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. Zahvala gre pravzaprav celotni UP PEF, ki ste me spremljali na tem delu moje poti.

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:

IZVLEČE

Prevedeno gpt.

Glavni cilj institucij srednjega šolstva je zagotoviti kakovostno izobraževanje svojim študentom. Eden od načinov za doseganje tega cilja je uvajanje različnih učnih metod, med katerimi je tudi tandemsko učenje, ki predstavlja metodo sodelovalnega učenja v majhnih skupinah. Ne vsi se odzivajo dobro na metodo »enake obleke za vse«, zato postaja nujno razkrivanje vpogledov za izbiro napovednega modela, prilagojenega posameznim študentom ali razredom, za učne institucije. Znanje je vgrajeno med podatki o izobraževanju in je izvlečljivo z uporabo tehnik rudarjenja podatkov. Glavni cilj študije je bil (1) identificirati ključne spremenljivke, ki pomembno vplivajo na učno uspešnost študentov pri tandemskem učenju z uporabo algoritmov strojnega učenja in (2) oceniti uspešnost algoritmov strojnega učenja pri napovedovanju odziva študentov na tandemsko učenje.

Uporabljena je bila vzorec 89 srednješolcev in 13 napovednih spremenljivk. Vzorec je bil anketiran po izvedbi tandemskih učnih aktivnosti v obdobju enega tedna z uporabo spletnega vprašalnika v šolskem letu 2023/24 ene srednje šole. Med napovednimi spremenljivkami so bile spol, razred, učitelj, prejšnja ocena iz matematike, MBTI spremenljivke (ekstroverzija-introverzija, senzacija-intuicija, razmišljanje-čutenje in sodbena-perceptivna), matematična anksioznost, matematična motivacija, kvalitativna interakcija pri tandemskem učenju, kvantitativna interakcija pri tandemskem učenju in ali je študent presegel svojega partnerja pri tandemskem učenju. Ciljna spremenljivka je bila tristopenjska spremenljivka, ki označuje, ali je študent dobro reagiral na izvedbo tandemskih učnih aktivnosti ali ne. Prvi del te študije je preizkusil, katere napovedne spremenljivke so najpomembnejše z uporabo vzajemnih informacij (MI) in rekurzivne eliminacije značilk za vse spremenljivke. Drugi del študije je implementiral devet klasifikacijskih algoritmov strojnega učenja za napovedovanje uspeha in modele so ocenili z 5-kratno prečno preverjanje s strateškimi preklopi.

(1) Najpomembnejše spremenljivke glede na vzajemne informacije za napovedovanje odziva študentov so bile preseganje partnerja, razred in kvalitativna interakcija znotraj skupin (MI rezultati 0,22, 0,09, 0,08), po rekurzivni analizi značilk pa kvalitativna interakcija, preseganje partnerja in spol (vse z rangom 1).

(2) Z uporabo vseh napovednih spremenljivk sta se najbolje izkazala Random Forest in K-Nearest Neighbors, ki sta dosegla natančnosti 0,55 in 0,53 ter makro F1 ocene 0,37 in 0,36, kar je razmeroma dobro ob upoštevanju uravnoteženosti podatkov. Z uravnoteženjem nabora podatkov in uporabo le 2 izhodnih razredov je bila uspešnost izboljšana, pri čemer je bil najboljši algoritem Gradient boosting, ki je dosegel zmerno uspešnost (natančnost = 0,59; F1-ocena = 0,59).

Rezultati kažejo, da se algoritmi strojnega učenja težko natančno napovedujejo odzive študentov na skupinsko učenje matematike z uporabo uporabljenih spremenljivk in vzorca. Posledično morda niso primerni za pomoč učiteljem pri odločanju o izbiri učnih metod. Zato lahko poenostavljen pristop prinese učinkovitejše rezultate, v našem primeru s preoblikovanjem problema klasifikacije strojnega učenja iz treh stanj v dva.

**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

The main objective of secondary education institutions is to provide quality education to its students. One way to achieve this is by introducing various teaching methods, one of which is tandem learning, which is a small-group cooperative learning method. Not everyone responds well to a one-size-fits-all method, and therefore, uncovering insights for predictive model selection tailored to individual students or classrooms becomes imperative for teaching institutions. The knowledge is embedded among the educational data set and is extractable through data mining techniques. The primary objective of the study was to (1) identify the key variables that significantly influence student performance in tandem learning using machine learning algorithms, and (2) to evaluate the performance of machine learning (ML) algorithms for predicting student response to tandem learning.

A sample of 89 high school students and 13 predictor variables has been used. A sample was surveyed following the implementation of tandem learning for a period of one week, using an online questionnaire in the school year 2023/24 of one high school. The predictor variables included gender, class, teacher, previous mathematics grade, MBTI variables (extroversion-introversion, sensing-intuition, thinking-feeling, and judging-perceiving), mathematical anxiety, mathematical motivation, qualitative interaction in tandem learning, quantitative interaction in tandem learning, and whether the student outperformed their partner in tandem learning. The outcome of interest was a three-state variable indicating whether the student responded well to the implementation of tandem learning into the education environment or not. The first part of the present study tested which predictor variables were most important using mutual information (MI) and recursive feature elimination for all variables. The second part of the study implemented nine classification ML algorithms to predict success and the models were evaluated by the 5 by 2-fold cross-validation with stratified folds.

(1). The most important variables according to mutual information for predicting student response were outperforming partner, class, and qualitative interaction within groups (MI scores of 0.22, 0.09, 0.08 respectively) and according to recursive feature analysis qualitative interaction, outperforming partner and gender (all with rank 1). (2). Using all predictor variables, Random Forest and K-Nearest Neighbors performed the best, having accuracies of 0.55, and 0.53, and macro F1 scores 0.37, and 0.36 respectively, which is fair considering data balance. Balancing the dataset and using only 2 outcome classes, the performance improved, with the best algorithm being Gradient boosting, performing moderately well (accuracy = 0.59; F1-score = 0.59).

The results imply that machine learning algorithms struggle to accurately predict students' responses to group learning in mathematics using the variables and sample size employed. As a result, they may not be appropriate for aiding teachers in making decisions about selecting teaching methods. Therefore, a simplified approach can yield more effective results, in our case from the transformation of the machine learning classification problem from three states to two.

**Keywords:**

Education, tandem learning, machine learning, data mining.

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

**ARRS classification: 5.01.01, 2.07.08**

**Osnovna literatura: (DODAJ DOI ČLANKOV)**

Contents

[Uvod 11](#_Toc164615649)

[Teoretični del 12](#_Toc164615650)

[Pouk in učne oblike 12](#_Toc164615651)

[Kratko o pouku 12](#_Toc164615652)

[Neposredna in posredna učna oblika 12](#_Toc164615653)

[Pouk matematike in učne oblike pri njem 13](#_Toc164615654)

[Psihološki oris osebnosti 14](#_Toc164615655)

[Matematična anksioznost 14](#_Toc164615656)

[Motivacija za matematiko 15](#_Toc164615657)

[Tip osebnosti 15](#_Toc164615658)

[Delo v skupini oziroma tandemu 17](#_Toc164615659)

[Začetki in razvoj dela v skupini 18](#_Toc164615660)

[Potek in struktura dela v skupini 20](#_Toc164615661)

[Prednosti in slabosti dela v skupini 25](#_Toc164615662)

[Od skupinskega do sodelovalnega in naprej tandemskega učenja 26](#_Toc164615663)

[Spremenljivke, ki morebitno vplivajo na delo v skupini oziroma tandemu 26](#_Toc164615664)

[Formiranje skupin 27](#_Toc164615665)

[Delo v skupini pri pouku matematike 28](#_Toc164615666)

[Strojno učenje in klasifikacija 29](#_Toc164615667)

[Uvod v umetno inteligenco 29](#_Toc164615668)

[Strojno učenje 29](#_Toc164615669)

[Naloga klasfikacije in izbire napovednih spremenljivk 30](#_Toc164615670)

[Naloga reduciranja dimenzije prostore 41](#_Toc164615671)

[Strojno učenje v edukacijskih vedah 42](#_Toc164615672)

[Empirični del 42](#_Toc164615673)

[Raziskovalni problem, namen in cilji 42](#_Toc164615674)

[Raziskovalne hipoteze 43](#_Toc164615675)

[Metodologija 43](#_Toc164615676)

[Vzorec 43](#_Toc164615677)

[Zbiranje podatkov 44](#_Toc164615678)

[Obdelava podatkov 45](#_Toc164615679)

[Rezultati in interpretacija 45](#_Toc164615680)

[Deskriptivna statistika 45](#_Toc164615681)

[Test zanesljivosti 48](#_Toc164615682)

[Test normalnosti 49](#_Toc164615683)

[Test korelacije značilk 51](#_Toc164615684)

[Test pomembnosti značilk 52](#_Toc164615685)

[Test predikcije 55](#_Toc164615686)

[Test manjšanja dimenzije prostora oziroma vizualizacija podatkov 58](#_Toc164615687)

[Diskusija 58](#_Toc164615688)

[Sklepne ugotovitve, nadaljnje usmeritve in omejitve 62](#_Toc164615689)

[Literatura in viri 63](#_Toc164615690)

[Priloga A: Vprašalnik 64](#_Toc164615691)

[Priloga B: Koda strojnega učenja 67](#_Toc164615692)

[Preglednica 1: Osnovne lastnosti neposredne in posredne učne oblike. 13](#_Toc164684370)

[Preglednica 2: Razlike med sodelovalnim in kolaborativnim učenjem. 20](#_Toc164684371)

[Preglednica 3: Prednosti in slabosti dela v skupini. 26](#_Toc164684372)

[Preglednica 4: Kriteriji razvršanja v skupine (Amara et al., 2021). 29](#_Toc164684373)

[Preglednica 5: Formule za izračun MI glede na tipspremenljivke. 41](#_Toc164684374)

[Preglednica 6. Deskriptivna statistika napovednega nabora podatkov glede na oceno in spremenljivke, vezane na samo delo v tandemu. 46](#_Toc164684375)

[Preglednica 7: Deskriptivna statistika napovednega nabora podatkov za zvezne spremenljivke, vezane na psihološki oris dijaka. 47](#_Toc164684376)

[Preglednica 8: Test notranje zanesljivosti s Kronbach alpha koeficientom. 50](#_Toc164684377)

[Preglednica 9: Test normalnosti zveznih spremenljivk s SW testom. 52](#_Toc164684378)

[Preglednica 10: Najbolj korelirane spremenljivke glede na Spearmanov koeficient. 53](#_Toc164684379)

[Preglednica 11: Rezultati napovedne moči glede na MI in RFE. 55](#_Toc164684380)

[Preglednica 12: Rezultati predikcije modelov strojnega učenja. 56](#_Toc164684381)

[Slika 1: Principi efektivne pedagogike matematike (seveda bomo prevedli oz. dali svojo sliko. 15](#_Toc164684382)

[Slika 2: Relationships among interaction components of group learning (Slavin et al., 2003). 19](#_Toc164684383)

[Slika 3: Komunikacijske mreže. 24](#_Toc164684384)

[Slika 4: Turingov test: Vir slike: (Pinar Saygin et al., 2000). 30](#_Toc164684385)

[Slika 5: Algoritem KNN. 33](#_Toc164684386)

[Slika 6: Algoritem DT. 33](#_Toc164684387)

[Slika 7: Algoritem GMM. 34](#_Toc164684388)

[Slika 8: Algoritem ADA. 35](#_Toc164684389)

[Slika 9: Algoritem GB. 36](#_Toc164684390)

[Slika 10: Algoritem SVM. 36](#_Toc164684391)

[Slika 11:Algoritem RF. 37](#_Toc164684392)

[Slika 12:Matrika zmede. 38](#_Toc164684393)

[Slika 13: Učni in testni podatki pri križni validaciji. 39](#_Toc164684394)

[Slika 14: Primer pristopa k izbiri algoritma ML. https://blogs.sas.com/content/subconsciousmusings/2020/12/09/machine-learning-algorithm-use/ .... Bi to sploh dodali (če ja, bomo seveda prevedli) 40](#_Toc164684395)

[Slika 15: Algoritem RFE. 41](#_Toc164684396)

[Slika 16: Histrogrami ioazovanih spremenljivk. 48](#_Toc164684397)

[Slika 17: Violinska škatla z brki za osebnostne tipe MBTI. 48](#_Toc164684398)

[Slika 18: Violinska škatla z brki za matematično anksioznost in motivacijo za matematiko. 49](#_Toc164684399)

[Slika 19: Tortni grafikoni kategoričnih spremenljivk. 49](#_Toc164684400)

[Slika 20: Korelacijska matrika opazovanih značilk. 53](#_Toc164684401)

[Slika 21: Rezultati napovedne moči z MI. 54](#_Toc164684402)

[Slika 22: Rezultati napovedne moči z RFE. 55](#_Toc164684403)

[Slika 23: Matrika zmede za posamezne modele. 57](#_Toc164684404)

[Slika 24:t-sne 2d. 59](#_Toc164684405)

[Slika 25: t-SNE 3d. 59](#_Toc164684406)

# Uvod (ali damo tu tudi citate ali je bolj prosto?)

300.000 do 600.000 znakov s presledki (celotno delo)

Matematika je ena od osrednjih disciplin v širšem izobraževalnem programu (Piccirilli idr., 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 idr., 2023).

Pri pouku matematike je pomembna fleksibilnost in prilagodljivost pri obravnavi določenega problema (Xu idr., 2017). Raziskave kažejo, da mnogo učencev vztraja pri uporabi ene same, včasih neoptimalne strategije za reševanje številnih problemov, pri čemer morda samo zamenjajo strategije za učinkovitejši pristop, ko so k temu izrecno pozvani (Hickendorff, 2018; Newton idr., 2020; Xu idr., 2017). Mnogo raziskav je skušalo to tendenco nefleksibilnosti raziskati s pomočjo edukacijskih intervencij, prejšnjega znanja učencev in motivacijskih faktorjev, vloga čustev pa je bila pri teh raziskavah zanemarjena, kljub temu, da čustva prispevajo k akademskim dosežkom in igrajo pomembno vlogo v šolskem okolju (Jiang idr., 2021).

V sodobnem izobraževanju je izboljšanje učnih rezultatov v matematiki ključnega pomena. Raziskave in literatura ponujajo raznolike pristope za doseganje tega cilja. Med številnimi metodami se pojavijo različne organizacijske metode dela, med njimi se tandemsko učenje izkaže kot obetavna pot. Koncept tandemskih učnih praks sega v zgodovino, kjer so se že v antičnih časih učitelji in učenci zatekali k skupnemu učenju, izmenjavi znanja in sodelovanju za boljše razumevanje matematičnih konceptov. Sčasoma je tandemsko učenje pridobilo na prepoznavnosti in se razvilo v strukturirano metodo, ki združuje parjenje učencev z različnimi sposobnostmi in izkušnjami ter spodbuja medsebojno učenje in mentorstvo.

Za oceno uspešnosti novih metod učenja, kot je tandemsko učenje, je ključnega pomena celosten pristop, ki upošteva različne spremenljivke in njihovo kompleksno medsebojno delovanje. Ta izziv je bil v preteklosti pogosto ovira pri evalvaciji in uvajanju inovativnih pristopov v izobraževanje. Vendar pa je s pojavom strojnega učenja, ki se je razvilo iz znanosti o računalniškem vidu, našlo rešitev tudi za to področje v šestdesetih letih dvajsetega stoletja. Danes strojno učenje predstavlja pomembno orodje za analizo kompleksnih podatkovnih vzorcev, tudi v edukacijskih vedah, kar omogoča boljše razumevanje učnih procesov in učinkovitejšo implementacijo novih metod v prakso.

V doktorski disertaciji raziščemo možnost uporabe kvantitativnih metod strojnega učenja, ki čim bolj karakterizirajo učenčev odziv do tandemskega učenja. V obzir vzamemo več dejavnikov, ki na to vplivajo, zanima nas pa, kateri dejavniki so pomembnejši od drugih in s kolikšno natančnostjo lahko te podatki napovejo opazovan odziv.

V doktorski disertaciji najprej predstavimo teoretične osnove, ki so dualne narave. Prvi del je fokusiran na delo v tandemu in vse kar k temu sodi. Najprej postavimo tandemsko učenje v okviri pouka in učnih oblik. Nadaljujemo s psihološkim orisom osebnosti, ki ga v empiričnem delu uporabimo v sintezi z delom v tandemu. Na koncu tega sklopa predstavimo delo v skupini v sodelovalnem kontekstu. V nadaljevalnem delu opišemo statistične metode strojnega učenja, ki ga uporabimo v empiričnem delu v navezavi s tandemskim učenjem. Predstavimo samo metodologijo?, modele, ki jih v nadaljevanju potrebujemo in postavimo v konteksts oblikovanja namena in ciljev raziskave v edukacijskih vedah.

V poglavju Empirični del opredelimo raziskovalni problem, namene in cilje raziskave ter postavimo raziskovalne hipoteze. Opišemo raziskovalno paradigmo, tehniko in potek zbiranja podatkov in vzorec. Predstavimo rezultate in jih interpretiramo.

Sledita poglavji Diskusija in Sklepne ugotovitve, nadaljnje usmeritve in omejitve, kjer odgovorimo na raziskovalna vprašanja, razpravimo ugotovitve iz pregleda literature in kakovosti pregledanih raziskav, razvijemo nova spoznanja, njihovo teoretično, znanstveno in aplikativno plat ter identificiramo omejitve raziskave in priložnosti za nadaljnje raziskovanje. Nato bomo v Sklepnih ugotovitvah, nadaljnjih usmeritvah in omejitvah povzeli glavne točke, poudarili prispevek raziskave, opozorili na morebitne pomanjkljivosti v obstoječem znanju, izpostavili pomembnost prihodnjih raziskav, uporabnost pridobljenih spoznanj ter podali priporočila za prakso, raziskovanje, izobraževanje in menedžment ob upoštevanju omejitev raziskave.

Po seznamu literature predstavimo, v prilogah, v raziskavi uporabljem instrument in ne-konvencionalno kodo statistične analize, ki se navezuje na strojno učenje.

# 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 (Valenčič Zuljan & Kalin, 2020). Tradicionalni pristop je pogosto poudarjal avtoriteto učitelja, pomembnost učenja faktov in rutinsko poučevanje, kjer so bile učilnice urejene hierarhično (Halpin et al., 1997). 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 Preglednica 1.

Preglednica 1: Osnovne lastnosti neposredne in posredne učne oblike.

|  |  |
| --- | --- |
| 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 s poudarkom na razvijanju matematičnega mišljenja in problemskega reševanja (Foster et al., 2021). 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).

Kot smo videli je matematika ena ključnih disciplin v družbi, zato se venomer pojavlja težnja po več in več raziskavah na tematiko njene efektivne pedagogike in didaktike; Tudi s finančno podporo izobraževalnih institucij na globalnem in lokalnem nivoju (Anthony & Walshaw, 2009). Avtorja (Anthony & Walshaw, 2009) postavita deset principov efektivne matematične pedagogike, ki pa jih moramo razumeti kot kompleksno mrežo interakcij. Vse elemente najdemo na Slika 1. Za nas bo relevanten predvsem princip o arranging for learning, o čemer bomo razpravljali v poglavju x.

sA diagram of a star

Description automatically generatedA black background with a black square

Description automatically generated with medium confidence

Slika 1: Principi efektivne pedagogike matematike (seveda bomo prevedli oz. dali svojo sliko.

## 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

Osebnost v klasičnem pomenu (izvor iz latinščine - *persona*) pomeni maska posameznika, ki jo opisuje vedenje ali značaj. Osebnost je odsevana v sami naravi odnosa posameznika in jo je moč ločiti glede na posameznike, je pa pogosto tudi fluidna v smislu spreminjanja skozi čas (Redelmeier et al., 2021), učenja, izobraževanja ipd (Amirhosseini & Kazemian, 2020).. Danes je ustaljena definicija (Hall et al., 1985), kjer je osebnost "dinamična organizacija znotraj posameznika tistih psihičnih sistemov, ki določajo njegovo značilno vedenje in misli".

Zavedati se moramo razlike med osebnostjo in osebnostnimi lastnosti. Slednje niso vse, niti ne zajemajo ustrezno enot analize, ki so običajno vključene v širok okvir psihologije osebnosti (Roberts & Yoon, 2022). Večina uveljavljenih modelov osebnosti, med drugim splošno znani “Big Five” uporablja za analizo štiri različne domene: Osebnostne lastnosti, motive, veščine, ter “narrative identity?” (Roberts & Yoon, 2022).

Prva domena osebnostnih lastnosti se je v zadnjih desetletjih najbolj spremenila s sprejetjem taksonomije Velike petke (tudi imenovana HEXACO), ki lastnosti razvršča v pet širokih domen: ekstravertnost (asertiven in družaben v primerjavi z zadržanim), prijaznost (topel in prijazen v primerjavi s krutim), vestnost (prizadeven in odgovoren v primerjavi z nepouzdan), čustvena stabilnost (miren in umirjen v primerjavi z zaskrbljenim) ter odprtost za izkušnje (intelektualen in ustvarjalen v primerjavi z ozkoglednim) (Goldberg, 1993). Ta taksonomija je pomembna, saj opozarja, da Velika petka ni sestavljena iz diskretnih, neodvisnih dimenzij, temveč je bolj kot raznolika družina delno prekrivajočih se in vedno bolj kompleksnih skupin vidikov (Condon & Mroczek, 2016), hkrati pa je ne smemo (kot smo omenili zgoraj) vzeti kot potrebno in zadostno (Ashton & Lee, 2020; Mõttus et al., 2020; Zettler et al., 2020). Druga domena osebnosti, motivacija, se osredotoča na tisto, kar ljudje želijo, bodisi zavestno bodisi nezavedno (Riddell et al., 2024). Motivacijska domena je manj dobro organizirana kot domena osebnostnih lastnosti, predvsem zato, ker ji manjka soglasna taksonomija ali sprejet način ocenjevanja (Roberts & Yoon, 2022). Pojem motivacije zajema širši spekter pojavov v primerjavi s pojmom osebnostnih lastnosti, vključno z motivacijo za dosežke (Elliot & Harackiewicz, 1996), življenjskimi cilji (Kasser, 2016), POWER MOTIVATION? (Schultheiss et al., 2005), življenjskimi vrednotami (Kasser, 2016) in poklicnimi interesi (Nye et al., 2012). Načini ocenjevanja v raziskavah motivacije segajo od klasičnih projekcijskih tehnik, kot je tematsko dojemanje do samoocenjevanja poklicnih interesov in idiosinkratičnega popisa vsakodnevnih želja; kot lahko vidimo v instrumentu ATMI poglavja MOTIVACIJA. Tretja domena osebnosti – veščine se nanaša na kognitivne veščine in sposobnosti (Ritchie et al., 2015). Danes se veliko govori tudi o ne-kognitivnih veščinah, toda psihologi to domeno soglasno zavračajo kot del osebnosti (Roberts & Yoon, 2022). Konsenz je tudi v ločevanju socialnih in čustvenih veščin od tipa osebnosti, saj morajo domene tipa osebnosti biti kar se da konsistentne skozi različne situacije (Abrahams et al., 2019; Soto et al., 2021). Zadnja domena osebnosti se ohlapno imenuje pripovedna identiteta (angl. narrative identity) in odraža izkušnje posameznika v njihovem bližnjem okolju, odnosih, skupnosti in družbi. Vsebina pripovedne identitete odraža posebnosti posameznikovih izkušenj in njihovo nagnjenost k integraciji teh izkušenj v njihovo osebnost in/ali identiteto (Roberts & Yoon, 2022).

Poleg že omenjenih modelov osebnosti, kot je Velika petka, se v psiholoških raziskavah pogosto uporablja tudi model MBTI (Myers-Briggs Type Indicator). Ta model se osredotoča na tipologijo osebnosti, ki temelji na štirih dimenzijah: ekstravertiranost/introvertiranost, dojemanje/intuicijo, razmišljanje/čustvovanje in presojanje/percepcijo. Ekstravertiranost podraža, ali posamezniki dajejo prednost vedenju, usmerjenemu navzven, in črpajo energijo iz družbenih interakcij ali pa dajejo prednost vedenju, usmerjenemu navznoter, in se napolnijo s samoto ali introspekcijo (Stein & Swan, 2019). Zaznavanje vključuje zaznavanje fizičnega sveta prek petih čutil in osredotočanje na konkretni podrobnosti, medtem ko intuicija vključuje interpretiranje vzorcev, možnosti in vtisov onkraj neposrednega čutnega vnosa (Stein & Swan, 2019). Razmišljujoči posamezniki sprejemajo odločitve na podlagi logike, objektivnosti in pragmatizma, medtem ko čustveni posamezniki dajejo prednost osebnim vrednotam, empatiji in upoštevanju čustev drugih pri svojem odločanju (Stein & Swan, 2019). Osebe s sodbo imajo raje strukturo, organizacijo in zaključek; radi načrtujejo vnaprej, hitro sprejemajo odločitve in imajo raje bolj urejen življenjski slog, osebe z zaznavanjem pa raje imajo prilagodljivost, spontanost in ohranjanje odprtih možnosti; so bolj prilagodljive, radovedne in uživajo v raziskovanju različnih možnosti pred sprejetjem odločitev (Stein & Swan, 2019).Bi vse to raje dali v preglednico? Te dimenzije skupaj opredeljujejo posameznikove preference znotraj vsakega dvojčka (imenovano dihotomija), kar tvori osnovo za 16 osebnostnih tipov v okviru MBTI. Namen tega ogrodja je zajeti podzavestne preference posameznikov in zagotoviti vpogled v njihovo vedenje in interakcije (Myers et al., 1985). Instrument, ki temelji nateoriji psiholoških tipov Carla Junga, je bil prvič objavljen leta 1962 (Coe, 1992), več o sami njegovi uporabi (tudi v edukacijskih vedah; (Kang, 2020; M. Ayoubi & Ustwani, 2014; Ramachandran et al., 2020; Ramsay et al., 2000) in posameznih osebnostnih tipov pa lahko bralec prebere v (Coe, 1992; King & Mason, 2020; Zárate-Torres & Correa, 2023). Ali bi to vključili? Morda če bo disertacija prekratka (je super vir) ;). Instrument velja za veljavnega in zanesljivega (Capraro & Capraro, 2002).

## 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 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

Slika 2: 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 sodelovalno (angl. cooperative) učenje (X. Yang, 2023). 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 sodelovalno 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).

Preglednica 2: Razlike med sodelovalnim in kolaborativnim učenjem.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Vidik | Kolaborativno učenje | Sodelovalno 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; (*119. Člen ZOFVI-NPB19: Obseg Vzgojno-Izobraževalnega Dela (Zakon o Organizaciji in Financiranju Vzgoje in Izobraževanja)*, n.d.)), 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).

Pri skupinskem delu je ključno razmisliti o naravi nalog, ki jih skupine opravljajo, saj lahko te naloge variirajo glede na njihovo enakost ali raznolikost. Kot navaja (Blažič et al., 2003), so enake naloge lahko učinkovite, če je cilj zaposliti učence in spodbuditi zdravo tekmovalno dinamiko znotraj skupin. V takih primerih je ključno zagotoviti, da so vse skupine enakopravne in imajo enake pogoje, kar spodbuja konkurenčno vzdušje. Poleg tega ima enakopravno obdelovanje snovi tudi organizacijske prednosti, saj olajša upravljanje procesa skupinskega dela (Ward, 2005). Nasprotno, pri različnih nalogah, ki se pogosteje uporabljajo pri projektnem delu, je pomembno, da se učenci seznanijo tudi z delom drugih skupin, bodisi preko predstavitev ali poročil (Blažič et al., 2003). Tak pristop spodbuja raznolikost razmišljanja in omogoča učencem, da se naučijo iz različnih virov in perspektiv, kar je ključno za celovitost njihovega izobraževanja (Cummings, 2004).

Poleg narave nalog je ključno tudi dodeljevanje vlog znotraj skupine, kar zagotavlja učinkovito delovanje in gradnjo občutka odgovornosti tako za celotno skupino kot tudi za posameznike znotraj nje (Kramar, 2009; Tomić, 2003). Dodeljevanje vlog omogoča, da se vsak posameznik počuti pomemben in vključen v proces ter da prevzame določeno mero odgovornosti za dosego skupnega cilja (D. W. Johnson et al., 1991). Enakovredna vključenost se kaže tudi v izboljšanju medosebnih odnosov in pripadnosti med učenci (Theobald et al., 2017), medtem ko manjša angažiranost določenih učencev negativno vpliva tako na dinamiko (Channon et al., 2017; Iqbal et al., 2016), kot ulinkovitost skupine (Channon et al., 2017). Te vloge se lahko nanašajo na obravnavano snov, na primer vodja vsebine ali raziskovalec, lahko pa imajo tudi organizacijski značaj, kot so mediator, vodja diskusije ali skrbnik materiala (Prijon, 2022). S tem se zagotovi, da vsak član skupine prispeva na način, ki ustreza njegovim sposobnostim in kompetencam, kar vodi v bolj učinkovito sodelovanje in dosego ciljev skupine.

V socialnem kontekstu skupinske dinamike se medosebne interakcije med člani skupine razvijajo in vplivajo na sam potek skupinskega dela (Dionne Merlin et al., 2020). Članstvo v skupini prinaša raznolika obnašanja, čustva in izzive, ki lahko vplivajo na produktivnost skupine (Dionne Merlin et al., 2020). Pomembno je, da so člani odprti do različnih mnenj (Lee et al., 2016), osebnosti (Carver et al., 2014), kultur (Channon et al., 2017) in izkušenj (Lee et al., 2016), saj lahko pomanjkanje te odprtosti privede do konfliktov (Lee et al., 2016). Ključnega pomena je tudi zagotavljanje občutka vključenosti (Theobald et al., 2017) za vse člane skupine. Visoka kakovost komunikacije je ključna (Channon et al., 2017), tudi iz neverbalnega vidika (Jin, 2014), saj lahko pomanjkanje jasne komunikacije privede do frustracij, napačnih interpretacij vlog in drugih težav (Postlethwait, 2016). Problem sramežljivih učencev dodatno zaplete dinamiko skupine, saj lahko njihova zadržanost ovira prost pretok idej in komunikacijo znotraj skupine (Channon et al., 2017). Zato je pomembno, da se ustvari varen in spodbuden prostor, kjer se vsak član počuti sprejetega in slišanega, kar omogoča boljšo učinkovitost skupine kot celote. (D. W. Johnson et al., 1991) navedeta, da je nujno poznavanje in zaupanje članom skupine, ustrezna in nepristranska komunikacija, sprejemanje in podpiranje članov skupine in konstruktivno reševanje konfliktov. (Tomić, 2003) to povezovanje in komunikacijo klasificira kot nastajanje “komunikacijskih mrež” in izpostavi tri različne tipe, ki jih prikazuje Slika 2. Veliki krog označuje vodjo, mali krogi pa člane. Pri preprostejših nalogah so uspešnejše skupine s 1. mrežo, kjer je komunikacija posredna preko vodje, pri zapletenejših problemih pa skupine s 3. mrežo, pri kateri med seboj komucirajo vsi.

A black background with a black square

Description automatically generated with medium confidence

Slika 3: Komunikacijske mreže.

#### 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 sodelovalno učenje (X. Yang, 2023).

### 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 Preglednica 2 so zbrane prednosti in slabosti dela v skupini.

Preglednica 3: 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 (cf. Setiana et al., 2020). 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 (Baer, 2003; Slavin et al., 2003; Wyman & Watson, 2020). | |

### Od skupinskega do sodelovalnega in naprej tandemskega učenja

S postavitvijo tandemskega učenja v okvir sodelovalnega učenja priznavamo njegovo usklajenost s sodelovalnim učenjem in nasploh sodelovalno pedagogiko, saj pogosto ustreza osnovnim principom le te. S tem vmislih, bomo včasih izraze “sodelovalno” in “tandemsko” v navezavi učenja uporabljali izmenično. Ta prožnost v terminologiji nam omogoča, da tandemsko učenje vključimo v razprave o metodah sodelovalnega učenja znotraj širšega okvirja. S prepoznavanjem tandemskega učenja kot obliko sodelovalnega učenja izboljšujemo naše razumevanje sodelovalnih metodologij, zlasti v okolju majhnih skupin (angl. small group learning), kar je bil fokus veliko raziskavam (npr. meta-analize Fernández-Espínola et al., 2020; Ri̇dwan & Hadi̇, 2022; Wiese et al., 2022). To priznanje poudarja pomen tandemskega učenja v širši razpravi o učinkovitih izobraževalnih strategijah.

Številne študije so raziskovale vpliv sodelovalnega učenja na dosežke študentov, pri čemer so poudarjale njegovo praktično uporabo s strani pedagogov ob teoretičnih razpravah (Slavin et al., 2003). Med temi raziskavami so se konsistentno pojavljali pozitivni učinki (Al Mulhim & Eldokhny, 2020; Bilgin et al., 2015; Johnson & Johnson, 2011; Kalaian et al., 2018; Kanter & Konstantopoulos, 2010; Mahasneh & Alwan, 2018; Slavin, 1996; Webb, 1991), kar potrjuje njegovo učinkovitost pri izboljšanju učnih izidov.

### Spremenljivke, ki morebitno vplivajo na delo v skupini oziroma 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.

Preglednica 4: 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

Raziskave na področju pedagogike in didaktike matematike kažejo (tako kot na splošno, kot vidimo v poglavju x) na uspešnost metode dela v skupini, tako z ozirom akademskega uspeha (Bonesrønning et al., 2022; Ri̇dwan & Hadi̇, 2022), kot z ozirom celostnega in globjeka razumevanja matematičnih vsebin (Wester, 2021). Delo v skupini kaže tudi na večanje motivacije za delo matematike (Begeny et al., 2020). Starejše raziskave kažejo na manjšo angažiranost in pripravljenost učiteljev matematike za delo v skupini. V množični ameriški raziskavi (Good et al., 1990) so pokazali, da približno 80 % učiteljev uporablja predvsem frontalno učno metodo za pouk matematike, medtem ko jih le 5 % uporablja skupinsko delo. To vrzel med organizacijskimi metodami pri pouku matematike in drugih vsebin lahko rešijo razni pristopi za boljši profesionalni razvoj (tu mislimo predvsem usposabljanja) učiteljev (Tabach & Schwarz, 2018). Trend uporabe različnih organizacijskih metod pa gre v smer več sodelovalnega učenja, predvsem pri učiteljih začetnikih (Williams et al., 2020). Pri nas, slovenski učni načrt za matematiko na gimnazijski ravni opredeli delo v skupini kot eno od procesnih znanj (Žakelj et al., 2008), globjih kvantitavinih raziskav pa manjka.

## Strojno učenje in klasifikacija

### Uvod v umetno inteligenco

**

Slika 4: Turingov test: Vir slike: (Pinar Saygin et al., 2000).

Umetna 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.

### Strojno učenje

Strojno učenje je podpomenka umetne inteligence, kjer na podatkih izvajamo določene algoritme. 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. 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 (Bonaccorso, 2017). 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

Slika 5: Algoritem KNN.

##### 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

Slika 6: Algoritem DT.

##### 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

Slika 7: Algoritem GMM.

##### 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

Slika 8: Algoritem ADA.

##### 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

Slika 9: Algoritem GB.

##### 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

Slika 10: Algoritem SVM.

##### 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

Slika 11:Algoritem RF.

#### 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

Slika 12:Matrika zmede.

##### 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

Slika 13: Učni in testni podatki pri križni validaciji.

##### Kateri model ML izbrati? (dodaj vire, če gre)

Pri določanju najboljšega algoritma strojnega učenja za določen problem se srečamo z izzivom, saj je to odvisno od več dejavnikov. Pogosto pristopamo k izbiri algoritmov z željo po čim boljših rezultatih, pri čemer upoštevamo različne metrike uspešnosti. Kljub temu pa se soočamo s situacijo, kjer ni enotnega "najboljšega" algoritma, saj so potrebe in zahteve projekta lahko različne. Pri izbiri algoritma lahko pomembno vlogo igrajo različni faktorji, kot je na primer hitrost delovanja. Na primer, kompleksnejši algoritmi, kot so naključni gozdovi, lahko zahtevajo več časa za učenje in napovedovanje. Poleg tega je pomembno upoštevati tudi interpretabilnost modela, saj želimo v nekaterih primerih razumeti, kako model sprejema odločitve. Drevesni modeli in regresijski pristopi so v tem smislu lahko bolj pregledni, saj omogočajo vizualizacijo odločitvenih poti. Velikost podatkov je še en ključni dejavnik, ki vpliva na izbiro algoritma, saj kompleksnejši modeli pogosto zahtevajo več računalniških virov in časovno zahtevnejše operacije. Poleg tega je pomembno upoštevati tudi naravo podatkov in tipe spremenljivk, saj nekateri algoritmi bolje delujejo s kategoričnimi ali numeričnimi podatki. Kljub temu pa se pogosto soočamo z izzivom, da ni enega definitivnega odgovora na vprašanje, kateri algoritem je najboljši, saj je izbira odvisna od specifičnih potreb in zahtev projekta.

A computer screen shot of a machine learning algorithm

Description automatically generated

Slika 14: Primer pristopa k izbiri algoritma ML. <https://blogs.sas.com/content/subconsciousmusings/2020/12/09/machine-learning-algorithm-use/> .... Bi to sploh dodali (če ja, bomo seveda prevedli)

#### 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 preglednica x.

Preglednica 5: Formule za izračun MI glede na tipspremenljivke.

|  |  |
| --- | --- |
| 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

Slika 15: Algoritem RFE.

### 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.

Preglednica 6. Deskriptivna statistika napovednega nabora podatkov glede na oceno in spremenljivke, vezane na samo delo v tandemu.

|  | 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 |

Preglednica 7: Deskriptivna statistika napovednega nabora podatkov za zvezne spremenljivke, vezane na psihološki oris dijaka.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 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

Slika 16: Histrogrami ioazovanih spremenljivk.

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

Slika 17: Violinska škatla z brki za osebnostne tipe MBTI.

A diagram of a chart

Description automatically generated with medium confidence

Slika 18: Violinska škatla z brki za matematično anksioznost in motivacijo za matematiko.

A green and blue pie chart

Description automatically generated

Slika 19: Tortni grafikoni kategoričnih spremenljivk.

### 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 preglednici X ... 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.

Preglednica 8: Test notranje zanesljivosti s Kronbach alpha koeficientom.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 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

Preglednica 9: Test normalnosti zveznih spremenljivk s SW testom.

|  |  |
| --- | --- |
| 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

Slika 20: Korelacijska matrika opazovanih značilk.

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

Preglednica 10: Najbolj korelirane spremenljivke glede na Spearmanov koeficient.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 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

Slika 21: Rezultati napovedne moči z MI.

A graph of a bar graph

Description automatically generated

Slika 22: Rezultati napovedne moči z RFE.

Preglednica 11: Rezultati napovedne moči glede na MI in RFE.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 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.

Preglednica 12: Rezultati predikcije modelov strojnega učenja.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 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 23: Matrika zmede za posamezne modele.

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

Slika 24:t-sne 2d.

A diagram of a graph

Description automatically generated

Slika 25: t-SNE 3d.

# Diskusija

Kang 2020 o vpliv mbti na matematiko (kako bi izboljsali)

Ramsay podobno

Elitnost šole

Zgoraj napisane usmeritve so nujne, saj se vplivi opazovanih faktorjev kažejo na uspehu matematike, ki po rezultatih raziskave PISA upada (Ministrstvo za vzgojo in izobraževanje RS & Pedagoški inštitut, 2023).

Literatura kaže na pomembnost implementacije ne-nujno frontalnih učnih metod učenja, na primer delo v majhnih skupinah (cf. Wang et al., 2023), saj le to pozitivno vpliva tako na akademske rezultate (Kalaian & Kasim, 2014), kot tudi na pozitivni odnos do učenja (Gaudet et al., 2010; Hillyard et al., 2010). Med temi modeli učenja (organizacijskimi oblikami dela) je treba omeniti tandemsko učenje, ki med drugim promovira učenčevo aktivnost med poukom (cf. Blažič et al., 2003; Stickler & Emke, 2011; Tomić, 2002; Wilson & Blednick, 2011).

Več spremenljivk moramo vzeti v obzir, ali se bo posamezen učenec dobro odzval na implementacijo tandemskega učenja, zato je imperativno iskati vzorce, kako ta odziv meriti. S tem namenom smo v sklopu disertacije izvedli več raziskav (CITAT NA NJIH), ki bi te dejavnike, ki napovedujejo odziv in tudi natančnost tega odziva (se pravi, ali se posameznik dobro odzove tako z akademskega, kot razpoloženjskega vidika) odkrili. Takšna prilagoditev edukacijskega konteksta je ključna, saj uniformna metoda morda ne ustreza vsem (tudi če je v raziskovalnem kontekstvu konsenz, da neka metoda v splošnem ekstrinzično deluje, ni nujno, da deluje tudi na intrinzični individualni ravni) (Ahmad et al., 2021; Pratt, 2002). Tako so bili cilji disertacije in pripadajočih raziskav dualni; Vsi pa vezani na gimnazijski pouk matematike na vzorcu 89 dijakov.

Prvi cilj raziskave je bil odkriti elemente (opazovali smo jih 14, specifično: 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)), ki najbolj vplivajo na tandemsko učenje, s centralno hipotezo, da spremenljivke vezane na samo tandemsko učenje, in splošne spremenljivke vplivajo bolj, kot spremenljivke vezano na osebnost, oziroma širši psihološki profil dijaka. Drugi cilj raziskave je bil ugotoviti natančnost in odkriti najbolj natančne modele, ki napovejo odziv dijaka na tandemsko učenje. Ker so lahko vzorci med spremenljivkami lahko kompleksni (na primer ne-linearni), različnih tipov (npr. mešanica kategoričnih, ordinalnih in zveznih spremenljivk) (Ru et al., 2020), so metode strojnega učenja najbolj ustrezne za oba cilja , hkrati pa se te metode že uporabljajo v vzgojno-izobraževalnem kontekstu rudarjenja podatkov (Hilbert et al., 2021; Ho et al., 2021; Stimpson & Cummings, 2014).

Med opazovani spremenljivkami smo iskali tiste, ki najbolj prispevajo k učnim procesom v tandemskem učenju. Ta metologija je ključna pri razkrivanju osnovnih dejavnikov, ponuja pa tudi pot za izboljšanje izobraževalnih strategij in optimizacijo sodelovalnih učnih okolij. Top of Form

V raziskavi smo uporabili dve različni metodi za identifikacijo značilk, specifično (1) Mutual Information, in Rekurzivno eliminacijo značilk z metodo logistične regresije. Analiza MI je pokazala, da ima največji vpliv spremenljivka, ki je merila, ali je dijak opravil več dela, kot njegov tandemski kolega, kar kaže, da so dijaki, ki so bili bolj uspešni v tej metodi res poročali o večji uspešnosti te metode (MI = 0.22). To je potrdila tudi rekurzivna eliminacija značilk (RFE = 1). Med drugimi pomembnejšimi značilkami se je izkazala kvalitativna interakcija v tandemu (MI = 0.08, RFE = 1), kar je v skladu s širšo literaturo, da delo v majhnih skupinah vodi v efektivnejše učenje od tradicionalnega (Kalaian et al., 2018). Kvalitativna interakcija, ki se navezuje na pomembno in ciljno orientirano komunikacijo med člani tandema, poudarja pomembnost diskusije med obravnavo matematičnega problema, namesto drugih nepovezanih in trivialnih vsebin, kar prispeva k bolj efektivnemu okolju sodelovalnega učenja (Tissenbaum, 2020). Pomembna opazka je, da čeprav sta se kvaliteta interakcije in individualna učinkovitost izkazali za ključni, so tradicionalne spremenljivke vezane na osebnost (ekstravertnost-introvertnost, intuicija-zaznavanje, čutenje-mišljenje in presojanje-opazovanje, ter matematična tesnoba in motivacija) imele manjši vpliv in niso imele vpliv na dinamiko tandemskega učenja. Dodatno, dejstvo, da slednje spremenljivke niso imele velikega vpliva na učenčevo percepcijo efektivnosti tandemskega učenja, predlaga in potrjuje, da sta širši konteksts in sodelovalna dinamika v učnem okolju bolj vplivna od individualnih lastnosti učenca. Glede spola se naši rezultati ujemajo z obstoječo literaturo glede učinka spola na delo v majhnih skupinah pri pouku matematike, ki kažejo, da razlik med spoloma v efektivnosti tega učnega modela ni (McCaslin et al., 1994). Kompozicija skupine glede na spol torej ne vpliva na opaženo efektivnost tandemskega učenja, kar sugestira, da lahko učitelji kreirajo mešane fant-punca skupine, brez, da bi kompenzirali en spol v odvisnosti od drugega (cf. Webb, 1991). Dejstvo, da spol ne vpliva na učenčev odnos do tandemskega učenja, jim lahko prepreči občutek nelagodja v razredu in pripomore k učenju (cf. Samuelsson & Samuelsson, 2016) (kaj smo s tem hoteli povedati sploh lol?).

Opažen rezultat ima lahko korenine v posebnem načinu, kako so se skupine v naši raziskavi (in na sploh v učnem okolju) oblikovale, kot tudi v izkušnjah učitelja ob implementacije nove učne metode. V raziskavi so imeli dijaki prosto izbiro sedežnega reda (pogosto se odločajo, da sedijo s predhodno znanimi prijatelji, kar kaže na že vzpostavljen občutek udobja med člani skupine (Hong & Lee, 2017; Insa et al., 2016; McKeown et al., 2016). Taka oblika nastanitve lahko zmanjša potrebo po ekstravertnosti za vključevanje v komunikacijo ali zmanjša tesnobo zaradi znanih in enostavnih interakcij med vrstniki. Interpretativnost rezultatov glede spremenljivk neposredno vezanih na tandemsko učenje predstavlja edinstven izziv glede njihove napovedne teže. Za razliko od splošnih spremenljivk, ki so v stanju odločitve edukacijske intervencije a priori (npr. spol, razred in psihološke spremenljivke) se ti dejavniki pojavljajo in manifestirajo šele po izvedbi strategije tandemskega učenja. Zato je njihov pomen in vpliv nemogoče zanesljivo oceniti vnaprej. Posledično raziskava poudarja potrebo, da ne ocenjujemo spremenljivke, ki vplivajo na samo tandemsko učenje, temveč neprestano spremljamo in ocenjujemo dinamiko, ki se razvija med sodelovalnim procesom.

V drugem delu raziskave smo na zgoraj pridobljenih podatkih implementirali deset algoritmov strojnega učenja, specifično (1) NB, (2) k-NN, (3) Decision Tree, (4) LR, (5) LDA, (6) Ada, (7) GB, (8) SVM, (9) RF, in (10) GMM (ki smo ga v nadaljnjem delu izpustili (glej poglavje Rezultati)) za predikcijo odziva na tandemsko učenje v treh stanjih (dijak se slabo odzove, dijak se odzove nevtralno, in dijak se odzove dobro). Modeli so se izkazale za slabe do srednje dobre (na podlagi metrike natančnosti in F1), “baseline” pa je bil dosežen. Modeli so se izboljšali, ko smo ciljno spremenljivko učenja kompaktificirali iz dveh stanj v eno (razreda, ki sta se navezovala na nevtralen in na slab odziv smo združili zaradi narave deskriptivme statistike spremenljivke), toda še vedno bili ne-dobri? Modeli se tudi niso signifikantno izboljšali, ko smo vzeli v odziv rezultate identifikacije ključnih značilk prvega dela raziskave (poskusili smo izpustiti spremenljivke vezane na psihološki oris dijaka). Noben model se ni konsistentno izkazal za boljšega (ali slabšega z izjemo GMM algoritma) glede na podan problem (npr. s kompaktificiranimi ali izpuščenimi značilkami), kar poudarja dejstvo, da se algoritmi na različne probleme odzivajo drugače (Alzubi et al., 2018). Podoben sklep lahko naredimo glede na metrike evalvacije (Erickson & Kitamura, 2021).

Dobljeni reultati lahko pomagajo k razvoju individualno krejinih edukacijskih strategij in intervencij s ciljem optimiziranja rezultatov in počutja skozi implementacije različnih učnih metod (cf. Luan & Tsai, 2021; Tsai et al., 2020; C. C. Y. Yang et al., 2021; S. Yang, 2021). Za definitno aplikativnost teh strategij bi želeli, da so modeli natančnejši in tudi konsistentnejši, kar poudarja potrebo po nadaljnjih raziskavah te niše. Glede na rezultate raziskave predlagamo, da bodoče raziskave uporabijo vrsto algoritmov strojnega učenja s čim večjim naborom merjenim spremenljivk, ki napovedujejo oziroma okvirijo efektivnost specifičnih učnih metod (lahko tudi drugih edukacijskih značilnosti? ), saj lahko v drugačnih situacijah dobimo različne izsledke.

V duhu rezultatev drugega dela raziskave ne moremo trditi, da je katera metoda strojnega učenja definitno boljša od drugih in bi jo posledično morali uporabljati, ter zanemariti druge. Ne moremo trditi tudi, da 13 uporabljenih značilk natančno opiše efektivnost tandemskega učenja. Po drugi strani pa so nekatere metode strojnega učenja dobile dobro natančnost, kar spodbuja uporabo takšnih metod v pedagoški praksi. Kreiranje modelov napovedi, ki vzamejo v obzir kompleksnost skupinskega učenja spodbuja tako rziskovalce le tega, kot tudi delavce v vzgoji in izobraževanju, da lahko pričakujejo in ustrezno obravnavajo izzive efektivnejše, medtem ko izboljšujejo splošne izkušnje tekom edukacije (Ciolacu et al., 2017; Kuleto et al., 2021; Luan & Tsai, 2021).

Aplikativnost uporabljenih metod za napovedovanje učenčev odziv do tandemskega učenja pa ima tudi nekaj etičnih zadržkov. Ob uporabi raznih splošnih, psiholoških in specifično-tandemsko-vezanih spremenljivk želimo čim večjo napovedno moč, hkrati pa marsikatera od teh spremenljivk zbudi skrb glede privatnosti, pristranskosti in informiranega soglasja (Akgun & Greenhow, 2022; Starke et al., 2021). Zbiranje in analiziranje podatkov za predikcijo individualnega obnašanja lahko ogrozi učenčevo privatnost, kar teži po strogi zavezanosti anonimizacije podatkov in ustreznih privolitvenih protokolov. Poleg tega lahko vključitev določenih spremenljivk, kot so kulturno ozadje?, učni tip in podobno nehote spodbuja pristranskost in stereotipe (Marinucci et al., 2023). Transparentnost v razvoju, interpretativnost in nadaljnje evalviranje teh modelov, ki bi ublažili pristranskost in druge neželene stranske učinke mora biti ena osrednjih skrbi.

# Sklepne ugotovitve, nadaljnje usmeritve in omejitve

Raziskava je ena prvih v mednarodnem okolju, ki je raziskala aplikativnost strojnega učenja glede na učne metode. Samo po sebi je strojno učenje že predmet raziskav v edukacijskem okolju, prav tako je veliko študij na temo dela v skupini in drugih učnih metod (oziroma organizacijskih oblik poučevanja), vendar ne skupaj v sintezi. Raziskava kaže, da se lahko algoritmi strojnega učenja uporabljajo za personalizirano napovedovanje, ali se dijaki dobro odzivajo na različne metode poučevanja (specifično smo uporabili tandemsko učenje), kot tudi za identifikacijo ključnih dejavnikov, ki na ta rezultat vplivajo. Rezultati imajo v sebi še veliko prostora za izboljšave, čeprav smo dosegli “baseline”. Dobljen teoretični model bi lahko hitro prevedli tudi v prakso. Na njegovi osnovi bi lahko razvili sistem (npr. model tj. formulo, ki bi se lahko izražala kot aplikacija ali spletna stran, ali se bo učenec dobro odzval na drugačno metodo poučevanja), kar bi lahko koristilu tako učencu, kot tudi učitelju pri sprejemanju odločitev glede nadaljnjega dela.

Empirična raziskava se sooča z več pomembnimi omejitvami, ki svetujejo previdnost pri interpretaciji rezultatov. Glavna omejitev je uporaba majhnega (in nereprezentativnega) vzorca, kar omejuje možnost posploševanja rezultatov na širšo populacijo slovenskih srednješolcev (in še bolj ostarih starostnih skupin), in s tem zmanjšuje možnost širših zaključkov o učinkovitosti tandemskega učenja glede na opazovane spremenljivke v tej skupini. Še ena omejitev (zaradi narave raziskave) je, da študija ne poskuša napovedati splošno učinkovitost tandemske učne metode, kar je v raziskavah v pedagogiki bolj v fokusu?, ampak se osredotoča na identifikacijo specifičnih spremenljivk, ki vplivajo na odzive dijakov in na samo napoved tega odziva glede na opazovane spremenljivke. Poleg tega analiza ne upošteva (morebitno) ključnih napovednih dejavnikov, kot so ekonomski, socialni in kulturni status (ESCS), geografski izvor in vrsta šole. Te opustitve skupaj s tem, da je le majhen delež vzorca (6,7 %) poročal, da metoda ni bila uspešna, lahko privedejo do izkrivljenih izidov in zmanjšane natančnosti modela napovedi in identifikacije ključnih spremenljivk. Študija prav tako spregleda, kako sestava učnih skupin lahko vpliva na dinamiko in izide tandemskih učnih okolij. Za obravnavo teh vprašanj, morajo nadaljnje raziskave vključevati večje in bolj raznolike vzorce, ter vključiti širši nabor spremenljivk. S tem celovitejšim pristopom bi lahko bistveno izboljšali natančnost napovedi in globino vpogledov v dejavnike, ki pomembno vplivajo na uspeh metod skupinskega učenja in posledično razumevanje nians dinamike te učne oblike in izboljšali praktično uporabo teh strategij v vzgojno-izobraževalnem okolju. Zavedati se moramo, da je umetna inteligenca dokaj nov konstrukt, posebej v edukacijskih vedah, zato lahko sklepamo na hitro izboljšanje teh metodologij. Limitacija študije vključuje tudi to, da nismo razvili praktično aplikativne plati (npr. spletne strani, ki jo omenimo v zgornjem odstavku) in ga v praksi testirali.

# Literatura in viri

Automatic citation updates are disabled. To see the bibliography, click Refresh in the Zotero tab.

# 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) |

# Priloga B: Koda strojnega učenja

classifiers **=** [

GaussianNB(),

KNeighborsClassifier(),

DecisionTreeClassifier(),

LogisticRegression(),

LinearDiscriminantAnalysis(),

AdaBoostClassifier(n\_estimators**=**1000),

GradientBoostingClassifier(n\_estimators**=**1000),

SVC(kernel**=**'rbf'),

RandomForestClassifier(n\_estimators**=**1000)

]

classifier\_names **=** [

"Naive Bayes",

"K-Nearest Neighbors",

"Decision Tree",

"Logistic Regression",

"Linear Discriminant Analysis",

"AdaBoost",

"Gradient Boosting",

"Support Vector Machine",

"Random Forest"

]

scoring **=** ['accuracy', 'precision\_macro', 'recall\_macro', 'f1\_macro']

**import** numpy **as** np

**import** matplotlib.pyplot **as** plt

**import** pandas **as** pd

**from** sklearn.model\_selection **import** cross\_validate, StratifiedKFold, cross\_val\_predict

**from** sklearn.metrics **import** confusion\_matrix

**from** sklearn.naive\_bayes **import** GaussianNB

**from** sklearn.neighbors **import** KNeighborsClassifier

**from** sklearn.tree **import** DecisionTreeClassifier

**from** sklearn.mixture **import** GaussianMixture

**from** sklearn.discriminant\_analysis **import** LinearDiscriminantAnalysis

**from** sklearn.ensemble **import** AdaBoostClassifier, GradientBoostingClassifier, RandomForestClassifier

**from** sklearn.svm **import** SVC

*# Create a figure with subplots for confusion matrices*

fig, axs **=** plt**.**subplots(3, 3, figsize**=**(15, 15))

fig**.**suptitle('Confusion Matrices for 3-State Classification', fontsize**=**16)

*# Create an empty DataFrame to store results*

results\_df **=** pd**.**DataFrame(index**=**classifier\_names, columns**=**scoring)

*# Perform 5-fold cross-validation for each classifier*

**for** clf, name, ax **in** zip(classifiers, classifier\_names, axs**.**flatten()):

cv **=** StratifiedKFold(n\_splits**=**5, shuffle**=True**, random\_state**=**42)

*# Cross-validation scores*

scores **=** cross\_validate(clf, X, y, cv**=**cv, scoring**=**scoring)

*# Update results\_df with mean scores*

**for** metric **in** scoring:

results\_df**.**loc[name, metric] **=** np**.**mean(scores[f'test\_{metric}'])

*# Confusion matrix*

y\_pred **=** cross\_val\_predict(clf, X, y, cv**=**cv)

cm **=** confusion\_matrix(y, y\_pred)

*# Plot confusion matrix*

im **=** ax**.**imshow(cm, interpolation**=**'nearest', cmap**=**plt**.**cm**.**Blues)

ax**.**set(xticks**=**np**.**arange(cm**.**shape[1]),

yticks**=**np**.**arange(cm**.**shape[0]),

title**=**name,

xlabel**=**'Predicted label',

ylabel**=**'True label')

plt**.**setp(ax**.**get\_xticklabels(), rotation**=**45, ha**=**"right", rotation\_mode**=**"anchor")

*# Add values in the cells*

**for** i **in** range(cm**.**shape[0]):

**for** j **in** range(cm**.**shape[1]):

ax**.**text(j, i, format(cm[i, j], 'd'), ha**=**"center", va**=**"center",

color**=**"white" **if** cm[i, j] **>** cm**.**max() **/** 2 **else** "black")

*# Adjust layout and show the plot*

plt**.**tight\_layout(rect**=**[0, 0.03, 1, 0.95])

plt**.**show()

*# Display the results table*

print(results\_df)

results\_df **=** results\_df**.**applymap(**lambda** x: round(x, 2) **if** isinstance(x, (int, float)) **else** x)