POVEZANOST VIZUALNIH IZKUŠENJ IN UPORABE GENERATIVNE UMETNE INTELIGENCE Z USPEŠNOSTJO PRESOJE IZVORA DIGITALNIH PODOB PRI MLADOSTNIKIH

(Raziskovalna naloga)

Martina Breg

Srednja šola za oblikovanje Maribor

Maribor, september 2026

POVZETEK

Namen raziskovalne naloge je bil preveriti, kako so pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi, pogostost uporabe generativne umetne inteligence in program šolanja povezani z uspešnostjo mladostnikov pri presoji izvora digitalnih podob. V kvantitativni presečni raziskavi je sodelovalo 82 dijakov, starih od 16 do 20 let, ki so presojali izvor 18 digitalnih podob. Pogostejše ukvarjanje z vizualnimi umetnostmi je bilo povezano z višjo uspešnostjo, medtem ko pogostost uporabe generativne umetne inteligence ni bila statistično značilno povezana z uspešnostjo. Dijaki oblikovalskega poklicnega in strokovnega izobraževanja so bili v neposredni primerjavi uspešnejši od gimnazijcev, vendar program šolanja v skupnem modelu ni ostal statistično značilen. V primarnem regresijskem modelu je Q3 ostal statistično značilen, občutljivostna analiza z obravnavo ordinalnih kategorij kot kategoričnih pa tega sklepa ni potrdila. Ugotovitve zato podpirajo previdno uporabo rezultatov kot izhodišče za učne dejavnosti, ki razvijajo argumentirano vizualno presojo in kritično vrednotenje digitalnih vsebin.

Ključne besede: generativna umetna inteligenca, vizualna pismenost, mladostniki, digitalne podobe, vizualne izkušnje, izobraževanje.

ABSTRACT

The purpose of this study was to examine how engagement in visual arts, generative artificial intelligence use, and educational programme were associated with adolescents' accuracy in judging the origin of digital images. The quantitative cross-sectional study included 82 students aged 16 to 20 who judged 18 digital images. More frequent engagement in visual arts was associated with higher recognition accuracy, whereas generative AI use was not significantly associated with performance. Students in vocational and professional design programmes performed better than general secondary school students in the unadjusted comparison, but educational programme was not statistically significant in the joint model. In the primary regression model, visual-arts engagement remained significant; however, a sensitivity analysis treating ordinal categories as categorical did not confirm this result. The findings support cautious use of the results as a basis for educational activities that develop reasoned visual judgement and critical evaluation of digital content.

Keywords: generative artificial intelligence, visual literacy, adolescents, digital images, visual experience, education.

KAZALO VSEBINE

1. UVOD 1
1.1 Opredelitev raziskovalnega področja 1
1.2 Namen in cilji raziskovalne naloge 3
1.3 Raziskovalna vprašanja, hipoteze in omejitve 4
1.4 Raziskovalne metode 7
1.5 Izvirni prispevek k praksi in teoriji 7
2. TEORETIČNI DEL 9
2.1 Generativna umetna inteligenca in digitalne vizualne podobe 9
2.2 Vizualna pismenost v digitalnem okolju 12
2.3 Vizualne izkušnje in razvoj sposobnosti vizualnega presojanja 15
2.4 Uporaba generativne umetne inteligence med mladostniki 18
2.5 Vizualno izobraževanje in presoja digitalnih podob 20
2.6 Pregled dosedanjih raziskav in raziskovalna vrzel 22
3. EMPIRIČNI DEL 25
3.1 Časovni potek raziskave 25
3.2 Postopek zbiranja podatkov 26
3.3 Raziskovalna metoda in statistična analiza 27
3.3.1 Raziskovalni instrument 27
3.3.2 Preizkus prepoznavanja vizualnih dražljajev 28
3.3.3 Operacionalizacija spremenljivk 29
3.3.4 Čiščenje in priprava podatkov 30
3.3.5 Statistična analiza 30
3.4 Hipoteze 31
3.5 Raziskovalni vzorec 32
3.6 Rezultati in razprava 33
3.6.1 Opisni rezultati raziskave 33

3.6.2 Ukvarjanje z vizualnimi umetnostmi in uspešnost prepoznavanja 34
3.6.3 Uporaba generativne umetne inteligence in uspešnost prepoznavanja 36
3.6.4 Primerjava uspešnosti glede na program šolanja 38
3.6.5 Sočasna povezanost dejavnikov z uspešnostjo prepoznavanja 41
3.6.6 Presoja hipotez 44
3.7 Izvirni prispevek k praksi in teoriji 45
4. SKLEPNE UGOTOVITVE 47
5. VIRI IN LITERATURA 49
6. PRILOGE 52
6.1 Priloga 1: Raziskovalni vprašalnik 52

KAZALO PREGLEDNIC

Preglednica 1: Razlikovanje ključnih pojmov v raziskavi 14
Preglednica 2: Izbrane raziskave in njihova povezava z raziskovalnim problemom 24
Preglednica 3: Operacionalizacija glavnih spremenljivk raziskave 29
Preglednica 4: Korelacijska matrika Spearmanovih koeficientov korelacije rangov (N = 82) .. 41
Preglednica 5: Večkratna linearna regresija z robustnimi standardnimi napakami (HC3) 42

KAZALO GRAFOV IN SLIK

Slika 1: Konceptualni model raziskave 25
Slika 2: Shematski prikaz raziskovalnega instrumenta 26
Slika 3: Primer zaslonskega prikaza vprašalnika v orodju 1KA 27
Slika 4: Potek oblikovanja končnega vzorca 32
Graf 1: Uspešnost prepoznavanja podob glede na pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi (N = 82) 34
Graf 2: Uspešnost prepoznavanja podob glede na pogostost uporabe generativne umetne inteligence (N = 82) 37
Graf 3: Neprilagojena primerjava povprečne uspešnosti prepoznavanja glede na program šolanja (N = 82) 39

Graf 4: Regresijski koeficienti dejavnikov, povezanih z uspešnostjo prepoznavanja izvora digitalnih podob (N = 82)..... 43

1. UVOD

1.1 Opredelitev raziskovalnega področja

Hiter razvoj generativne umetne inteligence je v zadnjih letih pomembno spremenil načine ustvarjanja, obdelovanja in razširjanja digitalnih vizualnih vsebin. Sodobni generativni modeli lahko na podlagi kratkega besedilnega opisa ustvarijo fotografije, ilustracije, grafične rešitve in druge podobe, ki so po videzu vse bolj podobne izdelkom človeškega ustvarjanja. Razvoj modelov za pretvorbo besedila v sliko je povečal dostopnost vizualnega ustvarjanja, saj lahko uporabnik brez obsežnega znanja fotografije, risanja ali grafičnega oblikovanja v kratkem času ustvari kakovostno in vizualno prepričljivo podobo (Li idr., 2025). Generativna umetna inteligenca tako ne spreminja samo ustvarjalnih postopkov, ampak tudi način, kako uporabniki razumejo avtorstvo, izvirnost in verodostojnost digitalnih podob.

Z izboljševanjem generativnih modelov postaja razlikovanje med podobami, ki jih je ustvaril človek, in podobami, ustvarjenimi z umetno inteligenco, vse zahtevnejše. Zgodnejše generirane podobe so pogosto vsebovale razmeroma očitne nepravilnosti, kot so anatomsko nepravilne roke, neskladni obrazni elementi, nečitljivo besedilo, nelogične sence in popačena perspektiva. Sodobni modeli številne takšne napake uspešno zmanjšujejo, zato se uporabniki ne morejo več zanašati samo na posamezen vizualni znak. Presoja izvora podobe zahteva pozorno opazovanje, primerjanje več značilnosti ter razumevanje širšega konteksta njenega nastanka in objave. Raziskave kažejo, da je človeška sposobnost razlikovanja med resničnimi oziroma človeško ustvarjenimi in sintetičnimi podobami omejena ter odvisna od vrste podob, njihove kakovosti in izkušenj opazovalca (Högemann idr., 2025; Velásquez-Salamanca idr., 2025).

Posebej izrazit primer predstavljajo sintetično ustvarjeni človeški obrazi. Nightingale in Farid (2022) sta ugotovila, da ljudje nekaterih umetno ustvarjenih obrazov ne razlikujejo zanesljivo od resničnih obrazov in jih lahko ocenjujejo celo kot bolj zaupanja vredne. Takšne ugotovitve kažejo, da fotorealističnost in vizualna prepričljivost nista več zanesljiva pokazatelja avtentičnosti. Digitalna podoba lahko deluje popolnoma realistično, čeprav ne prikazuje resnične osebe, prostora ali dogodka. Posledično postaja kritična presoja izvora vizualnih vsebin pomemben del varnega in odgovornega delovanja v digitalnem okolju.

V tem okviru dobiva vizualna pismenost razširjen pomen. Tradicionalno jo povezujemo s sposobnostjo razumevanja, analiziranja, vrednotenja in ustvarjanja vizualnih sporočil. Vključuje poznavanje kompozicije, barv, oblik, perspektive, svetlobe, tipografije, simbolov in drugih elementov vizualne komunikacije. V digitalnem okolju pa mora vključevati tudi sposobnost presoje avtentičnosti in verodostojnosti podob ter razumevanje načinov njihovega nastanka in spreminjanja. Spalter in Van Dam (2008) digitalno vizualno pismenost povezujeta s kritičnim vrednotenjem vizualnih gradiv ter učinkovitim ustvarjanjem in posredovanjem vizualnih

informacij z digitalnimi orodji. Pojav generativne umetne inteligence tej opredelitvi dodaja novo razsežnost, saj mora vizualno pismen posameznik razumeti, da podoba ni nujno neposreden zapis resničnosti.

Vizualna pismenost se zato vse tesneje povezuje z digitalno, medijsko, informacijsko in UI-pismenostjo. UI-pismenost vključuje osnovno razumevanje delovanja umetne inteligence, zavedanje njenih možnosti in omejitev, kritično vrednotenje ustvarjenih rezultatov ter odgovorno in etično uporabo teh tehnologij (O'Dea in Ng, 2024). Uporabnik generativne umetne inteligence ne potrebuje samo tehničnega znanja o uporabi posameznega orodja, ampak tudi sposobnost presoje kakovosti, ustreznosti in verodostojnosti njegovih rezultatov. Pogosta uporaba generativnih orodij zato sama po sebi še ne pomeni razvite UI-pismenosti ali boljše sposobnosti prepoznavanja sintetičnih podob.

Posebej pomembna skupina za proučevanje tega področja so mladostniki. Ti se vsakodnevno srečujejo z velikim številom vizualnih vsebin na družbenih omrežjih, spletnih straneh, komunikacijskih platformah in v izobraževalnem okolju. Hkrati vedno pogosteje uporabljajo orodja generativne umetne inteligence pri učenju, iskanju informacij in ustvarjanju različnih vsebin. Raziskava Licardo idr. (2025) kaže, da je generativna umetna inteligenca že prisotna v slovenskem izobraževalnem prostoru, vendar mladi pogosteje uporabljajo besedilna orodja kot orodja za ustvarjanje slik. Splošna pogostost uporabe generativne umetne inteligence zato ne pove nujno, koliko neposrednih izkušenj ima posameznik z nastajanjem in analiziranjem sintetičnih vizualnih vsebin.

Pri presoji izvora podob imajo lahko pomembno vlogo predhodne vizualne izkušnje. Posamezniki, ki se pogosteje ukvarjajo z risanjem, slikanjem, fotografijo, grafičnim oblikovanjem ali drugimi oblikami vizualnega ustvarjanja, se pri svojem delu sistematično srečujejo s kompozicijo, svetlobo, sencami, perspektivo, anatomskimi razmerji, teksturami, barvnimi odnosi in tipografijo. Takšne dejavnosti zahtevajo natančno opazovanje ter razvijajo občutljivost za vizualne podrobnosti in medsebojne odnose med elementi podobe. Zato je mogoče pričakovati, da so pogostejše vizualne izkušnje povezane z uspešnejšim prepoznavanjem nepravilnosti ali nedoslednosti, ki se lahko pojavijo v UI-generiranih podobah. Pri tem pa je treba razlikovati med statistično povezanostjo in vzročnim učinkom, saj uspešnejše presoje ni mogoče samodejno pripisati samo ukvarjanju z vizualnimi umetnostmi.

Pomemben dejavnik je lahko tudi program šolanja. Dijaki oblikovalskega poklicnega in strokovnega izobraževanja imajo praviloma več neposrednih izkušenj z vizualnim ustvarjanjem, analizo podob, fotografijo, risanjem, tipografijo in uporabo programov za grafično obdelavo kot dijaki splošnega gimnazijskega izobraževanja. Morebitna razlika v uspešnosti med skupinama pa ni nujno neposredna posledica programa šolanja. Povezana je lahko tudi s predhodnim

zanimanjem za vizualne umetnosti, pogostostjo samostojnega ustvarjanja, uporabo digitalnih orodij in drugimi individualnimi značilnostmi dijakov. Zato je treba program šolanja in dejanske vizualne izkušnje obravnavati sočasno.

Raziskovalni problem te naloge izhaja iz vprašanja, kako so navedeni dejavniki povezani z uspešnostjo mladostnikov pri presoji izvora digitalnih podob. Raziskava se osredotoča na tri dejavnike: pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi, pogostost uporabe generativne umetne inteligence in program šolanja. Posebna pozornost je namenjena vprašanju, ali morebitne razlike med dijaki različnih izobraževalnih programov ostanejo prisotne tudi ob upoštevanju njihovih dejanskih vizualnih izkušenj. Takšna obravnava omogoča natančnejše razumevanje dejavnikov, povezanih z vizualno presojo mladostnikov, ter oblikovanje izhodišč za sistematičen razvoj vizualne in kritične UI-pismenosti v izobraževalnem okolju.

1.2 Namen in cilji raziskovalne naloge

Namen raziskovalne naloge je ugotoviti, kateri dejavniki so povezani z uspešnostjo mladostnikov pri presoji, ali je digitalno podobo ustvaril človek ali generativna umetna inteligenca. Raziskava se osredotoča na pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi, pogostost uporabe generativne umetne inteligence in program šolanja. Z vključitvijo vseh treh dejavnikov želim pridobiti celovitejši vpogled v njihovo povezanost z uspešnostjo prepoznavanja izvora digitalnih podob.

Poseben poudarek je namenjen razlikovanju med splošno uporabo generativne umetne inteligence in neposrednimi vizualnimi izkušnjami mladostnikov. Pogosta uporaba generativne umetne inteligence namreč ne pomeni nujno, da posameznik uporablja slikovne generatorje ali kritično analizira njihove rezultate. Nasprotno lahko ukvarjanje z risanjem, slikanjem, fotografijo, grafičnim oblikovanjem in drugimi vizualnimi dejavnostmi prispeva k natančnejšemu opazovanju kompozicije, perspektive, anatomskih razmerij, svetlobe, senc, tekstur in tipografije. Namen raziskave je zato preveriti, kateri od teh dejavnikov je tesneje povezan z dejansko uspešnostjo vizualne presoje.

Raziskava vključuje tudi primerjavo dijakov splošnega gimnazijskega izobraževanja in dijakov oblikovalskega poklicnega in strokovnega izobraževanja. Primerjava omogoča preverjanje, ali se skupini razlikujeta v uspešnosti prepoznavanja izvora podob. Ker se lahko program šolanja in pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi medsebojno prekrivata, raziskava preverja tudi, ali je program šolanja z uspešnostjo povezan še po sočasnem upoštevanju dejanskih vizualnih izkušenj dijakov.

Na podlagi opredeljenega namena sem oblikovala naslednje cilje raziskovalne naloge:

- predstaviti razvoj generativne umetne inteligence in spremembe, ki jih prinaša ustvarjanju digitalnih vizualnih vsebin;

- opredeliti vizualno pismenost ter pojasniti njeno povezanost z digitalno, medijsko in UI-pismenostjo;
- predstaviti značilnosti, na podlagi katerih uporabniki presojajo izvor digitalnih podob;
- preučiti vlogo vizualnih izkušenj pri razvoju sposobnosti natančnega opazovanja in kritičnega vrednotenja podob;
- ugotoviti povezanost med pogostostjo ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi in uspešnostjo prepoznavanja izvora digitalnih podob;
- preveriti povezanost med pogostostjo uporabe generativne umetne inteligence in uspešnostjo prepoznavanja;
- primerjati uspešnost dijakov splošnega gimnazijskega izobraževanja in dijakov oblikovalskega poklicnega in strokovnega izobraževanja;
- preveriti, kako so program šolanja, vizualne izkušnje in uporaba generativne umetne inteligence povezani z uspešnostjo, kadar jih obravnavamo sočasno;
- na podlagi rezultatov oblikovati priporočila za razvoj vizualne in kritične UI-pismenosti v srednješolskem izobraževanju.

Z doseganjem navedenih ciljev želi raziskovalna naloga prispevati k boljšemu razumevanju sposobnosti mladostnikov za presojo digitalnih vizualnih vsebin v času hitrega razvoja generativne umetne inteligence. Ugotovitve lahko predstavljajo izhodišče za načrtovanje učnih dejavnosti, pri katerih dijaki ne uporabljajo generativnih orodij samo za ustvarjanje vsebin, temveč njihove rezultate tudi sistematično opazujejo, primerjajo, utemeljeno presojajo in kritično vrednotijo.

1.3 Raziskovalna vprašanja, hipoteze in omejitve

Raziskovalna vprašanja izhajajo iz osrednjega problema naloge, to je ugotavljanja dejavnikov, povezanih z uspešnostjo mladostnikov pri presoji izvora digitalnih podob. Raziskava se osredotoča na tri pojasnjevalne dejavnike: pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi, pogostost uporabe generativne umetne inteligence in program šolanja. Njihovo povezanost z uspešnostjo prepoznavanja preverjam najprej ločeno, nato pa tudi s skupnim statističnim modelom.

Na podlagi opredeljenega raziskovalnega problema sem oblikovala naslednja raziskovalna vprašanja:

RV1: Ali je pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi povezana z uspešnostjo mladostnikov pri prepoznavanju izvora digitalnih podob?

RV2: Ali je pogostost uporabe generativne umetne inteligence povezana z uspešnostjo mladostnikov pri prepoznavanju izvora digitalnih podob?

RV3: Ali se uspešnost prepoznavanja izvora digitalnih podob razlikuje med dijaki splošnega gimnazijskega izobraževanja in dijaki oblikovalskega poklicnega in strokovnega izobraževanja?

RV4: Ali pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi ostaja povezana z uspešnostjo prepoznavanja tudi ob sočasnem upoštevanju pogostosti uporabe generativne umetne inteligence in programa šolanja?

Prvo raziskovalno vprašanje temelji na predpostavki, da lahko aktivno ukvarjanje z risanjem, slikanjem, fotografijo, grafičnim oblikovanjem in drugimi vizualnimi dejavnostmi prispeva k natančnejšemu opazovanju vizualnih značilnosti. Drugo vprašanje preverja, ali lahko pogostejša uporaba generativne umetne inteligence uporabnikom omogoči boljše poznavanje značilnosti njenih rezultatov. Tretje vprašanje se nanaša na primerjavo dijakov dveh izobraževalnih okolij, ki se razlikujeta po količini in vrsti vključevanja vizualnega ustvarjanja. Četrto vprašanje pa preverja relativno povezanost vseh obravnavanih dejavnikov in omogoča presojo, ali je morebitna razlika med programoma šolanja povezana tudi z različnimi vizualnimi izkušnjami dijakov.

Na podlagi raziskovalnih vprašanj sem oblikovala štiri preverljive hipoteze:

H1: Pogostejše ukvarjanje z vizualnimi umetnostmi je povezano z višjo uspešnostjo pri prepoznavanju izvora digitalnih podob.

H2: Pogostejša uporaba generativne umetne inteligence je povezana z višjo uspešnostjo pri prepoznavanju izvora digitalnih podob.

H3: Med dijaki splošnega gimnazijskega izobraževanja in dijaki oblikovalskega poklicnega in strokovnega izobraževanja obstaja statistično značilna razlika v uspešnosti prepoznavanja izvora digitalnih podob.

H4: Pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi ostaja statistično značilno povezana z uspešnostjo prepoznavanja tudi ob sočasnem upoštevanju programa šolanja in pogostosti uporabe generativne umetne inteligence.

Pri interpretaciji rezultatov je treba upoštevati več omejitev raziskave. Prvo skupino predstavljajo omejitve raziskovalnega vzorca. Uporabljen je bil priložnostni vzorec dijakov sodelujočih šol, zato rezultatov ni mogoče posploševati na vse slovenske mladostnike. Končni vzorec je obsegal 82 udeležencev, pri čemer sta bili primerjani skupini številčno neuravnoteženi. V raziskavi je sodelovalo 15 dijakov splošnega gimnazijskega izobraževanja in 67 dijakov oblikovalskega poklicnega in strokovnega izobraževanja. Manjše število gimnazijcev zmanjšuje natančnost ocene njihove povprečne uspešnosti in zahteva previdnost pri razlagi razlik med skupinama.

Vzorec je lahko izpostavljen tudi pristranskosti izbora. Dijaki, ki se odločijo za oblikovalsko poklicno ali strokovno izobraževanje, imajo lahko že pred vpisom več zanimanja, izkušenj ali sposobnosti na področju vizualnega ustvarjanja. Morebitnih razlik med programoma zato ni mogoče samodejno razlagati kot posledico izobraževalnega programa. Raziskava ne vključuje

podatkov o trajanju predhodnega likovnega izobraževanja, kakovosti vizualnega ustvarjanja, učnem uspehu ali drugih dejavnikih, ki bi lahko bili povezani z uspešnostjo presoje.

Drugo skupino predstavljajo omejitve uporabljenih meritev. Pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi in pogostost uporabe generativne umetne inteligence sta bili izmerjeni s samooceno udeležencev na petstopenjski ordinalni lestvici. Takšna samoocena je lahko odvisna od posameznikovega razumevanja vprašanja in subjektivne presoje lastnih navad. Vprašanje o vizualnih umetnostih meri predvsem pogostost dejavnosti, ne pa njihovega trajanja, kakovosti, zahtevnosti ali raznolikosti.

Tudi vprašanje o uporabi generativne umetne inteligence je razmeroma splošno. Ne razlikuje med uporabo besedilnih orodij in slikovnih generatorjev ter med pasivno, občasno uporabo in načrtnim ustvarjanjem oziroma analiziranjem slik. Posameznik lahko generativno umetno inteligenco pogosto uporablja za pisanje ali iskanje informacij, vendar ima malo izkušenj z UI-generiranimi podobami. Rezultate drugega raziskovalnega vprašanja je zato treba razlagati kot povezanost s splošno pogostostjo uporabe generativne umetne inteligence, ne pa posebej z uporabo orodij za ustvarjanje slik.

Tretjo skupino predstavljajo omejitve vizualnega preizkusa. Uspešnost je bila izmerjena na podlagi 18 izbranih vizualnih dražljajev, ki so vključevali fotografije, ilustracije in primere grafičnega oblikovanja. Rezultati so zato povezani z značilnostmi in zahtevnostjo konkretnega nabora podob. Drugačen izbor motivov, generativnih modelov, slogov ali človeških del bi lahko privedel do drugačnih rezultatov. Prav tako se generativni modeli hitro razvijajo, zato se lahko vizualne značilnosti, ki so bile opazne pri podobah, uporabljenih v tej raziskavi, sčasoma spremenijo.

Čeprav je naključno zaporedje dražljajev zmanjšalo možnost vpliva vrstnega reda, na presojo ni bilo mogoče popolnoma izključiti vpliva predhodnih pričakovanj, ugibanja, utrujenosti ali različne pozornosti udeležencev. Nadzorovano šolsko okolje je zagotovilo primerljive pogoje reševanja, vendar se lahko takšna presoja razlikuje od vsakodnevnega pregledovanja podob na mobilnih napravah in družbenih omrežjih.

Četrto skupino predstavljajo omejitve raziskovalnega načrta in statistične analize. Raziskava je presečna in opazovalna, saj so bili vsi podatki zbrani v enem časovnem obdobju brez eksperimentalnega spreminjanja obravnavanih dejavnikov. Ugotovljene statistične povezave zato ne omogočajo vzročnih sklepov. Na podlagi rezultatov lahko ugotovimo, da sta dve spremenljivki povezani, ne moremo pa dokazati, da pogostejše ukvarjanje z vizualnimi umetnostmi neposredno povzroča višjo uspešnost prepoznavanja.

V regresijski analizi so bili vključeni trije osrednji dejavniki, vendar model ni zajel vseh spremenljivk, ki bi lahko bile povezane z uspešnostjo. Med možnimi nevključenimi dejavniki so splošna digitalna pismenost, poznavanje fotografije in grafičnega oblikovanja, motivacija, učni

uspeh, čas, preživet na družbenih omrežjih, predhodno usposabljanje za prepoznavanje sintetičnih vsebin ter neposredne izkušnje s posameznimi slikovnimi generatorji.

Navedene omejitve ne zmanjšujejo pomena raziskave, temveč določajo meje veljavnosti njenih ugotovitev. Rezultate je treba razumeti kot vpogled v povezanost izbranih dejavnikov z uspešnostjo konkretnega vzorca mladostnikov pri presoji izbranega nabora digitalnih podob. Hkrati omejitve predstavljajo izhodišče za prihodnje raziskave z večjimi in bolj uravnoteženimi vzorci, natančnejšimi merskimi instrumenti ter longitudinalnimi ali eksperimentalnimi raziskovalnimi načrti.

1.4 Raziskovalne metode

Raziskovalna naloga temelji na kombinaciji teoretičnega pregleda in kvantitativne empirične raziskave. V teoretičnem delu sem uporabila deskriptivno metodo za opredelitev generativne umetne inteligence, vizualne in UI-pismenosti ter dejavnikov vizualnega presojanja. S komparativno metodo sem primerjala ugotovitve domačih in tujih raziskav ter opredelila raziskovalno vrzel.

Empirični del je bil zasnovan kot kvantitativna presečna raziskava. Podatki so bili zbrani s spletnim vprašalnikom in preizkusom prepoznavanja izvora 18 digitalnih podob. Udeleženci so presojali, ali je posamezno podobo ustvaril človek ali generativna umetna inteligenca, ter navedli pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi in uporabe generativne umetne inteligence.

Podatke sem analizirala z deskriptivno statistiko, Spearmanovo korelacijo rangov, Kruskal–Wallisovim testom, Welchovim t-testom, Mann–Whitneyjevim U-testom in večkratno linearno regresijo z robustnimi standardnimi napakami. Izbrane metode so omogočile preverjanje povezanosti med spremenljivkami, primerjavo izobraževalnih skupin ter presojo njihovega sočasnega prispevka k uspešnosti prepoznavanja. Podrobnejši opis vzorca, instrumenta, zbiranja podatkov in statistične obdelave je predstavljen v empiričnem delu.

1.5 Izvirni prispevek k praksi in teoriji

Izvirni prispevek raziskave je v sočasni obravnavi treh dejavnikov, ki so lahko povezani z uspešnostjo mladostnikov pri presoji izvora digitalnih podob: pogostosti ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi, pogostosti uporabe generativne umetne inteligence in programa šolanja. V pregledani literaturi se raziskave pogosto osredotočajo predvsem na splošno sposobnost razlikovanja med človeško ustvarjenimi in sintetičnimi podobami, manj pa na primerjavo dejavnikov, ki bi lahko pojasnili razlike med posamezniki.

Teoretični prispevek naloge je v povezovanju vizualne pismenosti z UI-pismenostjo in presojo izvora digitalnih vsebin. Raziskava preverja, ali je uspešnost prepoznavanja tesneje povezana z neposrednimi vizualnimi izkušnjami ali s splošno pogostostjo uporabe generativne umetne

inteligence. Hkrati omogoča natančnejšo presojo razlik med izobraževalnima skupinama, saj program šolanja obravnava skupaj z dejansko pogostostjo ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi.

Praktični prispevek raziskave je predvsem pedagoški. Ugotovitve lahko učiteljem in načrtovalcem izobraževalnih programov pomagajo pri oblikovanju dejavnosti za sistematičen razvoj vizualnega opazovanja, argumentirane presoje in kritičnega vrednotenja digitalnih podob. Naloga lahko tako predstavlja izhodišče za vključevanje vizualne in kritične UI-pismenosti v srednješolsko izobraževanje ter za odgovorno uporabo generativnih orodij pri pouku.

2. TEORETIČNI DEL

2.1 Generativna umetna inteligenca in digitalne vizualne podobe

Razvoj generativne umetne inteligence je v zadnjih letih pomembno spremenil načine ustvarjanja, obdelovanja in razširjanja digitalnih vizualnih vsebin. Sodobni generativni sistemi omogočajo hitro ustvarjanje kompleksnih vizualnih rešitev na podlagi besedilnih ali drugih multimodalnih vhodov ter s tem posegajo v procese, ki so bili tradicionalno povezani s človeškim vizualnim ustvarjanjem in oblikovalskim odločanjem. Generativna umetna inteligenca zato ne spreminja samo tehničnega postopka izdelave podob, temveč odpira tudi širša vprašanja njihovega izvora, avtentičnosti, avtorstva in načina vrednotenja.

Sodobni modeli za pretvorbo besedila v sliko lahko na podlagi razmeroma kratkega besedilnega opisa ustvarijo fotografije, ilustracije, grafične rešitve in druge vizualne vsebine. Z izboljševanjem generativnih sistemov so nastale podobe vse bolj vizualno prepričljive, zato se zmanjšuje uporabnost nekaterih znakov, po katerih je bilo sintetične vsebine v preteklosti mogoče lažje prepoznati. Človeška presoja izvora digitalne podobe je zato vse zahtevnejša in ni nujno zanesljiva (Li idr., 2025; Högemann idr., 2025).

Posebej izrazit primer predstavljajo sintetično ustvarjeni človeški obrazi. Nightingale in Farid (2022) sta pokazala, da ljudje nekaterih umetno ustvarjenih obrazov težko razlikujejo od resničnih in jih lahko v določenih primerih ocenijo celo kot bolj zaupanja vredne. Takšna ugotovitev je pomembna zato, ker kaže, da fotorealističnost sama po sebi ni več zanesljiv pokazatelj avtentičnosti digitalne podobe. Vizualno prepričljiva slika lahko predstavlja osebo, prostor ali dogodek, ki v resničnosti ne obstaja.

Pri presoji UI-generiranih podob se uporabniki pogosto osredotočajo na vizualne nepravilnosti. Med potencialno relevantne značilnosti sodijo neskladja v anatomskih odnosih, perspektivi, svetlobi, sencah, tipografiji in drugih podrobnostih podobe. Raziskave opozarjajo, da se lahko v sintetičnih podobah pojavijo vizualne nedoslednosti, vendar se z razvojem generativnih modelov njihova pojavnost in izrazitost spreminjata (Velásquez-Salamanca idr., 2025). Zato se presoja izvora ne more opirati samo na iskanje posamezne značilne napake, temveč zahteva širšo analizo vizualne vsebine.

Vprašanje izvora digitalnih podob je povezano tudi z verodostojnostjo informacij. Generativna umetna inteligenca omogoča hitro ustvarjanje sintetičnih vizualnih vsebin, ki se lahko uporabljajo v umetniške, oblikovalske, izobraževalne in komunikacijske namene, hkrati pa spreminjajo tudi pogoje, v katerih uporabniki presojajo pristnost vizualnih informacij. López-Borrull in Lopezosa (2025) generativno umetno inteligenco obravnavata v kontekstu dezinformacij in opozarjata na njeno vlogo pri spreminjanju načina nastajanja in širjenja sintetičnih vsebin. Kritična presoja

digitalne podobe mora zato poleg vizualnih značilnosti vključevati tudi vprašanja njenega izvora, namena in konteksta uporabe.

Razvoj sintetičnih podob tako ni samo tehnološko vprašanje, temveč tudi vprašanje kompetenc uporabnikov. Posameznik mora znati digitalno podobo opazovati, analizirati, interpretirati ter kritično vrednotiti njeno verodostojnost. Pri tem postaja pomembno razlikovanje med tehnično sposobnostjo uporabe generativnih orodij in sposobnostjo kritične vizualne presoje njihovih rezultatov. To je posebej pomembno pri mladostnikih, ki se z digitalnimi podobami srečujejo v izobraževalnem in vsakdanjem digitalnem okolju.

Za raziskovanje presoje izvora podob je pomembno razlikovati med tehnično kakovostjo generirane podobe in zanesljivostjo človekove presoje. Napredek modelov za generiranje slik pomeni, da vizualna prepričljivost ni več nujno vezana na dejanski obstoj prikazanega dogodka ali objekta. Li idr. (2025) v pregledu modelov za generiranje slik opisujejo hiter razvoj arhitektur za sintezo podob, Högemann idr. (2025) pa se neposredno osredotočajo na človeško zaznavanje UI-generiranih slik. Skupno te raziskave utemeljujejo potrebo po tem, da se poleg razvoja tehnologije preučuje tudi človekova sposobnost presoje njenih rezultatov.

Pri človeški presoji ni smiselno pričakovati enega univerzalnega vizualnega znaka, ki bi zanesljivo ločil vse človeško ustvarjene in vse UI-generirane podobe. Značilnosti, kot so anatomija, sence, perspektiva, teksture ali tipografija, so lahko v posameznem primeru informativne, njihova uporabnost pa je odvisna od motiva, sloga in generativnega sistema. Velásquez-Salamanca idr. (2025) obravnavajo interpretacijo UI-generiranih in človeško ustvarjenih podob, kar je pomembno za razumevanje strategij, ki jih opazovalci uporabljajo pri presoji. Zato je v tej nalogi uspešnost obravnavana kot rezultat presoje več različnih dražljajev in ne kot prepoznavanje ene same tipične napake.

Nightingale in Farid (2022) sta pri fotorealističnih obrazih pokazala, da lahko umetno ustvarjeni obrazi dosežejo zelo visoko stopnjo vizualne prepričljivosti. Njuna raziskava je omejena na specifično vrsto podob, vendar nazorno pokaže, zakaj realizem sam po sebi ni zadosten kriterij avtentičnosti. Pri drugih vizualnih zvrsteh so lahko pomembni drugačni odnosi med obliko, kompozicijo, tipografijo, perspektivo in vsebinsko logiko. Prav zaradi te raznolikosti je bil v tej raziskavi uporabljen nabor fotografij, ilustracij in primerov grafičnega oblikovanja.

Vprašanje izvora slike je povezano tudi z informacijskim kontekstom. López-Borrull in Lopezosa (2025) v pregledu vpliva generativne UI na dezinformacije poudarjata, da generativna orodja spreminjajo pogoje nastajanja in širjenja zavajajočih vsebin. Iz tega ne sledi, da je vsaka UI-generirana podoba zavajajoča, temveč da mora kritična presoja vključevati več kot estetski vtis. Za izobraževalni kontekst je zato smiselno ločevati med vprašanjem »kako je podoba narejena« in vprašanjem »kako zanesljivo lahko presodimo njen izvor in pomen«.

V raziskavi je bila zato presoja izvora razumljena kot ozko opredeljena izvedbena naloga: udeleženec je moral za vsako podobo izbrati med človeškim in UI-izvorom. Takšna naloga ne meri preverjanja metapodatkov, iskanja vira, medijske pismenosti ali celovitega preverjanja dejstev. Omogoča pa razmeroma jasno primerjavo uspešnosti med udeleženci in preverjanje, s katerimi predhodnimi izkušnjami je ta uspešnost statistično povezana.

2.2 Vizualna pismenost v digitalnem okolju

Vizualna pismenost je večdimenzionalen koncept, ki presega preprosto zaznavanje in prepoznavanje posameznih vizualnih elementov. Vključuje sposobnosti razumevanja, interpretiranja, analiziranja in vrednotenja vizualnih sporočil ter njihovega smiselnega in odgovornega ustvarjanja v različnih komunikacijskih in družbenih kontekstih. Tradicionalno je bila povezana predvsem z razumevanjem kompozicije, barve, oblike, perspektive, fotografije, tipografije in drugih elementov vizualnega sporočanja, v sodobnem digitalnem okolju pa se njen pomen dodatno širi.

Spalter in Van Dam (2008) digitalno vizualno pismenost povezujeta s sposobnostjo kritičnega vrednotenja vizualnih gradiv, razumevanja vizualnih predstavitev ter učinkovitega ustvarjanja in posredovanja vizualnih informacij z digitalnimi orodji. Digitalna tehnologija je že pred pojavom generativne umetne inteligence omogočala obsežno obdelavo in spreminjanje fotografij ter drugih vizualnih gradiv. Z generativno umetno inteligenco pa lahko digitalna podoba nastane povsem na novo, brez neposredne povezave z resničnim dogodkom ali obstoječo fotografijo.

V okolju generativne umetne inteligence zato vizualna pismenost vključuje tudi sposobnost kritične presoje izvora in verodostojnosti digitalnih podob. Vizualno prepričljiva podoba ni nujno prikaz resničnega dogodka, zato mora uporabnik pri njenem vrednotenju upoštevati način nastanka, kontekst in omejitve tehnologije, s katero je bila ustvarjena.

Brumberger (2025) opozarja, da razvoj generativne umetne inteligence zahteva ponoven premislek o opredelitvi vizualne pismenosti. Ustvarjanje in interpretiranje podob v okolju generativne umetne inteligence namreč vse bolj vključujeta preplet vizualnih in verbalnih kompetenc, kritično presojo, razumevanje omejitev generativnih sistemov ter vprašanja avtorstva, intelektualne lastnine, pristranskosti in sintetičnih vsebin. Vizualna pismenost zato ni omejena zgolj na formalno ali estetsko presojo končnega izdelka.

Thomson idr. (2025) podobno poudarjajo, da samo razlikovanje med UI-generiranimi in drugimi podobami ne predstavlja celovite vizualne pismenosti v sodobnem sintetičnem vizualnem okolju. Pomembno je tudi razumevanje multimodalnega soustvarjanja in širših sociotehničnih pogojev, v katerih digitalne podobe nastajajo. Presoja izvora je torej pomembna sposobnost, vendar predstavlja le en vidik širše kompetence kritičnega delovanja z vizualnimi vsebinami.

Vizualna pismenost se v tem kontekstu vse tesneje povezuje z digitalno, medijsko, informacijsko in UI-pismenostjo. Long in Magerko (2020) ter Ng idr. (2021) poudarjajo, da UI-pismenost ni omejena na tehnično uporabo posameznega sistema. Vključuje tudi razumevanje osnov delovanja umetne inteligence, kritično vrednotenje njenih rezultatov, odgovorno in etično uporabo ter sposobnost smiselnega sodelovanja z umetno inteligenco.

Pomembno je tudi razlikovanje med subjektivno oceno lastnih sposobnosti in dejansko izkazano kompetenco. Jin idr. (2025) pri razvoju instrumenta za merjenje pismenosti na področju generativne umetne inteligence opozarjajo na pomen izvedbenega preverjanja, saj samoocena posameznika ni nujno enaka njegovi dejanski uspešnosti pri nalogi. Za raziskovanje vizualne pismenosti je zato smiselno uporabljati tudi naloge, pri katerih mora posameznik svojo sposobnost presoje dejansko pokazati.

V tej raziskavi je dejanska uspešnost operacionalizirana s preizkusom razlikovanja med človeško ustvarjenimi in UI-generiranimi podobami. Takšno merjenje ne zajema vseh vidikov vizualne pismenosti, vendar omogoča preverjanje konkretne sposobnosti vizualne presoje in njene povezanosti z različnimi izkušnjami mladostnikov.

Za razumevanje rezultatov je pomembno razlikovati med vizualno pismenostjo kot širšim konstruktom in uspešnostjo pri posamezni nalogi. Spalter in Van Dam (2008) digitalno vizualno pismenost obravnavata kot preplet razumevanja, kritičnega vrednotenja in učinkovitega ustvarjanja vizualnih informacij. V tej perspektivi je presoja izvora le ena od možnih nalog, pri kateri se del teh sposobnosti lahko izrazi. Uspešen odgovor pri prepoznavanju izvora zato ni enakovreden celoviti vizualni pismenosti, neuspešen odgovor pa tudi ne pomeni, da posameznik drugih vidikov vizualnega razumevanja ne obvlada.

Brumberger (2025) argumentira, da generativna umetna inteligenca spreminja pogoje vizualnega komuniciranja, zato mora sodobno pojmovanje vizualne pismenosti vključevati tudi odnose med vizualnim in verbalnim pozivanjem, razumevanje omejitev generativnih sistemov, vprašanja avtorstva ter kritično presojo sintetičnih vsebin. Za to raziskavo je posebej pomemben poudarek, da vizualna presoja ni samo formalna analiza estetskih lastnosti. V okolju generativne UI postane pomembno tudi razumevanje procesa nastanka vizualnega rezultata in negotovosti, ki spremlja presojo njegovega izvora.

Thomson idr. (2025) vizualne pismenosti v okolju generativne UI ne omejujejo na binarno razlikovanje med »AI« in »ne-AI«, temveč jo umeščajo v multimodalno soustvarjanje in širše sociotehnične pogoje. Ta poudarek je pomemben metodološki korektiv moje raziskave. Preizkus z 18 dražljaji meri konkretno sposobnost razlikovanja izvora in ga zato ne smemo interpretirati kot test celotne vizualne pismenosti. Njegova vrednost je v tem, da daje izvedbeni kazalnik, ki ga je mogoče povezati z vizualnimi izkušnjami, uporabo generativne UI in programom šolanja.

Podobno je treba razlikovati med pogostostjo uporabe generativne UI in UI-pismenostjo. Long in Magerko (2020) ter Ng idr. (2021) UI-pismenost opredeljujejo širše od same uporabe orodij: vključuje razumevanje, kritično vrednotenje, etične vidike in sposobnost smiselnega sodelovanja z UI. Posameznik lahko generativna orodja uporablja pogosto, ne da bi sistematično analiziral

njihove vizualne rezultate, lahko pa jih uporablja redkeje in ima zaradi drugih izkušenj razvitejše strategije presoje. Zato Q4 v tej raziskavi ni merilo UI-pismenosti, ampak zgolj pogostosti uporabe.

Jin idr. (2025) pri razvoju izvedbenega testa pismenosti na področju generativne UI poudarjajo pomen razlikovanja med samooceno in dejansko izkazano sposobnostjo. To razlikovanje je neposredno relevantno za zasnovo moje raziskave: Q3 in Q4 sta samooceni pogostosti vedenja, medtem ko je odvisna spremenljivka izračunana iz dejansko izvedene naloge. Kombinacija samoocenjenih izkušenj in izvedbene uspešnosti omogoča previdnejšo interpretacijo, kot bi jo omogočalo zgolj vprašanje udeležencev, kako dobro menijo, da prepoznavajo UI-generirane podobe.

Preglednica 1: Razlikovanje ključnih pojmov v raziskavi

POJEM	KAJ VKLJUČUJE	KAKO JE OBRAVNAVAN V RAZISKAVI	ČESA REZULTAT NE POMENI
VIZUALNA PISMENOST	Razumevanje, analiza, vrednotenje in ustvarjanje vizualnih sporočil	Teoretični okvir	Ni neposredno izmerjena kot celovit konstrukt
UI-PISMENOST	Razumevanje UI, kritična in odgovorna uporaba	Teoretični okvir	Q4 ni lestvica UI-pismenosti
VIZUALNE IZKUŠNJE	Pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi	Q3, petstopenjska lestvica	Ne meri kakovosti ali ravni ekspertize
USPEŠNOST PRESOJE IZVORA	Pravilna razvrstitev izvora prikazanih podob	Delež pravilnih odgovorov pri 18 dražljajih	Ni merilo celotne vizualne ali medijske pismenosti

Vir: lasten na podlagi teoretičnih izhodišč Spalter in Van Dam (2008), Long in Magerko (2020), Ng idr. (2021), Brumberger (2025), Thomson idr. (2025) in Jin idr. (2025).

2.3 Vizualne izkušnje in razvoj sposobnosti vizualnega presojanja

Pomen vizualnih izkušenj je mogoče dodatno pojasniti z raziskavami oblikovalske ekspertize. Cross (1982) je oblikovanje opredelil skozi disciplinarno specifične načine mišljenja in spoznavanja, poznejše raziskave pa so pokazale, da se oblikovalsko znanje in ekspertiza razvijata skozi izkušnje. Oblikovalska ekspertiza zato ni samo poznavanje tehničnih postopkov, ampak vključuje specifičen način zaznavanja, razmišljanja in presojanja oblikovalskih problemov.

Tan (2021) pri raziskovanju oblikovalske ekspertize poudarja pomen izkustvenega znanja, zaznavne občutljivosti in prilagodljivosti. Tollestrup idr. (2023) oblikovalsko ekspertizo opisujejo kot večplasten pojav, ki ga ni mogoče zmanjšati zgolj na tehnično izvedbo. To je pomembno tudi pri presoji digitalnih podob, saj izkušen uporabnik ne presoja samo tega, ali je podoba tehnično kakovostna, ampak lahko upošteva medsebojna razmerja med posameznimi vizualnimi elementi in njihovo funkcionalnost.

Dixon (2020) s konceptom knowing in making poudarja, da se oblikovalsko znanje izraža tudi skozi sam proces ustvarjanja. Znanje se ne kaže samo v deklarativnem poznavanju pravil, ampak v raziskovanju problema, oblikovanju rešitev, njihovim presojanju in spreminjanju. Preston (2025) dodatno opozarja na preplet tacitnega, implicitnega in eksplicitnega znanja ter na vlogo refleksije in utemeljevanja ustvarjalnih odločitev. Milovanovic in Gero (2020) oblikovalsko izobraževanje prav tako obravnavata kot mentorirano refleksivno prakso.

Raziskave profesionalnih oblikovalcev vizualnih komunikacij kažejo, da se ekspertiza razvija od tehničnih sposobnosti proti bolj integrirani strokovni presoji, strateškemu mišljenju in refleksiji (Ellmers idr., 2026). Takšen razvoj nakazuje, da ima praktično vizualno delo lahko pomembno vlogo pri oblikovanju načinov opazovanja in presojanja vizualnih rešitev.

Za obravnavano raziskavo je posebej relevantna študija Canossa idr. (2026). Avtorji so pri 25 študentih preučevali povezanost vizualne pismenosti, UI-pismenosti in pismenosti na področju oblikovanja pozivov z izvedbo avtentične vizualne oblikovalske naloge z uporabo sistema Midjourney. Končne rezultate so ocenjevali trije izkušeni vizualni strokovnjaki. Višja vizualna pismenost je bila povezana z boljšo izpolnitvijo zahtev oblikovalske naloge, medtem ko je bila višja UI-pismenost povezana z boljšim razumevanjem procesa sodelovanja z umetno inteligenco. Rezultati predstavljajo pomembno empirično izhodišče za povezovanje predhodne vizualne kompetentnosti z dejanskim delovanjem v okolju generativne umetne inteligence.

Takšna izhodišča podpirajo raziskovalno vprašanje, ali so mladostniki, ki se pogosteje ukvarjajo z vizualnimi umetnostmi, uspešnejši tudi pri presoji izvora digitalnih podob. V tej raziskavi vizualne izkušnje niso merjene kot raven strokovne ekspertize, temveč kot pogostost ukvarjanja z vizualnimi dejavnostmi. Zato rezultatov ni mogoče neposredno enačiti z raziskavami ekspertize,

lahko pa te raziskave ponudijo teoretični okvir za razumevanje možne povezanosti med pogostejšim vizualnim ustvarjanjem in uspešnejšo vizualno presojo.

Povezava med izkušnjami in presojo je v oblikovalskih disciplinah večplastna. Cross (1982) je izpostavil »designerly ways of knowing«, torej načine spoznavanja, značilne za oblikovalsko delo. Takšno znanje se ne oblikuje samo z učenjem pravil, temveč skozi ponavljajoče se reševanje vizualnih in oblikovalskih problemov. Za presojo digitalnih podob je to pomembno, ker lahko ponavljajoče delo z vizualnimi odnosi usmerja pozornost na strukturo, hierarhijo, razmerja in funkcionalnost vizualnih elementov.

Tan (2021) oblikovalsko ekspertizo obravnava integrativno in med pomembnimi vidiki izpostavlja izkustveno znanje, zaznavno občutljivost in prilagodljivost. Tollestrup idr. (2023) v strukturiranem pregledu prav tako poudarjajo, da ekspertize ni mogoče reducirati na tehnično izvedbo. Iz tega izhaja pomembna previdnost za to raziskavo: Q3 ne meri ekspertize. Vprašanje o pogostosti ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi je lahko povezano z obsegom izkušenj, vendar iz njega ni mogoče sklepati, kakšno strokovno raven je posameznik dosegel.

Dixon (2020) oblikovalsko znanje povezuje s procesom »knowing in making«, v katerem se znanje izraža skozi raziskovanje, ustvarjanje, preverjanje in spreminjanje rešitev. Preston (2025) opozarja na preplet tacitnega, implicitnega in eksplicitnega znanja, Milovanovic in Gero (2020) pa oblikovalsko izobraževanje analizirata kot mentorirano refleksivno prakso. Ta dela pomagajo pojasniti, zakaj lahko vizualna izkušnja vključuje procese, ki jih eno samo vprašanje o pogostosti ne zajame: opazovanje, notranje primerjanje, utemeljevanje odločitev in refleksijo o lastnem izdelku.

Ellmers idr. (2026) pri profesionalni vizualni komunikacijski praksi opisujejo razvoj ekspertize od tehničnih sposobnosti proti integrirani strokovni presoji, strateškemu mišljenju in refleksiji. Čeprav se njihovo delo nanaša na strokovno okolje in ne na srednješolce, je relevantno kot teoretični okvir za razumevanje razlik med »znati uporabljati orodje« in »znati presoditi vizualni rezultat«. V kontekstu generativne UI je ta razlika še posebej pomembna, saj lahko tehnični dostop do orodja hitro pridobi veliko uporabnikov, razvoj strokovne presoje pa je praviloma vezan na daljše izkušnje.

Canossa idr. (2026) predstavljajo pomembno empirično dopolnitev teh konceptualnih del. V njihovi študiji so vizualna pismenost, UI-pismenost in pismenost oblikovanja pozivov povezane z izvedbo avtentične oblikovalske naloge z orodjem za pretvorbo besedila v sliko. Višja vizualna pismenost je bila povezana z boljšo izpolnitvijo zahtev oblikovalske naloge, višja UI-pismenost pa z boljšim razumevanjem procesa sodelovanja z UI. Raziskava ne meri presoje izvora podob, vendar podpira idejo, da so vizualne in tehnološke kompetence konceptualno različne in lahko prispevajo k različnim vidikom uspešnosti.

Za mojo raziskavo je zato najprimernejša ozka interpretacija: pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi je indikator izkušenj, ki je lahko povezan z uspešnostjo pri vizualni nalogi. Če je ta povezanost ugotovljena, sama po sebi ne pove, kateri zaznavni ali kognitivni procesi jo pojasnjujejo. To zahteva nadaljnje raziskave z natančnejšimi merami vrste dejavnosti, trajanja izkušenj, strokovne ravni in načina argumentiranja vizualnih presoj.

2.4 Uporaba generativne umetne inteligence med mladostniki

Generativna umetna inteligenca postaja del vsakdanjega digitalnega in izobraževalnega okolja mladostnikov. Mladi jo uporabljajo pri učenju, iskanju informacij, pisanju besedil, ustvarjanju vsebin in drugih nalogah. Vendar splošna pogostost uporabe umetne inteligence sama po sebi ne pove, katere vrste orodij posameznik uporablja, za kakšne namene jih uporablja in koliko izkušenj ima z njihovimi vizualnimi rezultati.

Raziskava Licardo idr. (2025) kaže, da slovenski dijaki generativno umetno inteligenco že uporabljajo, vendar je uporaba besedilnih orodij bolj razširjena kot uporaba orodij za ustvarjanje slik. To je za obravnavano raziskavo pomembno, saj lahko posameznik generativno umetno inteligenco pogosto uporablja, ne da bi pri tem imel veliko neposrednih izkušenj z ustvarjanjem ali analiziranjem UI-generiranih podob.

Pogostost uporabe zato ni nujno enaka stopnji UI-pismenosti. Modeli UI-pismenosti poudarjajo, da kompetentna uporaba vključuje širši nabor sposobnosti, med drugim razumevanje delovanja umetne inteligence, kritično vrednotenje rezultatov, etično presojo in sposobnost odgovorne uporabe (Long in Magerko, 2020; Ng idr., 2021).

Novejše raziskave zato vse bolj razlikujejo med splošno in disciplinarno specifično UI-pismenostjo. Stolpe, Larsson in Johansson Falck (2026) so razvili teoretični okvir Discipline-Specific AI Literacy (DiSAIL), ki izhaja iz predpostavke, da splošni modeli UI-pismenosti ne zajamejo vedno dovolj dobro specifičnega znanja, načinov razmišljanja, jezika in praks posameznih disciplin. Model razlikuje med potencialom za disciplinarno UI-pismenost in njenim dejanskim udejanjanjem v konkretni situaciji.

Takšno razlikovanje je pomembno tudi na področju vizualnega ustvarjanja. Kakovostna uporaba generativne umetne inteligence pri oblikovanju ni odvisna samo od poznavanja tehnološkega orodja, temveč tudi od predhodno razvitega disciplinarnega znanja in sposobnosti strokovne presoje. Uporabnik lahko torej pogosto uporablja umetno inteligenco, vendar to še ne pomeni, da zna kakovostno presoditi vizualne rezultate, ki jih sistem ustvari.

Na potrebo po področno specifičnih pristopih opozarja tudi razvoj novih merskih instrumentov. Turkaya idr. (2026) so razvili Artificial Intelligence Visual Literacy Scale, namenjeno merjenju sposobnosti razumevanja, vrednotenja in ustvarjanja vizualnih vsebin, povezanih z umetno inteligenco, pri študentih umetnosti. Lin in Tan (2026) pa sta na vzorcu 485 študentov oblikovanja razvila 25-postavčno lestvico UI-pismenosti za študente oblikovanja. Obe raziskavi poudarjata potrebo po obravnavi UI-pismenosti znotraj specifičnega strokovnega področja, vendar uporabljata predvsem samoocenjevalni pristop.

Za to raziskavo je zato pomembno razlikovanje med splošno pogostostjo uporabe generativne umetne inteligence in dejansko uspešnostjo pri konkretni vizualni nalogi. Pogostost uporabe je bila merjena s samooceno udeležencev, uspešnost prepoznavanja pa z dejanskim preizkusom. Takšna zasnova omogoča preverjanje, ali je pogostejši stik z generativno umetno inteligenco sam po sebi povezan z uspešnejšo presojo izvora digitalnih podob.

Podatki o pogostosti uporabe so pri mladostnikih posebej občutljivi na širino vprašanja. Generativna UI vključuje besedilne pomočnike, orodja za ustvarjanje slik, funkcije v urejevalnikih, iskalnikih in drugih aplikacijah. Raziskava Licardo idr. (2025) v slovenskem izobraževalnem prostoru kaže, da je uporaba generativne UI že razširjena, vendar so besedilna orodja pogostejša od slikovnih. Zato odgovor na splošno vprašanje o uporabi generativne UI ne omogoča sklepa, koliko neposrednih izkušenj ima dijak s slikovnimi generatorji.

Prav ta merska omejitev je pomembna pri interpretaciji H2. Če splošna pogostost uporabe ni povezana z uspešnostjo presoje izvora slik, to ne pomeni, da izkušnje z določenimi slikovnimi generatorji niso povezane z uspešnostjo. Pomeni le, da v tem vzorcu in pri tej operacionalizaciji splošna pogostost uporabe generativne UI ni pokazala statistično značilne povezanosti z izvedbenim rezultatom. Prihodnje raziskave bi morale ločiti uporabo besedilnih in slikovnih orodij, aktivno ustvarjanje od pasivnega ogledovanja ter namen uporabe.

Razlika med uporabo in pismenostjo se odraža tudi v sodobnih okvirih UI-pismenosti. Long in Magerko (2020) ter Ng idr. (2021) poudarjajo razumevanje, kritično presojo in odgovornost, ne le operativno uporabo. DiSAIL okvir Stolpe, Larsson in Johansson Falck (2026) k temu dodaja disciplinarno specifično dimenzijo: znanje in načini sklepanja posamezne discipline vplivajo na to, kako se UI smiselno uporablja v konkretni situaciji. Ta pristop je posebej relevanten za oblikovanje, kjer tehnično generiranje slike še ne zagotavlja ustrezne vizualne presoje.

Področno specifični merski instrumenti dodatno kažejo, da je smiselno razlikovati med splošno in vizualno usmerjeno UI-pismenostjo. Turkaya idr. (2026) so razvili lestvico vizualne UI-pismenosti za študente umetnosti, Lin in Tan (2026) pa lestvico UI-pismenosti za dodiplomske študente oblikovanja. Obe raziskavi sta usmerjeni v samoocenjevalno merjenje in se razlikujeta od mojega izvedbenega preizkusa, vendar kažeta na potrebo po natančnejšem merjenju kompetenc znotraj specifičnega strokovnega področja.

Za srednješolski kontekst je zato raziskovalno pomembno vprašanje, ali dijaki generativno UI uporabljajo zgolj pogosto ali jo uporabljajo na način, ki vključuje analizo rezultatov, primerjavo različic, refleksijo o napakah in utemeljevanje odločitev. Moja raziskava teh načinov uporabe ne razlikuje, zato rezultat Q4 ostaja rezultat o pogostosti in ne o kakovosti ali reflektiranosti uporabe.

2.5 Vizualno izobraževanje in presoja digitalnih podob

Srednješolski izobraževalni programi se razlikujejo po vsebini, količini in vrsti vizualnih dejavnosti, s katerimi se dijaki srečujejo pri pouku. V splošnem gimnazijskem izobraževanju je program širše akademsko usmerjen, medtem ko oblikovalski poklicni in strokovni programi vključujejo več predmetov ter dejavnosti, povezanih z risanjem, fotografijo, grafičnim oblikovanjem, tipografijo, kompozicijo in drugimi oblikami vizualnega ustvarjanja.

Takšno izobraževalno okolje dijakom omogoča pogostejši stik z ustvarjanjem, analiziranjem in vrednotenjem vizualnih rešitev. Pri oblikovalskem delu morajo posamezniki presojati odnose med elementi, ustreznost kompozicije, hierarhijo, tipografijo, barvo, funkcionalnost sporočila in druge vizualne značilnosti. Te dejavnosti predstavljajo drugačno vrsto izkušenj od vsakodnevnega pregledovanja vizualnih vsebin na digitalnih platformah.

V literaturi se zato vse bolj poudarja pomen povezovanja generativne umetne inteligence z disciplinarno specifičnim znanjem. Model DiSAIL predpostavlja, da kompetentno delovanje z umetno inteligenco temelji tudi na znanju, jeziku in načinih sklepanja posamezne discipline (Stolpe idr., 2026). Za umetniško-oblikovalsko izobraževanje to pomeni, da se uporaba generativne umetne inteligence povezuje z že razvitimi vizualnimi in oblikovalskimi kompetencami.

Generativna umetna inteligenca je že predmet raziskovanja tudi v srednješolskem umetniško-oblikovalskem izobraževanju. Gustavsen idr. (2026) so preučevali vključevanje generativne umetne inteligence v višje sekundarno umetnostno in oblikovalsko izobraževanje z vidika digitalne kompetence, kritične refleksije in digitalne presoje. Cox (2026) generativne vizualne sisteme umešča v širši kontekst kritične vizualne pismenosti v umetnostnem in oblikovalskem izobraževanju.

To kaže, da se raziskovalna pozornost premika od samega vprašanja uporabe generativne umetne inteligence k vprašanju, kako jo vključevati v proces kritične vizualne presoje. Pri tem postaja pomembno, ali ima posameznik dovolj razvito disciplinarno znanje, da zna generirano vizualno rešitev ustrezno analizirati, vrednotiti in umestiti v širši oblikovalski kontekst.

Pri primerjavi dijakov različnih programov pa je potrebna metodološka previdnost. Dijaki, ki se odločijo za oblikovalsko izobraževanje, se lahko že pred vpisom razlikujejo od gimnazijcev glede zanimanja, izkušenj in sposobnosti na področju vizualnega ustvarjanja. Razlike med programoma zato ni mogoče avtomatično razlagati kot neposredno posledico šolskega programa. Program šolanja in dejanska pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi se lahko med seboj prekrivata.

Prav zaradi tega je v tej raziskavi program šolanja obravnavan skupaj s pogostostjo vizualnih izkušenj. Primerjava omogoča preverjanje, ali je morebitna razlika med gimnazijskimi in

oblikovalskimi dijaki prisotna tudi po statističnem upoštevanju pogostosti ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi.

Formalni izobraževalni program je v tej raziskavi obravnavan kot kontekst, ne kot neposredna mera vizualne kompetence. Dijaki se za programe odločajo na podlagi različnih interesov, predhodnih izkušenj in drugih dejavnikov, zato skupini nista primerljivi z eksperimentalno naključno razporeditvijo. Morebitna razlika med programoma je lahko povezana z učnim okoljem, lahko pa tudi s selekcijskimi razlikami pred vpisom. Zaradi tega je bila poleg neposredne primerjave programov uporabljena regresijska analiza, ki sočasno upošteva Q3 in Q4.

V umetniško-oblikovalskem izobraževanju se generativna UI vse pogosteje obravnava skupaj z digitalno kompetenco in kritično refleksijo. Gustavsen idr. (2026) generativno UI preučujejo v višjem sekundarnem umetnostnem in oblikovalskem izobraževanju ter jo povezujejo z razvojem digitalne kompetence in kritične refleksije. Cox (2026) generativne vizualne sisteme umešča v okvir kritične vizualne pismenosti v razredu umetnosti in oblikovanja. Ti deli literature kažejo, da raziskovalni interes ni več omejen na vprašanje, ali naj se generativna UI uporablja, temveč tudi na vprašanje, kako jo vključiti v strokovno presojo.

Za pouk oblikovanja je pomemben prehod od produkcije k presoji. Generativno orodje lahko hitro ustvari več vizualnih različic, toda izbira med njimi, prepoznavanje vsebinskih neskladij, presoja tipografije, kompozicije in ustreznosti namena ostajajo naloge, pri katerih je potrebno disciplinarno znanje. V tem smislu je teoretični okvir DiSAIL (Stolpe idr., 2026) uporaben, ker opozarja, da se splošna UI-pismenost udejanja znotraj konkretnih disciplinarnih praks.

V raziskavi zato ni predpostavljeno, da je oblikovalski program sam po sebi vzrok boljše presoje. Program je ena od pojasnjevalnih spremenljivk, ki jo je treba obravnavati skupaj z dejanskimi vizualnimi izkušnjami posameznika. Če neposredna razlika med programoma po vključitvi Q3 oslabi, je metodološko primerneje govoriti o prekrivanju povezanosti kot o učinku programa. Takšna interpretacija je pomembna tudi za pedagoško uporabo rezultatov: smisel ni razvrščanje programov, temveč razumevanje, katere vrste izkušenj so povezane z uspešnostjo.

Izobraževalni pomen raziskave je zato predvsem v usmerjanju pozornosti na proces opazovanja in utemeljevanja. Ne glede na program lahko učitelj načrtuje dejavnosti, pri katerih dijaki primerjajo človeško ustvarjene in UI-generirane rešitve, opredeljujejo relevantne vizualne znake, utemeljijo presojo in po razkritju izvora reflektirajo, kateri znaki so bili zanesljivi in kateri zavajajoči. Takšen pristop ni neposredno preizkušen kot intervencija v tej raziskavi, vendar izhaja iz teoretičnega poudarka na vizualni pismenosti, refleksiji in disciplinarno specifični presoji.

2.6 Pregled dosedanjih raziskav in raziskovalna vrzel

Dosedanje raziskave o UI-generiranih podobah se pogosto osredotočajo na vprašanje, kako uspešni so ljudje pri razlikovanju med človeško ustvarjenimi oziroma resničnimi in sintetičnimi podobami. Nightingale in Farid (2022) sta pri sintetičnih obrazih pokazala, da je lahko razlikovanje med umetno ustvarjenimi in resničnimi obrazi za človeka zahtevno. Högemann idr. (2025) prav tako obravnavajo človeško zaznavanje UI-generiranih podob in opozarjajo na omejitve pri presoji njihovega izvora.

Raziskave se vse bolj usmerjajo tudi v vprašanje, katere vizualne značilnosti uporabniki uporabljajo pri presoji sintetičnih vsebin. Velásquez-Salamanca idr. (2025) obravnavajo interpretiranje UI-generiranih in človeško ustvarjenih podob ter opozarjajo na vlogo vizualnih značilnosti pri takšni presoji. Vendar se z razvojem generativnih modelov posamezni vizualni znaki spreminjajo in postajajo manj zanesljivi, zato je pomembno širše razumevanje vizualne presoje in ne samo prepoznavanje posameznih napak.

Novejša literatura hkrati širi razumevanje vizualne pismenosti v okolju generativne umetne inteligence. Brumberger (2025) poudarja potrebo po ponovni opredelitvi vizualne pismenosti zaradi sprememb, ki jih prinaša generativna UI, Thomson idr. (2025) pa opozarjajo, da sama sposobnost razlikovanja med UI-generiranimi in drugimi podobami ni dovolj za celovito vizualno pismenost. Ta vključuje tudi širše razumevanje multimodalnega soustvarjanja, kritične presoje in pogojev nastanka vizualnih vsebin.

Pomembna smer raziskovanja je tudi odnos med predhodnimi vizualnimi kompetencami in uspešnostjo pri delu z generativno umetno inteligenco. Canossa idr. (2026) so pokazali, da je bila pri izvedbi vizualne oblikovalske naloge z uporabo sistema Midjourney višja vizualna pismenost povezana z boljšo izpolnitvijo zahtev oblikovalske naloge, medtem ko je bila višja UI-pismenost povezana z boljšim razumevanjem procesa sodelovanja z umetno inteligenco. Ta ugotovitev je posebej pomembna za raziskovanje vprašanja, ali so predhodno razvite vizualne kompetence pomembnejše za dejansko vizualno presojo kot sama pogostost uporabe generativnih orodij.

Razvijajo se tudi področno specifični koncepti in merski pristopi. DiSAIL model poudarja pomen disciplinarnega znanja pri kompetentni uporabi generativne umetne inteligence, Turkaya idr. (2026) in Lin in Tan (2026) pa sta razvila merske instrumente, namenjene vizualni oziroma oblikovalski UI-pismenosti. To kaže na vse večje zanimanje za vprašanje, kako se splošna UI-pismenost povezuje s specifičnimi sposobnostmi posameznih strokovnih področij.

Raziskave se pojavljajo tudi v srednješolskem umetniško-oblikovalskem izobraževanju. Gustavsen idr. (2026) obravnavajo generativno umetno inteligenco v povezavi z digitalno kompetenco, kritično refleksijo in digitalno presojo, Cox (2026) pa jo povezuje s kritično vizualno pismenostjo.

Zato raziskovalne vrzeli ni mogoče utemeljevati s trditvijo, da generativna umetna inteligenca v srednješolskem umetniško-oblikovalskem izobraževanju še ni bila raziskovana.

Raziskovalna vrzel te naloge je ožja. Manj jasno je, kako so z dejansko uspešnostjo mladostnikov pri presoji izvora digitalnih podob povezani različni dejavniki, kadar jih primerjamo med seboj. Posebej relevantno je vprašanje, ali je uspešnost tesneje povezana s pogostostjo uporabe generativne umetne inteligence ali s predhodnimi vizualnimi izkušnjami posameznika. Prav tako je pomembno vprašanje, ali se dijaki različnih izobraževalnih programov razlikujejo v uspešnosti in ali morebitna razlika ostane prisotna tudi po upoštevanju njihove pogostosti ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi.

Ta raziskava zato sočasno obravnava tri dejavnike: pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi, pogostost uporabe generativne umetne inteligence in program šolanja. Njena posebnost ni v dokazovanju vzročnega vpliva teh dejavnikov, temveč v primerjavi njihove povezanosti z dejansko izkazano uspešnostjo pri nalogi presoje izvora digitalnih podob.

Takšna zasnova omogoča razlikovanje med splošno tehnološko izpostavljenostjo, neposrednimi vizualnimi izkušnjami in formalnim izobraževalnim okoljem. Hkrati predstavlja izhodišče za nadaljnje raziskovanje širšega vprašanja, kako se vizualna pismenost, disciplinarno znanje in kompetentno delovanje v okolju generativne umetne inteligence medsebojno povezujejo. Pregled novejše literature namreč kaže, da so posamezni elementi tega raziskovalnega problema že obravnavani, vendar ostajajo razpršeni med različnimi konceptualnimi okviri, disciplinami, izobraževalnimi ravnmi in načini merjenja.

Pregled literature pokaže tri med seboj povezane, vendar metodološko različne raziskovalne smeri. Prva obravnava človekovo sposobnost razlikovanja med človeško ustvarjenimi oziroma resničnimi in UI-generiranimi podobami. Sem sodijo raziskave Nightingale in Farid (2022), Högemann idr. (2025) ter Velásquez-Salamanca idr. (2025). Njihova skupna relevantnost za mojo raziskavo je v tem, da utemeljujejo presojo izvora kot empirično vprašanje, vendar se razlikujejo po vrsti vizualnih dražljajev in načinu merjenja.

Druga raziskovalna smer obravnava vizualno pismenost in njeno spreminjanje v okolju generativne UI. Spalter in Van Dam (2008) predstavljata pomembno izhodišče digitalne vizualne pismenosti, Brumberger (2025) pa njen sodoben premislek v povezavi z generativno UI. Thomson idr. (2025) razširijo pogled na multimodalno soustvarjanje in sociotehnični kontekst. Za mojo raziskavo je ključno spoznanje, da je presoja izvora pomembna, vendar ozka izvedbena naloga znotraj širšega polja vizualne pismenosti.

Tretja smer povezuje vizualno oziroma oblikovalsko znanje z delovanjem v okolju generativne UI. Canossa idr. (2026) empirično povezujejo vizualno in UI-pismenost z izvedbo oblikovalske naloge, Stolpe idr. (2026) pa teoretično poudarjajo disciplinarno specifično UI-pismenost. Turkaya idr.

(2026) ter Lin in Tan (2026) razvijajo področno usmerjene merske instrumente. Ti pristopi so pomembni, ker opozarjajo, da splošna uporaba UI in vizualno-strokovna presoja nista ista konstrukta.

Raziskave v srednješolskem umetniško-oblikovalskem izobraževanju, kot sta Gustavsen idr. (2026) in Cox (2026), dodatno kažejo, da je generativna UI že predmet pedagoškega raziskovanja na primerljivi izobraževalni ravni. Zato vrzeli te raziskave ne opredeljujem kot odsotnost raziskav generativne UI v umetnostnem ali oblikovalskem izobraževanju. Vrzeli prav tako ne opredeljujem kot odsotnost raziskav prepoznavanja UI-generiranih slik. Oboje že obstaja.

Raziskovalna vrzel je v kombinaciji dejavnikov in načinu njihovega preverjanja. V pregledani literaturi ni neposredno obravnavana ista kombinacija pogostosti ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi, splošne pogostosti uporabe generativne UI in programa šolanja v povezavi z izvedbeno uspešnostjo mladostnikov pri presoji izvora digitalnih podob. Prav tako je pomembno, da se program šolanja ne obravnava samo v neposredni primerjavi, temveč skupaj s samoocenjeno pogostostjo vizualnih izkušenj.

Raziskava s tem ne poskuša ustvariti nove splošne teorije vizualne pismenosti. Njen prispevek je empirično ožji: preveriti, ali so v konkretnem vzorcu trije izbrani dejavniki povezani z izvedbenim rezultatom in ali povezanost vizualnih izkušenj ostane prisotna, ko so drugi vključeni dejavniki statistično upoštevani. Takšna zasnova je skladna z omejitvami presečne opazovalne raziskave in omogoča jasnejše ločevanje med opisom razlik, statistično povezanostjo ter vzročnimi razlagami, ki jih podatki ne omogočajo.

Preglednica 2: Izbrane raziskave in njihova povezava z raziskovalnim problemom

VIR	VZOREC/PODROČJE	OSREDNJI POUDAREK	POVEZAVA S TO RAZISKAVO
NIGHTINGALE IN FARID (2022)	Človeški obrazi	Razlikovanje umetno ustvarjenih in resničnih obrazov	Utemeljuje problem zanesljivosti človeške presoje izvora
HÖGEMANN IDR. (2025)	AI-generirane podobe	Človeško zaznavanje in presoja AI-podob	Neposredno sorodno vprašanju prepoznavanja izvora
VELÁSQUEZ-SALAMANCA IDR. (2025)	AI in človeško ustvarjene podobe	Interpretacija in vizualne značilnosti	Relevantno za vizualne znake pri presoji
BRUMBERGER (2025)	Vizualna pismenost	Ponovna opredelitev vizualne pismenosti v dobi GenAI	Širši teoretični okvir
THOMSON IDR. (2025)	Vizualne pismenosti in GenAI	Multimodalno soustvarjanje in širši kontekst	Opozarja, da presoja izvora ni celotna vizualna pismenost
CANOSSA IDR. (2026)	25 študentov; oblikovalska naloga	Vizualna in UI-pismenost pri delu s text-to-image orodjem	Sorodna empirična podpora pomenu vizualne pismenosti

STOLPE IDR. (2026)	Teoretični okvir DiSAIL	Disciplinarno specifična UI-pismenost	Pojasnjuje pomen disciplinarnega znanja
TURKAYA IDR. (2026)	Študenti umetnosti	Lestvica vizualne UI-pismenosti	Kaže razvoj področno specifičnega merjenja
LIN IN TAN (2026)	485 študentov oblikovanja	Lestvica UI-pismenosti za študente oblikovanja	Kaže potrebo po področni operacionalizaciji
GUSTAVSEN IDR. (2026); COX (2026)	Srednješolsko umetnostno/oblikovalsko izobraževanje	GenAI, kritična refleksija in vizualna pismenost	Umešča problem v primerljiv izobraževalni kontekst

Vir: lasten pregled literature.



Slika 1: Konceptualni model raziskave

Vir: lasten, slika ustvarjena z umetno inteligenco CHATgpt.

3. EMPIRIČNI DEL

3.1 Časovni potek raziskave

Faza oblikovanja in predhodnega preizkusa izvedljivosti raziskovalnega instrumenta je potekala marca in aprila 2026. Zbiranje podatkov na sodelujočih srednjih šolah je potekalo v maju 2026. Statistična obdelava, analiza in priprava končnih ugotovitev so bile izvedene v juniju in juliju 2026.

3.2 Postopek zbiranja podatkov

Podatki so bili zbrani z uporabo strukturiranega spletnega vprašalnika, pripravljenega na platformi za spletne ankete 1KA. Zbiranje podatkov je potekalo v nadzorovanem šolskem okolju

(računalniške učilnice sodelujočih šol), kar je zagotovilo enake pogoje reševanja za vse udeležence ter omejilo moteče dejavnike. Sodelovanje je bilo popolnoma prostovoljno in anonimno. Skladno s pravili Splošne uredbe o varstvu podatkov (GDPR) so bila predhodno pridobljena pisna soglasja sodelujočih dijakov, za mladoletne udeležence pa tudi soglasja njihovih staršev oziroma zakonitih zastopnikov na ravni šole.



Slika 2: Shematski prikaz raziskovalnega instrumenta

Vir: lasten, slika ustvarjena z umetno inteligenco CHATgpt.

Vprašalnik je vključeval tudi kontrolno vprašanje za preverjanje pozornosti (Q41). Vrstni red predstavitve 18 vizualnih dražljajev v eksperimentalnem delu je bil za vsakega udeleženca povsem naključen. Povprečni čas reševanja celotnega vprašalnika je znašal 6 minut in 49 sekund.

Slika 3: Primer zaslonskega prikaza vprašalnika v orodju 1KA



Vir: lasten.

3.3 Raziskovalna metoda in statistična analiza

Raziskava je bila zasnovana kot kvantitativna presečna opazovalna raziskava. Osrednji del raziskave je predstavljal preizkus prepoznavanja izvora digitalnih podob, s katerim sem preverjala dejansko uspešnost udeležencev pri razlikovanju med podobami, ki jih je ustvaril človek, in podobami, ustvarjenimi z generativno umetno inteligenco. Raziskava ni vključevala eksperimentalnega spreminjanja neodvisnih spremenljivk, zato rezultate interpretiram kot statistične povezanosti in razlike med skupinami, ne kot vzročne učinke.

3.3.1 Raziskovalni instrument

Podatke sem zbrala s strukturiranim spletnim vprašalnikom, pripravljenim na platformi 1KA. Vprašalnik je združeval podatke o udeležencih, vprašanja o njihovih izkušnjah in navadah ter preizkus dejanske uspešnosti pri presoji izvora digitalnih podob. Zbiranje podatkov je potekalo v nadzorovanem šolskem okolju v računalniških učilnicah sodelujočih šol. Sodelovanje je bilo prostovoljno in anonimno.

Za osrednjo analizo so bile uporabljene tri pojasnjevalne spremenljivke. Program šolanja (Q2) je bil kodiran kot binarna spremenljivka, pri kateri je vrednost 1 predstavljala splošno gimnazijsko izobraževanje, vrednost 2 pa oblikovalsko poklicno in strokovno izobraževanje. Pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi (Q3) je bila merjena na petstopenjski ordinalni lestvici od 1 = zelo pogosto do 5 = nikoli. Na enaki petstopenjski lestvici je bila merjena tudi pogostost uporabe generativne umetne inteligence (Q4).

Vprašalnik je vseboval tudi kontrolno vprašanje za preverjanje pozornosti (Q41). Namen kontrolnega vprašanja je bil preveriti, ali je udeleženec vprašalnik reševal dovolj pozorno, njegov rezultat pa je bil upoštevan pri postopku čiščenja podatkov. Povprečni čas reševanja celotnega vprašalnika je znašal 6 minut in 49 sekund.

Raziskovalni instrument je bil pred glavno izvedbo predhodno preizkušen z vidika razumljivosti in izvedljivosti. Razpoložljiva raziskovalna dokumentacija ne vsebuje dovolj podatkov o velikosti pilotnega vzorca in morebitnih spremembah instrumenta po tem preizkusu, zato postopka ne obravnavam kot formalno pilotsko validacijo.

Celotna vsebina uporabljenega vprašalnika je navedena v Prilogi 1. Vprašalnik je poleg postavk, uporabljenih v osrednjih analizah te naloge, vseboval tudi ocenjevanje prepričanosti v posamezne odločitve ter odprta vprašanja Q42–Q46; ti podatki niso predmet osrednjih analiz te raziskovalne naloge.

3.3.2 Preizkus prepoznavanja vizualnih dražljajev

Osrednji izvedbeni del raziskovalnega instrumenta je predstavljal preizkus prepoznavanja izvora 18 digitalnih podob. Udeleženci so pri vsakem vizualnem dražljaju presojali njegov izvor. Skupni nabor je bil sestavljen iz treh vsebinskih kategorij: šestih fotografij, šestih ilustracij in šestih primerov grafičnega oblikovanja.

V vsaki od treh kategorij so bile tri podobe človeško ustvarjene in tri ustvarjene z generativno umetno inteligenco. Tako je bilo v celotnem naboru devet človeško ustvarjenih in devet UI-generiranih podob. Uravnotežena zastopanost obeh izvorov je zmanjšala možnost, da bi bila skupna uspešnost posledica različnega števila primerov posameznega izvora.

Človeško ustvarjena dela so bila izbrana iz lastne zbirke raziskovalke in arhiva Srednje šole za oblikovanje Maribor. UI-generirani dražljaji so bili ustvarjeni z različnimi generativnimi orodji, med njimi GPT-4o, Imagen in Midjourney. Za vse dražljaje je bil pred vključitvijo v vprašalnik določen referenčni izvor, ki je predstavljal osnovo za kodiranje pravilnosti odgovorov.

Pri izboru dražljajev so bili upoštevani kriteriji vizualne primerljivosti znotraj posamezne kategorije, zlasti realizem oziroma slog, kompozicija in barvna struktura. Namen izbora ni bil ustvariti univerzalnega testa vseh generativnih modelov, temveč oblikovati raznolik nabor dražljajev za primerjavo udeležencev v enakih pogojih.

Ker je bil preizkus pripravljen za konkretno raziskavo, ga ne obravnavam kot standardiziran ali validiran psihometrični instrument. Rezultati se nanašajo na uporabljeni nabor 18 dražljajev in jih je treba interpretirati skupaj z omejitvami, navedenimi v uvodu in sklepnih ugotovitvah.

Vrstni red predstavitve vseh 18 vizualnih dražljajev je bil za vsakega udeleženca naključen. S tem je bil zmanjšan sistematični vpliv zaporedja predstavitve podob na odgovore udeležencev.

Za vsak posamezen dražljaj je bil odgovor kodiran binarno. Pravilen odgovor je prejel vrednost 1, napačen odgovor pa vrednost 0. Na podlagi vseh 18 odgovorov je bil za vsakega udeleženca izračunan delež pravilno prepoznanih podob med 0 in 1. Ta delež je predstavljal glavno odvisno spremenljivko raziskave oziroma merilo dejanske uspešnosti prepoznavanja izvora digitalnih podob.

Izbrani način merjenja omogoča, da uspešnost ni ocenjena samo na podlagi samoocene udeleženca, temveč na podlagi dejansko izvedene naloge. To je pomembno predvsem zato, ker je bil osrednji namen raziskave primerjati dejansko uspešnost vizualne presoje s pogostostjo različnih predhodnih izkušenj.

3.3.3 Operacionalizacija spremenljivk

Odvisna spremenljivka v raziskavi je bila uspešnost prepoznavanja izvora digitalnih podob. Operacionalizirana je bila kot delež pravilnih odgovorov pri 18 vizualnih dražljajih. Vrednost 0 bi pomenila, da udeleženec ni pravilno prepoznal nobene podobe, vrednost 1 pa, da je pravilno prepoznal vseh 18 podob.

Prva neodvisna spremenljivka je bila pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi (Q3). Merjena je bila na petstopenjski ordinalni lestvici, pri kateri je vrednost 1 pomenila zelo pogosto ukvarjanje, vrednost 5 pa nikoli. Zaradi takšnega kodiranja nižja vrednost predstavlja pogostejše ukvarjanje z vizualnimi umetnostmi. Ta smer kodiranja je pomembna pri interpretaciji korelacijskih in regresijskih koeficientov.

Druga neodvisna spremenljivka je bila pogostost uporabe generativne umetne inteligence (Q4), merjena z enako petstopenjsko ordinalno lestvico od 1 = zelo pogosto do 5 = nikoli. Tudi pri tej spremenljivki nižja vrednost predstavlja pogostejšo uporabo generativne umetne inteligence.

Tretja neodvisna spremenljivka je bila program šolanja (Q2), kodiran kot binarna spremenljivka. Vrednost 1 je predstavljala splošno gimnazijsko izobraževanje, vrednost 2 pa oblikovalsko poklicno in strokovno izobraževanje.

Preglednica 3: Operacionalizacija glavnih spremenljivk raziskave

SPREMENLJIVKA	VLOGA V ANALIZI	NAČIN MERJENJA	KODIRANJE
USPEŠNOST PREPOZNAVANJA	odvisna spremenljivka	18 vizualnih dražljajev	0 = napačno, 1 = pravilno; skupni delež 0–1
VIZUALNE UMETNOSTI (Q3)	neodvisna spremenljivka	petstopenjska ordinalna lestvica	1 = zelo pogosto, 5 = nikoli
UPORABA GENERATIVNE UI (Q4)	neodvisna spremenljivka	petstopenjska ordinalna lestvica	1 = zelo pogosto, 5 = nikoli
PROGRAM ŠOLANJA (Q2)	neodvisna spremenljivka	kategorična spremenljivka	1 = splošno gimnazijsko izobraževanje; 2 = oblikovalsko poklicno in strokovno izobraževanje

Vir: lasten.

3.3.4 Čiščenje in priprava podatkov

V širši izvedbi raziskave je bilo zbranih N = 112 odgovorov. Pred glavnimi analizami sem izločila nepopolne ali neveljavne primere, primere z neuspešno oziroma manjkajoče opravljenim kontrolnim vprašanjem Q41 ter udeležence, ki so pri programu šolanja navedli možnost »drugo«. Za osrednje analize so bili potrebni tudi veljavni odgovori Q3 in Q4 ter popoln nabor 18 vizualnih

odgovorov. V primerjavo sta bili vključeni le skupini splošnega gimnazijskega ter oblikovalskega poklicnega in strokovnega izobraževanja. Po uporabi teh meril je končni analitični vzorec obsegal N = 82 udeležencev.

Razlogi za izključitev so se pri nekaterih primerih prekrivali, zato posameznih kategorij izločitev ne obravnavam kot medsebojno izključujoče skupine in jih ne seštevam. Zaradi preglednosti poročam prvotno število zbranih odgovorov (N = 112), uporabljena merila čiščenja in končni analitični vzorec (N = 82).

Manjkajoči podatki o starosti in spolu niso bili razlog za izključitev iz glavnih analiz, ker ti spremenljivki nista bili vključeni kot glavna pojasnjevalna dejavnika v preverjanje zastavljenih hipotez. Podatek o starosti je bil tako na voljo za 81 od 82 udeležencev, pri spolu pa je bil podatek za dva udeleženca manjkajoč.

Takšen postopek čiščenja je omogočil uporabo enotnega končnega vzorca pri osrednjih analizah ter jasno primerjavo med obema obravnavanima programoma šolanja. Pri interpretaciji rezultatov pa je treba upoštevati, da sta bili skupini številčno neuravnoteženi, saj je bilo v končnem vzorcu 15 gimnazijcev in 67 dijakov oblikovalskega poklicnega in strokovnega izobraževanja.

3.3.5 Statistična analiza

Statistično analizo sem izvedla v programskem okolju R in programu Microsoft Excel. Najprej sem izračunala opisne statistike glavnih spremenljivk in pregledala porazdelitev odgovorov po skupinah. Statistično značilnost rezultatov sem presojala pri ravni $\alpha = 0{,}05$.

Za preverjanje povezanosti med ordinalnima spremenljivkama Q3 in Q4 ter deležem pravilno prepoznanih podob sem uporabila Spearmanov koeficient korelacije rangov. Ker sta bili Q3 in Q4 merjeni na petstopenjski ordinalni lestvici, sem kot dodatno preverjanje razlik med petimi kategorijami uporabila Kruskal-Wallisov test. Ta analiza je dopolnila korelacijski rezultat, vendar zaradi zelo majhnih velikosti nekaterih kategorij ni bila uporabljena za podrobne parne primerjave.

Razliko v povprečni uspešnosti med gimnazijskim in oblikovalskim poklicnim oziroma strokovnim izobraževanjem sem preverila z Welchovim t-testom, ki ne predpostavlja enakih varianc in je primeren pri neenakih velikostih primerjanih skupin. Rezultat sem dodatno preverila z neparametričnim Wilcoxonovim testom vsote rangov oziroma Mann-Whitneyjevim testom. Velikost neposredne razlike med skupinama sem ocenila s Hedgesovim g.

Za preverjanje H4 sem uporabila večkratno linearno regresijo, v katero sem sočasno vključila program šolanja (Q2), pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi (Q3) in pogostost uporabe generativne UI (Q4). Odvisna spremenljivka je bil delež pravilnih odgovorov pri 18 dražljajih. Pri

sklepanju o posameznih regresijskih koeficientih sem uporabila robustne standardne napake HC3. Namen regresijskega modela je bil preveriti povezanost posameznih dejavnikov z uspešnostjo ob sočasnem statističnem upoštevanju drugih vključenih dejavnikov, ne pa ocenjevati vzročnih učinkov.

V primarnem regresijskem modelu sta bili ordinalni spremenljivki Q3 in Q4 vključeni kot numerično kodirani lestvici od 1 do 5, zato model ocenjuje približno linearni trend med urejenimi kategorijami. Osnovna diagnostika ni pokazala problematične multikolinearnosti (VIF = 1,00–1,54) ali statističnih dokazov za heteroskedastičnost (Breusch–Paganov test: $\chi^2(3) = 3{,}98$, $p = 0{,}264$). Porazdelitev ostankov je odstopala od normalnosti (Jarque–Berov test: JB = 10,60, p = 0,005), zato sem sklepanje o posameznih koeficientih oprla na robustne standardne napake HC3 in rezultate interpretirala previdno.

Zaradi ordinalne narave Q3 in Q4 sem izvedla tudi občutljivostno analizo, v kateri sta bili obe spremenljivki obravnavani kot kategorična faktorja. V tej alternativni specifikaciji skupni učinek Q3 ni bil statistično značilen (robustni Waldov $F(4, 72) = 0{,}81$, $p = 0{,}525$). Ker sta bili skrajni kategoriji redko zastopani (Q3 = nikoli: n = 2; Q4 = zelo pogosto: n = 3), ima kategorialni model omejeno statistično moč. Občutljivostna analiza je zato uporabljena kot preverjanje robustnosti in kaže, da je sklep H4 odvisen od načina modeliranja ordinalnih kategorij.

3.4 Hipoteze

Na podlagi raziskovalnih vprašanj sem v empiričnem delu preverila štiri hipoteze:

H1: Pogostejše ukvarjanje z vizualnimi umetnostmi je povezano z višjo uspešnostjo pri prepoznavanju izvora digitalnih podob.

H2: Pogostejša uporaba generativne umetne inteligence je povezana z višjo uspešnostjo pri prepoznavanju izvora digitalnih podob.

H3: Med dijaki splošnega gimnazijskega izobraževanja in dijaki oblikovalskega poklicnega in strokovnega izobraževanja obstaja statistično značilna razlika v uspešnosti prepoznavanja izvora digitalnih podob.

H4: Pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi ostaja statistično značilno povezana z uspešnostjo prepoznavanja tudi ob sočasnem upoštevanju programa šolanja in pogostosti uporabe generativne umetne inteligence.

3.5 Raziskovalni vzorec

Prvotni nabor je obsegal N = 112 odgovorov, po uporabi opisanih meril čiščenja pa je končni analitični vzorec obsegal N = 82 dijakov. Glede na program šolanja je bilo 15 dijakov (18,3 %) vključenih v splošno gimnazijsko izobraževanje, 67 dijakov (81,7 %) pa v oblikovalsko poklicno in

strokovno izobraževanje. Skupini sta bili številčno neuravnoteženi, kar sem upoštevala pri izbiri in interpretaciji statističnih postopkov.

Podatek o starosti je bil na voljo za 81 od 82 udeležencev. Povprečna starost je znašala M = 17,26 leta (SD = 1,00), starostni razpon pa je bil od 16 do 20 let. Glede na spol je vzorec obsegal 49 dijakinj, 27 dijakov, štirje udeleženci se niso želeli opredeliti, za dva pa je bil podatek manjkajoč. Manjkajoča podatka o spolu in en manjkajoči podatek o starosti niso bili razlog za izključitev iz glavnih analiz, ker starost in spol nista bila vključena med osrednje pojasnjevalne spremenljivke.

Vzorec je bil priložnosten in ni reprezentativen za vse slovenske mladostnike. Poleg številčnega neravnovesja med programoma je treba upoštevati tudi možnost selekcijskih razlik: dijaki oblikovalskih programov se lahko že pred vpisom razlikujejo glede zanimanja in predhodnih vizualnih izkušenj. Zato so primerjave med programoma interpretirane opisno in povezovalno, ne kot dokaz učinka izobraževalnega programa.



Slika 4: Potek oblikovanja končnega vzorca

Vir: lasten, slika ustvarjena z umetno inteligenco CHATgpt.

Opomba: slika prikazuje poenostavljen tok do končnega analitičnega vzorca; merila izključevanja in prekrivanje razlogov so podrobneje opisani v poglavju 3.3.4.

3.6 Rezultati in razprava

3.6.1 Opisni rezultati raziskave

Pred preverjanjem posameznih raziskovalnih vprašanj in hipotez sem najprej pregledala osnovne opisne značilnosti rezultatov preizkusa ter porazdelitev udeležencev glede na pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi in pogostost uporabe generativne umetne inteligence. Končni

analitični vzorec je obsegal N = 82 udeležencev. Struktura vzorca in postopek njegovega oblikovanja sta podrobneje predstavljena v poglavjih 3.3.4 in 3.5.

Pri preizkusu prepoznavanja izvora 18 digitalnih podob je bila povprečna uspešnost udeležencev M = 0,855 (SD = 0,112), kar pomeni povprečno 85,5 % pravilno prepoznanih podob. Udeleženci so v povprečju pravilno prepoznali 15,39 od skupno 18 prikazanih podob. Najnižji doseženi rezultat je znašal 9 pravilnih odgovorov, najvišji pa 18 pravilnih odgovorov. Rezultati tako kažejo, da je bila splošna uspešnost vzorca razmeroma visoka, vendar so bile med posamezniki prisotne opazne razlike.

Poleg skupne uspešnosti sem pregledala tudi rezultate glede na pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi. Največ udeležencev je navedlo, da se z vizualnimi umetnostmi ukvarjajo zelo pogosto (n = 31) ali pogosto (n = 27). Manj udeležencev se je z njimi ukvarjalo občasno (n = 12) ali redko (n = 10), le dva udeleženca pa sta navedla, da se z vizualnimi umetnostmi ne ukvarjata nikoli.

Opisni rezultati kažejo postopno zmanjševanje povprečne uspešnosti z zmanjševanjem pogostosti ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi. Udeleženci, ki so navedli zelo pogosto ukvarjanje z vizualnimi umetnostmi, so v povprečju pravilno prepoznali 88,7 % podob, tisti, ki so se z njimi ukvarjali pogosto, pa 87,0 %. Pri občasnem ukvarjanju je povprečna uspešnost znašala 84,7 %, pri redkem 76,7 %, v skupini, ki se z vizualnimi umetnostmi ni ukvarjala nikoli, pa 63,9 %. Zaradi zelo majhnega števila udeležencev v zadnji skupini (n = 2) tega rezultata ni mogoče posploševati in ga je treba interpretirati previdno.

Druga obravnavana spremenljivka je bila pogostost uporabe generativne umetne inteligence. Največ udeležencev je generativno umetno inteligenco uporabljalo občasno (n = 30), sledili so tisti, ki so jo uporabljali pogosto (n = 24), redko (n = 16) in nikoli (n = 9). Le trije udeleženci so navedli zelo pogosto uporabo generativne umetne inteligence.

Pri tej spremenljivki opisni rezultati niso pokazali enakega postopnega vzorca kot pri vizualnih umetnostih. Povprečna uspešnost je bila pri večini skupin zelo podobna. Udeleženci, ki so generativno umetno inteligenco uporabljali pogosto, so dosegli povprečno 85,6-% uspešnost, tisti z občasno uporabo 85,9 %, skupini z redko uporabo in brez uporabe pa po 84,0 %. Skupina z zelo pogosto uporabo je dosegla 92,6-% povprečno uspešnost, vendar jo je sestavljalo samo tri udeležence, zato tega rezultata ni mogoče obravnavati kot stabilnega pokazatelja uspešnosti zelo pogostih uporabnikov.

Opisni rezultati tako že nakazujejo različna vzorca pri obeh obravnavanih dejavnikih. Pri pogostosti ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi je opazen postopnejši upad povprečne uspešnosti z zmanjševanjem pogostosti dejavnosti. Pri pogostosti uporabe generativne umetne inteligence pa so rezultati večine skupin med seboj precej podobni. Ker opisne razlike same po sebi ne

omogočajo sklepanja o statistični značilnosti povezav, sem jih v nadaljevanju preverila z ustreznimi inferenčnimi statističnimi postopki.

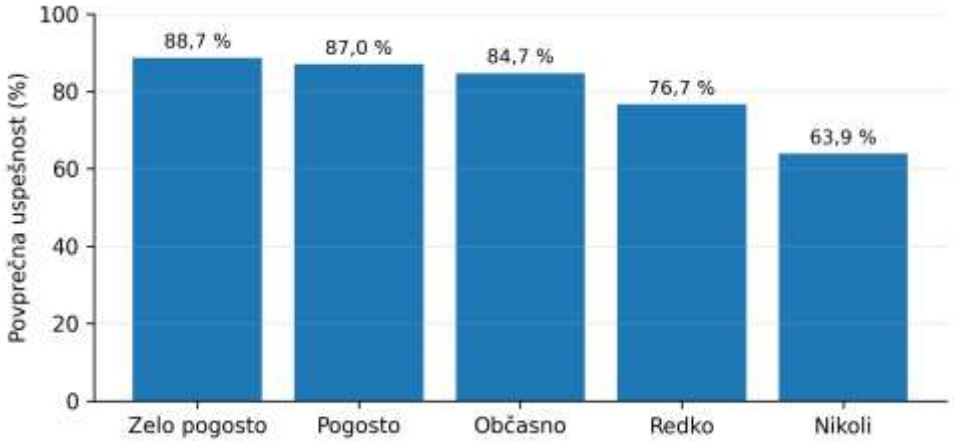
3.6.2 Ukvarjanje z vizualnimi umetnostmi in uspešnost prepoznavanja

Prvo raziskovalno vprašanje (RV1) se je nanašalo na povezanost med pogostostjo ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi in uspešnostjo mladostnikov pri prepoznavanju izvora digitalnih podob. V skladu s tem je hipoteza H1 predvidevala, da je pogostejše ukvarjanje z vizualnimi umetnostmi povezano z višjo uspešnostjo pri prepoznavanju izvora digitalnih podob.

Za preverjanje povezanosti sem izračunala Spearmanov koeficient korelacije rangov med pogostostjo ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi (Q3) in deležem pravilno prepoznanih podob. Rezultat je pokazal statistično značilno negativno povezanost med spremenljivkama ($\rho = –0{,}365$, $p < 0{,}001$). Ker je bila lestvica Q3 kodirana obratno, pri čemer je vrednost 1 pomenila zelo pogosto ukvarjanje z vizualnimi umetnostmi, vrednost 5 pa nikoli, negativni koeficient pomeni, da je bilo pogostejše ukvarjanje z vizualnimi umetnostmi povezano z višjo uspešnostjo pri prepoznavanju izvora digitalnih podob. Ugotovljena povezanost je bila zmerna.

Opisni rezultati dodatno pokažejo postopen upad povprečne uspešnosti z zmanjševanjem pogostosti ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi. Udeleženci, ki so se z vizualnimi umetnostmi ukvarjali zelo pogosto (n = 31), so dosegli povprečno 88,7-% uspešnost, udeleženci, ki so se z njimi ukvarjali pogosto (n = 27), pa 87,0 %. V skupini z občasnim ukvarjanjem (n = 12) je povprečna uspešnost znašala 84,7 %, v skupini z redkim ukvarjanjem (n = 10) pa 76,7 %. Najnižja povprečna uspešnost, 63,9 %, je bila ugotovljena pri udeležencih, ki so navedli, da se z vizualnimi umetnostmi ne ukvarjajo nikoli. Ker sta bila v tej kategoriji samo dva udeleženca, je treba ta zadnji rezultat interpretirati posebej previdno.

Graf 1: Uspešnost prepoznavanja podob glede na pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi (N = 82)



Vir: lasten, slika ustvarjena z umetno inteligenco CHATgpt.

Razlike med petimi skupinami sem dodatno preverila s Kruskal–Wallisovim testom. Rezultat je pokazal statistično značilne razlike v uspešnosti glede na pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi ($H = 12{,}91$, $p = 0{,}012$). Rezultat Kruskal–Wallisovega testa je tako skladen z rezultatom Spearmanove korelacije in dodatno kaže, da se uspešnost med skupinami z različno pogostostjo ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi razlikuje. Pri interpretaciji razlik med posameznimi kategorijami je kljub temu potrebna previdnost zaradi zelo majhnega števila udeležencev v kategoriji »nikoli«.

Ugotovitev je mogoče povezati s teoretičnimi izhodišči o vizualnih izkušnjah in oblikovalski ekspertizi. Cross (1982) je oblikovanje obravnaval kot področje s specifičnimi načini mišljenja in spoznavanja, raziskave oblikovalske ekspertize pa poudarjajo, da strokovno vizualno delovanje ni omejeno zgolj na obvladovanje tehničnih postopkov. Tan (2021) pri oblikovalski ekspertizi izpostavlja pomen izkustvenega znanja, zaznavne občutljivosti in prilagodljivosti, Tollestrup idr. (2023) pa njeno večplastnost. Ta teoretična izhodišča so relevantna za razumevanje možne povezave med predhodnimi vizualnimi izkušnjami in strokovno vizualno presojo.

S tega vidika je mogoče rezultat H1 razumeti kot skladen s predpostavko, da so pogostejše vizualne izkušnje povezane z drugačnim načinom opazovanja in presojanja vizualnih vsebin. Pri risanju, fotografiranju, slikanju, grafičnem oblikovanju in sorodnih dejavnostih se posameznik srečuje z elementi, kot so kompozicija, perspektiva, proporci, svetloba, senca, barvni odnosi in tipografija. Vendar moja raziskava ni neposredno merila zaznavne občutljivosti, oblikovalskega znanja ali strokovne ekspertize. Zato na podlagi rezultatov ni mogoče trditi, da so prav ti procesi povzročili višjo uspešnost; predstavljajo le teoretično možno razlago ugotovljene povezanosti.

Posebej pomembna za interpretacijo rezultata je raziskava Canossa idr. (2026), ki je obravnavala razmerje med vizualno pismenostjo, UI-pismenostjo in uspešnostjo pri avtentični vizualni oblikovalski nalogi z uporabo sistema Midjourney. V raziskavi je sodelovalo 25 študentov, njihove končne oblikovalske rezultate pa so ocenjevali trije izkušeni vizualni strokovnjaki. Avtorji so ugotovili, da je bila višja vizualna pismenost povezana z boljšo izpolnitvijo zahtev oblikovalske naloge, medtem ko je bila višja UI-pismenost povezana z boljšim razumevanjem procesa sodelovanja z umetno inteligenco.

Čeprav raziskava Canossa idr. (2026) ni neposredno primerljiva z mojo raziskavo, saj je proučevala izvedbo oblikovalske naloge in ne prepoznavanja izvora podob, predstavlja relevantno empirično podporo širši predpostavki, da je predhodno razvita vizualna pismenost povezana z uspešnostjo pri vizualnih nalogah v okolju generativne umetne inteligence. Moji rezultati to ugotovitev dopolnjujejo na vzorcu mladostnikov in pri drugačni vrsti naloge: presoji, ali je digitalno podobo ustvaril človek ali generativna umetna inteligenca.

Rezultata pa ni mogoče interpretirati tako, da pogostejše ukvarjanje z vizualnimi umetnostmi samo po sebi povzroča boljšo sposobnost prepoznavanja UI-generiranih podob. Raziskava je presečna in opazovalna, spremenljivka Q3 pa meri samo pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi. Ne meri trajanja teh izkušenj, njihove kakovosti, zahtevnosti, vrste dejavnosti ali ravni dosežene vizualne oziroma oblikovalske kompetence. Možno je tudi, da se udeleženci, ki se pogosteje ukvarjajo z vizualnimi umetnostmi, razlikujejo glede drugih značilnosti, ki v raziskavi niso bile merjene.

3.6.3 Uporaba generativne umetne inteligence in uspešnost prepoznavanja

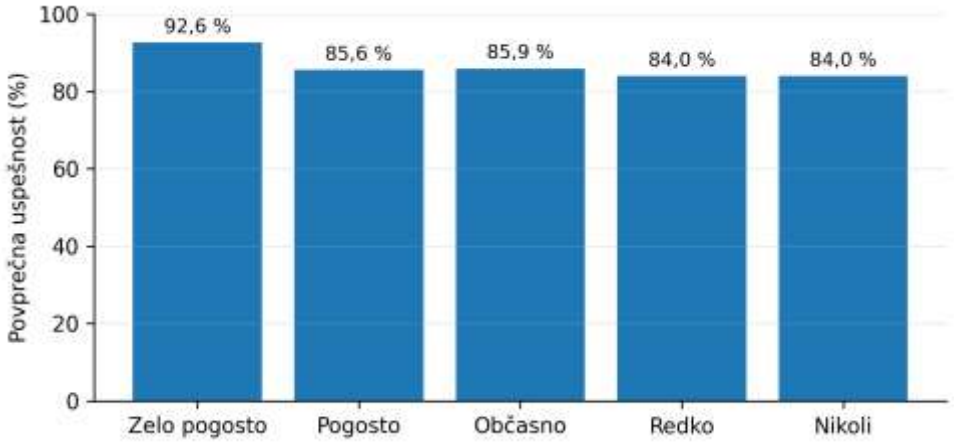
Drugo raziskovalno vprašanje (RV2) se je nanašalo na povezanost med pogostostjo uporabe generativne umetne inteligence in uspešnostjo mladostnikov pri prepoznavanju izvora digitalnih podob. Hipoteza H2 je predvidevala, da je pogostejša uporaba generativne umetne inteligence povezana z višjo uspešnostjo pri prepoznavanju izvora digitalnih podob.

Za preverjanje povezanosti sem uporabila Spearmanov koeficient korelacije rangov. Rezultat ni pokazal statistično značilne povezave med pogostostjo uporabe generativne umetne inteligence in uspešnostjo prepoznavanja izvora digitalnih podob ($\rho = -0{,}081$, $p = 0{,}468$). Ker je bila spremenljivka Q4 kodirana od 1 = zelo pogosto do 5 = nikoli, bi negativni koeficient sicer pomenil, da je pogostejša uporaba povezana z višjo uspešnostjo, vendar je bila ugotovljena povezava zelo šibka in statistično neznačilna.

Opisni rezultati prav tako ne kažejo jasnega postopnega odnosa med pogostostjo uporabe generativne umetne inteligence in uspešnostjo. Udeleženci, ki so generativno umetno inteligenco uporabljali zelo pogosto, so dosegli povprečno 92,6-% uspešnost, vendar je to skupino sestavljalo samo tri udeležence. Zaradi tako majhnega števila udeležencev tega rezultata ni mogoče posploševati ali razlagati kot dokaz višje uspešnosti zelo pogostih uporabnikov.

V drugih skupinah so bile povprečne vrednosti med seboj zelo podobne. Udeleženci, ki so generativno umetno inteligenco uporabljali pogosto, so dosegli povprečno 85,6-% uspešnost, tisti z občasno uporabo 85,9 %, skupini z redko uporabo in brez uporabe pa po 84,0 %. Opisni rezultati zato ne kažejo enakega postopnega vzorca, kot je bil ugotovljen pri pogostosti ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi.

Graf 2: Uspešnost prepoznavanja podob glede na pogostost uporabe generativne umetne inteligence (N = 82)



Vir: lasten, slika ustvarjena z umetno inteligenco CHATgpt.

Razlike med petimi skupinami sem dodatno preverila s Kruskal–Wallisovim testom. Test ni pokazal statistično značilnih razlik v uspešnosti glede na pogostost uporabe generativne umetne inteligence, H = 2,75, p = 0,600. Rezultat je skladen s Spearmanovo korelacijo in kaže, da v obravnavanem vzorcu ni bilo statističnih dokazov za povezanost med splošno pogostostjo uporabe generativne umetne inteligence in uspešnostjo pri presoji izvora digitalnih podob.

Ta ugotovitev je pomembna predvsem zato, ker opozarja na razliko med pogostostjo uporabe tehnologije in dejansko kompetenco pri njeni kritični uporabi. V literaturi o UI-pismenosti se poudarja, da kompetentna uporaba umetne inteligence ne vključuje zgolj tehničnega upravljanja orodij, temveč tudi razumevanje njihovega delovanja, kritično presojo rezultatov, etično in odgovorno uporabo ter sposobnost smiselnega sodelovanja z umetno inteligenco (Long in Magerko, 2020; Ng idr., 2021).

Zato sama pogostost uporabe generativne umetne inteligence ni nujno ustrezen pokazatelj razvite UI-pismenosti. Posameznik lahko neko orodje uporablja pogosto, ne da bi pri tem poglobljeno razumel njegove omejitve ali kritično analiziral njegove rezultate. Jin idr. (2025) opozarjajo na pomen razlikovanja med samoocenjenim znanjem in dejansko izkazano sposobnostjo ter na vrednost izvedbenega merjenja, ki presega zgolj deklarirano oziroma samoocenjeno znanje.

To razlikovanje je neposredno relevantno tudi za mojo raziskavo. Spremenljivka Q4 je merila samo pogostost uporabe generativne umetne inteligence, ne pa kakovosti uporabe, ravni UI-pismenosti, poznavanja delovanja generativnih sistemov ali sposobnosti kritične presoje njihovih rezultatov. Zato rezultat H2 ne pomeni, da UI-pismenost ni povezana z uspešnostjo vizualne presoje, temveč zgolj, da v tem vzorcu splošna pogostost uporabe generativne umetne inteligence ni bila statistično značilno povezana z uspešnostjo.

Pri interpretaciji je pomembna še ena omejitev uporabljene mere. Vprašanje Q4 ni razlikovalo med uporabo besedilnih orodij in uporabo slikovnih generatorjev. To pomeni, da je lahko udeleženec generativno umetno inteligenco uporabljal pogosto, vendar predvsem za delo z besedilom, in pri tem ni nujno pridobil več neposrednih izkušenj z UI-generiranimi podobami. Tudi v teoretičnem delu raziskave je izpostavljeno, da pogosta uporaba generativne umetne inteligence ne pomeni nujno tudi pogoste uporabe orodij za ustvarjanje slik.

Z vidika širšega koncepta vizualne in UI-pismenosti je rezultat zato smiseln za previdno interpretacijo. Brumberger (2025) poudarja, da sodobna vizualna pismenost v okolju generativne umetne inteligence vključuje kritično presojo, razumevanje omejitev generativnih sistemov in širši kontekst njihove uporabe. Thomson idr. (2025) prav tako opozarjajo, da samo prepoznavanje UI-generiranih podob ne predstavlja celovite vizualne pismenosti.

Rezultat H2 zato ne kaže, da uporaba generativne umetne inteligence ni pomembna, ampak da sama pogostost uporabe v tej raziskavi ni bila povezana z višjo uspešnostjo pri konkretni nalogi presoje izvora digitalnih podob. Prihodnje raziskave bi morale zato natančneje razlikovati med vrstami uporabe generativne umetne inteligence, zlasti med besedilnimi in slikovnimi generatorji, ter ločeno meriti dejansko UI-pismenost, poznavanje slikovnih generatorjev in izkušnje z analiziranjem njihovih rezultatov.

Na podlagi izvedenih analiz hipoteza H2 ni bila podprta. Spearmanova korelacija ni pokazala statistično značilne povezanosti med pogostostjo uporabe generativne umetne inteligence in uspešnostjo prepoznavanja, prav tako Kruskal–Wallisov test ni pokazal statistično značilnih razlik med skupinami z različno pogostostjo uporabe.

To ugotovitev je treba v nadaljevanju primerjati z rezultati za vizualne izkušnje in program šolanja, saj raziskava ne preverja samo posameznih dejavnikov ločeno, ampak tudi njihovo povezanost z uspešnostjo ob sočasnem statističnem upoštevanju drugih dejavnikov.

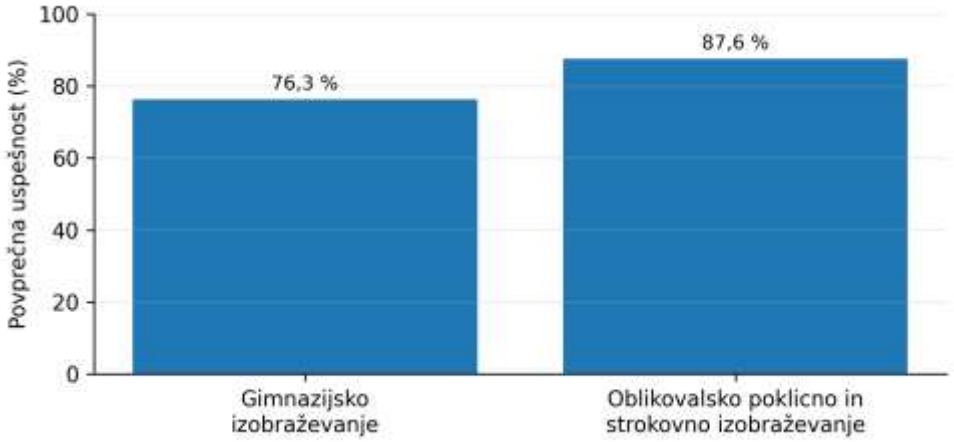
3.6.4 Primerjava uspešnosti glede na program šolanja

Tretje raziskovalno vprašanje (RV3) se je nanašalo na primerjavo uspešnosti pri prepoznavanju izvora digitalnih podob med dijaki splošnega gimnazijskega izobraževanja in dijaki oblikovalskega poklicnega in strokovnega izobraževanja. Hipoteza H3 je predvidevala, da med skupinama obstaja statistično značilna razlika v uspešnosti prepoznavanja izvora digitalnih podob.

Opisni rezultati so pokazali razliko med skupinama. Dijaki oblikovalskega poklicnega in strokovnega izobraževanja so dosegli povprečno 87,6-% uspešnost (M = 0,876; SD = 0,095), kar pomeni povprečno 15,77 pravilno prepoznanih podob od skupno 18. Dijaki splošnega gimnazijskega izobraževanja so dosegli povprečno 76,3-% uspešnost (M = 0,763; SD = 0,138), oziroma povprečno 13,73 pravilno prepoznanih podob. Razlika med povprečjema je tako znašala

približno 11,3 odstotne točke v korist dijakov oblikovalskega poklicnega in strokovnega izobraževanja.

Graf 3: Neprilagojena primerjava povprečne uspešnosti prepoznavanja glede na program šolanja (N = 82)



Vir: lasten, slika ustvarjena z umetno inteligenco CHATgpt.

Pri interpretaciji opisne primerjave je treba upoštevati, da sta bili skupini številčno izrazito neuravnoteženi. Končni vzorec je obsegal 15 dijakov gimnazijskega in 67 dijakov oblikovalskega poklicnega oziroma strokovnega izobraževanja. Zato sem razliko med skupinama preverila z Welchovim t-testom, ki ne predpostavlja enakosti varianc med skupinama in je primeren tudi pri neenakih velikostih skupin.

Rezultat Welchovega t-testa je pokazal statistično značilno razliko v uspešnosti med skupinama, $t(17,09) = –3,00$, $p = 0,008$. 95-% interval zaupanja za razliko med povprečjema je znašal [–0,192; –0,033]. Negativni predznak izhaja iz vrstnega reda primerjave skupin in pomeni, da je bilo povprečje gimnazijske skupine nižje od povprečja skupine oblikovalskega poklicnega in strokovnega izobraževanja.

Velikost razlike med skupinama sem dodatno ocenila s Hedgesovim g. Ugotovljena vrednost je znašala $g = –1,07$. Predznak odraža smer primerjave, absolutna vrednost koeficienta pa znaša 1,07.

Rezultat sem dodatno preverila z neparametričnim Mann–Whitneyjevim oziroma Wilcoxonovim testom, ki je prav tako pokazal statistično značilno razliko med skupinama, $W = 260,5$, $p = 0,003$. Ker sta tako Welchov t-test kot neparametrični test pokazala statistično značilno razliko, neposredna primerjava podpira ugotovitev, da sta se skupini v obravnavanem vzorcu razlikovali v uspešnosti prepoznavanja izvora digitalnih podob.

Kljub jasni razliki v neposredni primerjavi rezultata ni mogoče razlagati kot dokaz, da vrsta izobraževalnega programa sama povzroča višjo uspešnost pri prepoznavanju izvora podob. Raziskava je bila presečna in opazovalna, udeleženci pa niso bili naključno razporejeni v izobraževalne programe. Dijaki različnih programov se lahko med seboj razlikujejo tudi glede značilnosti, ki v tej raziskavi niso bile neposredno nadzorovane.

Posebej pomembna je možna povezanost programa šolanja z vizualnimi izkušnjami. Raziskava je bila zasnovana prav z namenom, da se morebitna razlika med izobraževalnima skupinama ne obravnava ločeno, temveč skupaj s pogostostjo ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi. V raziskovalnih vprašanjih je zato poleg neposredne primerjave programov predvideno tudi preverjanje, ali morebitna razlika ostane prisotna ob sočasnem upoštevanju dejanskih vizualnih izkušenj dijakov.

Takšna previdnost je pomembna tudi pri teoretični interpretaciji rezultata. Oblikovalsko poklicno in strokovno izobraževanje vključuje več vsebin, povezanih z vizualnim ustvarjanjem in presojanjem, vendar iz same primerjave med programoma ni mogoče določiti, ali ugotovljena razlika izhaja iz formalnega izobraževalnega programa, predhodnih interesov in izkušenj dijakov ali kombinacije več dejavnikov. Zato je neposredno primerjavo smiselno razumeti kot prvi korak, ki ga je treba dopolniti z večkratnim statističnim modelom.

V tem smislu rezultat H3 kaže, da je bila v neprilagojeni oziroma neposredni primerjavi prisotna statistično značilna razlika med skupinama. Dijaki oblikovalskega poklicnega in strokovnega izobraževanja so bili v povprečju uspešnejši od dijakov splošnega gimnazijskega izobraževanja. Na ravni neposredne primerjave rezultati zato podpirajo hipotezo H3.

Vendar končna interpretacija H3 zahteva še rezultat naslednjega poglavja, v katerem so program šolanja, pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi in pogostost uporabe generativne umetne inteligence vključeni v skupni regresijski model. Prav ta analiza omogoča preverjanje, ali je program šolanja statistično značilno povezan z uspešnostjo tudi takrat, ko so sočasno upoštevane razlike v vizualnih izkušnjah in uporabi generativne umetne inteligence. V končnem modelu program šolanja po takšni prilagoditvi ni več statistično značilen (B = 0,0646, robustni SE = 0,0419, p = 0,127), zato je ta rezultat ključen za previdno končno presojo H3.

3.6.5 Sočasna povezanost dejavnikov z uspešnostjo prepoznavanja

Četrto raziskovalno vprašanje (RV4) se je nanašalo na vprašanje, ali pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi ostaja povezana z uspešnostjo prepoznavanja izvora digitalnih podob tudi ob sočasnem upoštevanju programa šolanja in pogostosti uporabe generativne umetne inteligence. Hipoteza H4 je predvidevala, da bo ta povezanost ostala statistično značilna tudi v skupnem modelu.

Za preverjanje H4 sem uporabila večkratno linearno regresijo. V končni model sem sočasno vključila tri pojasnjevalne spremenljivke: program šolanja (Q2), pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi (Q3) in pogostost uporabe generativne umetne inteligence (Q4). Odvisna spremenljivka je bil delež pravilno prepoznanih digitalnih podob. Pri statističnem sklepanju o posameznih regresijskih koeficientih sem uporabila robustne standardne napake HC3, s čimer sem zmanjšala občutljivost statističnega sklepanja na morebitno heteroskedastičnost.

Pred interpretacijo regresijskega modela sem pregledala tudi bivariatne povezave med glavnimi spremenljivkami. Pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi je bila statistično značilno povezana z uspešnostjo prepoznavanja ($\rho = –0{,}365$, $p < 0{,}001$), medtem ko povezanost med pogostostjo uporabe generativne umetne inteligence in uspešnostjo ni bila statistično značilna ($\rho = –0{,}081$, $p = 0{,}468$). Med spremenljivkama Q3 in Q4 prav tako ni bilo statistično značilne povezanosti ($\rho = –0{,}033$, $p = 0{,}772$).

Preglednica 4: Korelacijska matrika Spearmanovih koeficientov korelacije rangov (N = 82)

SPREMENLJIVKA	1. USPEŠNOST	2. VIZUALNE UMETNOSTI (Q3)	3. UPORABA GENUI (Q4)
1. USPEŠNOST PREPOZNAVANJA	1,000	–0,365***	–0,081
2. VIZUALNE UMETNOSTI (Q3)	–0,365***	1,000	–0,033
3. UPORABA GENUI (Q4)	–0,081	–0,033	1,000

*Vir: lasten. Opomba: *** p < 0,001. Q3 in Q4 sta kodirani od 1 = zelo pogosto do 5 = nikoli.*

Preglednica 5: Večkratna linearna regresija z robustnimi standardnimi napakami (HC3)

PREDIKTOR	B	ROBUSTNI SE (HC3)	P
PROGRAM ŠOLANJA (Q2)	0,0646	0,0419	0,127
POGOSTOST UKVARJANJA Z VIZUALNIMI UMETNOSTMI (Q3)	–0,0283	0,0137	0,043
POGOSTOST UPORABE GENERATIVNE UI (Q4)	–0,0117	0,0108	0,284

Vir: lasten. Opomba: R^2 = 0,213; prilagojeni R^2 = 0,183. B = nestandardizirani regresijski koeficient; SE = robustna standardna napaka HC3.

Končni model je pojasnil 21,3 % variance uspešnosti prepoznavanja, prilagojeni koeficient determinacije pa je znašal 18,3 % (R^2 = 0,213; prilagojeni R^2 = 0,183). Klasični F-test celotnega regresijskega modela je pokazal, da je bil model kot celota statistično značilen, $F(3, 78) = 7,04$, $p < 0,001$. To pomeni, da so tri vključene spremenljivke skupaj statistično povezane z uspešnostjo prepoznavanja, vendar model pojasni le del razlik v uspešnosti med udeleženci. Preostali delež variance ostaja povezan z dejavniki, ki v tem modelu niso bili vključeni.

Pri uporabi robustnih standardnih napak HC3 je bila pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi edina od treh obravnavanih spremenljivk, ki je ostala statistično značilno povezana z uspešnostjo prepoznavanja (B = –0,0283, SE = 0,0137, p = 0,043). Ker je bila spremenljivka Q3 kodirana od 1 = zelo pogosto do 5 = nikoli, negativni regresijski koeficient pomeni, da je bilo pogostejše ukvarjanje z vizualnimi umetnostmi povezano z višjo uspešnostjo prepoznavanja tudi ob sočasnem statističnem upoštevanju programa šolanja in pogostosti uporabe generativne umetne inteligence.

Regresijski koeficient programa šolanja je znašal B = 0,0646, vendar ob upoštevanju robustnih standardnih napak ni bil statistično značilen (SE = 0,0419, p = 0,127). To je pomembno v povezavi z rezultatom neposredne primerjave v prejšnjem poglavju. V neprilagojeni primerjavi so bili dijaki oblikovalskega poklicnega in strokovnega izobraževanja statistično značilno uspešnejši od gimnazijcev, v skupnem regresijskem modelu pa program šolanja ni več dosegel statistične značilnosti.

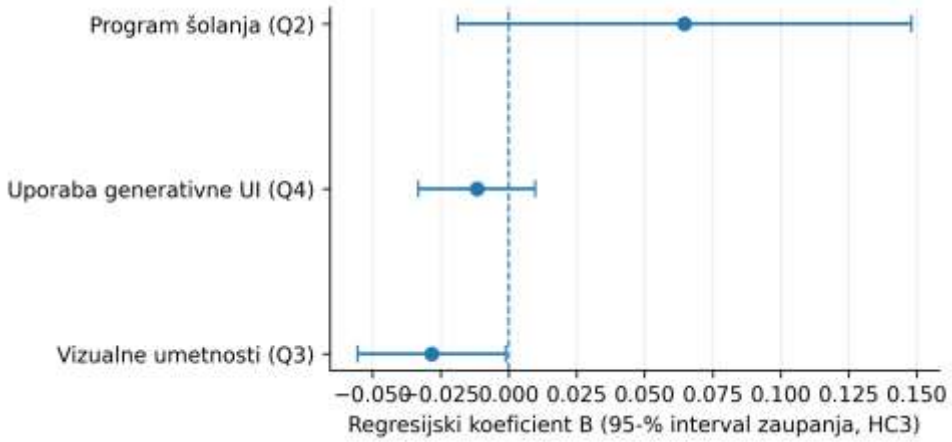
Tega rezultata ni mogoče razlagati tako, da program šolanja nima nobenega pomena, niti tako, da vizualne izkušnje dokazano povzročajo razliko med programoma. Rezultat kaže predvsem, da se povezanost programa šolanja z uspešnostjo spremeni, ko je v model sočasno vključena pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi. Takšen vzorec je skladen z možnostjo, da se program šolanja in vizualne izkušnje deloma prekrivajo glede svoje povezanosti z uspešnostjo. Ker

gre za presečno opazovalno raziskavo, na tej podlagi ni mogoče določiti vzročne smeri ali trditi, da ena spremenljivka posreduje učinek druge.

Pogostost uporabe generativne umetne inteligence prav tako ni bila statistično značilno povezana z uspešnostjo v končnem modelu (B = –0,0117, SE = 0,0108, p = 0,284). Rezultat je skladen z ugotovitvijo iz H2, pri kateri niti Spearmanova korelacija niti primerjava skupin nista pokazali statistično značilne povezanosti med splošno pogostostjo uporabe generativne UI in uspešnostjo prepoznavanja.

Občutljivostna analiza je pokazala, da se sklep o H4 spremeni, če Q3 in Q4 nista obravnavana kot približno linearno urejeni lestvici, temveč kot kategorična faktorja. V kategorialni specifikaciji skupni učinek Q3 ni bil statistično značilen (robustni Waldov F(4, 72) = 0,81, p = 0,525). Primarni regresijski rezultat zato podpira obstoj linearnega ordinalnega trenda, vendar ni robusten na alternativno kategorialno kodiranje. Zaradi majhnega števila udeležencev v nekaterih skrajnih kategorijah je tudi ta preverba omejena in jo je treba razumeti kot občutljivostno analizo, ne kot nadomestilo primarnemu modelu.

Graf 4: Regresijski koeficienti dejavnikov, povezanih z uspešnostjo prepoznavanja izvora digitalnih podob (N = 82)



Vir: lasten, slika ustvarjena z umetno inteligenco CHATgpt.

Opomba: Točke predstavljajo regresijske koeficiente B, vodoravne črte pa 95-% intervale zaupanja (HC3).

Rezultat te raziskave ni neposreden empirični preizkus DiSAIL, saj nisem merila disciplinarne UI-pismenosti ali oblikovalske kompetence. Primarni regresijski model je skladen s širšim teoretičnim poudarkom, da je pri delu z vizualnimi vsebinami smiselno upoštevati predhodne disciplinarno specifične izkušnje in ne le splošne tehnološke izpostavljenosti. Občutljivostna analiza pa opozarja, da tega rezultata ni mogoče obravnavati kot robusten dokaz neodvisnega učinka vizualnih izkušenj.

Pri interpretaciji je zato treba jasno razlikovati med pogostostjo ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi, ki sem jo dejansko merila, in vizualno oziroma oblikovalsko kompetenco, ki v tej raziskavi ni bila neposredno merjena. Rezultat ne dokazuje, da imajo pogostejši udeleženci višjo oblikovalsko ekspertizo. Kaže pa, da je bila pogostost njihovega ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi statistično povezana z uspešnostjo tudi po sočasnem upoštevanju drugih dveh obravnavanih dejavnikov.

Pomembno je tudi poudariti, da uspešnost prepoznavanja izvora digitalnih podob predstavlja le en vidik širše vizualne kompetence. Širše pojmovanje vizualne pismenosti vključuje tudi interpretiranje, kritično vrednotenje in ustvarjanje vizualnih sporočil, pri delovanju v okolju generativne umetne inteligence pa še razumevanje generativnih sistemov, odgovorno uporabo in reflektirano vizualno soustvarjanje. Zato rezultatov tega preizkusa ni mogoče enačiti s celovito vizualno kompetenco v okolju generativne UI.

V primarni regresijski specifikaciji so rezultati podprli H4, saj je Q3 ostal statistično značilen ob sočasnem upoštevanju programa šolanja in Q4. Ker občutljivostna analiza s kategorialnim kodiranjem Q3 in Q4 skupnega učinka Q3 ni potrdila, je podpora H4 odvisna od načina modeliranja ordinalne spremenljivke. Zato rezultat interpretiram kot dokaz približno linearnega ordinalnega trenda v primarnem modelu, ne pa kot povsem robustno ugotovitev neodvisne povezanosti Q3 z uspešnostjo.

3.6.6 Presoja hipotez

Na podlagi izvedenih statističnih analiz lahko hipoteze povzamem na naslednji način.

H1 je podprta. Pogostejše ukvarjanje z vizualnimi umetnostmi je bilo statistično značilno povezano z višjo uspešnostjo prepoznavanja izvora digitalnih podob ($\rho = -0{,}365$, $p < 0{,}001$; Kruskal–Wallisov test: $H = 12{,}91$, $p = 0{,}012$). Zaradi obrnjenega kodiranja Q3 negativni koeficient pomeni, da je pogostejše ukvarjanje povezano z višjo uspešnostjo.

H2 ni podprta. Pogostost uporabe generativne umetne inteligence ni bila statistično značilno povezana z uspešnostjo prepoznavanja ($\rho = -0{,}081$, $p = 0{,}468$), prav tako med skupinami z različno pogostostjo uporabe niso bile ugotovljene statistično značilne razlike ($H = 2{,}75$, $p = 0{,}600$).

H3 je podprta na ravni neposredne primerjave. Dijaki oblikovalskega poklicnega in strokovnega izobraževanja so bili v povprečju uspešnejši od dijakov gimnazijskega izobraževanja, razlika pa je bila statistično značilna, $t(17{,}09) = -3{,}00$, $p = 0{,}008$ (Wilcoxonov test vsote rangov oziroma Mann–Whitneyjev test: $W = 260{,}5$, $p = 0{,}003$). V skupnem regresijskem modelu program šolanja ni več dosegel statistične značilnosti ($p = 0{,}127$), zato neposredne razlike ni mogoče razlagati kot samostojen učinek programa.

H4 je podprta v primarni regresijski specifikaciji, vendar podpora ni robustna na alternativno kodiranje. Pri numeričnem kodiranju ordinalne lestvice je Q3 ostal statistično značilen (B = –0,0283, robustni SE = 0,0137, p = 0,043), pri kategorialnem kodiranju Q3 in Q4 pa skupni učinek Q3 ni bil statistično značilen (robustni Waldov F(4, 72) = 0,81, p = 0,525). Zato je treba H4 interpretirati kot podporo približno linearnemu trendu v primarnem modelu, ne kot povsem robustno ugotovitev.

Skupno rezultati kažejo, da je bila pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi v bivariatnih analizah najdosledneje povezana z uspešnostjo prepoznavanja izvora digitalnih podob. V večkratnem modelu pa je treba rezultat interpretirati previdno, ker je občutljiv na način kodiranja ordinalnih kategorij. Nobena od teh ugotovitev ne omogoča vzročnega sklepa.

3.7 Izvirni prispevek k praksi in teoriji

Izvirni prispevek raziskave je v sočasni obravnavi treh dejavnikov, povezanih z uspešnostjo mladostnikov pri prepoznavanju izvora digitalnih podob: pogostosti ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi, pogostosti uporabe generativne umetne inteligence in programa šolanja. Tak pristop omogoča natančnejšo presojo, kateri dejavniki ostanejo povezani z uspešnostjo, ko jih obravnavamo skupaj.

Teoretični prispevek je predvsem v povezovanju področij vizualne pismenosti, UI-pismenosti in presoje izvora digitalnih podob. Rezultati kažejo, da je bila pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi z uspešnostjo povezana bolj dosledno kot splošna pogostost uporabe generativne umetne inteligence. Pri tem je pomembno poudariti, da raziskava ni merila vizualne ali UI-kompetence neposredno, temveč pogostost dejavnosti in dejansko uspešnost pri preizkusu prepoznavanja.

Praktični prispevek raziskave je predvsem pedagoški. Ugotovitve lahko predstavljajo izhodišče za načrtovanje učnih dejavnosti, pri katerih dijaki digitalnih podob ne le ustvarjajo, temveč jih tudi sistematično opazujejo, primerjajo, utemeljeno presojajo in kritično vrednotijo.

Rezultati so lahko uporabni predvsem za učitelje, ki poučujejo vizualne, oblikovalske in digitalne vsebine, ter za načrtovalce srednješolskih učnih programov. Raziskava podpira vključevanje dejavnosti, ki razvijajo pozorno vizualno opazovanje in argumentirano presojo digitalnih podob, hkrati pa opozarja, da sama pogostost uporabe generativne umetne inteligence ni zadosten pokazatelj uspešnosti pri takšni presoji.

Ugotovitve zato lahko predstavljajo eno od izhodišč za nadaljnji razvoj pedagoških pristopov, ki povezujejo vizualno pismenost z odgovorno in kritično uporabo generativne umetne inteligence.

Praktična implementacija ugotovitev je lahko zasnovana kot kratek ponovljiv učni postopek: opazovanje podobe, določanje relevantnih vizualnih značilnosti, presoja izvora, utemeljitev

odločitve, razkritje oziroma preverjanje izvora ter skupinska refleksija o uporabljenih znakih. Namen takšne dejavnosti ni učenje seznama domnevno »tipičnih napak UI«, temveč razvijanje argumentirane vizualne presoje in zavedanja, da posamezni znak ni vedno zanesljiv.

Za učitelje vizualnih in oblikovalskih predmetov lahko tak postopek vključuje primerjanje več različic istega vizualnega problema, analizo kompozicije, tipografije, anatomskih ali prostorskih odnosov ter vsebinske skladnosti. Pri drugih predmetih je mogoče več poudarka nameniti viru, kontekstu in namenu objave. Predlagani pristop je pedagoško priporočilo, ki izhaja iz rezultatov in teoretičnih izhodišč, ni pa bil v tej raziskavi eksperimentalno preverjen kot intervencija.

Za načrtovalce programov je uporabna predvsem ugotovitev, da splošna pogostost uporabe generativne UI ni bila statistično značilno povezana z uspešnostjo presoje, medtem ko je bila pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi povezana bolj dosledno. To podpira smiselnost vključevanja dejavnosti, v katerih dijaki generirane vsebine analizirajo, primerjajo in utemeljujejo, ne pa samo tehnično ustvarjajo. Pri tem je treba rezultate razumeti kot izhodišče za razvoj in nadaljnje preverjanje učnih pristopov.

4. SKLEPNE UGOTOVITVE

Namen raziskave je bil ugotoviti, kako so pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi, pogostost uporabe generativne umetne inteligence in program šolanja povezani z uspešnostjo mladostnikov pri presoji izvora digitalnih podob. Rezultati kažejo, da je bila pogostost ukvarjanja z vizualnimi umetnostmi statistično značilno povezana z višjo uspešnostjo, medtem ko splošna pogostost uporabe generativne umetne inteligence z uspešnostjo ni bila statistično značilno povezana. Dijaki oblikovalskega poklicnega in strokovnega izobraževanja so bili v neposredni primerjavi uspešnejši od gimnazijcev, vendar program šolanja v skupnem regresijskem modelu ni ostal statistično značilen.

Presoja hipotez je zato naslednja. H1 je podprta, saj je bilo pogostejše ukvarjanje z vizualnimi umetnostmi povezano z višjo uspešnostjo prepoznavanja. H2 ni podprta, ker pogostost uporabe generativne UI ni bila statistično značilno povezana z uspešnostjo. H3 je podprta na ravni neposredne primerjave programov, vendar tega rezultata ni mogoče razlagati kot samostojen učinek programa. H4 je podprta v primarni regresijski specifikaciji, v kateri sta bili ordinalni spremenljivki Q3 in Q4 obravnavani kot linearno urejeni lestvici; občutljivostna analiza s kategorialnim kodiranjem Q3 in Q4 pa skupnega učinka Q3 ni potrdila. Sklep o H4 je zato odvisen od načina modeliranja ordinalne spremenljivke in ga je treba obravnavati previdno.

Teoretični in empirični del skupaj kažeta, da je pri obravnavi generativne UI smiselno razlikovati med pogostostjo tehnološke uporabe in dejansko izvedbeno sposobnostjo vizualne presoje. Literatura o vizualni pismenosti, oblikovalski ekspertizi in disciplinarno specifični UI-pismenosti poudarja pomen opazovanja, interpretacije, refleksije in strokovnega konteksta. Rezultati te raziskave temu dodajajo podatke o povezanosti vizualnih izkušenj z uspešnostjo pri konkretnem preizkusu izvora podob. Raziskava pri tem ne meri celovite vizualne ali UI-pismenosti, temveč ozko opredeljeno izvedbeno nalogo z 18 digitalnimi podobami.

Raziskava ima več omejitev. Končni vzorec N = 82 je bil priložnosten in številčno neuravnotežen med izobraževalnima skupinama, zato rezultatov ni mogoče posploševati na vse slovenske mladostnike. Raziskovalni načrt je bil presečen in opazovalen, zato ugotovljenih povezav ni mogoče razlagati vzročno. Q3 in Q4 sta bili merjeni z enima ordinalnima postavkama, ki ne zajemata vrste, trajanja, kakovosti ali namena vizualnih izkušenj oziroma uporabe generativne UI. Q4 tudi ni razlikoval med besedilnimi in slikovnimi generatorji. Preizkus z 18 dražljaji je bil pripravljen za to raziskavo in ni standardiziran psihometrični instrument. Dodatno občutljivostna analiza kaže, da je sklep H4 odvisen od predpostavke približno linearnega trenda med ordinalnimi kategorijami.

Izvirni prispevek naloge je v sočasni obravnavi treh dejavnikov ter v ločevanju neposredne primerjave izobraževalnih programov od analize, v kateri so statistično upoštevane tudi vizualne

izkušnje in uporaba generativne UI. Za prakso je pomembna predvsem ugotovitev, da sama pogostost uporabe generativne UI ni bila zadosten pokazatelj uspešnosti pri presoji izvora podob. Rezultati zato podpirajo razvoj učnih dejavnosti, ki od dijakov zahtevajo opazovanje, primerjanje, utemeljevanje odločitev in refleksijo, ne zgolj uporabo generativnih orodij za ustvarjanje vsebin.

Pri praktični uporabi rezultatov ni smiselno oblikovati stalnega seznama vizualnih napak, ki naj bi vedno razkrivale UI-generirano podobo, saj se generativni sistemi hitro spreminjajo. Pedagoško bolj vzdržen cilj je razvijanje postopka presoje: dijak naj prepozna več relevantnih značilnosti podobe, svojo odločitev utemelji, primerja alternativne razlage in po razkritju izvora presodi, kateri znaki so bili informativni in kateri zavajajoči. Tak pristop je mogoče vključiti v vizualne in oblikovalske predmete, pa tudi v širše digitalno in medijsko opismenjevanje.

Prihodnje raziskave bi morale vključiti večje in bolj uravnotežene vzorce ter natančnejše večpostavčne mere vizualnih izkušenj in uporabe slikovnih generatorjev. Smiselno bi bilo analizirati tudi utemeljitve odločitev, vrste uporabljenih vizualnih znakov in stopnjo gotovosti pri presoji. Intervencijski ali longitudinalni načrt bi omogočil preverjanje, ali strukturirane učne dejavnosti dejansko izboljšajo točnost, argumentacijo in kalibracijo presoje. Posebej pomembno bo preveriti, ali se rezultati ohranijo pri novih generativnih modelih in pri drugačnih vrstah vizualnega gradiva.

Skupno raziskava kaže, da je pri presoji digitalnih podob potrebno ločevati med uporabo nove tehnologije in sposobnostjo njenega kritičnega vizualnega vrednotenja. Vizualne izkušnje so bile v tej raziskavi z uspešnostjo povezane bolj dosledno kot splošna pogostost uporabe generativne UI, vendar občutljivostna analiza opozarja, da je treba multivariatni rezultat interpretirati zadržano. Ugotovitve zato predstavljajo predvsem utemeljeno izhodišče za nadaljnje raziskovanje in za razvoj učnih dejavnosti, ki sistematično povezujejo vizualno opazovanje, argumentirano presojo in odgovorno uporabo generativne umetne inteligence.

5. VIRI IN LITERATURA

1. Brumberger, E. (2025). (Re)defining visual literacy for the age of generative artificial intelligence. Journal of Visual Literacy, 44(4), 367–383. https://doi.org/10.1080/1051144X.2025.2566593

2. Canossa, A., Toender Berger, L., Fellner, L., van der Maden, W., Juul, J., & Zhu, J. (2026). Algorithmic creativity: How visual and AI literacy impact the use of text-to-image tools in design tasks. In J. Wei, G. Margetis, H. Degen, & S. Ntoa (Eds.), HCI International 2025 – Late Breaking Papers (pp. 3–13). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-032-13187-4_1

3. Cox, S. (2026). Seeing AI in the art & design classroom: Exploring the material conditions for critical visual literacy. International Journal of Art & Design Education. Advance online publication. https://doi.org/10.1111/jade.70043

4. Cross, N. (1982). Designerly ways of knowing. Design Studies, 3(4), 221–227. https://doi.org/10.1016/0142-694X(82)90040-0

5. Dixon, B. (2020). Knowing in making. In Design, philosophy and making things happen. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-47471-3_3

6. Ellmers, G., Foley, M., & Peloche, J. (2026). How expert designers foster expertise: A study of professional visual communication practice. Visual Communication. Advance online publication. https://doi.org/10.1177/14703572261418123

7. Gustavsen, T. A. H., Sollie, S. F., Strand, I., & Ringvold, T. A. (2026). Exploring generative artificial intelligence in upper secondary art and design education: Developing digital competence and critical reflection. Pupils' Attitudes Towards Technology 43, 349–359. https://doi.org/10.3384/ecp213.1469

8. Högemann, M., Betke, J., & Thomas, O. (2025). What you see is not what you get anymore: A mixed-methods approach on human perception of AI-generated images. Frontiers in Artificial Intelligence, 8. https://doi.org/10.3389/frai.2025.1707336

9. Jin, Y., Martinez-Maldonado, R., Gašević, D., & Yan, L. (2025). GLAT: The generative AI literacy assessment test. Computers and Education: Artificial Intelligence, 9, 100436. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2025.100436

10. Li, J., Zhang, C., Zhu, W., & Ren, Y. (2025). A comprehensive survey of image generation models based on deep learning. Annals of Data Science, 12(1), 141–170. https://doi.org/10.1007/s40745-024-00544-1

11. Licardo, M., Kranjec, E., Lipovec, A., Dolenc, K., Arcet, B., Flogie, A., Plavčak, D., Ivanuš Grmek, M., Bednjički Rošer, B., Sraka Petek, B., & Laure, M. (2025). Generativna umetna

inteligenca v izobraževanju: Analiza stanja v primarnem, sekundarnem in terciarnem izobraževanju. Univerza v Mariboru, Univerzitetna založba. https://doi.org/10.18690/um.pef.1.2025

12. Lin, S., & Tan, Z. (2026). AI literacy scale for undergraduate design students: Development and validation. SAGE Open, 16(2), 21582440261463131. https://doi.org/10.1177/21582440261463131

13. Long, D., & Magerko, B. (2020). What is AI literacy? Competencies and design considerations. In Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (pp. 1–16). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3313831.3376727

14. López-Borrull, A., & Lopezosa, C. (2025). Mapping the impact of generative AI on disinformation: Insights from a scoping review. Publications, 13(3), 33. https://doi.org/10.3390/publications13030033

15. Milovanovic, J., & Gero, J. (2020). Modeling design studio pedagogy: A mentored reflective practice. Proceedings of the Design Society: DESIGN Conference, 1, 1765–1774. https://doi.org/10.1017/dsd.2020.118

16. Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, S. K. W., & Qiao, M. S. (2021). Conceptualizing AI literacy: An exploratory review. Computers and Education: Artificial Intelligence, 2, 100041. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100041

17. Nightingale, S. J., & Farid, H. (2022). AI-synthesized faces are indistinguishable from real faces and more trustworthy. Proceedings of the National Academy of Sciences, 119(8), e2120481119. https://doi.org/10.1073/pnas.2120481119

18. O'Dea, X., & Ng, D. T. K. (2024). AI literacy and Gen-AI literacy frameworks. In X. O'Dea & D. T. K. Ng (Eds.), Effective Practices in AI Literacy Education: Case Studies and Reflections (pp. 21–27). Emerald Publishing Limited. https://doi.org/10.1108/978-1-83608-852-320241003

19. Preston, D. (2025). Explicating the inexplicable: Post-rationalization as a sensemaking strategy for self-regulated learning in design. Art, Design & Communication in Higher Education. Advance online publication. https://doi.org/10.1386/adch_00115_1

20. Spalter, A. M., & Van Dam, A. (2008). Digital visual literacy. Theory Into Practice, 47(2), 93–101. https://doi.org/10.1080/00405840801992256

21. Stolpe, K., Larsson, A., & Johansson Falck, M. (2026). Discipline-specific AI literacy (DiSAIL): A theoretical framework for situated engagement with generative AI in education. International

Journal of Technology and Design Education, 36(4), 1917–1932. https://doi.org/10.1007/s10798-026-10060-3

22. Tan, S. (2021). Towards an integrative approach to researching design expertise. Design Studies, 74, 101017. https://doi.org/10.1016/j.destud.2021.101017

23. Thomson, T. J., Pfurtscheller, D., Lobinger, K., Laba, N., & Christ, K. (2025). Visual literacies in transition: Multimodal co-production with generative AI. Journal of Visual Literacy, 44(4), 384–405. https://doi.org/10.1080/1051144X.2025.2566592

24. Tollestrup, C., Laursen, L. N., & Vesti, H. N. (2023). Design expertise: A structured literature review. Proceedings of the Design Society, 3, 1237–1246. https://doi.org/10.1017/pds.2023.124

25. Turkaya, A., Küpeli, A. E., & Kan, A. (2026). Artificial Intelligence Visual Literacy Scale: Scale development study. Journal of University Research, 9(2), 225–241. https://doi.org/10.32329/uad.1899455

26. Velásquez-Salamanca, D., Martín-Pascual, M. Á., & Andreu-Sánchez, C. (2025). Interpretation of AI-generated vs. human-made images. Journal of Imaging, 11(7), 227. https://doi.org/10.3390/jimaging11070227

6. PRILOGE

6.1 Priloga 1: Raziskovalni vprašalnik v dokumentu pdf

V prilogi je navedena celotna struktura vprašalnika, uporabljenega pri zbiranju podatkov v orodju 1KA. Pri postavkah za presojo izvora (Q6, Q8, Q10, Q12, Q14, Q16, Q18, Q20, Q22, Q24, Q26, Q28, Q30, Q32, Q34, Q36, Q38 in Q39) je bila prikazana konkretna digitalna podoba; pri pripadajočih postavkah o prepričanosti je udeleženec ocenil gotovost svoje odločitve. Spodaj sta navedena besedilna oznaka postavke in oblika odgovora; same vizualne podobe niso ponovno reproducirane. V osrednjih analizah te raziskovalne naloge so bile uporabljene demografske spremenljivke, Q3 in Q4, odgovori na 18 vizualnih dražljajev ter Q41 pri čiščenju podatkov. Postavke o prepričanosti in odprta vprašanja Q42–Q46 niso bila predmet osrednjih analiz te raziskovalne naloge.

anketa_priloga 1.pdf