)
5. I can be skeptical or mistrusting of others. (Neuroticism, positive)
6. I tend to be emotionally stable and does not get upset easily. (Neuroticism, negative)

ChatGPT: Sure, here's the Croatian translation of the sentences:

1. Ja sam otvoren/a i samopouzdan/a u društvenim situacijama. (Ekstraverzija, pozitivno)
2. Ja sam netko tko je tih i rezerviran u društvenim situacijama. (Ekstraverzija, negativno)
3. Ja sam topao/la i nježan/na prema drugima. (Ugodnost, pozitivno)
4. Sklon/a sam stavljati svoje potrebe ispred potreba drugih. (Ugodnost, negativno)
5. Mogu biti skeptičan/skeptična ili nepovjerljiv/nepovjerljiva prema drugima. (Neurotičnost, pozitivno)
6. Sklon/a sam emocionalnoj stabilnosti i ne uzbuđujem se lako. (Neurotičnost, negativno)

A: Translate this into croatian:

1. I am someone who is always willing to try new things. (Openness, positive)
2. I prefer to stick with familiar ideas and concepts. (Openness, negative)
3. I am someone who likes to keep things organized and tidy. (Conscientiousness, positive)
4. I often leave things until the last minute. (Conscientiousness, negative)
5. I am someone who enjoys being around others and meeting new people. (Extraversion, positive)
6. I am someone who prefers spending time alone rather than with others. (Extraversion, negative)
7. I am compassionate and kind to others. (Agreeableness, positive)
8. I am not very sympathetic towards others. (Agreeableness, negative)
9. I am often lost in thought and daydreaming. (Neuroticism, positive)

10. I rarely worry about things and tend to be carefree. (Neuroticism, negative)
11. I am someone who enjoys exploring new ideas and concepts. (Openness, positive)
12. I am not interested in exploring new or unconventional ideas. (Openness, negative)
13. I am very reliable and responsible. (Conscientiousness, positive)
14. I am someone who is disorganized and tends to be messy. (Conscientiousness, negative)
15. I am someone who enjoys being the center of attention and being around others. (Extraversion, positive)
16. I am someone who dislikes being in the spotlight or being the center of attention. (Extraversion, negative)
17. I enjoy making other people happy. (Agreeableness, positive)
18. I am someone who can be harsh or critical towards others. (Agreeableness, negative)
19. I remain calm and collected in stressful situations. (Neuroticism, positive)
20. I am someone who gets easily irritated or frustrated by small things. (Neuroticism, negative)
21. I am someone who enjoys analyzing complex problems and finding solutions. (Openness, positive)
22. I am not interested in abstract or theoretical ideas. (Openness, negative)
23. I take my responsibilities seriously and follow through on my commitments. (Conscientiousness, positive)
24. I am not very reliable and often let people down. (Conscientiousness, negative)
25. I am outgoing and confident in social situations. (Extraversion, positive)
26. I am someone who is quiet and reserved in social situations. (Extraversion, negative)
27. I am warm and affectionate towards others. (Agreeableness, positive)
28. I tend to put my own needs ahead of others. (Agreeableness, negative)
29. I can be skeptical or mistrusting of others. (Neuroticism, positive)
30. I tend to be emotionally stable and does not get upset easily. (Neuroticism, negative)

ChatGPT:

1. Ja sam netko tko je uvijek spreman isprobati nove stvari. (Otvorenost, pozitivno)
2. Radije se držim poznatih ideja i koncepata. (Otvorenost, negativno)
3. Volim održavati stvari organiziranima i urednima. (Savjesnost, pozitivno)
4. Često ostavljam stvari za zadnji trenutak. (Savjesnost, negativno)
5. Ja uživam u druženju s drugima i upoznavanju novih ljudi. (Ekstraverzija, pozitivno)
6. Radije provodim vrijeme sam nego s drugima. (Ekstraverzija, negativno)
7. Ja sam pun razumijevanja i dobrote prema drugima. (Ugodnost, pozitivno)
8. Stavljam svoje potrebe ispred potreba drugih. (Ugodnost, negativno)
9. Ponekad sam skeptičan i ne vjerujem drugima. (Neurotičnost, pozitivno)
10. Imam tendenciju biti emocionalno stabilan i ne uzbuđivati se lako. (Neurotičnost, negativno)
11. Ja uživam u istraživanju novih ideja i koncepata. (Otvorenost, pozitivno)

12. Nisam zainteresiran za istraživanje novih ili nekonvencionalnih ideja. (Otvorenost, negativno)
13. Ja sam vrlo pouzdan i odgovoran. (Savjesnost, pozitivno)
14. Ja sam netko tko je neorganiziran i sklon neredu. (Savjesnost, negativno)
15. Ja uživam biti u središtu pozornosti i u društvu drugih. (Ekstraverzija, pozitivno)
16. Ja ne volim biti u središtu pozornosti ili u društvu drugih. (Ekstraverzija, negativno)
17. Volim usrećiti druge ljude. (Ugodnost, pozitivno)
18. Mogu biti oštar i kritičan prema drugima. (Ugodnost, negativno)
19. Ostajem miran i sabran u stresnim situacijama. (Neurotičnost, pozitivno)
20. Lako se ljutim ili frustriram zbog sitnica. (Neurotičnost, negativno)
21. Ja uživam analizirajući složene probleme i pronalazeći rješenja. (Otvorenost, pozitivno)
22. Nisam zainteresiran za apstraktne ili teorijske ideje. (Otvorenost, negativno)
23. Ozbiljno shvaćam svoje odgovornosti i držim se svojih obveza. (Savjesnost, pozitivno)
24. Nisam vrlo pouzdan i često razočaram ljude. (Savjesnost, negativno)
25. Ja sam otvoren i samouvjeren u socijalnim situacijama. (Ekstraverzija, pozitivno)
26. Ja sam netko tko je tih i rezerviran u socijalnim situac

A: Continue

ChatGPT:

1. Često sam izgubljen u mislima i sanjarenju. (Neurotičnost, pozitivno)
2. Rijetko se brinem o stvarima i obično sam bezbrižan. (Neurotičnost, negativno)
3. Volim istraživati nove ideje i koncepte. (Otvorenost, pozitivno)
4. Nisam zainteresiran za istraživanje novih ili nekonvencionalnih ideja. (Otvorenost, negativno)
5. Veoma sam pouzdan i odgovoran. (Savjesnost, pozitivno)
6. Ja sam osoba koja je neorganizirana i sklonija neredu. (Savjesnost, negativno)
7. Ja sam osoba koja uživa biti u središtu pažnje i okružena drugima. (Ekstroverzija, pozitivno)
8. Ja sam osoba koja ne voli biti u centru pažnje ili biti u središtu pozornosti. (Ekstroverzija, negativno)
9. Uživam u tome da drugima pružam sreću. (Ugodnost, pozitivno)
10. Ja sam osoba koja može biti oštra ili kritična prema drugima. (Ugodnost, negativno)

A: Translate this into Croatian:

1. I am someone who is quiet and reserved in social situations. (Extraversion, negative)
2. I am warm and affectionate towards others. (Agreeableness, positive)
3. I tend to put my own needs ahead of others. (Agreeableness, negative)
4. I can be skeptical or mistrusting of others. (Neuroticism, positive)
5. I tend to be emotionally stable and does not get upset easily. (Neuroticism, negative)



ChatGPT:

1. Ja sam osoba koja je tiha i rezervirana u društvenim situacijama. (Ekstraverzija, negativna)
2. Ja sam topla i naklonjena prema drugima. (Ugodnost, pozitivna)
3. Često stavim svoje potrebe ispred potreba drugih. (Ugodnost, negativna)
4. Mogu biti skeptičan ili nepovjerljiv prema drugima. (Neuroticizam, pozitivna)
5. Tendiram biti emocionalno stabilan i ne uzbuđivati se lako. (Neuroticizam, negativna)

## **Abstract**

The development of artificial intelligence (AI) has led to a sharp increase in the number of tasks it can do. Do its abilities include the methodological competence to assess personality under the five-factor model (FFM)? This research, a survey and questionnaire conducted on 423 persons, had four goals. The primary goal was to compare the factor validity of a personality measure created by the ChatGPT algorithm under the theoretical framework of the FFM model with a personality measure created with the IPIP item base and to study the correlations between the two personality measures. Another was to examine the relevant personality traits correlated with attitudes towards AI, and to test the participants' ability to differentiate human-created items from ChatGPT-created items. The factor validity of the two measures was not satisfactory, but the five corresponding factors from the two measures are correlated positively moderately to high. Although existing literature suggests extraversion and openness to experience to be correlated to recognizing the utility of AI, and neuroticism, extraversion, agreeableness and conscientiousness to be correlated with readiness to ignore potential dystopian dangers of AI, this research found almost no significant individual effects. There were also no effects of personality significant on a block scale. It has been found that gender, neuroticism and private technology use are correlated to the ability to differentiate human-created items from ChatGPT-created items. Women, more neurotic participants, and those who used technology privately more often made more accurate judgements.

**Keywords:** artificial intelligence, attitudes towards AI, ChatGPT, personality