UNIVERZA NA PRIMORSKEM

PEDAGOŠKA FAKULTETA

DOKTORSKA DISERTACIJA

BOR BREGANT

KOPER 202X

UNIVERZA NA PRIMORSKEM

PEDAGOŠKA FAKULTETA

Doktorski študijski program tretje stopnje

Edukacijske vede

Doktorska disertacija

ALGORITMI STROJNEGA UČENJA ZA IZBIRO UČNE METODE TANDEMSKEGA UČENJA NA PODROČJU DIDAKTIKE MATEMATIKE

Bor Bregant

Koper 202x

Mentor:

prof. dr. Darjo Felda

Somentor:

dr. Daniel Doz

ZAHVALA

Želim izraziti iskreno zahvalo vsem, ki so neposredno ali posredno prispevali k uspešnemu zaključku te doktorske disertacije. Najprej bi se rad zahvalil mentorju dr. Darju Feldi za brezmejno podporo, strokovno usmerjanje in nesebično mentorstvo. Vaša modrost in predanost sta bila ključnega pomena pri mojem akademskem razvoju.

Prav tako bi se rad zahvalil somentorju dr. Danielu Dozu za njegovo stalno vodstvo in mentorstvo od samega začetka mojega študija. Vaše usmerjanje in podpora sta močno prispevala k mojemu razumevanju raziskovalnega procesa in vključitvi v raziskovalno sfero.

Posebna zahvala gre tudi dijakom in profesorjem, ki so sodelovali pri raziskavi in omogočili zbiranje podatkov ter analizo. Brez vaše dragocene udeležbe in prispevkov ne bi bilo mogoče doseči končnih rezultatov. Vaša vnema in zavzetost sta bila ključnega pomena pri razširitvi obzorij te študije.

**IZJAVA O AVTORSTVU**

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Podpisani/a | Bor Bregant | | vpisna številka | | 98233001 | |
| izjavljam, da je doktorska disertacija z naslovom | | | Algoritmi strojnega učenja za izbiro | | | |
| učne metode tandemskega učenja na področju didaktike matematike, | | | | | | |
| pod mentorstvom | | prof. dr. Dario Felda | | in somentorstvom | | dr. Daniel Doz |

* rezultat lastnega raziskovalnega dela,
* da so rezultati korektno navedeni,
* da nisem kršil/a avtorskih pravic in intelektualne lastnine drugih in
* da je elektronska različica, ki sem jo oddal/a, istovetna tiskani različici.

Izjavljam, da za potrebe arhiviranja dovoljujem / ne dovoljujem (ustrezno obkrožite) objavo elektronske različice v repozitoriju Dissertations and Thesis (Proquest) in dLib.si (NUK). V skladu s 1. odstavkom 21. člena Zakona o avtorski in sorodnih pravicah (Uradni list RS, št. 16/2007 – ZASP–UPB3, 68/2008) dovoljujem / ne dovoljujem (ustrezno obkrožite), da se zgoraj navedena doktorska disertacija objavi v repozitoriju Dissertations and Thesis (Proquest) in dLib.si (NUK).

Podpis mentorja:

Podpis odgovorne osebe naročnika in žig:

Kraj in datum: Podpis avtorja/ice:

|  |
| --- |
| . |

Izjavljam, da je mentor seznanjen z indeksom podobnosti doktorske disertacije, ki je

Kraj in datum: Podpis avtorja/ice:

IZVLEČEK

…

**Ključne besede:**

Vzgoja in izobraževanje, tandemsko učenje, strojno učenje, podatkovno rudarjenje.

**ARRS klasifikacija: 5.01.01, 2.07.08**

**MSC 2020 klasifikacija: 97D40, 97D60, 62P99**

ABSTRACT

…

**Keywords:**

Education, tandem learning, machine learning, data mining.

**Math. Subj. Class. (2020):** 97D40, 97D60, 62P99

**ARRS classification: 5.01.01, 2.07.08**

Contents

[Uvod 11](#_Toc158895366)

[Teoretični del 11](#_Toc158895367)

[Pouk in učne oblike 11](#_Toc158895368)

[Kratko o pouku 11](#_Toc158895369)

[Neposredna in posredna učna oblika 11](#_Toc158895370)

[Pouk matematike in učne oblike pri njem 11](#_Toc158895371)

[Psihološki oris osebnosti? 12](#_Toc158895372)

[Vse od mat. anksioznosti, motivacije in tipa osebnosti? 12](#_Toc158895373)

[Delo v skupini oziroma tandemu 12](#_Toc158895374)

[Začetki in razvoj dela v skupini 13](#_Toc158895375)

[Potek in struktura dela v skupini 16](#_Toc158895376)

[Prednosti in slabosti dela v skupini 18](#_Toc158895377)

[Spremenljivke, ki morebitno vplivajo na delo v tandemu 19](#_Toc158895378)

[Formiranje skupin 20](#_Toc158895379)

[Strojno učenje in klasifikacija 22](#_Toc158895380)

[Uvod v umetno inteligenco 22](#_Toc158895381)

[Strojno učenje 22](#_Toc158895382)

[Naloga klasfikacije in izbire napovednih spremenljivk 23](#_Toc158895383)

[Naloga reduciranja dimenzije prostore 33](#_Toc158895384)

[Strojno učenje v edukacijskih vedah 34](#_Toc158895385)

[Empirični del 35](#_Toc158895386)

[Raziskovalni problem, namen in cilji 35](#_Toc158895387)

[Raziskovalne hipoteze 36](#_Toc158895388)

[Metodologija 36](#_Toc158895389)

[Vzorec 36](#_Toc158895390)

[Zbiranje podatkov 36](#_Toc158895391)

[Obdelava podatkov 38](#_Toc158895392)

[Rezultati in interpretacija 39](#_Toc158895393)

[Deskriptivna statistika 39](#_Toc158895394)

[Test zanesljivosti 41](#_Toc158895395)

[Test normalnosti 42](#_Toc158895396)

[Test korelacije značilk 44](#_Toc158895397)

[Test pomembnosti značilk 45](#_Toc158895398)

[Test predikcije 47](#_Toc158895399)

[Test manjšanja dimenzije prostora oziroma vizualizacija podatkov 51](#_Toc158895400)

[Sklepne ugotovitve 52](#_Toc158895401)

[Literatura in viri 52](#_Toc158895402)

[Priloga A: Vprašalnik 71](#_Toc158895403)

Še kazalo preglednic in slik

# Uvod

300.000 do 600.000 znakov s presledki (celotno delo)

# Teoretični del

## Pouk in učne oblike

### Kratko o pouku

V 20. stoletju smo bili priča opaznemu soočanju med tradicionalnim in progresivnim pristopom k poučevanju, ki je oblikovalo pokrajino izobraževanja. Klasični pristop tradicionalnega pouka, čeprav sega v zgodovino, še vedno zadržuje svojo pomembnost v sodobnem izobraževalnem kontekstu, saj igra ključno vlogo pri uresničevanju učnih ciljev med učnim procesom (Valencic zuljan in kalin 2020). Tradicionalni pristop je pogosto poudarjal avtoriteto učitelja, pomembnost učenja faktov in rutinsko poučevanje, kjer so bile učilnice urejene hierarhično (CITAT). Po drugi strani pa je progresivni pristop poudarjal individualizirano učenje, sodelovanje med učenci in učitelji ter uporabo inovativnih metod poučevanja. Ta nasprotja so odražala splošne družbene spremembe in filozofske premike, ki so se odvijali v času, kot so hitro napredovanje tehnologije, družbene revolucije in premiki v znanosti ter filozofiji. Konflikt med tradicionalnim in progresivnim pogledom na pouk je tako postal bistvena točka razprav v izobraževalnih krogih, ki še danes oblikujejo naše razumevanje učenja in poučevanja.

Cilji... (zakon o gimnazijah) in to povežemo naprej z učnimi oblikamiTop of Form

### Neposredna in posredna učna oblika

Ko govorimo o oblikah edukacijskega procesa, moramo imeti v mislih ramerja med položaji in vlogami učitelja in učencev. Upoštevati moramo same lastnosti učenca (npr. psihološke značilnosti), lastnosti učitelja (npr. njegove didaktične kompetence),sam kurikulum (npr. cilje in vsebine), didaktična sredstva, ki so učitelju na voljo in zasnovo ter usmerjenost pouka (Blažič et al., 2003). Neposredni in posredni pouka sta pojma vezana na odnos med učitelji in učenci, kjer se prvi nanaša na frontalno učno obliko, drugi pa lahko poteka v individualni, tandemski ali pa skupinski učni obliki (Kramar, 2009). Učne oblike so tako v korespondenci s številom učencev (Blažič et al., 2003; Kramar, 2009; Kubale, 2015; Tomić, 2003). Osnovne lastnosti obeh družin učnih oblike najdemo v tabeli x.

|  |  |
| --- | --- |
| Neposredna učna oblika | Posredna učna oblika |
| Ekonomičnost | Primerne za starejše učence |
| Učitelj na voljo vsem učencem | Učitelj je do učencev in učne vsebine v posrednem razmerju |
| Učenci v podrejenem položaju | Komunikacija je horizontalna, v primeru učenec – učenec in verzikalna v primeru usmerjenosti k učitelju |
| Monotonost |  |
| Primerna v uvodni fazi in zaključku |  |

### Pouk matematike in učne oblike pri njem

Matematika je ena od osrednjih disciplin v širšem izobraževalnem programu (Piccirilli et al., 2023). Pomembnost matematičnih spretnosti se odraža v sodobni družbi, ki se vse bolj opira na kvantitativne podatke. To velja tako za osebni razvoj posameznika kot tudi za akademski napredek ter družbeni vpliv (Cuder et al., 2023). Na uspešnost in dosežke vplivajo tudi psihosocialni dejavniki (Echeverría Castro et al., 2020), ki jih obravnavamo v naslednjem poglavju. Preučevati dejavnike, ki vplivajo na uspeh matematike pa je nujno, saj pri nas, sodeč po rezultatih raziskave PISA matematična pismenost upada (Ministrstvo za vzgojo in izobraževanje RS & Pedagoški inštitut, 2023).

Učenje matematike je vezano na več disciplin in ima primarni cilj prenašanja znanja, ki koristi v različnih situacijah (Ünal, 2017), ki smo jih spoznali v poglavju zgoraj. Za ta namen so učni načrti pri matematiki prilagojeni fundamentalnim matematičnim znanjem, ki koristijo razumevanju konceptom, ki jih učenec lahko uporabi tako tekom življenja, kot tekom nadaljnega izobraževanja (CITAT). Poudarek je na razvijanju matematičnega mišljenja in problemskega reševanja (CITAT). Pomembne so tudi učiteljeve preference glede pedagoških oblik dela tekom pouka matematike (Santos-Trigo, 2007). Ob pridobivanju znanj glede učenja, lahko učitelj integrira matematično znanje v druge aktivnosti in tako ugotovi, kaj najbolj ustreza njemu, glede na osebnost in kurikulum (Santos-Trigo, 2007).

UČNE OBLIKE PRI MAT.

## Psihološki oris osebnosti?

### Matematična anksioznost

Anksioznost pravimo neprilagojenemu strahu, ki temelji na nenatančni oceni potencialne grožnje (Lutovac, 2008) in predstavlja eno najbolj prevladajočih oblik psihiatričnih motenj (Kalin, 2020). Matematična anksioznost se nanaša na strah in bojazen pred ali med aktivnostjo, vezano na matematiko (Z. Wang et al., 2018). Implicira odpor do matematike, kar posledično manjša možnosti za učenje, ima pa tudi vpliv na kognitivnem nivoju (Piccirilli et al., 2023). Matematično anksioznost lahko torej kot tako obravnavamo kot neke vrste fobijo (Ashcraft & Ridley, 2005). Matematično anksiozni posamezniki izkazujejo tako vedenjske (npr. vznemirjenje; Ashcraft & Ridley, 2005), kot fiziološke (npr. povišan srčni utrip; Faust, 1996) spremembe, ki so navadno asociirane na druge oblike anksioznosti, kot je socialna fobija, PTSD in podobno. Interdisciplinarne raziskave kažejo tudi, da so pojmi, ki se nanašajo na fobije in anksioznosti (ne samo matematične, temveč na sploh) tudi klinično povezani, saj je ob aktivaciji matematične aknsionosti opažena podobna možganska aktivnost, kot pri zgornjih psiholoških pojavih (Suárez-Pellicioni et al., 2016). V ospredju je torej čustvena komponenta, ki jo sestavljata negativnega reakcija na matematiko in zaskrbljenost o uspešnosti pri matematiki (Wigfield & Meece, 1988). Matematika kot entiteta straha in trepeta je tako pogosto obravnavana kot nujno zlo za preboj čez šolanje (Lutovac, 2008). Matematična anksioznost ima direkten vpliv na delovni spomin in vpliva dualno s tem da preokupira nalogo pri pouku matematike s funkcijo straha in tesnobe (Ashcraft & Krause, 2007).

Instrumenti za merjenje matematične anksioznosti imajo korenine v letu 1957, ko sta Dreger in Aiken razvila *Numerical anxiety scale* (Dreger & Aiken, 1957)*.* Leta 1972 se je za namene srednjih šol in izobraževanja odraslih uveljavila *Mathematics Anxiety Rating Scale (MARS)* (Richardson & Suinn, 1972)avtorjev Richardson-a in Suinn-a (pred tem je bila matematična anksioznost obravnavana zgolj z vidika osnovne šole), ki pa je bila obsežna (98 vprašanj) (Beasley idr., 2001). Težnja po skrajšanju je rodila več instrumentov, med drugim *Abbreviated Math Anxiety Scale (AMAS)* (Hopko idr., 2003).

### Motivacija za matematiko

Motivacija za matematiko zajema obseg, v katerem posamezniki cenijo pomen matematičnih sposobnosti, se zanimajo za dejavnosti, povezane z matematiko in so motivirani za dobre rezultate pri matematiki (Z. Wang et al., 2018). Glavne dimenzije motivacije za matematiko zajemajo samoučinkovitost, pripisovanje uspeha oziroma neuspeha, ciljani dosežki, samozavedanje, in pričakovanja ter koristnost naloge za učenca (Arellano-García et al., 2022). Motivacija predstavlja eno ključnih sestavin za sodelovanje učencev pri pouku (Hecht et al., 2021). Pogosto je vzeta v kontekstu ene od elementov odnosa, ki ga poleg obravnavane motivacije sestavljajo še samozavest, vrednost in veselje v relaciji pouka matematike (Akbuga & Havan, 2022; Lim & Chapman, 2013; Sundre et al., 2012).

Instrumenti za merjenje motivacije za matematiko se lahko razlikujejo glede na specifičen matematični kontekst, na primer vezano na pouk statistike, pouk geometrije in podobno (Wakhata et al., 2022). Prvi poskus merjenja motivacije za matematiko s kritiko, da so instrumenti do tedaj vključevali le odnos, zanemarili pa pomen čustev in značaja je razvil Aiken (1974). Kmalu za tem se je pojavil *test Fennema Sherman* (Fennema & Sherman, 1976), ki je deloval odlično in se je moral umakniti le zaradi razvoja jezika, ki je vplival na sčasoma manjšanje veljavnosti instrumenta (Chamberlin, 2010). Za ta namen se je razvil *Attitude towards Mathematics Inventory* (ATMI), avtorjev (Tapia & Marsh, 2004), ki vključuje nujne konstrukte prejšnjega odstavka in se uporablja še danes (Chamberlin, 2010; Romero & Angeles, 2023).

### Tip osebnosti

...

A white sheet of paper with black text

Description automatically generated

## Delo v skupini oziroma tandemu

Kritike frontalnega poučevanja in nova teoretična spoznanja na nivoju didaktike, psihologije, pedagogike in sociologije, so skupaj s pozitivnimi izkušnjami v praksi prispevale k razvoju novih posrednih oblik procesa edukacije (Arias & Peralta, 2011; Blažič et al., 2003). Glede na nova spoznanja, so raziskovalci predlagali vpeljavo raznih načinov učenja v malih skupinah (S. Wang et al., 2023), saj naj bi bili bolj učinkoviti pri akademskem uspehu učencev (Kalaian & Kasim, 2014), vodijo k izboljšanju odnosa (Gaudet et al., 2010; Hillyard et al., 2010) in prispevajo k vztrajanju v predvidoma težjih disciplinah znanosti, strojništva, tehnologije in matematike (angl. STEM cources) (Kalaian et al., 2018; Micari et al., 2010; Wieselmann et al., 2020; S. Wilson & Varma-Nelson, 2016). Preprost shematičnem diagram na sliki x prikazuje relacije med glavnimi komponentami dela v skupini. Model predpostavi, da motivacija vodi do učenja in vodi do kohezije v skupini, hkrati pa velja tudi obratno. Relacije so recipročne, kar vidimo tudi na relaciji med kognitivnimi procesi, ki postanejo intrinzično-motivacijsko zaželjeni, kar ponovno vodi do motivacije in kohezije v skupini.

Figure 1: Relationships among interaction components of group learning (Slavin et al., 2003).A diagram of a group

Description automatically generated

Fig. 1. Relationships among interaction components of group learning (Slavin et al., 2003).

Med metode učenja v malih skupinah spada tandemsko učenje. Gre za učni pristop, kjer dva učenca naredita eksperiment, napišeta poročilo, rešita problem in podobno (Stickler & Emke, 2011; Tomić, 2002; G. Wilson & Blednick, 2011). Gre za enostaven pristop z organizacijskega vidika, saj imata pripadnika para večje možnosti za aktivnost kot pri frontalnem in skupinskem učenju, hkrati pa se lahko zanašata drug na drugega, kar pri individualni učni metodi ne gre (Blažič et al., 2003).

### Začetki in razvoj dela v skupini

#### Začetki

Zametki skupinskega učenja se kažejo že v antičnih časih (R. T. Johnson & Johnson, 2021). Omenimo sistem pomočnikov, kjer imajo starejši in sposobnejši učenci nalogo, da z manjšo skupino obravnavajo predelano snov. Takšna oblika je bila v srednjem veku stalnica (Kubale, 2015). Kasnejša potreba po delovni sili z osnovno ali poklicno poklicno je velevala hiter razvoj šol in poučevanja velikega števila učencev, kar je utemeljil Jan Amos Komensky.

#### Razvoj

Skupinsko učenje v sodobnem pomenu besede se je začelo razvijati v 60-tih letih, kot področje znanosti pa že v 70-ih (X. Yang, 2023). V teh časih pa je to metodo najbrž koristilo več delavcev v vzgojno-izobraževalnem procesu, le da ključnih besed skupinskega dela niso uporabljali (pogosto je uporabljena zveza: učenje v majhnih skupinah oz. *angl. small group learning*), zato se morda ne pojavijo v raznih raziskavah (Gamson, 1994).

Tekom raziskovalnih paradigem sta se pojavili dve veji skupinskega učenja: Kolaborativno (angl. collaborative) in kooperativno (angl. cooperative) učenje (Yang). Prvo so obravnavali edukatorji humanističnih ved s fokusom na višjih stopnjah izobraževanja. Slonele so na teoriji konstruktivizma (Piaget in Vygotsky) in kritične pedagogike (Freire) z namenom prestrukturiranja avtoritete v edukaciji. Delo je osredotočeno na prihajanja do soglasja pri vprašanjih odprtega tipa. Na drugi strani so kooperativno učenje razvijali predvsem socialni pedagogi. Na teorijah behaviorizma (Skinner in Bandura), konstruktivizma (Piaget in Vygotsky) in teorijah socialne med-odvisnosti (Lewin in Deutch) se je oblikoval posameznik v tekmovalni družbi individualizma. Sta pa ta pogleda na skupinsko delo zelo povezana in si delita mnogo več podobnosti kot razlik (Kreijns et al., 2003).

Table 1: Razlike med kolaborativnim in kooperativnim učenjem. (a historical review)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Vidik | Kolaborativno učenje | Kooperativno učenje |
| Začetki | Britanske šole in univerze | Ameriške študije psihologije |
| Stopnja izobrazbe | Predvsem višje šole | Predvsem osnovne šole |
| Predpostavka | Učenje je ovirano s strani avtoritete pri pouku | Učenje je ovirano s strani tekmovalnosti in individualizma |
| Metoda raziskovanja | Kvalitativna | Kvantitativna |
| Cilji raziskovanja | Posledica učenja (uspeh, socialne veščine ipd.) | Učni proces (konstrukcija znanja, argumentacija ipd.) |
| Naloge | Odprtega tipa | Zaprtega tipa (kjer so pravilni odgovori definirani) |
| Proces skupin | Ohlapno strukturirano | Zelo strukturirano |
| Delitev dela | Ne | Da |
| Evalvacija | Na ravni skupine | Na ravni posameznika |
| Tipične strategije (metode)  (link do poglavja z opisi) | Consensus groups (Bruffee)  Peer tutoring (Bruffee)  Collaborative writing (Bruffee)  Reciprocal teaching (Palincsar & Brown)  Learning communities (Smith & MacGregor)  Team-based learning (Michaelson, Knight, & Fink) | Think-Pair-Share (Lyman)  Jigsaw (Aronson)  Group Investigation (Sharan & Sharan)  Jigsaw II (Slavin)  Student-Team-Achievement-Division (Slavin)  Team-Games-Tournament (Slavin)  Team-Accelerated Instruction (Slavin)  Learning Together (Johnson & Johnson)  Constructive Controversy (Johnson & Johnson)  Three-Step Interview (Kagan)  Inside Outside Circle (Kagan)  Rally Robin (Kagan)  Numbered Heads Together (Kagan)  Co-op Co-op (Kagan) |

K razvoju sodobne skupinske učne oblike sta prispevala predvsem John Dewey, ki je poudarjal aktivno vlogo učencev pri pouku in socialne prednosti te oblike (Kubale, 2015; Rot Vrhovec, 2015) in Roger Cousinet, ki se je oziral predvsem na svobodno izbiro učne vsebine in svobodno oblikovanje skupin (Kubale, 2015).

Naslednji preboj je prišel z vpeljavo računalniško-podprtega kolaborativnega učenja (CSCL; Dillenbourg et al., 1996), kjer učenje poteka preko socialne interakcije preko računalniškega medija oziroma interneta. Sodobne meta analize so pokazale, da ima tako učno okolje ne-signifikanten pozitiven učinek na motivacijo, blag pozitivni učinek na znanje in pozitiven učinek na socialne veščine (Jeong et al., 2019; Radkowitsch et al., 2020).

Na slovenskem je študij o skupinskem delu z izjemo nekaj zaključnih nalog izjemno malo. Omenimo le nekoliko zastarelo,a vseeno zgovorno (Razdevšek-Pučko, 1993), ki opozarja problem dominacije učitelja v komunikaciji na podlagi opazovanj dveh slovenskih šol. Podobna spoznanja z dodatkom, da je delež posrednega poučevanja pri nas razmeroma majhen dodajata (Tomić, 2003) in (Šilih, 1970), ki striktno loči med skupinskim delom zaradi organizacijskih nujnosti in pravim skupinskim poukom, ki ga diktirajo didaktični napotki. Kot v tujini (*American Association for the Advancement of Science (AAAS)*, n.d.), je skupinsko delo priročeno tudi pri nas, kot smo ponazorili z učnim načrtom gimnazijske matematike.

### Potek in struktura dela v skupini

Načrtovanje učnih aktivnosti je pomemben del strukture učne ure in navsezadnje tudi celostnega učnega cikla (Burgess & Mellis, 2015). Pri pripravi mora učitelj upoštevati učni načrt posameznega predmeta, učne rezultate, učne dejavnosti in zmožnosti evalvacije (Biggs & Tang, 2011). (Blažič et al., 2003) razdeli pojem priprave na splošno in sprotno komponento. Prva je namenjena zagotavljanju ustreznih pogojev za skupinsko delo. Ti pogoji so tako subjektivni, kot na primer razvoj medsebojnih odnosov, razvijanje sodelovanja in interesov, sama želja po sodelovanju ipd. in objektivne narave, kjer se pogoji osredotočajo na cilje, vsebino, didaktično okolje in didaktične pripomočke. Sprotna komponenta priprave zavzema oblikovanje operativnih ciljev, konkretnih nalog in navodil za učence, programa in urnika dela. Čeprav formalna učna priprava marsikje na različnih stopnjah izobraževanja ni potrebna (na Slovenskem je; CITAT), lahko le ta prispeva k teoretičnemu pristopu strukture učne ure. (Biggs & Tang, 2011; Burgess & Mellis, 2015) predlagajo, da se upošteva pet korakov ob pisanju strukture učne ure. To so profiliranje ciljne publike, opredelitev učnih rezultatov, vsebina in aktivnosti, oblikvanje nalog formativnega spremljanja in povzetek (povzeto po Van Diggele et al., 2020).

V uvodnem delu učne ure naj učitelj frontalno učencem predstavi naloge vseh skupin (Tomić, 2003). Navodila morajo biti kratka, jedrnata, razumljiva,naj zajemajo sam naslov naloge, previden čas, ki ga imajo učenci na razpolago, sam delovni načrt in naj je vsebina prilagojena učencem in njihovim lastnostim (Tomić, 2003).

Uvodnemu delu sledi faza skupinskega dela, kjer je vloga učitelja predvsem opazovalne narave, kjer naj opazuje tudi vedenje skupine (R. T. Johnson & Johnson, 1986). Dialog naj odpre, ko je smiselno postaviti podporno vprašanje, podati povrato informacijo ali izpostaviti pozitiven doprinos skupini (Cohen & Lotan, 2014). Učiteljeva informacija naj bo specifična, iskrena in pozitivna (R. T. Johnson & Johnson, 1986), hkrati pa kratka in relevantna (Van Diggele et al., 2020).

Po skupinskem delu je nujna verifikacija in vrednotenje dosežkov (Kramar, 2009), saj povratna informacija pomaga zapolniti vrzel med trenutnim in želenim stanjem (Van Diggele et al., 2020). Pomembno je, da refleksijo sestavljata tako učenec (Gostinčar-Blagotinšek, 2016; Han & Xu, 2020; Tomić, 2003), kot tudi učitelj; Slednji tako neposredno (Han & Xu, 2020; Van Diggele et al., 2020), kot tudi posredno (Kramar, 2009; Van Diggele et al., 2020). Evalvacija poteka tudi na nivoju samega učitelja, ki po skupinskem delu opravi didaktično analizo, ki se nanaša na vprašanja, kot so ustreznost organizacijske metode in nadaljne možnosti (Blažič et al., 2003).

Vloge v skupini, skupine z enakimi in različnimi nalogami? (magisterij)

SEATING ARRANGEMENT in komunikacija v skupini

#### Tipične strategije dela v skupini

* Skupine strinjanja? Consensus groupa (K. Bruffee, 1993)

V tej strategiji učenci kolaborativno rešujejo limited? in odprtega tipa? naloge, kjer med seboj debatirajo, kaj mislijo in vedo s ciljem priti do neke vrste konsenza oziroma strinjanja, včasih tudi strinjanja v nestrinjanju.

* Peer tutoringa (K. A. Bruffee, 1984)

V sistemu tutoriranja so učenci, ki navadno globje razumejo dano študijsko področje pozvani, da pomagajo na tem področju učno šibkejšim.

* Collaborative writinga (Henschen & Sidlow, 1990)

Metoda je zelo podobna skupini strinjanja, le da je tu končni rezultat naloge napisana vsebina.

* Reciprocal teachinga (Oo et al., 2021)

Recipročno učenje zavzema strategije napovedovanja, spraševanja, razlaganja in obnavljanja besedil in je namenjeno predvsem izboljševanju bralnega razumevanja in širjenju besednega zaklada.

* Učne skupnostia (angl. learning communities) (Seufert et al., 2020)

Učno skupnost predstavlja skupina dijakov, ki si delijo akademske cilje in se redno srečujejo, da skupaj obravnavajo določeno snov. Te skupine se pojavijo predvsem na univerzah.

* Team-based learninga (Michaelsen et al., 2023)

Team-based learning je pedagoška strategija, kjer učenci najprej individualno pregledajo učni material. Nato najprej individualno rešijo test, za tem pa še v skupini. Temu sledijo vprašanja učitelju, kjer se razvije debata.

* Think-Pair-Shareb (Puspita Dewi, 2023)

Think paur share je pristop, kjer morajo učenci najprej v tišini individualno razmisliti o nalogi odprtega tipa. Temu sledi kratko delo v paru, nazadnje pa diskusija celotnega razreda.

* Jigsawb (Jeppu et al., 2023)

Sestavljanka je tehnika, kjer razred razdelimo na več skupin, ki se osredotočijo na svojo nalogo in na koncu te skupine sestavimo v celoto. Navadno posameznik postane strokovnjak vprašanja oziroma področja in deli svoje znanje z ostalimi.

* Group investigationb (Sharan & Sharan, 1990)

Tehnika, ki sloni na filozofiji Johna Deweya je sestavljena i aktivnega pristopa učencev, da pripravijo, kaj in kako bodo raziskovali. Vsi učenci sodelujejo pri pripravi načrta in delitvi dela. Na koncu skupina sintetiira bistvo in predstavi svoje rezultate razredu.

* Student-team-achievement divisionb (Kamid et al., 2022)

Ključni poudarek te strategije je, da skupino sestavljajo učenci z različnim predzanjem in možnostjo dela. Po razlagi snovi se piše test indivualno, skupine pa so pozvane k sodelovanju.

* Team-Games-Tournamentb (Matitaputty et al., 2023)

V tej metodi dela učenci rešujejo naloge v tekmovalni atmosferi. Prvi del pouka poteka klasično, nato pa se v heterogenih skupinah tekmuje v znanju v obliki iger.

* Team-Accelerated Instructionb (Purnami et al., 2018)

V heterogenih skupinah učenci preverjajo znanje svojih sošolcev (s pomočjo rešitev, ki jih priskrbi učitelj) in si po potrebi pomagajo.

* Konstruktivna kontroverznostb (Y. Zhang & Li, 2023)

Konstruktivna kontroverznost se nanaša na skupinsko delo, kjer se člani skupin med sabo glede določene tematike ne strinjajo. Člani skupine nato skušajo doseči sporazum.

* Three-Step Interviewb (Usmadi et al., 2020)

Intervju treh korakov je učni model, kjer na vprašanja učenci odgovarjajo v tandemu drug drugemu. Po soglasju so pozvani, da predstavijo rezultate še drugim parom. V tej metodi imamo torej v skupini štiri učence, ki so razdeljeni v dva tandema.

* Inside Outside Circleb (Tiwery & Souisa, 2019)

Učenci se razdelijo v dva koncentrična kroga z enakim številom učencem. Sodelujejo v tandemu s partnerjem nasproti sebe. Po določenem času učitelj da znak, da se učenci enega kroga zasukajo v eno smer in se zamenjajo s sosedom. Tako dobijo novega partnerja v tandemu.

* Rally Robinb (McLeskey et al., 2022)

Aktivnost se izvaja v tandemu v obliki intervjuja, lahko pa tudi v tišini z reševanjem na list papirja. Učna aktivnost je predvsem namenjena “team-buildingu”.

* Numbered Heads Togetherb (Sari & Surya, 2017)

Strategija oštevilčenih glav sloni na ideji, da je vsak učenec odgovoren za naučeno delo. Učencem v skupini učitelj dodeli številko. Po vprašanju skupina sodeluje, na koncu pa učitelj pokliče eno od dodeljenih številk. Oseba, ki je s to številko določena je dodeljena za govornika skupine, ki svojo rešitev predstavi sošolcem.

* Co-op Co-opb (Kagan, 1985)

Skupinsko-skupinsko učenje deluje tako, da najprej učenci sodelujejo v majhnih skupinah, nato pa še kot celoten razred. Sodelujejo z namenom in ciljem sodelovanja.

1. predstavljajo kolaborativno učenje, (b) pa kooperativno učenje (X. Yang, 2023). (poglej, če raje sodelovalno!

### Prednosti in slabosti dela v skupini

Mnogo pedagogov, sociologov, psihologov in teoretikov v edukaciji pravi, da posameznik v moderni družbi pripada večim skupinam, zato je pomembno, da učenci razvijejo ustrezne socialne veščine že v šoli (Elliott et al., 2001; Johns et al., 2017; Selimović et al., 2018). Implementacija skupinskega dela doseže pet pomembnih (Peklaj, 2001): (1) učenci se učijo drug o drugem, (2) razvijajo skupinsko identiteto, (3) podpirajo drug drugega, (4) učijo se o razlikah med posameznimi člani skupine in (5) razvijejo karakteristike potrebne za delovanje v skupini. Ta pristop se tesno ujema s petimi fundamentalnimi elementi skupinskega učenja, kot jih Johnson et al. (1991); To so (1) učenci se zanašajo drug na drugega, (2) promocija interakcije na štiri oči, (3) individualna odgovornost, ki zagotavlja aktivno udeležbo vseh članov skupine, (4) pogosta uporaba medosebnih socialnih veščin in (5) konsistentna in periodična evalvacija skupinske dinamike in uspeha. Z upoštevanjem teh osnovnih principov se lahko učenci opremijo s socialnimi in medosebnimi kompetencami, ki so nujne za uspeh v moderni družbi. Slavin et al. (2003) identificira štiri glavne teoretične poglede na uspeh učinka dela v skupini, ki so (1) motivacijski, (2) socialno-kohezijski, (3) kognitivno-razvojni in (4) kognitivno-izpopolnitveni. Seveda pa se te štiri perspektive med sabo dopolnjujejo in imajo več skupnih točk kot razlik.

V tabeli x so zbrane prednosti in slabosti dela v skupini.

|  |  |
| --- | --- |
| Prednosti | Slabosti |
| Izboljšanje uspeha (Moreno-Guerrero et al., 2020; Puklek, 2001; Rau & Heyl, 1990). | Skupinski cilj ima večjo težo kot individualni (Puklek, 2001). |
| Medsebojna pomoč in razvoj veščin, nujnih za nudenje pomoči (Puklek, 2001). | Pomanjkanje izkušenj pri implementaciji lahko vodi v sovraženje učne metode (Puklek, 2001). |
| Razvoj različnih veščin (kognitivnih, čustvenih, motivacijskih, socialnih in razumevanje samega sebe) (Pateşan et al., 2016; Puklek, 2001). | Članki skupine se osredotočijo le na nalogo, ki je vezana na njih (Puklek, 2001). |
| Ekonomičnost – tako z vidika časovne komponente (vodenje posameznikov vzame več časa kot vodenje skupine), kot z vidika finančne komponente (učenci si lahko med sabo izposojajo gradivo ipd.) (Puklek, 2001). | Manj učinkovito, če so prisotne razlike med člani skupine (Puklek, 2001). |
| Izboljšanje samopodobe in samospoštovanja (Pateşan et al., 2016). | Vloženo delo ni enako porazdeljeno (Puklek, 2001). |
| Manjša anksioznost in stres (Goreyshi et al., 2013). | Težko implementirati v razredih z večjim številom učencev (Kubale, 2015). |
| Nekateri avtorji pravijo, da delo v skupini ovira učence, ki navadno dosegajo višje rezultate, saj so primorani razlagati snov drugim učencev. Temu marsikdo nasprotuje in trdi celo, da le ti odnesejo od takega pouka več, kot tisti, ki inštrukcije pridobivajo. Raziskave kažejo, da ima delo v skupinah enake prednosti za vse učence vseh ravni znanja (Slavin et al., 2003). | |

### Prehod iz dela v skupini na sodelovalno učenje na delo v tandemu?

...

### Spremenljivke, ki morebitno vplivajo na delo v tandemu

Z namenom predikcije uspešnosti dela v tandemu moramo razumeti širok spekter spremenljivk, ki na to uspešnost vplivajo. Ozadje problema lahko ošinemo z vpogledom v splošne faktorje kot so spol, razred, učeči profesor in ocena pri predmetu. Slednje morda nima signifikantnega vpliva (Slavin et al., 2003; Van Der Laan Smith & Spindle, 2007), medtem ko spol domnevno ima vpliv (Gnesdilow et al., 2013; Rodger et al., 2007). Raziskave, kako pripadajoč razred in učeči profesor vplivata so šrbinaste, razen splošnih navodil, kako delo v tandemu implementirati (McCaslin & Lowman, 1985; Van Diggele et al., 2020). Poleg teh splošnih demografskih vidikov lahko opazujemo psihološki profil učencev, kjer pridejo v poštev tip osebnosti (Akben-Selcuk, 2017; Kurniawati et al., 2023; Major et al., 2006; Peklaj et al., 2015; Wahyu Ariani, 2013), matematična anksioznost (Li et al., 2021; Wang et al., 2015) in motivacija za učenje matematike (Tella, 2007). Myers-Briggs Type Indicator (MBTI) meri osebnosti tip (v literaturi tudi kognitivni stil) v štirih dimenzijah: Ekstroverzija-introverzija (EI), zaznavanje-intuicija (SN), čutenje-mišljenje (TF) in presojanje-opazovanje (JP) (Ramsay et al., 2000). Literatura pravi, da ima EI dimenzija največji vpliv na odziv do tandemskega učenja (Farooqi, 2021; Ramsay et al., 2000; Smith & Irey, 1974), medtem ko so ostale razsežnosti bolj stvar špekulacije in jim manjka empirične podkrepitve (Ramsay et al., 2000). Matematična anksioznost negativno vpliva na uspeh pri skupinskem delu, saj kvari delovni spomin, vpliva na reševanje problemov in izbiro strategije za spopad s tem problemom in je še posebej vplivna v kontekstu, kjer je rezultat uspeha pomemben (Klados et al., 2019). V okoljih skupinskega dela, kjer pa je interakcija kvantitativno višja pa se vpliv matematične anksioznosti lahko zmanjša (Vallée-Tourangeau et al., 2013). Te opazke so tudi v skladu z raziskavami, ki kažejo, da skupinsko delo niža matematično anksioznost (Batton, 2010; Rafiei Taba Zavareh et al., 2022). Matematična motivacija pa je faktor, ki kaže z matematično anksioznostjo negativno korelacijo (Bregant & Doz, 2024) in ga lahko uspešno nižamo s pomočjo skupinskega dela (Järvelä et al., 2010). Faktorje lahko opazujemo tudi tekom same izvedene ure, kjer imamo kvaliteto interakcije v paru, kvantiteto interakcije in ali učenec v paru pripomore več kot njegov dodeljen partner v tandemu. Poudarjena je namreč tudi pozitivna plat tekmovalnosti med samimi člani skupin, ki pozitivno vpliva na učni uspeh (Puklek, 2001).

### Formiranje skupin

Do sedaj smo razmišljali o sami kompoziciji dela v skupini, pred tem pa moramo vzeti v ozir, kako skupine (oziroma tandem) formulirati. Predlaganih je več kriterijev razvrščanja , ki lahko dinamično oblikujejo heterogene, homogene in mešane skupine. Zbrani so v tabeli x, kot so predlagani s strani (Amara et al., 2016). Mnogo študij je obravnavalo slabosti in prednosti homogeniziranja oziroma heterogeniziranja skupin glede na različne metrike kot so starost (Magnusson & Bäckman, 2022), tip osebnosti (W. Zhang et al., 2022), spol (Yu-Tzu Lin et al., 2020) in akademski uspeh (Wyman & Watson, 2020). Obravnavane prednosti in slabosti so se merile tako na podlagi uspeha metode, socialnega učenja in drugih aktivnosti ter interakcij. Različni algoritmi formuliranja skupin so tudi stvar debate (Amara et al., 2021). Razmišljanje je potrebno tudi o velikosti skupin, kjer nekatere študije zagovarjajo večje skupine, ki naj bi prinesle bolj kvalitetne rezultate, medtem ko drugi zagovarjajo manjše skupine, ki naj bi spodbidile tekmovalno okolje in motivacijo (A. Ahmad et al., 2021). Različni rezultati izvirajo iz različnih eksperimentalnih okolij, različnih študijskih področij in različnih opazovanih metrikah.

Tabela : Kriteriji razvršanja v skupine (Amara et al., 2021).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Osebna karakteristika | Učno vedenje | Kontekst okolja |
| Starost | Komunikacija s partnerji | Okolje (tako lokacija učencev kot lokacija predmeta učenja) |
| Spol | Komunikacija z učiteljem | Predviden čas dela |
| Materni jezik in obvladani jeziki | Interakcija z obravnavanim predmetom učenja | Razpoložljivost (tako učencev kot predmeta učenja) |
| Akademski uspeh | Učni stil |  |

Pri nas (Kramar, 2009) poda splošni napotek, da naj je število članov skupine prilagojeno temu, da se jih uspe voditi in da so lahko vsi v skupini aktivni. Specifično (Tomić, 2003) priporoči skupino treh do petih ali petih do sedmih članov. Poudarjeno je tudi, naj oblikovanje skupin ne poteka na silo, temveč naj je pri teh odločitvah v sintezi z učenci (Kramar, 2009). Je pa tudi izpostavljeno, da, v kolikor dovolimo samostojno oblikovanje skupin, se v skupinah vedno znova ponavljajo isti učenci (Paterson, 2004).

### Delo v skupini pri pouku matematike

The syllabus of Slovene high schools mentions group work as one of the procedural skills (Žakelj et al., 2008).

Research in mathematics education has shown the effectiveness of working in small groups as well, especially concerning academic achievements (Bonesrønning et al., 2022; Ri̇dwan & Hadi̇, 2022) and deeper understanding of mathematics topics (Wester, 2021). In particular, working in small groups might also help students to increase their motivation towards learning mathematics (Begeny et al., 2020).

Many studies have been conducted with the objective of determining the effects of cooperative learning on student achievement (F. Ahmad, 2010; Gull & Shehzad, 2015; Hossain & Tarmizi, 2013). It is important to be mentioned that this learning method is not only theoretical and a debate of research since it is used at some level by many teachers (Slavin et al., 2003). Several studies have found positive effect for cooperative learning (Al Mulhim & Eldokhny, 2020; Bilgin et al., 2015; D. W. Johnson & Johnson, 2011; Kalaian et al., 2018; Kanter & Konstantopoulos, 2010; Mahasneh & Alwan, 2018; Slavin, 1996; Webb, 1991), therefore suggesting its efficacy as a learning method.

## Strojno učenje in klasifikacija

### Uvod v umetno inteligenco

A diagram of a plane

Description automatically generatedUmetna inteligeca (AI) je sposobnost digitalnega računalnika ali računalniško vodenega robota, da opravlja dela pogosto asociirana z inteligentnimi bitji (Copeland, 2023). Pogosto imamo v mislih projekte izdelovanja sistemov, ki uporabljajo procese vezane na karakteristiko ljudi, kot je sposobnost razuma, iskanja smisla in učenja iz preteklih izkušenj. Ali je sistem inteligenten, lahko preverimo s Turingovim testom. V tem testu izpraševalec postavlja vprašanja, vendar ne ve, ali je na drugi strani človek ali računalnik. Računalnik opravi test, če izpraševalec po odgovorih ne more ugotoviti, ali je na drugi strani človek ali računalnik. Ena od največjih slabosti testa je, da je subjektiven in ga ni mogoče ponoviti ali matematično analizirati.

Figure 1: Turingov test: Vir slike:https://en.wikipedia.org/wiki/Turing\_test v APA stilu

### Strojno učenje

Strojno učenje je podpomenka umetne inteligence, kjer na podatkih izvajamo določene algoritme (citat iz nekje). Gre za avtomatsko detekcijo ustreznih in pomembnih vzorcev v naboru podatkov. Ker pa je v zadnjih desetletjih postala obdelava podatkov ključnega pomena za skoraj vsako nalogo, je strojno učenje postalo eden od temeljev informacijske tehnologije in s tem centralni, toda pogosto skriti del naše družbe (Vishwanathan & Smola, 2008). Strojno učenje nas obkroža na vsakem koraku: Od brskalnikov, ki nam skušajo prikazati relevantne vsebine (in s tem podtakniti personalizirane oglase), filtriranje neželene pošte in vzpostavljanja varnosti pri bančnih transakcijah. Digitalne kamere se učijo prepoznavati obraze, mikrofoni se učijo prepoznati zvočne ukaze. Avtomobili so opremljeni s tehnologijo, ki s pomočjo strojnega učenja preprečuje nesreče. V vseh teh primerih opazimo kompleksnost samih vzorcev in same situacije, kjer bi človek (programer) sam težko našel eksplicitne rešitve, kako rešiti nalogo (Shalev-Shwartz & Ben-David, 2014).

#### Učni in testni podatki (dodaj literaturo...)

Začetni podatki so ključnega pomena za postavitev, učenje in testiranje algoritmov strojnega učenja. Navadno so zajeti v tabelo, kjer stolpci predstavljajo napovedne in ciljne spremenljivke. Ključen korak pri strojnem učenju je delitev začetnih podatkov na dve množici. Prvo imenujemo učna množica, na kateri se algoritem uči prepoznavati vzorce in relacije. Navadno vsebuje okoli 80 % začetnih podatkov. Več kot ima model podatkov, večja je navadno uspešnost algoritma. Druga množica se imenuje testna množica in služi za ocenjevanje točnosti ciljne spremenljivke. Na njej primerjamo rezultate algoritma z dejanskimi vrednostmi in tako vrednotimo točnost napovedi. Za oceno točnosti navadno uporabljamo metrike, ki jih opišemo v poglavju x. Disjunknost množic je za evalvacijo algoritmov nujna predpostavka. Včasih testa množica vsebuje še množico validacije, ki služi sprotnemu optimiziranju algoritma.

### Naloga klasfikacije in izbire napovednih spremenljivk

#### Naloga klasifikacije

Naloga klasifikacija oziroma napovedovanja je konceptualno preprosta. Imamo podatke, ki napovedujejo (označimo X) in podatke, ki jih napovedujemo (označimo Y). Na podalgi tega želimo zgraditi model, ki bi na podalagi X čim bolje napovedal Y. Napovedujemo lahko tako numerične spremenljivke (kar običajno imenujemo regresija). kategorične spremenljivke, kot čisto druge objekte na primer slike (kar pa s pomočjo matematično-računalniških tehnik pretvorimo v prejšnje tipe). Pravilo, ki se ga držimo je, da skušamo najti modele, ki s čim večjo verjetnostjo uspešno napovedujejo.

#### Naloga izbire napovednih spremenljivk

Pri tej nalogi želimo izbrati, katere napovedne spremenljivke imajo največjo moč. Izmed vseh izbranih želimo izluščiti tiste, ki pustijo najmanjšo napako, če jih izpustimo ven iz napovednega modela (Huang et al., 2014). Dodatne prednosti, ki jih ta metoda nudi so morebitno izboljšanje samega modela, vpogled v delovanje procesa, ki ga generirajo podatki in izboljšanje napovedi na ne-vidnih podatkih (Vergara & Estévez, 2014). Metode, ki to omogačajo tipično delimo na tri skupine: Zavijalci (wrappers), vdelane metode (embedded methods), in filter metode (filter methods) (Guyon & Elisseeff, 2003).

Zavijalci vključujejo vključitev induktivnega učnega algoritma kot del postopka ocenjevanja različnih podmnožic značilk (Kohavi & John, 1997). Ti postopki običajno ocenjujejo uspešnost na podlagi stopnje klasifikacije, dosežene na testnem nizu. Čeprav zavijalci dejansko lahko privedejo do močnih rezultatov generalizacije, imajo opazen pomanjkljivost obsežnih računskih zahtev, še posebej pri uporabi na visokodimenzionalnih naborov podatkov. Poleg tega so dovzetni za težave, kot so pretirano učenje in občutljivost za inicializacijo metode, kar lahko omeji njihovo praktičnost (Guyon & Elisseeff, 2003).

Vdelane metode se lotijo drugačnega pristopa z integracijo znanja o specifični strukturi razreda funkcij, ki jih uporablja določen učni stroj (Lal et al., 2006). Vdelani postopki so v primerjavi z zavijalci običajno manj računsko zahtevni. Vendar pa so še vedno precej počasnejši od filtrov in pogosto prepleteni s značilnostmi učnega stroja, kar pomeni, da so izbrane značilke odvisne od specifičnega uporabljenega algoritma (Guyon & Elisseeff, 2003).

Filtri delujejo na osnovi popolne neodvisnosti med učnim strojem in podatki ter uporabljajo metriko, ki je neodvisna od induktivnega učnega algoritma za ocenjevanje podmnožic značilk (Wlodzislaw et al., 2003). Filtri, za razliko od zavijalcev, kažejo stopnjo robustnosti proti preprileganju. Glede samega rezultata naloge pa se pogosto odrežejo slabše kot skupini metod zgoraj (Guyon & Elisseeff, 2003).

#### Modeli uporabljeni za klasifikacijo

Algoritmi strojnega učenja so programi, ki nabor podatkov spremenijo v model strojnega učenja. Ta model postane matematična predstavitev vzorcev, skritih v podatkih. Model lahko na podlagi priučenih matematičnih pravil podaja napovedi na neznanih podatkih (CITAT). V tem poglavju bomo opisali nekaj algoritmov strojnega učenja, ki so bili preizkušeni za klasifikaciji uspešnosti učne metode. Opis bo bolj deskriptvne narave, k vsem algoritmom pa se lahko sklicujemo na knjigo (CITAT). Na literaturo se ob opisu algoritmov navadno ne bomo sklicevali, saj gre za splošno uveljavljene modele, ki so enolično določeni.

##### Naivni Bayesov klasifikator

Naivni Bayes (NB; Frank et al., 2000) predpostavi, da so atributi pri danem razredu med seboj neodvisni, kar sicer v realnem svetu pogosto ni izpolnjeno (S. Chen et al., 2020). Metoda najprej izračuna verjetnost, da nek primer pripada določenemu razredu pri danih vrednostih značilk. Opazovan primer nato uvrstimo v razred z najvišjo verjetnostjo. Klasifikator se zaradi preprostosti pogosto uporablja v realnem svetu (Wickramasinghe & Kalutarage, 2021).

##### K-najbližji sosedi

k-najbližji sosedi (KNN; Z. Zhang, 2016) (angl. K-Nearest Neighbor) je metoda, ki učne primeri predstavi v prostoru glede na atribute s pomočjo evklidske metrike. Za nove primere izračuna razdalje do že naučenih primerov in na podlagi tega s pomočjo pogojne verjetnosti določi kateremu razredu nov primer pripada. Vizualizacijo algoritma prikazuje slika x.

A screenshot of a video game

Description automatically generated

##### Odločitvena drevesa

Odločitvena drevesa (DT; Charbuty & Abdulazeez, 2021) (angl. Decision Trees) so vsestranski algoritmi, ki temeljijo na vsti pravil oziroma pogojev “Če -> Potem”. Vizualizacijo procesa odločanja kaže slika x. Metoda in model sta enostavna za interpretacijo, je pa nagnjena k preprileganju podatkov.

A black background with a black square

Description automatically generated with medium confidence

##### Gaussian mixture

Model Gaussove mešanice (GMM; Viroli & McLachlan, 2019) (angl. Gaussian mixture model) je verjetnostni model, ki predpostavlja, da so vse učne množice ustvarjene iz mešanice končnega števila Gaussovo porazdeljenih spremenljivk z neznanimi podatki. Delovanje si lahko predstavljamo kot gručenje, ki vključuje informacije o kovariančni strukturi podatkov in centrih latentnih Gaussovih krivulj.

A screenshot of a computer screen

Description automatically generated

##### Linear Discriminant Analysis

Linearna diskriminantna analiza (LDA; Xanthopoulos et al., 2013) (angl. Linear discriminant analysis) je metoda, ki išče linearne kombinacije značilk, ki bi uspešno ločile razrede. Vizualizacija algoritma je enaka kot pri algoritmu SVM (slika x), le da ne gre za hiperravnino, temveč za kombinacijo premic.

##### Logistična regresija

Model logistične regresije glede na OvA strategijo (LR; Sun et al., 2019) uporablja binarno klasifikacijo s pomočjo logistične funkcije, da loči razred od kombinacije ostalih razredov.

##### ADAboost

AdaBoost (Schapire, 2003) (angl. Adaptive Boosting), daljše povečanje prilagoditev je ansambelski algoritem, ki podatke klasificira s pomočjo kombinacije večih osnovnih in šibkejših algoritmov (na primer odločitvenih dreves). Na podlagi rezultatov iterativnih (prejšnjih) klasifikacij prilagaja nove učne primere, kot kaže slika x. Najprej dodeli enako težo vsakemu opazovanju. Ko je bilo prvo drevo ovrednoteno za natančnost, se prilagodijo uteži za različna opazovanja. Opazovanja, ki jih je bilo enostavno razvrstiti, imajo znižane uteži, opažanja, ki jih je bilo težko razvrstiti, pa so povečana. Drugo drevo se ustvari z uporabo teh prilagojenih uteži, s ciljem, da bodo napovedi drugega drevesa natančnejše od napovedi prvega drevesa.

A screen shot of a game

Description automatically generated

##### Gradient krepitev

Modeli krepitev gradienta (GB; Natekin & Knoll, 2013) (angl. Gradient Boost Model) so znani po svoji visoki natančnosti in povečujejo splošne principe, ki se uporabljajo v AdaBoost. Primarna razlika med modelom GBM in AdaBoost je v tem, da GBM uporabljajo drugačno metodo za izračun, kateri učenci napačno identificirajo podatkovne točke. AdaBoost izračuna, kje je model slabši, tako da preuči podatkovne točke, ki so močno ponderirane. Medtem GBM uporabljajo gradiente za določanje natančnosti učencev, pri čemer za model uporabljajo funkcijo izgube. Funkcije izgube so način za merjenje natančnosti prileganja modela naboru podatkov, izračun napake in optimizacijo modela za zmanjšanje te napake. GBM omogočajo uporabniku, da optimizira določeno funkcijo izgube na podlagi želenega cilja.

A group of red and blue dots

Description automatically generated

##### Metoda podpornih vektorjev

Metoda podpornih vektorjev (SVM; Suthaharan, 2016) (angl. Support Vector Machine) predpostavi, da je večdimenzionalni učni prostor primerov linearno rešljiv. Učne primere nato ločimo s hiperravnino (na sliki x je hiperravnina kombinacija premic, saj je vizualizacija v dveh dimenzijah). Ravnina, ki jo iščemo je najbolj oddaljena od vseh razredov.

A screenshot of a video game

Description automatically generated

##### Naključni gozd

Naključni gozd (RF; Rodriguez-Galiano et al., 2015) (angl. Random forest) je metoda, ki združi več odločitvenih ali regresijskih dreves. Prvi je opisal in predlagal metodo (Breiman, 2001).Vsako drevo je zgrajeno na nekoliko drugačni učni množici značilk. Končna rešitev je tista, za katero glasuje največ zgrajenih dreves. Vizualizacijo algoritma prikazuje slika x.

A black background with a black square

Description automatically generated with medium confidence

#### Evalvacija modelov strojnega učenja

Omejimo se na metrike, ki se uporabljajo za tri-stopenjsko klasifikacijo, saj se empirični del sklicuje le na ta tip strojnega učenja. Sklicevali se bomo na (Grandini et al., 2020) pri metrikah in na (Varoquaux & Colliot, 2023) pri križni validaciji.

##### Matrika zmede

Matrika zmede (angl. Confusion Matrix) predstavlja tabelo, katere vrednosti prikazujejo število primerov, ki so pravilno ali napačno napovedani za posamezni razred. Primer prikazuje slika x. Pravilna rezultata sta resnično pozitivno (TP) (angl. true positive) in resnično negativno (TN) (angl. true negative). Napačna rezultata sta lažno negativno (FN) (angl. false negative) in lažno pozitivno (FP) (angl. false positive). V 3-stopenjski klasifikaciji pravilne napovedi predstavljajo vse diagonalne vrednosti, vsi ostali pa negativne napovedi (Vujovic, 2021). V tem primeru imamo matriko velikosti 3x3, kot prikazuje slika x.

A screenshot of a game

Description automatically generated

##### Natančnost

Natančnost (angl. accuracy) predstavlja verjetnost, da model točno napove izid. Osnoven element metrike je posamezno opazovanje in vsako to opazovanje z enako težo vpliva na vrednost metrike. Tako moramo biti pozorni na število elementov v posameznem razredu. Tisti z večjim številom opazovanj bodo imeli večjo težo, torej je natančnost primerna takrat, ko nas zanimajo posamezni primeri in ne celoten razred. To se posebno opazi pri neuravnovešenih naborih podatkov (angl. imbalanced dataset), kjer je večina opažanj v enem razredu. S to metriko ni možno videti, v katerih razredih se algoritem obnese slabše. Po drugi strani pa je metrika izjemno intuitivna in lahka za razumeti, zato se v praksi tudi pogosto uporablja. Zavzema možne vrednosti med 0 in 1, kjer 0 predstavlja ničelno natančnost, 1 pa popolno natančnost (model pravilno napove vse testne primere).

Glede na oznake poglavja x, se natančnost izračuna po formuli

##### Preciznost in priklic

Preciznost in priklic (angl. precision in accuracy) sta metriki, ki sta uporabljeni predvsem za izračun drugih metrik. Formuli za izračuna najdemo spodaj, intiuitivno pa lahko rečemo, da nam preciznost pove, koliko zaupamo modelu za predikcijo enega elementa v razredu, priklic pa računa sposobnost, da model najde vse elemente enega razreda.

##### F1-rezultat

F1-vrednost (F1-score) lahko razumemo kot uteženo povprečje preciznosti in priklica s pomočjo harmoničnega povprečja. Izračunamo jo po formuli

V tri-stopenjski klasifikaciji moramo vključiti preciznost in priklic vsakega razreda, ki nudi dva različna vpogleda v F1-vrednost. Mi si oglejmo le makro F1-vrednost, ki je uporabljena tudi v empiriji, o drugem pogledu pa lahko prebermo v (Grandini et al., 2020; Opitz & Burst, 2019).

Makro F1-vrednost vzame povprečja preciznosti in priklica za vsak razred posebej, torej imamo:

##### Križna validacija

Do zdaj smo vedno imeli v mislih učno in testno množico kot naključno izbrani. V strojnem učenju pa drugačno ločevanje podatkov porodi različne modele predikcije. Navadno vzamemo več različnih delitev množic z metodo križne validacije (CV; Cieslak & Chawla, 2008) (angl. cross validation). k-križna validacija razdeli podatke v k množic, ki se imenujejo prepogibi (angl. folds) in so približno enake velikosti. V vsakem koraku se en prepogib uporabi za testiranje, ostali pa za učenje. Tako pokrijemo različne učne in testne podatke brez ponavljanja. Navadno vzamemo 10-20% veliko testno množico, kar pomeni, da vzamemo k = 5 ali k =10 prepogibov. Shemo 5-križne validacije prikazuje slika x.

A graph of red dots

Description automatically generated

##### Modeli, ki se navadno glede na zgornje metrike odzovejo bolje

...

#### Modeli izbrire napovednih spremenljivk

##### Mutual information

V cilju za določitev pomembnosti relacij med značilko in ciljno spremenljivko, se je pojavilo več numeričnih metod (Wei et al., 2015). Med njimi je ena najbolj uporabljenih Mutual information (MI), ki ima dve glavni prednosti. Sprejme lahko različne relacije, ki niso nujno linearne (Vergara & Estévez, 2014) in je robustna za spremenljivke, ki imajo veliko šuma (W. Li, 1990). Izračune MI, glede na tipe spremenljivk X in Y prikazuje tabela x.

|  |  |
| --- | --- |
| X in Y numerični |  |
| X in Y kategorični |  |
| X kategorična, Y numerična |  |

Dobljena vrednost je torej informacija, ki si jo delita obe slučajni spremenljivki. Kot smo opazili, jo lahko razrvstimo med filter metode.

##### Rekurzivna eliminacija značilk

Rekurzivna eliminacija značilk (RFE) (angl. recursive feature elimination) je metoda, kjer algoritem klasifikacije zaporedno uporabljamo na različnih napovednih spremenljivkah. Zaporedno gradi modele, jih ovrednoti in izbere tiste značilke, ki gradijo boljše modele (Jiang et al., 2022). Metoda spada torej med zavijalce in lahko uporabi različne modele za izbor značilk. Shemo postopka prikazuje slika x.

V empiričnem delu bomo za model uporabili logistično regresijo (LR) (angl. logistic regression), ki s pomočjo logističnih funkcij gradi modele 3-stopenjske klasifikacije (Hosmer et al., 2013) in jo uporabimo tudi kot sam model napovedi.

A black background with a black square

Description automatically generated with medium confidence

### Naloga reduciranja dimenzije prostore

V zgoraj opisanih nalogah je pogosto smiselno reducirati dimenzijo prostora spremenljivk in ga projecirati na manjši prostor. Razlogov za to je več. Strojno učenje je pogosto računalniško zahteven proces. Kompleksnost modela hitro (pogosto eksponentno) narašča z dimenzijo prostora, kar povzroči časovno ne-ekonomičnost računalnika, ki si jo pogosto ne moremo privoščiti (na primer primer preprečevanja avtomobilske nesreče). Manjšanje dimenzije lahko tudi olajša interpretacijo podatkov, ki nam pomaga najti smiselne strukture in problem tudi vizualizirati (Shalev-Shwartz & Ben-David, 2014). S tem načinom se znebimo morebitno zavajajočih in odvečnih značilk (Khalid et al., 2014).

Reduciranje dimenzije navadno poteka tako, da uporabljene značilke združimo v manj sintetičnih značilk, ki čim bolj ohranijo fundamentalno zgradbo originalov (Anowar et al., 2021). Povedano bolj poljudno, želimo manjšati število stolpcev, kjer se nova struktura stolpcev prepleta, oziroma »delanje krožnice iz sfere«. Obstaja tudi nogo načinov, kako metode reduciranja dimenzije klasificirati, ki jih lahko najdemo v (Anowar et al., 2021).

Oglejmo si delovanje enega najbolj znanih algoritmov te kategorije t-SNE, ki se najbolj uporablja v vizualizaciji. t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding (t-SNE) je metoda, ki višje dimenzije projecira na nižje s tem, da ohranja tako lokalno kot globalno strukturo nabora podatkov (van der Maaten & Hinton, 2008). V disertaciji predstavimo delovanje algoritma poljudno, njegovo popolno vsebino s psevdokodo pa najdemo v (Melit Devassy & George, 2020) (ali damo v dodatek, toda to je huda statistika?).

1. **Izračun podobnosti**: Najprej t-SNE izračuna parno podobnost (s pomočjo Gaussove porazdelitve) med podatkovnimi točkami v visokodimenzionalnem prostoru.
2. **Inicializacija vložitev**: Naključno določimo začetne položaje vloženih točk v prostoru nižje dimenzionalnosti.
3. **Izračun podobnosti v nižji dimenziji**: Izračunamo podobnosti med vloženimi točkami v prostoru nižje dimenzionalnosti z uporabo podobne Gaussove porazdelitve.
4. **Optimizacija vložitev**: Iterativno prilagajamo položaje vloženih točk, da zmanjšamo razlike med podobnostmi v visokodimenzionalnem in nizkodimenzionalnem prostoru.
5. **Gradientni spust**: Za manjšanje skupnih razlik razdalj (Kullback-Leiblerjevih divergenc) je uporabljena metoda gradientnega spusta tako v visoki kot nizki dimenziji.
6. **Iteracija**: Postopek optimizacije se ponavlja, dokler se položaji podatkovnih točk v prostoru nižje dimenzionalnosti ne ustalijo, kar naj bi bilo stanje, kjer se razdalje (v pojmu bližine in ne eksplicitno razdalje) med posameznimi točkami v obeh prostorih najmanj razlikujejo.

## Strojno učenje v edukacijskih vedah

Tehnologije umetne inteligence vezane na proces vzgoje in izobraževanja lahko vežemo na tri kategorije. Lahko so uporabljene za poučevanje učenca (primarno instrukcionistični pristop), podporo učencu (primarno konstruktivistični pristop) ali pa podporo učitelju (kar omogoča učitelju lažje in hitrejše izvajanje njegovih širših nalog) (Holmes et al., 2019).

Poleg širših aplikacij lahko strojno učenje uporabimo za natančno napovedovanje učenčevega uspeha (Ofori et al., 2020; Qazdar et al., 2019; Rastrollo-Guerrero et al., 2020; Yakubu & Abubakar, 2022), identifikacijo učencev, ki nazadujejo (angl. *at-risk learners*) (Adnan et al., 2021; Chui et al., 2020) in prilagoditvih morebitno potrebnih intervencij v vzgoji in izobraževanju (Luan & Tsai, 2021; Stimpson & Cummings, 2014; Tsai et al., 2020; S. Yang, 2021). Koncept analize “analitike učenja” pa se je uvedel že pred cvetenjem strojnega učenja, kar kažejo študije (Bhusal, 2021, 2021; Cortez & Silva, 2008; Kotsiantis et al., 2004; Siemens & Gasevic, 2012), ki so za to nalogo uporabljale šibkejše statistične metode. Poleg predikcije uspeha nam metode strojnega učenja nudijo tudi vpogled, katere spremenljivke na to predikcijo najbolj vplivajo (Lu et al., 2020; Luan & Tsai, 2021). Več raziskav je bilo opravljenih z namenom analiziranja ključnih značilnosti v učnem okolju (Hodges, 2018; Humphrey et al., 2009; Moradi et al., 2018; Scribner & Donaldson, 2001), toda le peščica jih je uporabila metode sodobnejših algoritmov, kot so algoritmi strojnega učenja, ki bi lahko nudile boljši vpogled. Strojno učenje je vse bolj uporabljeno za raziskave tudi na naših tleh, je pa področje edukacije tisto, kjer je uporabo le tega morda smiselno še spodbuditi. Se pa o tem že govori, na primer (Govekar-Okoliš et al., 2020).

# Empirični del

## Raziskovalni problem, namen in cilji

V doktorski disertaciji smo celovito analizirali kolaborativno delo v pedagoškem okolju. Identificirali smo problem, ki izvira iz zadržkov, ki jih učitelji čutijo glede uporabe skupinskega pristopa pri pouku. Naš prispevek temelji na novem konceptualnem okvirju, ki izkorišča napredke v strojnem učenju. Naš glavni cilj je razviti model, ki bo omogočal napovedovanje učinkovitosti skupinskega dela na posamezne udeležence. To nameravamo doseči z identifikacijo ključnih spremenljivk, ki vplivajo na uspešnost skupinskega učenja.

Namen doktorske disertacije je raziskati učinkovitost algoritmov strojnega učenja pri napovedovanju odziva učenca v tandemskem učnem okolju pri matematiki v srednji šoli. Z uporabo tehnik klasifikacije in ocene pomembnosti značilk študija si prizadeva raziskati zapleten odnos med različnimi dejavniki in učnim uspehom učenca v takšnem okolju. S poglobljenim analiziranjem ta raziskava prizadeva razkrinkati, kako modeli strojnega učenja lahko natančno napovedujejo prilagodljivost in uspeh učenca v tandemskih učnih situacijah ter tako ponudijo vpogled v personalizirane izobraževalne strategije.

Cilji disertacije obsegajo večplastne naloge. Prvenstveno si prizadeva natančno oceniti najpomembnejše značilke v tandemskem učnem okolju, ki bistveno vplivajo na uspeh učenca. To vključuje celovito preučevanje različnih dejavnikov, s ciljem prepoznati njihov vpliv na učne rezultate. Poleg tega raziskava skuša identificirati najbolj učinkovite algoritme strojnega učenja za napovedno modeliranje v tem kontekstu ter oceniti njihovo natančnost, robustnost in prilagodljivost. Poleg tega je ključno tudi primerjanje učinkovitosti izbranega algoritma z alternativnimi metodami, kar omogoča celovito razumevanje njihovih prednosti in omejitev pri napovedovanju odziva učencev v tandemskih učnih okoljih matematike srednje šole. V končni fazi si ti cilji prizadevajo zagotoviti operativne uvide za izobraževalce in odločevalce, kako izboljšati učinkovitost tandemskih učnih okolij.

## Raziskovalne hipoteze

Na podlagi pregleda obstoječe literature o strojnem učenju v izobraževalnih okoljih smo oblikovali hipoteze glede na cilje raziskave.

Splošna raziskovalna hipoteza:

H: Strojno učenje omogoča celostnejši opis dijakovega odnosa do skupinskega dela z analizo večplastnih dejavnikov, kar lahko vodi v bolj natančno napovedovanje njihovega odziva v takšnih učnih okoljih.

Specifične raziskovalne hipoteze:

H1: Mnenja učencev na delo v skupini se razlikujejo glede na: ...

H2: Nekatere metode bolje napovejo dijakov odziv do skupinskega učenja kot druge

## Metodologija

Za potrjevanje raziskovalnih hipotez bomo uporabili kavzalno-(ne?)eksperimentalno metodo pedagoške raziskave. Deskriptivna metoda bo namenjena opisu vzorca, interferenčna metoda pa se bo posluževala matematičnih metod strojnega učenja.

### Vzorec

Po predpripravi podatkov, je finalna kohorta obsegala skupno 89 dijakov s 54 rešenimi odgovori, ki so določali 14 spremenljivk. Osebe vključene v raziskavo so bili dijaki drugega (16 moških in 28 žensk) in tretjega (12 fantov in 33 žensk) letnika neke gimnazije v Ljubljani v šolskem letu 2023/24. Vzorec je bil neslučajnostni in namenski. Neuravnovešenost med spoloma je pričakovana in v skladu z vpisom na gimnazijo vključeno v raziskavo. Dostopa do socio-ekonomskega stanja (SES) nismo imeli.

### Zbiranje podatkov

Po pridobitvi informiranih soglasij dijakov in odobritve ravnatelja šole, vključene v raziskavo smo zbrali in preučili uspeh tandemskega učenja glede na več spremenljivk. Uspeh (na splošno glede učenja in diverzifikacije pouka) smo merili v treh stanjih (dobro, nevtralno in slabo). Neodvisne spremenljivke so bile splošne narave (spol, razred, profesor in prejšnji uspeh pri matematiki), psihološke narave (MBTI spremenljivke: ekstravertnost-introvertnost, intuicija-zaznavanje, čutenje-mišljenje in presojanje-opazovanje ter druge spremenljivke: matematična tesnoba in motivacija) ter glede na timsko učenje (kakovostna interakcija, količinska interakcija in ali je študent presegel svojega partnerja). Podatki so bili anonimizirani z uporabo kodne sheme, tako da sta bila anonimnost in objektivnost zagotovljeni v vsakem koraku raziskave. Zbrane podatke je imel dostop le raziskovalec.

Podatki so bili zbrani po tem, ko so bili dijaki, vključeni v raziskavo, vključeni v okolje tandemskega učenja v obdobju približno enega tedna. Del pouka je bil namenjen običajnemu delu v učilnici, del pa delu v tandemu. Naključnost ni bila upoštevana. Dijaki so bili razporejeni v pare glede na njihovega partnerja na dvosedežni mizi.

Vsi udeleženci so sodelovali prostovoljno in niso bili finančno nagrajeni za sodelovanje v raziskavi. Raziskava je potekala v skladu z etičnimi standardi Deklaracije iz Helsinkov iz leta 1964 in evropskim zakonom o varstvu podatkov (Splošna uredba o varstvu podatkov EU–GDPR UE 2016/67).

Za osebnostne (psihološke) spremenljivke smo uporabili test MBTI, natančneje Odprte razširjene jungovske tipološke lestvice (OEJTS) kot odprtokodno alternativo. Vprašanja so bila zbrana iz (*Fastest Myers-Briggs Test*, n.d.), ki temelji na (*Myers-Briggs/Jung Test: Open Extended Jungian Type Scales*, n.d.), oba pa sta na voljo za javno uporabo pod licenco Creative Commons. Test MBTI ima tako zagovornike (Carlson, 1985; Carlyn, 1977; Randall et al., 2017) kot tudi nasprotovanja (Boyle, 1995; Coan, 1978; Druckman & Bjork, 1991). Njegova veljavnost in zanesljivost morata biti upoštevani kot previdnostni ukrep. Test za določanje motivacije je bil pridobljen iz (Sundre et al., 2012), medtem ko je bil test za matematično tesnobo (test AMAS) pridobljen iz (*PsyToolkit*, n.d.). Testi AMAS in motivacije so bili dokazano zanesljivi, veljavni in učinkoviti v izobraževalnem kontekstu (Fiorella et al., 2021; Hopko et al., 2003; Sundre et al., 2012; Yavuz et al., 2012). Vse zgoraj navedene spremenljivke so bile obravnavane kot kontinuirane (zvezne) spremenljivke, ne kot kategorične (npr. rezultat »26« za ekstraverta namesto »ekstravert«), da bi preprečili predpostavke o bipolarnosti ljudi (Ramsay et al., 2000). To lahko privede tudi do večje natančnosti modela (Carlson, 1985; Carlyn, 1977; DeVito, 1985). Anketa je uporabljala uveljavljene elemente z manjšimi prilagoditvami, da bi se prilagodila različnim kulturnim in socialnim kontekstom, pri čemer so bili ohranjeni konstrukti instrumenta.

Celoten vprašalnik, ki je bil razdeljen s pomočjo Google forms je dostopen v Prilog.

### Obdelava podatkov

Podatki, zbrani med raziskavo, so bili analizirani z uporabo programskega jezika Python (verzija 3.11.4), predvsem s knjižnicama pandas (verzija 2.1.3) in scikit-learn (verzija 1.3.2). Nepredelani anonimizirani nabor podatkov skupaj s statistično kodo je dostopen na (Bregant, 2023).

Preliminarna analiza bo modificirala nabor podatkov v obliko tidydata (Wickham, 2014). Taki podatki se nanašajo na strukturirano obliko, kjer vsaka spremenljivka zaseda svoj stolpec, vsak opazovanec je v svoji vrstici, različne enote opazovanja pa so organizirane v ločene tabele. Ta organizacija poenostavi obdelavo, analizo in vizualizacijo podatkov ter olajša postopek z minimalnim naborom orodij za upravljanje raznolikih in zapletenih zbirk podatkov (Wickham, 2014). Dobljenemu naboru podatkov smo nato določili podatkovni tip (npr. razred je kategorična spremenljivka, starost pa določa celo število). Kategorične spremenljivke smo nato s pomočjo “označevalnega enkodiranja” pretvorili v številke (npr. razredu 2. c priredimo število 4), kar omogoča strojem, da bolje razume in obdeluje podatke. Vnosi, ki ne bodo popolni (npr. manjka ena vrednost) bomo iz nabora podatkov izbrisali. Podatkov ne bomo skalirali, saj želimo, da so posamezne komponente disertacije primerljive in uporabne z bodočimi raziskavami, ki bodo uporabljale enake instrumente.

Za ugotavljanje veljavnosti prve hipoteze tj. katere spremenljivke najbolj vplivajo na dijakov odziv na tandemsko delo se bomo poslužili Mutual information in Recursive feature elimination.

Drugo hipotezo tj. kateri algoritmi najbolje napovejo odziv dijaka na delo v skupini bomo preverili z več algoritmi strojnega učenja. Evalvirali jih bomo na podlagi f\_1 metrike s pomočjo križne evalvacije 5x2.

## Rezultati in interpretacija

### Deskriptivna statistika

Deskriptivna statistika za vse obravnavane zvezne in ordinalne spremenljivke s kvantili je podana v tabeli x in y. Vizualni prikaz porazdelitve vseh spremenljivk je zbran na sliki x.

|  | Uspešnost | Ocena | Kvantitativna interakcija | Kvalitativna interakcija | Outperforming  partner | Razred | Profesor | Spol |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| mean | 2.4 | 3.4 | 2.2 | 2.1 | 2.1 | Categorical  (7 options) | Categorical  (4 options) | Categorical  (2 options) |
| std | 0.6 | 1.0 | 0.7 | 0.7 | 0.6 |
| min | 1.0 | 2.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 |
| 25% | 2.0 | 3.0 | 2.0 | 2.0 | 2.0 |
| 50% | 2.0 | 3.0 | 2.0 | 2.0 | 2.0 |
| 75% | 3.0 | 4.0 | 3.0 | 3.0 | 2.0 |
| max | 3.0 | 5.0 | 3.0 | 3.0 | 3.0 |

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Anksioznost | Motivacija | Introverzija | Intuicija | Čutenje | Presojanje |
| mean | 25.8 | 20.4 | 20.6 | 22.7 | 23.3 | 22.8 |
| std | 6.8 | 6.3 | 5.6 | 4.5 | 4.7 | 5.7 |
| min | 10.0 | 7.0 | 8.0 | 12.0 | 9.0 | 9.0 |
| 25% | 21.0 | 16.0 | 16.0 | 20.0 | 20.0 | 20.0 |
| 50% | 26.0 | 20.0 | 21.0 | 23.0 | 23.0 | 23.0 |
| 75% | 31.0 | 24.0 | 24.0 | 25.0 | 26.0 | 26.0 |
| max | 40.0 | 34.0 | 37.0 | 35.0 | 35.0 | 37.0 |

A group of graphs with different colored bars

Description automatically generated with medium confidence

Za boljši prikaz tako porazdelitve, kot kvantilov smo se za zvezne (psihološki tip osebnosti) poslužili violinskih škatel z brki, za kategorične pa tortnih diagramov.

A diagram of a diagram

Description automatically generated with medium confidence

A diagram of a chart

Description automatically generated with medium confidence

A green and blue pie chart

Description automatically generated

### Test zanesljivosti

Uporabljen vprašalnik je bil sestavljen iz več že preverjenih instrumentov. Ti so pogosto sestavljeni iz več podvprašanj, ki na podlagi več odgovorov sestavijo skupaj eno spremenljivko. Ker želimo, da so vprašanja, ki merijo enako stvar med sabo skladna, smo uporabili test notranje konsistentnosti. Omenjeni testi se razlikujejo glede na tip spremenljivke, ker pa naš vprašalnik zajemajo le trije instrumenti (ki sicer določajo šest spremenljivk), ki merijo le spremenljivke na zveznem nivoju, se lahko poslužimo le enega tipa. Izbrali smo Kronbach alpha, saj ..... V tabeli ... najdemo njegove vrednosti za posamezne pod-teste in njihove 95% intervale zaupanja. Anksioznost in motivacija imata dobro notranjo konsistentnost, kot lahko sklepamo iz literature. Na drugi strani pa imamo MBTI dimenzije, katerih konsistentnost je stvar debate. Na našem vzorcu je notranja konsistentnost za introverzijo in presojanje dobra, medtem ko je dimenzija čutenja slabo konsistentna, dimenzija intuicije pa nesprejemljiva.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Spremenljivka | Število elementov (vprašanj) | Kronbach alpha | 95% interval zaupanja |
| Matematična anksioznost | 9 | 0.77 | [0.68, 0.83] |
| Matematična motivacija | 7 | 0.87 | [0.83, 0.91] |
| Introverzija | 8 | 0.69 | [0.58, 0.78] |
| Intuicija | 8 | 0.47 | [0.28, 0.62] |
| Čutenje | 8 | 0.54 | [0.39, 0.68] |
| Presojanje | 8 | 0.71 | [0.60, 0.79 ] |

### Test normalnosti

Normalnost podatkov smo preverili s Shapiro-Wilkovim (SW) testom, ki temelji na regresiji, saj so nekatere raziskave pokazale, da ima test v povprečju večjo statistično moč od ostalih testov (Hernandez, 2021; Khatun, 2021). Ta korak niti ni bil bistven, saj naše izbrane statistike, tako glede pomembnosti značilk, kot predikcije ne zahtevajo normalizacije. Poleg tega so bile nekatere spremenljivke v našem naboru podatkov same po sebi kategorične, kar dodatno poveže ne-pomembnost tega koraka (Rado et al., 2019; Tavazzi et al., 2020). Vse testirane spremenljivke so videti normalne. Njihove priložene Gaussove krivulje, QQ-diagrame in p-vrednosti SW statistike najdemo v slikah in tabeli.

A graph and diagram of a graph

Description automatically generated with medium confidence

A graph and diagram of a graph

Description automatically generated with medium confidence

A graph and diagram of a graph

Description automatically generated with medium confidence

A graph and a diagram

Description automatically generated with medium confidence

A comparison of a graph

Description automatically generated

A graph and diagram of a graph

Description automatically generated with medium confidence

|  |  |
| --- | --- |
| Zvezna spremenljivka | p-vrednost SW testa |
| Anksioznost | 0.46 |
| Motivacija | 0.50 |
| Introverzija | 0.32 |
| Intuicija | 0.64 |
| Čutenje | 0.05 |
| Presojanje | 0.22 |

### Test korelacije značilk

Raziskovanje korelacije zagotavlja dragocene vpoglede v odnose med spremenljivkami, kar pomaga pri identifikaciji potencialnih povezav in odvisnosti, ki so ključne za razumevanje medsebojnega delovanja in morebitnega vpliva med različnimi dejavniki znotraj podatkovnega nabora (Patil & Franken, 2021). Poudariti je treba, da zagotavljamo le matriko korelacij, vendar pri izbiri značilk ne upoštevamo morebitnih povezav med spremenljivkami. Za metriko smo uporabili Spearmanov koeficient, ki meri linearno zvezo med dvema normalno porazdeljenima spremenljivkama (De Winter et al., 2016; Rovetta, 2020; Schober et al., 2018).

A diagram of a person's personality

Description automatically generated with medium confidence

Figure 3: Zamenjaj za slovenska imena

V tabeli x imamo tri najbolj pozitivno in tri najbolj negativno korelirane spremenljivke. Vse imajo znatno korelacijo (0.3<|k|<0.5).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Par spremenljivk | | Spearmanov koeficient |
| Motivacija | Anksioznost | -0.50 |
| Spol (moški) | Čutenje | -0.36 |
| Spol (moški) | Motivacija | -0.31 |
| Spol (ženska) | Anksioznost | 0.34 |
| Interakcija kval. | Interakcija kvant. | 0.37 |
| Ocena | Motivacija | 0.43 |

### Test pomembnosti značilk

Seznam pomembnosti z njihovimi ocenami MI in RFE so podani v Tabeli x in prikazani na Sliki x in Sliki x. Višja kot je ocena MI in nižji kot je rang RFE, večja je odvisnost med spremenljivko in izidom. Spremenljivke smo le rangirali in nismo izbrali s pomočjo statističnih testov, ali so pomembne ali ne. Kljub ne-optimalni notranji konsistentnosti in relativno nizki pomembnosti nekaterih značilk, smo vključili vse, saj bi lahko še vedno imele napovedno moč (R.-C. Chen et al., 2020). Ta odločitev je bila statistično korektna, saj naš nabor podatkov ni bil majhen, zato preprileganje ni bila primarna skrb (Ying, 2019). Moramo pa imeti to v mislih, ko interpretiramo model.

A graph with different colored bars

Description automatically generated

A graph of a bar graph

Description automatically generated

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Spremenljivka | MI rezultat (višja vrednost pomeni višji vpliv) | RFE rang (nižja cifra pomeni višji vpliv) |
| Outperforming partner | 0.22 | 1 |
| Razred | 0.09 | 5 |
| Kvalitativna interakcija | 0.08 | 1 |
| Profesor | 0.04 | 3 |
| Anksioznost | 0.01 | 8 |
| Spol | 0.01 | 1 |
| Ocena | 0.00 | 4 |
| Kvalitativna interakcija | 0.00 | 2 |
| Motivacija | 0.00 | 11 |
| Introverzija | 0.00 | 10 |
| Presojanje | 0.00 | 6 |
| Čutenje | 0.00 | 7 |
| Presojanje | 0.00 | 9 |

### Test predikcije

Z ozirom na oceno F1, so trije najboljši modeli v našem eksperimentu Random forest, K-Nearest Neighbors in Gradient boosting. Njihova uspešnost je srednja, ker pa je njihova natančnost večja od števila statističnih enot v največjem stratumu (49.4 %), so modeli boljši od ugibanja. Drugi modeli so bili slabše uspešni, kar implicira, da se niso dobro naučili globjih vzorcev. Celotna klasifikacija je dostopna v Tabeli x. Algoritem GMM smo izpustili, saj je optimiziran algoritem v uporabljeni kodi želel iz treh razredov napovedi sestaviti štiri, kar je sledilo v zelo slabo natančnost.

Table 2:Klasifikacija z vsem.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Klasifikator | Accuracy (natančnost) | Precision (preciznost) | Recall (priklic) | F1-score (ocena F1) |
| Naive Bayes | 0.338 | 0.272 | 0.377 | 0.258 |
| K-Nearest Neighbors | 0.505 | 0.344 | 0.361 | 0.343 |
| Decision Tree | 0.471 | 0.344 | 0.337 | 0.312 |
| Gaussian Mixture | 0.023 | 0.017 | 0.050 | 0.024 |
| Linear Discriminant Analysis | 0.450 | 0.328 | 0.381 | 0.311 |
| AdaBoost | 0.484 | 0.307 | 0.350 | 0.316 |
| Gradient Boosting | 0.505 | 0.367 | 0.368 | 0.341 |
| Support Vector Machine | 0.450 | 0.159 | 0.304 | 0.208 |
| Random Forest | 0.550 | 0.427 | 0.397 | 0.351 |

Za vizualizacijo uspešnosti modelov, je na Sliki x matrika zmede, ki nudi vpogled v interakcijo pravih pozitivnih, napačnih pozitivnih, pravih negativnih in napačnih negativnih ugibanj posameznega modela (Chicco et al., 2021).

Slika 3: Matrike zmede.



Da bi preprečili neuravnoteženost nabora podatkov, smo se odločili tudi za binarno klasifikacijo, tako da smo združili stratuma 0 (metoda skupnega dela mi sploh ni všeč) in 1 (do metode skupnega dela sem indiferenten) S tem smo dobili nova stratuma 0 s 45 (50.6 %) in 1 (49.4 %), kar kreira bolj ravnovesno reprezentacijo odnosa do metode skupnega dela (Harangi et al., 2020). S tem pristopom, so bili vsi algoritmi, izvzemši AdaBoost uspešni. Najbolje se je odrezal algoritem SVM z dobro natančnostjo (60.7 %) in srednjo oceno F1 (0.59).

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Classifier | Accuracy | Precision | Recall | F1-score |
| Naive Bayes | 0.583 | 0.539 | 0.581 | 0.539 |
| K-Nearest Neighbors | 0.516 | 0.521 | 0.518 | 0.506 |
| Decision Tree | 0.518 | 0.511 | 0.517 | 0.504 |
| Gaussian Mixture | 0.540 | 0.581 | 0.532 | 0.447 |
| Linear Discriminant Analysis | 0.563 | 0.482 | 0.561 | 0.504 |
| AdaBoost | 0.473 | 0.421 | 0.469 | 0.420 |
| Gradient Boosting | 0.551 | 0.503 | 0.549 | 0.509 |
| Support Vector Machine | 0.607 | 0.638 | 0.607 | 0.586 |
| Random Forest | 0.561 | 0.513 | 0.560 | 0.520 |



Poslužili smo se tudi algoritmov z uporabo manj napovednih spremenljivk. Izpustili smo vseh šest spremenljivk vezanih na psihološki profil dijaka in dobili slab uspeh v vseh modelih, kar kaže, da imajo te spremenljivke vseeno nekaj napovedne moči, kot obravnavano v Poglavju x.

*Table 4: Classification results with selected features*

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Classifier | Accuracy | Precision | Recall | F1-score |
| Naive Bayes | 0.339 | 0.260 | 0.376 | 0.250 |
| K-Nearest Neighbors | 0.494 | 0.343 | 0.359 | 0.340 |
| Decision Tree | 0.449 | 0.330 | 0.323 | 0.310 |
| Gaussian Mixture | 0.033 | 0.016 | 0.142 | 0.027 |
| Linear Discriminant Analysis | 0.394 | 0.239 | 0.340 | 0.251 |
| AdaBoost | 0.359 | 0.252 | 0.263 | 0.250 |
| Gradient Boosting | 0.405 | 0.255 | 0.294 | 0.265 |
| Support Vector Machine | 0.495 | 0.165 | 0.333 | 0.221 |
| Random Forest | 0.494 | 0.301 | 0.359 | 0.315 |

### Test manjšanja dimenzije prostora oziroma vizualizacija podatkov

Zaradi suboptimalne uspešnosti metod naših strojno naučenih modelov, smo se poslužili še t-SNE analize, da bi prikazali morebitne (ne)-vzorce in odnose med spremenljivkami, ki bi morda lahko vplivali na uspešnost modelov (Bibal et al., 2023). Sliki x in x kažeta, da so vzorci v naboru podatkov težki za ločitev, kot smo špekulirali.

A diagram of a graph

Description automatically generated with medium confidence

A diagram of a graph

Description automatically generated

# Diskusija

Na koncu nekaj o etike strojnega učenja v edukaciji.

# Sklepne ugotovitve

…

# Literatura in viri

Adnan, M., Habib, A., Ashraf, J., Mussadiq, S., Raza, A. A., Abid, M., Bashir, M., & Khan, S. U. (2021). Predicting at-Risk Students at Different Percentages of Course Length for Early Intervention Using Machine Learning Models. *IEEE Access*, *9*, 7519–7539. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3049446

Ahmad, A., Zeeshan, F., Marriam, R., Samreen, A., & Ahmed, S. (2021). Does one size fit all? Investigating the effect of group size and gamification on learners’ behaviors in higher education. *Journal of Computing in Higher Education*, *33*(2), 296–327. https://doi.org/10.1007/s12528-020-09266-8

Ahmad, F. (2010). Effect of Cooperative Learning on Students’ Achievement at Elementary Level. *The International Journal of Learning: Annual Review*, *17*(3), 127–142. https://doi.org/10.18848/1447-9494/CGP/v17i03/46928

Aiken, L. (1974). Two Scales of Attitude Toward Mathematics. *Journal for Research in Mathematics Education*, *5*(2), 67–71.

Akben-Selcuk, E. (2017). Personality, Motivation, and Math Achievement Among Turkish Students: Evidence from PISA Data. *Perceptual and Motor Skills*, *124*(2), 514–530. https://doi.org/10.1177/0031512516686505

Akbuga, E., & Havan, S. (2022). Motivation to study calculus: Measuring student performance expectation, utility value and interest. *International Journal of Mathematical Education in Science and Technology*, *53*(12), 3185–3202. https://doi.org/10.1080/0020739X.2021.1931515

Al Mulhim, E. N., & Eldokhny, A. A. (2020). The Impact of Collaborative Group Size on Students’ Achievement and Product Quality in Project-Based Learning Environments. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, *15*(10), 157. https://doi.org/10.3991/ijet.v15i10.12913

Amara, S., Bendella, F., Macedo, J., & Santos, A. (2021). Forming Suitable Groups in MCSCL Environments: *International Journal of Information and Communication Technology Education*, *17*(1), 42–56. https://doi.org/10.4018/IJICTE.2021010103

Amara, S., Macedo, J., Bendella, F., & Santos, A. (2016). Group Formation in Mobile Computer Supported Collaborative Learning Contexts: A Systematic Literature Review. *Journal of Educational Technology & Society*, *19*(2), 258–273.

*American Association for the Advancement of Science (AAAS)*. (n.d.). [Web page]. Library of Congress, Washington, D.C. 20540 USA. Retrieved 11 January 2024, from https://www.loc.gov/item/lcwaN0002953/

Anowar, F., Sadaoui, S., & Selim, B. (2021). Conceptual and empirical comparison of dimensionality reduction algorithms (PCA, KPCA, LDA, MDS, SVD, LLE, ISOMAP, LE, ICA, t-SNE). *Computer Science Review*, *40*, 100378. https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2021.100378

Arellano-García, Y., Vargas-De-León, C., Guzmán-Martínez, M., & Reyes-Carreto, R. (2022). A Simple Mathematics Motivation Scale and Study of Validation in Mexican Adolescents. *SAGE Open*, *12*(1), 215824402210852. https://doi.org/10.1177/21582440221085264

Arias, R., & Peralta, H. (2011). La enseñanza, una puerta para la complejidad y la crítica. *Estudios Pedagógicos (Valdivia)*, *37*(1), 293–302. https://doi.org/10.4067/S0718-07052011000100017

Ashcraft, M. H., & Krause, J. A. (2007). Working memory, math performance, and math anxiety. *Psychonomic Bulletin & Review*, *14*(2), 243–248. https://doi.org/10.3758/BF03194059

Ashcraft, M. H., & Ridley, K. S. (2005). Math anxiety and its cognitive consequences: A tutorial review. In *Handbook of mathematical cognition* (pp. 315–327). Psychology Press. https://doi.org/10.4324/9780203998045

Batton, M. (2010). The effect of cooperative groups on math anxiety. *Walden Dissertations and Doctoral Studies*. https://scholarworks.waldenu.edu/dissertations/822

Begeny, J. C., Codding, R. S., Wang, J., Hida, R. M., Patterson, S. L., Kessler, S., Fields-Turner, F., & Ramos, K. A. (2020). An Analysis of Motivation Strategies Used within the Small-Group Accelerating Mathematics Performance through Practice Strategies (AMPPS-SG) Program. *Psychology in the Schools*, *57*(4), 540–555. https://doi.org/10.1002/pits.22334

Bhusal, A. (2021). *Predicting Student’s Performance Through Data Mining*. https://doi.org/10.48550/ARXIV.2112.01247

Bibal, A., Delchevalerie, V., & Frénay, B. (2023). DT-SNE: T-SNE discrete visualizations as decision tree structures. *Neurocomputing*, *529*, 101–112. https://doi.org/10.1016/j.neucom.2023.01.073

Biggs, J. B., & Tang, C. S. (2011). *Teaching for quality learning at university: What the student does* (4th edition). McGraw-Hill, Society for Research into Higher Education & Open University Press.

Bilgin, I., Karakuyu, Y., & Ay, Y. (2015). The Effects of Project Based Learning on Undergraduate Students’ Achievement and Self-Efficacy Beliefs Towards Science Teaching. *EURASIA Journal of Mathematics, Science and Technology Education*, *11*(3). https://doi.org/10.12973/eurasia.2014.1015a

Blažič, M., Ivanuš-Grmek, M., Kramar, M., & Strmčnik, F. (2003). *Didaktika: Visokošolski učbenik*. Visokošolsko središče, Inštitut za raziskovalno in razvojno delo.

Bonesrønning, H., Finseraas, H., Hardoy, I., Iversen, J. M. V., Nyhus, O. H., Opheim, V., Salvanes, K. V., Sandsør, A. M. J., & Schøne, P. (2022). Small-group instruction to improve student performance in mathematics in early grades: Results from a randomized field experiment. *Journal of Public Economics*, *216*, 104765. https://doi.org/10.1016/j.jpubeco.2022.104765

Boyle, G. J. (1995). Myers-Briggs Type Indicator (MBTI): Some Psychometric Limitations. *Australian Psychologist*, *30*(1), 71–74. https://doi.org/10.1111/j.1742-9544.1995.tb01750.x

Bregant, B. (2023). *Tandem learning: Student dataset* (1.0) [dataset]. GitHub. https://github.com/borbregant/ai\_tandem\_learning

Bregant, B., & Doz, D. (2024). *Korelacija matematične anksioznosti in matematične motivacije pri pouku matematike v gimnaziji* [Unpublished manuscript].

Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, *45*(1), 5–32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

Bruffee, K. (1993). *Consensus Groups: A Basic Model of Classroom Collaboration. Collaborative Learning: Higher Education, Interdependence, and the Authority of Knowledge. 28-51. Baltimore, MD: Johns Hopkins UP. PREVERI IN DAJ USTREZNE PODATKE V ZOTERO*.

Bruffee, K. A. (1984). Collaborative Learning and the ‘Conversation of Mankind’. *College English*, *46*(7), 635. https://doi.org/10.2307/376924

Burgess, A., & Mellis, C. (2015). Feedback and assessment for clinical placements: Achieving the right balance. *Advances in Medical Education and Practice*, 373. https://doi.org/10.2147/AMEP.S77890

Carlson, J. G. (1985). Recent Assessments of the Myers-Briggs Type Indicator. *Journal of Personality Assessment*, *49*(4), 356–365. https://doi.org/10.1207/s15327752jpa4904\_3

Carlyn, M. (1977). An Assessment of the Myers-Briggs Type Indicator. *Journal of Personality Assessment*, *41*(5), 461–473. https://doi.org/10.1207/s15327752jpa4105\_2

Chamberlin, S. (2010). A review of Instruments Created to Assess Affect in Mathematics. *Journal of Mathematics Education*, *3*(1), 167–182.

Charbuty, B., & Abdulazeez, A. (2021). Classification Based on Decision Tree Algorithm for Machine Learning. *Journal of Applied Science and Technology Trends*, *2*(01), 20–28. https://doi.org/10.38094/jastt20165

Chen, R.-C., Dewi, C., Huang, S.-W., & Caraka, R. E. (2020). Selecting critical features for data classification based on machine learning methods. *Journal of Big Data*, *7*(1), 52. https://doi.org/10.1186/s40537-020-00327-4

Chen, S., Webb, G. I., Liu, L., & Ma, X. (2020). A novel selective naïve Bayes algorithm. *Knowledge-Based Systems*, *192*, 105361. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2019.105361

Chicco, D., Tötsch, N., & Jurman, G. (2021). The Matthews correlation coefficient (MCC) is more reliable than balanced accuracy, bookmaker informedness, and markedness in two-class confusion matrix evaluation. *BioData Mining*, *14*(1), 13. https://doi.org/10.1186/s13040-021-00244-z

Chui, K. T., Fung, D. C. L., Lytras, M. D., & Lam, T. M. (2020). Predicting at-risk university students in a virtual learning environment via a machine learning algorithm. *Computers in Human Behavior*, *107*, 105584. https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.06.032

Cieslak, D. A., & Chawla, N. V. (2008). Learning Decision Trees for Unbalanced Data. In W. Daelemans, B. Goethals, & K. Morik (Eds.), *Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases* (Vol. 5211, pp. 241–256). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-87479-9\_34

Coan, R. W. (1978). *The Eighth Mental Measurements Yearbook*, *1*, 970–975.

Cohen, E. G., & Lotan, R. A. (2014). *Designing Groupwork: Strategies for the Heterogeneous Classroom Third Edition*. Teachers College Press.

Copeland, J. (2023). Artificial intelligence. In *Encyclopedia Britannica*. https://www.britannica.com/technology/artificial-intelligence

Cortez, P., & Silva, A. (2008). *Using data mining to predict secondary school student performance*.

Cuder, A., Živković, M., Doz, E., Pellizzoni, S., & Passolunghi, M. C. (2023). The relationship between math anxiety and math performance: The moderating role of visuospatial working memory. *Journal of Experimental Child Psychology*, *233*, 105688. https://doi.org/10.1016/j.jecp.2023.105688

De Winter, J. C. F., Gosling, S. D., & Potter, J. (2016). Comparing the Pearson and Spearman correlation coefficients across distributions and sample sizes: A tutorial using simulations and empirical data. *Psychological Methods*, *21*(3), 273–290. https://doi.org/10.1037/met0000079

DeVito, A. J. (1985). *Review of the Myers-Briggs Type Indicator*. *1*, 1030–1032.

Dillenbourg, P., Baker, M., Blaye, A., & O’Malley, C. (Eds.). (1996). The evolution of research on collaborative learning. *Learning in Humans and Machine: Towards an Interdisciplinary Learning Science*, 189–211.

Druckman, D., & Bjork, R. A. (1991). *In the Mind’s Eye: Enhancing Human Performance* (p. 1580). National Academies Press. https://doi.org/10.17226/1580

Echeverría Castro, S. B., Sotelo Castillo, M. A., Acosta Quiroz, C. O., & Barrera Hernández, L. F. (2020). Measurement Model and Adaptation of a Self-Efficacy Scale for Mathematics in University Students. *SAGE Open*, *10*(1), 215824401989908. https://doi.org/10.1177/2158244019899089

Elliott, S. N., Malecki, C. K., & Demaray, M. K. (2001). New Directions in Social Skills Assessment and Intervention for Elementary and Middle School Students. *Exceptionality*, *9*(1–2), 19–32. https://doi.org/10.1080/09362835.2001.9666989

Farooqi, S. (2021). Social Support in the Classroom: Being Sensitive to Introversion and Shyness. *International Journal of Education and Psychology in the Community*, *11*, 109–119.

*Fastest Myers-Briggs test*. (n.d.). Retrieved 21 October 2023, from https://dynomight.net/mbti/

Faust, M. W. (1996). Mathematics Anxiety Effects in Simple and Complex Addition. *Mathematical Cognition*, *2*(1), 25–62. https://doi.org/10.1080/135467996387534

Fennema, E., & Sherman, J. A. (1976). Fennema-Sherman Mathematics Attitudes Scales: Instruments Designed to Measure Attitudes toward the Learning of Mathematics by Females and Males. *Journal for Research in Mathematics Education*, *7*(5), 324. https://doi.org/10.2307/748467

Fiorella, L., Yoon, S. Y., Atit, K., Power, J. R., Panther, G., Sorby, S., Uttal, D. H., & Veurink, N. (2021). Validation of the Mathematics Motivation Questionnaire (MMQ) for secondary school students. *International Journal of STEM Education*, *8*(1), 52. https://doi.org/10.1186/s40594-021-00307-x

Frank, E., Trigg, L., Holmes, G., & Witten, I. H. (2000). Naive Bayes for regression. *Machine Learning*, *41*(1), 5–25. https://doi.org/10.1023/A:1007670802811

Gamson, Z. F. (1994). Collaborative Learning Comes Of Age. *Change: The Magazine of Higher Learning*, *26*(5), 44–49. https://doi.org/10.1080/00091383.1994.10544652

Gaudet, A. D., Ramer, L. M., Nakonechny, J., Cragg, J. J., & Ramer, M. S. (2010). Small-Group Learning in an Upper-Level University Biology Class Enhances Academic Performance and Student Attitudes Toward Group Work. *PLoS ONE*, *5*(12), e15821. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0015821

Gnesdilow, D., Evenstone, A. L., Rutledge, J., Sullivan, S., & Puntambekar, S. (2013). *Group Work in the Science Classroom: How Gender Composition May Affect Individual Performance*. 34–37. https://doi.org/10.13140/2.1.1718.5285

Goreyshi, M. K., Kargar, F. R., Noohi, S., & Ajilchi, B. (2013). Effect of Combined Mastery-Cooperative Learning on Emotional Intelligence, Self-esteem and Academic Achievement in Grade Skipping. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, *84*, 470–474. https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2013.06.586

Gostinčar-Blagotinšek, A. (2016). *Raziskovalni pouk fizikalnih vsebin naravoslovja na razredni stopnji* [PhD Thesis, Univerza v Ljubljani]. http://pefprints.pef.uni-lj.si/3689/

Govekar-Okoliš, M., Jeznik, K., Breznikar, N., & Skubic Ermenc, K. (2020). Pedagoško-andragoški dnevi 2020. *Andragoška Spoznanja*, *26*(2), 125–131. https://doi.org/10.4312/as.26.2.125-131

Grandini, M., Bagli, E., & Visani, G. (2020). *Metrics for Multi-Class Classification: An Overview*. https://doi.org/10.48550/ARXIV.2008.05756

Gull, F., & Shehzad, S. (2015). Effects of Cooperative Learning on Students’ Academic Achievement. *Journal of Education and Learning (EduLearn)*, *9*(3), 246–255. https://doi.org/10.11591/edulearn.v9i3.2071

Guyon, I., & Elisseeff, A. (2003). An introduction to variable and feature selection. *The Journal of Machine Learning Research*, *3*(null), 1157–1182.

Han, Y., & Xu, Y. (2020). The development of student feedback literacy: The influences of teacher feedback on peer feedback. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, *45*(5), 680–696. https://doi.org/10.1080/02602938.2019.1689545

Harangi, B., Baran, A., & Hajdu, A. (2020). Assisted deep learning framework for multi-class skin lesion classification considering a binary classification support. *Biomedical Signal Processing and Control*, *62*, 102041. https://doi.org/10.1016/j.bspc.2020.102041

Hecht, C. A., Grande, M. R., & Harackiewicz, J. M. (2021). The role of utility value in promoting interest development. *Motivation Science*, *7*(1), 1–20. https://doi.org/10.1037/mot0000182

Henschen, B. M., & Sidlow, E. I. (1990). Collaborative Writing. *College Teaching*, *38*(1), 29–32. https://doi.org/10.1080/87567555.1990.10532183

Hernandez, H. (2021). *Testing for Normality: What is the Best Method?* https://doi.org/10.13140/RG.2.2.13926.14406

Hillyard, C., Gillespie, D., & Littig, P. (2010). University students’ attitudes about learning in small groups after frequent participation. *Active Learning in Higher Education*, *11*(1), 9–20. https://doi.org/10.1177/1469787409355867

Hodges, L. C. (2018). Contemporary Issues in Group Learning in Undergraduate Science Classrooms: A Perspective from Student Engagement. *CBE—Life Sciences Education*, *17*(2), es3. https://doi.org/10.1187/cbe.17-11-0239

Holmes, W., Bialik, M., & Fadel, C. (2019). *Artificial Intelligence in Education. Promise and Implications for Teaching and Learning.*

Hopko, D. R., Mahadevan, R., Bare, R. L., & Hunt, M. K. (2003). The Abbreviated Math Anxiety Scale (AMAS): Construction, Validity, and Reliability. *Assessment*, *10*(2), 178–182. https://doi.org/10.1177/1073191103010002008

Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). *Applied Logistic Regression*. John Wiley & Sons.

Hossain, A., & Tarmizi, R. A. (2013). Effects of Cooperative Learning on Students’ Achievement and Attitudes in Secondary Mathematics. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, *93*, 473–477. https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2013.09.222

Huang, M.-L., Hung, Y.-H., Lee, W. M., Li, R. K., & Jiang, B.-R. (2014). SVM-RFE Based Feature Selection and Taguchi Parameters Optimization for Multiclass SVM Classifier. *The Scientific World Journal*, *2014*, 1–10. https://doi.org/10.1155/2014/795624

Humphrey, N., Lendrum, A., Wigelsworth, M., & Kalambouka, A. (2009). Implementation of primary Social and Emotional Aspects of Learning small group work: A qualitative study. *Pastoral Care in Education*, *27*(3), 219–239. https://doi.org/10.1080/02643940903136808

Järvelä, S., Volet, S., & Järvenoja, H. (2010). Research on Motivation in Collaborative Learning: Moving Beyond the Cognitive–Situative Divide and Combining Individual and Social Processes. *Educational Psychologist*, *45*(1), 15–27. https://doi.org/10.1080/00461520903433539

Jeong, H., Hmelo-Silver, C. E., & Jo, K. (2019). Ten years of Computer-Supported Collaborative Learning: A meta-analysis of CSCL in STEM education during 2005–2014. *Educational Research Review*, *28*, 100284. https://doi.org/10.1016/j.edurev.2019.100284

Jeppu, A. K., Kumar, K. A., & Sethi, A. (2023). ‘We work together as a group’: Implications of jigsaw cooperative learning. *BMC Medical Education*, *23*(1), 734. https://doi.org/10.1186/s12909-023-04734-y

Jiang, X., Zhang, Y., Li, Y., & Zhang, B. (2022). Forecast and analysis of aircraft passenger satisfaction based on RF-RFE-LR model. *Scientific Reports*, *12*(1), 11174. https://doi.org/10.1038/s41598-022-14566-3

Johns, B. H., Crowley, E. P., & Guetzloe, E. (2017). The Central Role of Teaching Social Skills. *Focus on Exceptional Children*, *37*(8). https://doi.org/10.17161/foec.v37i8.6813

Johnson, D. W., & Johnson, R. T. (2011). *Learning together and alone: Cooperative, competitive, and individualistic learning* (5. ed. [Repr.]). Allyn and Bacon.

Johnson, D. W., Johnson, R. T., & Smith, K. A. (1991). *Cooperative learning: Increasing college faculty instructional productivity*. School of Education and Human Development, George Washington University.

Johnson, R. T., & Johnson, D. W. (1986). Cooperative learning in the science classroom. *Science and Children*, *24*(2), 31–32.

Johnson, R. T., & Johnson, D. W. (2021). Learning Together and Alone: The History of Our Involvement in Cooperative Learning. In *Pioneering Perspectives in Cooperative Learning*. Routledge.

Kagan, S. (1985). Co-op Co-op. In R. Slavin, S. Sharan, S. Kagan, R. Hertz-Lazarowitz, C. Webb, & R. Schmuck (Eds.), *Learning to Cooperate, Cooperating to Learn* (pp. 437–452). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-1-4899-3650-9\_16

Kalaian, S., & Kasim, R. (2014). A Meta-Analytic Review of Studies of the Effectiveness of Small-Group Learning Methods on Statistics Achievement. *Journal of Statistics Education*, *22*(1), 2. https://doi.org/10.1080/10691898.2014.11889691

Kalaian, S., Kasim, R., & Nims, J. (2018). Effectiveness of Small-Group Learning Pedagogies in Engineering and Technology Education: A Meta-Analysis. *Journal of Technology Education*, *29*(2), 20–35. https://doi.org/10.21061/jte.v29i2.a.2

Kalin, N. H. (2020). The Critical Relationship Between Anxiety and Depression. *American Journal of Psychiatry*, *177*(5), 365–367. https://doi.org/10.1176/appi.ajp.2020.20030305

Kamid, K., Winarni, S., Rohati, R., Pratama, W. A., & Triani, E. (2022). Student Team Achievement Division Learning Model and Student Process Skills. *Jurnal Ilmiah Sekolah Dasar*, *6*(1), 1–10. https://doi.org/10.23887/jisd.v6i1.42456

Kanter, D. E., & Konstantopoulos, S. (2010). The impact of a project‐based science curriculum on minority student achievement, attitudes, and careers: The effects of teacher content and pedagogical content knowledge and inquiry‐based practices. *Science Education*, *94*(5), 855–887. https://doi.org/10.1002/sce.20391

Khatun, N. (2021). Applications of Normality Test in Statistical Analysis. *Open Journal of Statistics*, *11*(01), 113–122. https://doi.org/10.4236/ojs.2021.111006

Klados, M., Paraskevopoulos, E., Pandria, N., & Bamidis, P. (2019). The Impact of Math Anxiety on Working Memory: A Cortical Activations and Cortical Functional Connectivity EEG Study. *IEEE Access*, *7*, 15027–15039. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2892808

Kohavi, R., & John, G. H. (1997). Wrappers for feature subset selection. *Artificial Intelligence*, *97*(1–2), 273–324. https://doi.org/10.1016/S0004-3702(97)00043-X

Kotsiantis, S., Pierrakeas, C., & Pintelas, P. (2004). Predicting students’ performance in distance learning using machine learning techniques. *Applied Artificial Intelligence*, *18*(5), 411–426. https://doi.org/10.1080/08839510490442058

Kramar, M. (2009). *Pouk*. Educa, Melior.

Kreijns, K., Kirschner, P. A., & Jochems, W. (2003). Identifying the pitfalls for social interaction in computer-supported collaborative learning environments: A review of the research. *Computers in Human Behavior*, *19*(3), 335–353. https://doi.org/10.1016/S0747-5632(02)00057-2

Kubale, V. (2015). *Skupinska učna oblika* (2. dopolnjena izd). Samozal. V. Kubale ; Piko’s Printshop.

Kurniawati, A. D., Genarsih, T., & Nurhidayati, M. (2023). Motivation to Learn Mathematics on Different Personality Types. *Sainstek : Jurnal Sains Dan Teknologi*, *15*(1), 36. https://doi.org/10.31958/js.v15i1.8622

Lal, T. N., Chapelle, O., Weston, J., & Elisseeff, A. (2006). Embedded Methods. In I. Guyon, M. Nikravesh, S. Gunn, & L. A. Zadeh (Eds.), *Feature Extraction: Foundations and Applications* (pp. 137–165). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-35488-8\_6

Li, Q., Cho, H., Cosso, J., & Maeda, Y. (2021). Relations Between Students’ Mathematics Anxiety and Motivation to Learn Mathematics: A Meta-Analysis. *Educational Psychology Review*, *33*(3), 1017–1049. https://doi.org/10.1007/s10648-020-09589-z

Li, W. (1990). Mutual information functions versus correlation functions. *Journal of Statistical Physics*, *60*(5), 823–837. https://doi.org/10.1007/BF01025996

Lim, S. Y., & Chapman, E. (2013). Development of a short form of the attitudes toward mathematics inventory. *Educational Studies in Mathematics*, *82*(1), 145–164. https://doi.org/10.1007/s10649-012-9414-x

Lu, D.-N., Le, H.-Q., & Vu, T.-H. (2020). The Factors Affecting Acceptance of E-Learning: A Machine Learning Algorithm Approach. *Education Sciences*, *10*(10), 270. https://doi.org/10.3390/educsci10100270

Luan, H., & Tsai, C.-C. (2021). A Review of Using Machine Learning Approaches for Precision Education. *Educational Technology & Society*, *24*(1), 250–266.

Lutovac, S. (2008). Matematična anksioznost. *Journal of Elementary Education*, *1*(1/2), Article 1/2.

Magnusson, L. O., & Bäckman, K. (2022). Teaching and learning in age-homogeneous groups versus mixed-age groups in the preschool – the Swedish example. *Cogent Education*, *9*(1), 2109802. https://doi.org/10.1080/2331186X.2022.2109802

Mahasneh, A. M., & Alwan, A. F. (2018). The Effect of Project-Based Learning on Student Teacher Self-efficacy and Achievement. *International Journal of Instruction*, *11*(3), 511–524. https://doi.org/10.12973/iji.2018.11335a

Major, D. A., Turner, J. E., & Fletcher, T. D. (2006). Linking proactive personality and the Big Five to motivation to learn and development activity. *Journal of Applied Psychology*, *91*(4), 927–935. https://doi.org/10.1037/0021-9010.91.4.927

Matitaputty, J. K., Susanto, N., Fadli, M. R., Ramadhan, I., & Manuputty, C. J. (2023). The Effect of Team Games Tournament (TGT) in Social Science Learning to Improve Student Learning Outcomes. *Al Ibtida: Jurnal Pendidikan Guru MI*, *10*(2), 374. https://doi.org/10.24235/al.ibtida.snj.v10i2.15037

McCaslin, W. J., & Lowman, J. (1985). Mastering the Techniques of Teaching. *Teaching Sociology*, *12*(4), 494. https://doi.org/10.2307/1318070

McLeskey, J., Maheady, L., Billingsley, B. S., Brownell, M. T., & Lewis, T. J. (Eds.). (2022). *High leverage practices for inclusive classrooms* (Second edition). Routledge.

Melit Devassy, B., & George, S. (2020). Dimensionality reduction and visualisation of hyperspectral ink data using t-SNE. *Forensic Science International*, *311*, 110194. https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2020.110194

Micari, M., Pazos, P., Streitwieser, B., & Light, G. (2010). Small-group learning in undergraduate STEM disciplines: Effect of group type on student achievement. *Educational Research and Evaluation*, *16*(3), 269–286. https://doi.org/10.1080/13803611.2010.520860

Michaelsen, L. K., Knight, A. B., & Fink, L. D. (2023). *Team-Based Learning: A Transformative Use of Small Groups in College Teaching*. Taylor & Francis.

Ministrstvo za vzgojo in izobraževanje RS, & Pedagoški inštitut. (2023). *Znani rezultati mednarodne raziskave bralne, matematične in naravoslovne pismenosti PISA 2022*. Portal GOV.SI. https://www.gov.si/novice/2023-12-05-znani-rezultati-mednarodne-raziskave-bralne-matematicne-in-naravoslovne-pismenosti-pisa-2022/

Moradi, S., Faghiharam, B., & Ghasempour, K. (2018). Relationship Between Group Learning and Interpersonal Skills With Emphasis on the Role of Mediating Emotional Intelligence Among High School Students. *SAGE Open*, *8*(2), 215824401878273. https://doi.org/10.1177/2158244018782734

Moreno-Guerrero, A.-J., Jurado De Los Santos, P., Pertegal-Felices, M. L., & Soler Costa, R. (2020). Bibliometric Study of Scientific Production on the Term Collaborative Learning in Web of Science. *Sustainability*, *12*(14), 5649. https://doi.org/10.3390/su12145649

*Myers-Briggs/Jung Test: Open Extended Jungian Type Scales*. (n.d.). Retrieved 21 October 2023, from https://openpsychometrics.org/tests/OEJTS/

Natekin, A., & Knoll, A. (2013). Gradient boosting machines, a tutorial. *Frontiers in Neurorobotics*, *7*. https://doi.org/10.3389/fnbot.2013.00021

Ofori, F., Maina, E., & Gitonga, R. (2020). Using Machine Learning Algorithms to Predict Students’ Performance and Improve Learning Outcome: A Literature Based Review. *Journal of Information and Technology*, *4*(1), Article 1.

Oo, T. Z., Magyar, A., & Habók, A. (2021). Effectiveness of the reflection-based reciprocal teaching approach for reading comprehension achievement in upper secondary school in Myanmar. *Asia Pacific Education Review*, *22*(4), 675–698. https://doi.org/10.1007/s12564-021-09707-8

Opitz, J., & Burst, S. (2019). *Macro F1 and Macro F1*. https://doi.org/10.48550/ARXIV.1911.03347

Paterson, K. (2004). *Kako lahko poučujem: Namigi za začetnike in izkušene učitelje* (T. Velušček, Trans.; 1. izd., 1. natis). Rokus.

Pateşan, M., Balagiu, A., & Zechia, D. (2016). The Benefits of Cooperative Learning. *International Conference KNOWLEDGE-BASED ORGANIZATION*, *22*(2), 478–483. https://doi.org/10.1515/kbo-2016-0082

Patil, V. H., & Franken, F. H. (2021). Visualization of statistically significant correlation coefficients from a correlation matrix: A call for a change in practice. *Journal of Marketing Analytics*, *9*(4), 286–297. https://doi.org/10.1057/s41270-021-00120-z

Peklaj, C. (2001). *Sodelovalno učenje ali Kdaj več glav več ve* (1. izd., 1. natis). DZS.

Peklaj, C., Podlesek, A., & Pečjak, S. (2015). Gender, previous knowledge, personality traits and subject-specific motivation as predictors of students’ math grade in upper-secondary school. *European Journal of Psychology of Education*, *30*(3), 313–330. https://doi.org/10.1007/s10212-014-0239-0

Piccirilli, M., Lanfaloni, G. A., Buratta, L., Ciotti, B., Lepri, A., Azzarelli, C., Ilicini, S., D’Alessandro, P., & Elisei, S. (2023). Assessment of math anxiety as a potential tool to identify students at risk of poor acquisition of new math skills: Longitudinal study of grade 9 Italian students. *Frontiers in Psychology*, *14*, 1185677. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1185677

*PsyToolkit*. (n.d.). Retrieved 4 November 2023, from https://www.psytoolkit.org/index.html

Puklek, M. (2001). Skupinsko delo: Kako ga oceniti? *Didakta*, *11*(60/61), 47–51.

Purnami, A. S., Widodo, S. A., & Prahmana, R. C. I. (2018). The effect of team accelerated instruction on students’ mathematics achievement and learning motivation. *Journal of Physics: Conference Series*, *948*, 012020. https://doi.org/10.1088/1742-6596/948/1/012020

Puspita Dewi, Y. (2023). Improving Students’ Speaking Ability in Expressing Opinion through Think Pair Share. *Journal of English Development*, *3*(01), 29–37. https://doi.org/10.25217/jed.v3i01.3078

Qazdar, A., Er-Raha, B., Cherkaoui, C., & Mammass, D. (2019). A machine learning algorithm framework for predicting students performance: A case study of baccalaureate students in Morocco. *Education and Information Technologies*, *24*(6), 3577–3589. https://doi.org/10.1007/s10639-019-09946-8

Radkowitsch, A., Vogel, F., & Fischer, F. (2020). Good for learning, bad for motivation? A meta-analysis on the effects of computer-supported collaboration scripts. *International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning*, *15*(1), 5–47. https://doi.org/10.1007/s11412-020-09316-4

Rado, O., Ali, N., Sani, H. M., Idris, A., & Neagu, D. (2019). Performance Analysis of Feature Selection Methods for Classification of Healthcare Datasets. In K. Arai, R. Bhatia, & S. Kapoor (Eds.), *Intelligent Computing* (Vol. 997, pp. 929–938). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-22871-2\_66

Rafiei Taba Zavareh, S. E., Bagheri, N., & Sabet, M. (2022). Effectiveness of Cooperative Learning on Math Anxiety, Academic Motivation and Academic Buoyancy in High school Students. *Iranian Evolutionary and Educational Psychology Journal*, *4*(3), 410–421. https://doi.org/10.52547/ieepj.4.3.410

Ramsay, A., Hanlon, D., & Smith, D. (2000). The association between cognitive style and accounting students’ preference for cooperative learning: An empirical investigation. *Journal of Accounting Education*, *18*(3), 215–228. https://doi.org/10.1016/S0748-5751(00)00018-X

Randall, K., Isaacson, M., & Ciro, C. (2017). Validity and Reliability of the Myers-Briggs Personality Type Indicator: A Systematic Review and Meta-analysis. *Journal of Best Practices in Health Professions Diversity*, *10*(1), 1–27.

Rastrollo-Guerrero, J. L., Gómez-Pulido, J. A., & Durán-Domínguez, A. (2020). Analyzing and Predicting Students’ Performance by Means of Machine Learning: A Review. *Applied Sciences*, *10*(3), 1042. https://doi.org/10.3390/app10031042

Rau, W., & Heyl, B. S. (1990). Humanizing the College Classroom: Collaborative Learning and Social Organization among Students. *Teaching Sociology*, *18*(2), 141. https://doi.org/10.2307/1318484

Razdevšek-Pučko, C. (1993). *Razredna interakcija: Študijsko gradivo za pedagoško psihologijo*.

Ri̇dwan, M. R., & Hadi̇, S. (2022). A meta-analysis study on the effectiveness of a cooperative learning model on vocational high school students’ mathematics learning outcomes. *Participatory Educational Research*, *9*(4), 396–421. https://doi.org/10.17275/per.22.97.9.4

Rodger, S., Murray, H. G., & Cummings, A. L. (2007). Gender Differences in Cooperative Learning with University Students. *Alberta Journal of Educational Research*, *53*(2), Article 2. https://doi.org/10.11575/ajer.v53i2.55260

Rodriguez-Galiano, V., Sanchez-Castillo, M., Chica-Olmo, M., & Chica-Rivas, M. (2015). Machine learning predictive models for mineral prospectivity: An evaluation of neural networks, random forest, regression trees and support vector machines. *Ore Geology Reviews*, *71*, 804–818. https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2015.01.001

Romero, A. A., & Angeles, E. D. (2023). Flipped Classroom in a Digital Learning Space: Its Effect on the Students’ Attitude Toward Mathematics. *International Journal of Learning, Teaching and Educational Research*, *22*(1), 210–227. https://doi.org/10.26803/ijlter.22.1.12

Rot Vrhovec, A. (2015). Forms of Cooperative Learning in Language Teaching in Slovenian Language Classes at the Primary School Level. *Center for Educational Policy Studies Journal*, *5*(3), 129–155. https://doi.org/10.26529/cepsj.132

Rovetta, A. (2020). Raiders of the Lost Correlation: A Guide on Using Pearson and Spearman Coefficients to Detect Hidden Correlations in Medical Sciences. *Cureus*, *12*(12). https://doi.org/10.7759/cureus.11794

Santos-Trigo, M. (2007). Mathematical problem solving: An evolving research and practice domain. *ZDM*, *39*(5–6), 523–536. https://doi.org/10.1007/s11858-007-0057-9

Sari, M., & Surya, E. (2017). Improving the Learning Outcomes of Students using Numbered Heads Together Model in the Subjects of Mathematics. *International Journal of Sciences: Basic and Applied Research*, *33*(3), 311–319.

Schapire, R. E. (2003). The Boosting Approach to Machine Learning: An Overview. In D. D. Denison, M. H. Hansen, C. C. Holmes, B. Mallick, & B. Yu (Eds.), *Nonlinear Estimation and Classification* (Vol. 171, pp. 149–171). Springer New York. https://doi.org/10.1007/978-0-387-21579-2\_9

Schober, P., Boer, C., & Schwarte, L. A. (2018). Correlation Coefficients: Appropriate Use and Interpretation. *Anesthesia & Analgesia*, *126*(5), 1763–1768. https://doi.org/10.1213/ANE.0000000000002864

Scribner, J. P., & Donaldson, J. F. (2001). The Dynamics of Group Learning in a Cohort: From Nonlearning to Transformative Learning. *Educational Administration Quarterly*, *37*(5), 605–636. https://doi.org/10.1177/00131610121969442

Selimović, Z., Selimović, H., & Opić, S. (2018). Development of social skills among elementary school children. *International Journal of Cognitive Research in Science Engineering and Education*, *6*(1), 17–30. https://doi.org/10.5937/ijcrsee1801017S

Seufert, S., Guggemos, J., & Tarantini, E. (2020). Online Professional Learning Communities for Developing Teachers’ Digital Competences. In P. Isaias, D. G. Sampson, & D. Ifenthaler (Eds.), *Technology Supported Innovations in School Education* (pp. 159–173). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-48194-0\_9

Shalev-Shwartz, S., & Ben-David, S. (2014). *Understanding machine learning: From theory to algorithms*. Cambridge university press.

Sharan, Y., & Sharan, S. (1990). Group Investigation Expands Cooperative Learning. *Educational Leadership*, *47*(4), 17–21.

Siemens, G., & Gasevic, D. (2012). Guest Editorial—Learning and Knowledge Analytics. *Educational Technology and Society*, *15*(1–2).

Šilih, G. (1970). *Didaktika*. Državna založba Slovenije.

Slavin, R. E. (1996). Research on Cooperative Learning and Achievement: What We Know, What We Need to Know. *Contemporary Educational Psychology*, *21*(1), 43–69. https://doi.org/10.1006/ceps.1996.0004

Slavin, R. E., Hurley, E. A., & Chamberlain, A. (2003). Cooperative Learning and Achievement: Theory and Research. In I. B. Weiner (Ed.), *Handbook of Psychology* (1st ed., pp. 177–198). Wiley. https://doi.org/10.1002/0471264385.wei0709

Smith, A. B., & Irey, R. K. (1974). *Personality Variables and the Improvement of College Teaching*. https://eric.ed.gov/?id=ED096313

Stickler, U., & Emke, M. (2011). Tandem Learning in Virtual Spaces: Supporting Non-formal and Informal Learning in Adults. In P. Benson & H. Reinders (Eds.), *Beyond the Language Classroom* (pp. 146–160). Palgrave Macmillan UK. https://doi.org/10.1057/9780230306790\_12

Stimpson, A. J., & Cummings, M. L. (2014). Assessing Intervention Timing in Computer-Based Education Using Machine Learning Algorithms. *IEEE Access*, *2*, 78–87. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2014.2303071

Suárez-Pellicioni, M., Núñez-Peña, M. I., & Colomé, À. (2016). Math anxiety: A review of its cognitive consequences, psychophysiological correlates, and brain bases. *Cognitive, Affective, & Behavioral Neuroscience*, *16*(1), 3–22. https://doi.org/10.3758/s13415-015-0370-7

Sun, Y., Zhang, Z., Yang, Z., & Li, D. (2019). Application of Logistic Regression with Fixed Memory Step Gradient Descent Method in Multi-Class Classification Problem. *2019 6th International Conference on Systems and Informatics (ICSAI)*, 516–521. https://doi.org/10.1109/ICSAI48974.2019.9010220

Sundre, D., Barry, C., Gynnild, V., & Tangen Ostgard, E. (2012). Motivation for Achievement and Attitudes toward Mathematics Instruction in a Required Calculus Course at the Norwegian University of Science and Technology. *Numeracy*, *5*(1). https://doi.org/10.5038/1936-4660.5.1.4

Suthaharan, S. (2016). Support Vector Machine. In S. Suthaharan, *Machine Learning Models and Algorithms for Big Data Classification* (Vol. 36, pp. 207–235). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7641-3\_9

Tapia, M., & Marsh, G. E. (2004). An Instrument to Measure Mathematics Attitudes. *Academic Exchange Quarterly*, *8*, 16–22.

Tavazzi, E., Daberdaku, S., Vasta, R., Calvo, A., Chiò, A., & Di Camillo, B. (2020). Exploiting mutual information for the imputation of static and dynamic mixed-type clinical data with an adaptive k-nearest neighbours approach. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, *20*(S5), 174. https://doi.org/10.1186/s12911-020-01166-2

Tella, A. (2007). The Impact of Motivation on Student’s Academic Achievementand Learning Outcomes in Mathematics among Secondary School Students in Nigeria. *EURASIA Journal of Mathematics, Science and Technology Education*, *3*(2). https://doi.org/10.12973/ejmste/75390

Tiwery, S. D., & Souisa, T. R. (2019). Inside-Outside Circle as the Way in Building Students’ Motivation and Interaction in Speaking Classroom Activities. *International Journal of Language Education*, 33–45. https://doi.org/10.26858/ijole.v1i1.6703

Tomić, A. (2002). *Spremljanje pouka* (1. natis). Zavod Republike Slovenije za šolstvo.

Tomić, A. (2003). *Izbrana poglavja iz didaktike*.

Tsai, S.-C., Chen, C.-H., Shiao, Y.-T., Ciou, J.-S., & Wu, T.-N. (2020). Precision education with statistical learning and deep learning: A case study in Taiwan. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, *17*(1), 12. https://doi.org/10.1186/s41239-020-00186-2

Ünal, M. (2017). Preferences of Teaching Methods and Techniques in Mathematics with Reasons. *Universal Journal of Educational Research*, *5*(2), 194–202. https://doi.org/10.13189/ujer.2017.050204

Usmadi, U., Hasanah, H., & Ergusni, E. (2020). The Impact of the Implementation Three-Step Interview Cooperative Learning Model in Mathematics Learning Toward the Learners’ Activities And Outcomes. *Malikussaleh Journal of Mathematics Learning (MJML)*, *3*(1), 8. https://doi.org/10.29103/mjml.v3i1.2447

Vallée-Tourangeau, F., Sirota, M., & Villejoubert, G. (2013). Reducing The Impact of Math Anxiety on Mental Arithmetic: The Importance of Distributed Cognition. *Cognitive Science*, *35*. https://consensus.app/papers/reducing-impact-math-anxiety-mental-arithmetic-vall%C3%A9etourangeau/a1049a1c0af255c7a9d4f20dc1b547e2/

Van Der Laan Smith, J., & Spindle, R. M. (2007). The impact of group formation in a cooperative learning environment. *Journal of Accounting Education*, *25*(4), 153–167. https://doi.org/10.1016/j.jaccedu.2007.09.002

van der Maaten, L. J. P., & Hinton, G. E. (2008). Visualizing High-Dimensional Data Using t-SNE. *Journal of Machine Learning Research*, *9*(nov), 2579–2605.

Van Diggele, C., Burgess, A., & Mellis, C. (2020). Planning, preparing and structuring a small group teaching session. *BMC Medical Education*, *20*(S2), 462. https://doi.org/10.1186/s12909-020-02281-4

Varoquaux, G., & Colliot, O. (2023). Evaluating Machine Learning Models and Their Diagnostic Value. In O. Colliot (Ed.), *Machine Learning for Brain Disorders* (Vol. 197, pp. 601–630). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-1-0716-3195-9\_20

Vergara, J. R., & Estévez, P. A. (2014). A review of feature selection methods based on mutual information. *Neural Computing and Applications*, *24*(1), 175–186. https://doi.org/10.1007/s00521-013-1368-0

Viroli, C., & McLachlan, G. J. (2019). Deep Gaussian mixture models. *Statistics and Computing*, *29*(1), 43–51. https://doi.org/10.1007/s11222-017-9793-z

Vishwanathan, S. V. N., & Smola, A. (2008). *Introduction to Machine Learning*. Cambridge University Press. https://alex.smola.org/drafts/thebook.pdf

Vujovic, Ž. Ð. (2021). Classification Model Evaluation Metrics. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, *12*(6). https://doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0120670

Wahyu Ariani, D. (2013). Personality and Learning Motivation. *European Journal of Business and Management*, *5*.

Wakhata, R., Mutarutinya, V., & Balimuttajjo, S. (2022). Secondary school students’ attitude towards mathematics word problems. *Humanities and Social Sciences Communications*, *9*(1), 444. https://doi.org/10.1057/s41599-022-01449-1

Wang, S., Christensen, C., Cui, W., Tong, R., Yarnall, L., Shear, L., & Feng, M. (2023). When adaptive learning is effective learning: Comparison of an adaptive learning system to teacher-led instruction. *Interactive Learning Environments*, *31*(2), 793–803. https://doi.org/10.1080/10494820.2020.1808794

Wang, Z., Lukowski, S. L., Hart, S. A., Lyons, I. M., Thompson, L. A., Kovas, Y., Mazzocco, M. M. M., Plomin, R., & Petrill, S. A. (2015). Is Math Anxiety Always Bad for Math Learning? The Role of Math Motivation. *Psychological Science*, *26*(12), 1863–1876. https://doi.org/10.1177/0956797615602471

Wang, Z., Shakeshaft, N., Schofield, K., & Malanchini, M. (2018). Anxiety is not enough to drive me away: A latent profile analysis on math anxiety and math motivation. *PLOS ONE*, *13*(2), e0192072. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0192072

Webb, N. M. (1991). Task-Related Verbal Interaction and Mathematics Learning in Small Groups. *Journal for Research in Mathematics Education*, *22*(5), 366. https://doi.org/10.2307/749186

Wei, M., Chow, T. W. S., & Chan, R. H. M. (2015). Heterogeneous feature subset selection using mutual information-based feature transformation. *Neurocomputing*, *168*, 706–718. https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.05.053

Wester, J. S. (2021). Students’ Possibilities to Learn From Group Discussions Integrated in Whole-class Teaching in Mathematics. *Scandinavian Journal of Educational Research*, *65*(6), 1020–1036. https://doi.org/10.1080/00313831.2020.1788148

Wickham, H. (2014). Tidy Data. *Journal of Statistical Software*, *59*, 1–23. https://doi.org/10.18637/jss.v059.i10

Wickramasinghe, I., & Kalutarage, H. (2021). Naive Bayes: Applications, variations and vulnerabilities: a review of literature with code snippets for implementation. *Soft Computing*, *25*(3), 2277–2293. https://doi.org/10.1007/s00500-020-05297-6

Wieselmann, J., Dare, E., Ring‐Whalen, E., & Roehrig, G. (2020). “I just do what the boys tell me”: Exploring small group student interactions in an integrated STEM unit. *Journal of Research in Science Teaching*, *57*(1), 112–144. https://doi.org/10.1002/tea.21587

Wigfield, A., & Meece, J. L. (1988). Math anxiety in elementary and secondary school students. *Journal of Educational Psychology*, *80*(2), 210–216. https://doi.org/10.1037/0022-0663.80.2.210

Wilson, G., & Blednick, J. (2011). *Teaching in tandem: Effective co-teaching in the inclusive classroom*. ASCD.

Wilson, S., & Varma-Nelson, P. (2016). Small Groups, Significant Impact: A Review of Peer-Led Team Learning Research with Implications for STEM Education Researchers and Faculty. *Journal of Chemical Education*, *93*(10), 1686–1702. https://doi.org/10.1021/acs.jchemed.5b00862

Wlodzislaw, D., Winiarski, T., Biesiada, J., & Kachel, A. (2003). *Feature selection and ranking filters*.

Wyman, P. J., & Watson, S. B. (2020). Academic achievement with cooperative learning using homogeneous and heterogeneous groups. *School Science and Mathematics*, *120*(6), 356–363. https://doi.org/10.1111/ssm.12427

Xanthopoulos, P., Pardalos, P. M., & Trafalis, T. B. (2013). Linear Discriminant Analysis. In P. Xanthopoulos, P. M. Pardalos, & T. B. Trafalis, *Robust Data Mining* (pp. 27–33). Springer New York. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-9878-1\_4

Yakubu, M. N., & Abubakar, A. M. (2022). Applying machine learning approach to predict students’ performance in higher educational institutions. *Kybernetes*, *51*(2), 916–934. https://doi.org/10.1108/K-12-2020-0865

Yang, S. (2021). Guest Editorial: Precision Education - A New Challenge for AI in Education. *Educational Technology and Society*, *24*(1), 105–108.

Yang, X. (2023). A Historical Review of Collaborative Learning and Cooperative Learning. *TechTrends*, *67*(4), 718–728. https://doi.org/10.1007/s11528-022-00823-9

Yavuz, G., Ozyildirim, F., & Dogan, N. (2012). Mathematics Motivation Scale: A Validity and Reliability. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, *46*, 1633–1638. https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.05.352

Ying, X. (2019). An Overview of Overfitting and its Solutions. *Journal of Physics: Conference Series*, *1168*, 022022. https://doi.org/10.1088/1742-6596/1168/2/022022

Yu-Tzu Lin, Cheng-Chih Wu, Zhi-Hong Chen, & Pei-Yi Ku. (2020). How Gender Pairings Affect Collaborative Problem Solving in Social-Learning Context: The Effects on Performance, Behaviors, and Attitudes. *Educational Technology & Society*, *23*(4). https://doi.org/10.30191/ETS.202010\_23(4).0003

Žakelj, A., Bon Klanjšček, M., Jerman, M., Kmetič, S., Repolusk, S., Ruter, A., Legiša, P., & Hvastija, D. (2008). *Učni načrt. Matematika gimnazija: Splošna, klasična in strokovna gimnazija : obvezni predmet in matura (560 ur)*. Ministrstvo za šolstvo in šport : Zavod RS za šolstvo.

Zhang, W., Yang, A. C. H., Huang, L., Leung, D. Y. H., & Lau, N. (2022). Correlation between the composition of personalities and project success in project-based learning among design students. *International Journal of Technology and Design Education*, *32*(5), 2873–2895. https://doi.org/10.1007/s10798-021-09716-z

Zhang, Y., & Li, Z. (2023). The use of constructive controversy to improve students’ understandings of and attitudes towards animal welfare in China. *Journal of Biological Education*, *57*(5), 1048–1061. https://doi.org/10.1080/00219266.2021.2011768

Zhang, Z. (2016). Introduction to machine learning: K-nearest neighbors. *Annals of Translational Medicine*, *4*(11), 218–218. https://doi.org/10.21037/atm.2016.03.37

# Priloga A: Vprašalnik

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Ciljna spremenljivka:  Označi, kje na linearni skali od 1 (Ne – zdi se mi izguba časa) do 3 (Metoda je bila zabavna in koristna) | 1. | Se ti je metoda (delo v skupini) zdela na sploh uspešna? Upoštevaj tako vidik napredovanja pri matematiki, kot popestritve pouka. |  |
| Kviz osebnosti (motivacija): Označi, koliko od 1 do 5 se strinjaš s trditvijo | 2. | V moji izobraževalni poti želim imeti čim več matematike | 2-3+4+5+6+7-8 |
| 3. | Na fakulteti bi se rad izognil matematki |
| 4. | Težavnost matematike me privlači |
| 5. | Učenje (napredne) matematike smatram za uporabno |
| 6. | Deljenje idej za reševanje matematičnega problema mi je v coni udobja |
| 7 | Rad imam matematiko |
| 8 | Matematika je dolgočasna |
| Kviz osebnosti (matematična anksioznost): Od 1 (skoraj nič anksioznosti) do 5 (velika anksioznost) označi, koliko ti sledeča stvar povzroča anksioznosti (nelagodja, tesnobe) | 9 | Uporaba in iskanje formul ter tabel na zadnji strani poglavja v učbeniku | 9+10+11+12+13+14+15+16+17 |
| 10 | Razmišljanje o testu matematike dan prej |
| 11 | Gledanje profesorja, ki na tablo rešuje enačbo |
| 12 | Pisanje testa matematike |
| 13 | Prejemanje domače naloge pri matematiki |
| 14 | Poslušanje ure matematike v razredu |
| 15 | Poslušanje sošolca, ki razlaga snov pri matematiki |
| 16 | Pisanje kratkega nenapovedanega preverjanja pri matematiki |
| 17 | Začetek nove snovi pri pouku matematike |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Kviz osebnosti (MBTI): Za vsak par označi, kje na lestvici (od 1 do 5) med elementoma, meniš, da si | 18 | Naredim seznam | Zanašam se na spomin | Introvertiranost / ekstrovertiranost:  Sensing / intuicija  Meja za vse: 24 |
| 19 | Skeptičen | Želim verjeti |
| 20 | Dolgčas mi je biti sam | Potrebujem čas zase |
| 21 | Sprejmem stvari take kot so | Nisem zadovoljen s trenutnim stanjem |
| 22 | Skrbim za čistočo sobe | Odlagam stvari kjerkoli |
| 23 | Oznaka človeka kot “robota” je žaljiva | Stremim k “mehaničnemu” razmišljanju |
| 24 | Poln energije | Relaksiran |
| 25 | Raje imam vprašanja zaprtega tipa | Raje imam esejska vprašanja |
| 26 | Sem kaotičen | Sem organiziran |
| 27 | Enostavno me je čustveno raniti | Imam trdo kožo |
| 28 | Najbolje delam v skupinah | Najbolje delam sam |
| 29 | Osredotočen sem na sedanjost | Osredotočen sem na prihodnost |
| 30 | Načrte delam vnaprej | Načrte delam zadnji hip |
| 31 | Želim spoštovanje drugih | Želim ljubezen drugih |
| 32 | Zabave me utrujajo | Na zabavah zaživim |
| 33 | Zlijem se z okolico | Izstopam |
| 34 | Imam rezervne načrte | Dejanju sem predan |
| 35 | Želim biti dober v popravljanju stvari | Želim biti dober v “popravljanju” oseb |
| 36 | Več govorim | Več poslušam |
| 37 | Ko razalagm dogodek, povem, kaj se je zgodilo | Ko razalagm dogodek se osredotočim na njegov pomen |
| 38 | Dela se hitro lotim | Z delom odlašam (prokrastiniram) |
| 39 | Sledim srcu | Sledim glavi |
| 40 | Ostanem doma | Grem ven |
| 41 | Želim širšo sliko zgodbe | Želim podrobnosti zgodbe |
| 42 | Improviziram | Se pripravim |
| 43 | Etiko temeljim na pravici | Etiko temeljim na sočustvovanju |
| 44 | Ne maram kričati | kričanje, ko so poslušalci daleč mi je naravno |
| 45 | Raje imam teorijo | Raje imam prakso (empirijo) |
|  | 46 | Trdo delam | Trdo se zabavam |  |
|  | 47 | Čustva me spravijo iz cone udobja | Čustva upoštevam in cenim |  |
|  | 48 | Rad nastopam pred ljudmi | Javnemu govoru se izogibam |  |
|  | 49 | Želim vedeti kdo, kaj, kdaj. | Želim vedeti zakaj |  |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Splošna vprašanja | 50 | 48 | Lanska zaključna ocena pri matematiki | Možne vrednosti 1 – 5 |
| 51 | 49 | Razred | 7 možnih izbir |
| 52 | 50 | Spol | 2 možni izbiri |
| 53 | 51 | Učeči profesor | 4 možne izbire |
| Vprašanja, ki se navezujejo na tandemsko delo | 54 | 52 | Oceni, koliko je bilo v povprečju v tandemu interakcije | 3 možne izbire:  0 (skoraj nič) – 2 (veliko) |
| 55 | 53 | Oceni, kako produktivna je bila interakcija | 3 možne izbire:  0 (več klepetanja kot produktivnega dela) – 2... |
| 56 | 54 | Si pripomogel več kot tvoj partner v tandemu | 3 možne izbire:  0 (pripomogel sem manj) – 2 (pripomogel sem več) |