# JAMOVI ML

## STROJNO UČENJE V KLASIFIKACIJI

Strojno učenje je veja umetne inteligence, ki se osredotoča na razvoj algoritmov in modelov, ki omogočajo računalnikom, da se učijo iz podatkov in sprejemajo odločitve brez eksplicitnega programiranja. Glavni cilj strojnega učenja je prepoznati vzorce in odnose v podatkih ter na podlagi teh informacij napovedati ali klasificirati nove primere.

### DELITEV PODATKOV

Prvi korak v strojnem učenju je razdelitev podatkov na učni nabor (za treniranje modela), validacijski nabor (za izbiro hiperparametrov), in testni nabor (za končno oceno modela). Običajno se podatke deli v razmerju 70/30 (to je privzeto v Jamovi modulu, ki ga bomo uporabili) ali 80/20, pri čemer je pomembno, da je delitev naključna in da ohranimo reprezentativnost podatkov.

### MATRIKA ZMEDENOSTI IN KRIVULJA ROC

Za oceno kakovosti klasifikacijskega modela pogosto uporabimo matriko zmedenosti, ki prikazuje število pravilno in napačno napovedanih primerov v posameznih kategorijah. Poleg tega je ROC-krivulja (Receiver Operating Characteristic) uporabno orodje za vrednotenje delovanja modela pri različnih mejnih vrednostih napovedi. Merilo pod krivuljo ROC (AUC) nam pove, kako dobro model loči med razredi.

### MODELI STROJNEGA UČENJA

Obstaja veliko različnih modelov, ki se uporabljajo v strojnem učenju, od preprostih do naprednih. Med najpogostejšimi so:

Regresijski modeli: Uporabljajo se za napovedovanje zveznih vrednosti.

Naivni Bayes: Model, ki temelji na verjetnostih in predpostavki neodvisnosti med spremenljivkami.

Podporni vektorski stroji (SVM): Metoda, ki maksimizira mejo med razredi.

Odločitvena drevesa in naključni gozdovi (Random Forest): Naključni gozd je ansambelska metoda, ki združuje več odločitvenih dreves za robustnejše in natančnejše napovedi.

Nevronske mreže: Modeli, ki posnemajo delovanje možganov in so še posebej primerni za kompleksne nelinearne vzorce.

### PRIMERJAVA MODELOV IN KRIŽNA VALIDACIJA

Za primerjavo različnih modelov se pogosto uporablja metoda križne validacije (cross-validation). Pri tem podatke razdelimo na K skupin (npr. K = 5 ali K = 10), model pa treniramo in testiramo na različnih delih podatkov. Za bolj robustne rezultate lahko postopek križne validacije večkrat ponovimo (npr. 3 ali 5 ponovitev).

Križna validacija omogoča oceno splošne napake modela in je ključnega pomena pri izbiri najboljšega modela za določeno nalogo.

### DODATNE POMEMBNE TOČKE

Obdelava podatkov: Pravilna priprava podatkov (normalizacija, kodiranje kategorij, odstranjevanje manjkajočih vrednosti) je ključnega pomena za uspešnost modelov.

Hiperparametri: Mnogi modeli zahtevajo nastavitev hiperparametrov (npr. število dreves pri Random Forest), kar pomembno vpliva na njihovo delovanje.

Interpretacija rezultatov: Poleg metrike točnosti (accuracy) je pomembno upoštevati tudi druge kazalnike, kot so preciznost, priklic in F1-mera, še posebej pri neuravnoteženih podatkih.

### Primer

V podatkovni zbirki … želimo napovedati spol učenca glede na raven Matematične motivacije in matematične anksioznosti. Ciljna spremenljivka (*Target*) je nominalna, napovedni (*Covariates*) pa obravnavamo zvezno.

Uporabili bomo modul snowCluster, kjer izberemo Machine learning, ki spada pod kategorijo Classification. Izberemo napovedne in ciljno spremenljivko, v zavihku »*Analysis*« pa določimo parametre, ki bodo diktirali strojno naučen model. »Split set« nam razdeli podatke na učne in testne in ga pustimo privzetega na 0.7. Training model pustimo privzel »pls«, lahko pa bi se tudi igrali z drugimi (zelo popularen v pedagoški znanosti je npr. »rf; random forest«). Zanima nas rezultat modela na »Test set«, zato tam vse odkljukamo, »Training set« pa pustimo prazen. Kategorija Plots nam omogoča osnovno statistiko že v sami knjižnici, da pred tem ne rabimo posebej izvajati deskriptivne statistike. V zavihku »Compare models« lahko naštejemo modele s katerimi bi radi našega izbranega primerjali in s kakšnimi kriteriji bi ta primerjava potekala (ponavadi izberemo »Accuracy«).

A screenshot of a computer

Description automatically generatedA screenshot of a computer

AI-generated content may be incorrect.

V rezultatih nam Jamovi javi najprej osnovne informacije o modelu: Koliko je bila velikost vzorca, koliko napovednih spremenljivk, in koliko napovedanih razredov. V našem primeru imamo vzorec velik 63, napovedujemo pa razreda »Moski« in »Zenska«. Najbolj nas zanima natančnost modela, kar izraža »Accuracy«, ki smo ga dobili 0.7, kar pomeni, da lahko z natančnostjo 70% napovemo spol na podlagi anksioznosti in motivacije. Kappa 0.2 nam pa pove, da model vseeno ni najboljši. V praksi so modeli s Kappo več od 0.4 ustrezni. V tem primeru imamo še poseben podatek »ncomp was held constant as a value 1«, kar pomeni, da ena od spremenljivk ni bila uporabljena (morda zaradi nerelevantnosti ali redundantnosti). V »Variable importance plot« vidimo, da je bila za napoved ključna le Anksioznost.

| Overall statistics with test set | | | | | | | |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | | **Accuracy 95% CI** | | | |  | |
| **Accuracy** | | **Lower** | | **Upper** | | **Kappa** | |
| 0.692 |  | 0.482 |  | 0.857 |  | 0.224 |  |
|  | | | | | | | |
| | Confusion matrix with test set | | | | | | | --- | --- | --- | --- | --- | --- | |  | | **Predicted** | | | | |  | | **Moski** | | **Zenska** | | | Moski |  | 3 |  | 3 |  | | Zenska |  | 5 |  | 15 |  | |  | | | | | | | | | | | | | |
|  | | | | | | | |

### Vaje

VAJA 1

V isti podatkovni zbirki napovej Spol, tokrat na podlagi MBTI spremenljivk (Introvertiranost, Sensing, Feeling, Judging). Je model pls bolj ali manj natančen? Koliko komponent je model izbral za optimalno? Če je katero izpustil, katero in zakaj? V razdelku compare models preglej tudi, če bi bil kakšen drug model bolj optimalen.

## STROJNO UČENJE NAPOVEDOVANJE ZVEZNE

V Jamovi ne najdem ustreznega modula, a se bi mi zdelo super, da povemo alernativo regresije (napovedi zvezne) z naprednejšo metodo, npr. RF sprejme za vhod tudi nominalne spremenljivke.

## ČASOVNE VRSTE

Podobno kot zgoraj. Je sicer v Snow modulu, a je nerodna knjiznica brez programiranja.

## GRUČENJE OZIROMA ZDRUŽEVANJE

### Uvod v združevanje

Združevanje (clustering) je metoda razvrščanja podatkov v skupine (grozde), kjer so podatki znotraj iste skupine bolj podobni drug drugemu kot podatkom v drugih skupinah. Cilj združevanja je ugotoviti latentne strukture in segmentirati podatke na podlagi podobnosti.

K-means algoritem

K-means je eden najpogosteje uporabljenih algoritmov za združevanje. Deluje po naslednjem postopku:

Število grozdov (k): Uporabnik določi število grozdov, ki jih algoritem išče.

Naključna inicializacija: Algoritem naključno izbere k začetnih središč (centroidov).

Dodelitev točk: Vsaka točka podatkovnega nabora je dodeljena tistemu središču, ki je najbližje (glede na evklidsko razdaljo).

Posodobitev središč: Za vsak grozd se izračuna novo središče kot povprečje vseh točk v tem grozdu.

Ponavljanje: Koraki dodelitve in posodobitve se ponavljajo, dokler se središča grozdov ne prenehajo spreminjati ali dokler ni doseženo največje število iteracij.

Izbira optimalnega števila grozdov

Optimalno število grozdov (k) je pogosto neznano, zato uporabimo različne metode za njegovo določitev:

Gap statistika: Primerja variabilnost znotraj grozdov s pričakovano variabilnostjo pri naključnih podatkih. Optimalno število grozdov je tisto, pri katerem je razlika (gap) največja.

Elbow metoda: Izriše vsoto kvadratov razdalj med točkami in središči grozdov za različne vrednosti k. Optimalno število grozdov je tam, kjer se krivulja "zlomi" (točka komolca).

Silhouette koeficient: Meri, kako podobne so točke znotraj grozda v primerjavi s točkami v drugih grozdih. Večji koeficient pomeni boljšo ločljivost grozdov.

Standardizacija podatkov

Pred uporabo algoritma K-means je pomembno, da podatke standardiziramo (npr. z metodo z-ocen), še posebej, če imajo spremenljivke različne enote ali skale. Standardizacija zagotavlja, da vse spremenljivke enakovredno prispevajo k izračunu razdalj.

Grafična predstavitev grozdov

Cluster plot: Izris grozdov v 2D ali 3D prostoru. Točke so obarvane glede na pripadnost posameznim grozdom, središča grozdov pa so običajno prikazana kot posebni simboli.

Plot srednjih vrednosti: Po združitvi lahko izračunamo in prikažemo povprečne vrednosti posameznih značilk za vsak grozd, kar omogoča interpretacijo razlik med njimi.

Gap statistika graf: Prikazuje razlike v variabilnosti za različne vrednosti k, kar pomaga pri izbiri optimalnega števila grozdov.

### Primer

V enakem datasetu želimo združiti dijake s podobnimi rezultati MBTI testa. V modulu snowCluster tokrat izberemo K-means Clustering in izberemo zvezne spremenljivke, glede na katere želimo podatke združiti.

A screenshot of a computer

AI-generated content may be incorrect.

Pogosto vključimo standardizacijo. Program ponuja, da že vnaprej povemo, kolikšno število skupin bi radi imeli. Izberemo, da želimo grafe povprečij glede na skupine (to nam oriše situacijo, po kateri smo skupine združevali) in optimalno število grozdov (Gap statistika).

Najprej pregledamo optimalno število skupin. Iščemo višje točke oziroma točke, preden funkcija strmo pade. Na sliki (med rezultati pogledamo graf »Optimal number of clusters«) vidimo, da bi bile dobre izbire 3, 5, ali 7 (če nam ustreza večje število skupin). Za primer vzemimo k = 3.

A graph on a black background

Description automatically generated

V rezultatih nam najprej javi tabelo napak in natančnosti. V posameznih grupah vidimo varianco med samimi enotami v skupini in glede na vse. Velika vrednost »Between clusters« in majhna v posameznih skupinah nam pove, da je model ustrezen. V grafu povprečij glede na skupine lahko opazujemo trend, da...

A graph with lines and dots

AI-generated content may be incorrect.

### Vaje

V isti podatkovni zbirki primera za število skupin k = 2 dobimo sledečo tabelo. Je rezultat ustrezen?

| Sum of squares Table | | | |
| --- | --- | --- | --- |
|  | | **Value** | |
| Cluster 1 |  | 178.3 |  |
| Cluster 2 |  | 102.9 |  |
| Between clusters |  | 70.8 |  |
| Total |  | 352.0 |  |
|  | | | |

Vaja 3:

V isti podatkovni zbirki gruči dijake glede na motivacijo in anksioznost in komentiraj. Lahko sklepaš kakšno zvezo med opazovanima spremenljivama in če ja, kako bi nadaljeval raziskavo?

## ITEM RESPONSE THEORY (IRT)

IRT je statistična metoda, ki se uporablja za analizo odgovorov na testna vprašanja, da bi ocenili sposobnosti posameznikov na testu in lastnosti testnih vprašanj. IRT omogoča globlje razumevanje interakcije med udeleženci in vprašanji ter zagotavlja natančnejše ocene sposobnosti in težavnosti vprašanj.

### Modeli

**Dihotomski Rasch model** je najpreprostejši model IRT, ki uporablja samo eno parameter – težavnost vprašanja. Model predpostavlja, da je verjetnost pravilnega odgovora na vprašanje odvisna samo od razlike med sposobnostjo udeleženca in težavnostjo vprašanja. Uporablja se povsod, kjer je pravilen le en odgovor, torej npr. Tudi za vprašanja večkratne izbire (angl. *multiple choice)*.

**Politomski Rasch model** je razširitev dihotomskega modela, ki omogoča analizo vprašanj z več kot dvema možnima pravilnima odgovoroma (npr. Likertove lestvice). Model uporablja več parametrov za opis verjetnosti odgovora na vsako kategorijo.

### Zanesljivost modela

Zanesljivost modela IRT se ocenjuje z različnimi metodami, kot so:

* **Informacijska funkcija vprašanja (Item Information Function - IIF)**: Meri, koliko informacij vprašanje prispeva k oceni sposobnosti udeleženca.
* **Zanesljivost testa**: Ocena zanesljivosti celotnega testa na podlagi informacijskih funkcij vprašanj.

### Grafične predstavitve

1. **Wrightova mapa**: Prikazuje porazdelitev sposobnosti udeležencev in težavnosti vprašanj na isti lestvici. To omogoča vizualno primerjavo med sposobnostmi udeležencev in težavnostjo vprašanj.
2. **Item Characteristic Curve (ICC)**: Graf, ki prikazuje verjetnost pravilnega odgovora na item glede na sposobnost udeleženca. ICC pomaga razumeti, kako dobro vprašanje razlikuje med udeleženci z različnimi sposobnostmi.

### Diferencična funkcija itemov

Diferencična funkcija itemov (DIF) se nanaša na situacijo, ko imajo itemi različne lastnosti za različne skupine udeležencev, kljub temu da imajo te skupine enako raven latentnega konstrukta (npr. znanja ali sposobnosti). DIF lahko nastane zaradi različnih dejavnikov, kot so kulturni vplivi, spolne razlike ali druge sistemske pristranskosti.

**Metode za prepoznavanje DIF**

1. **Rajuova metoda (Raju's Area Method)**:
   * Rajuova metoda je ena najpogostejših metod za prepoznavanje DIF. Temelji na primerjavi površin med funkcijami odziva na item (IRF) za dve skupini.
   * Če se IRF med skupinami razlikujeta, to kaže na prisotnost DIF.
   * Metoda je robustna in primerna za uporabo pri različnih modelih IRT.

* Lahko preverimo tudi z logisticno regresijo Logistična regresija se uporablja za preverjanje, ali je skupinska pripadnost pomemben napovednik pravilnega odgovora, kontrolirajoč za sposobnost udeleženca.

**Analiza distraktorjev pri večkratnih izbirah**

Pri analizi večkratnih izbir je pomembno preučiti ne le pravilne odgovore, temveč tudi napačne odgovore (distraktorje). Distraktorji so ključni za oceno kakovosti itemov, saj pomagajo ugotoviti, ali so napačni odgovori privlačni za udeležence z nižjimi sposobnostmi.

**Postopek analize distraktorjev**

1. **Frekvenca distraktorjev**:
   * Izračunamo delež udeležencev, ki so izbrali posamezen distraktor.
   * Dobri distraktorji bi morali privlačiti udeležence z nižjimi sposobnostmi.
2. **Učinkovitost distraktorjev**:
   * Preverimo, ali so distraktorji učinkoviti tako, da analiziramo odnose med izbiro distraktorja in sposobnostjo udeleženca.
   * Učinkovit distraktor bi moral biti pogosteje izbran pri udeležencih z nižjimi sposobnostmi.
3. **Grafična predstavitev**:
   * **Distraktor Characteristic Curve (DCC)**: Graf, ki prikazuje verjetnost izbire distraktorja glede na sposobnost udeleženca.
   * DCC pomaga vizualno oceniti učinkovitost distraktorjev.

### Analiza skupnega rezultata

Skupni rezultat udeležencev je pomemben kazalec uspešnosti testa. Analiza skupnega rezultata vključuje:

1. **Povzetek skupnega rezultata**:
   * Povprečje, standardni odklon, minimum in maksimum skupnega rezultata.
   * Opisna statistika, ki omogoča hitro oceno uspešnosti udeležencev.
2. **Histogram skupnega rezultata**:
   * Histogram prikazuje porazdelitev skupnih rezultatov udeležencev.
   * Omogoča vizualno oceno normalnosti porazdelitve in prepoznavanje morebitnih izjemnih vrednosti.

**Praktični izzivi in omejitve IRT**

Kljub številnim prednostim IRT obstajajo tudi nekateri izzivi in omejitve:

1. **Omejitve pri majhnih vzorcih**:
   * IRT modeli so manj zanesljivi pri majhnih vzorcih, saj ocene parametrov postanejo nestabilne.
2. **Pristranskost v podatkih**:
   * Pristranskost v izboru itemov ali udeležencev lahko vpliva na rezultate IRT analize.

## Meta-Analiza

### Uvod v metanalizo

Metanaliza je statistična metoda, ki združuje rezultate več študij, da bi pridobili bolj zanesljive in splošne zaključke. Gre za sistematičen pregled in analizo podatkov iz različnih raziskav, ki preučujejo podobno vprašanje. Metanaliza omogoča povečanje statistične moči, zmanjšanje negotovosti in identificiranje vzorcev, ki jih posamezne študije same ne morejo razkriti.

### Postopek metanalize

Metanaliza poteka po naslednjih korakih:

Določitev cilja in vprašanja: Jasno opredelite raziskovalno vprašanje in kriterije za vključitev študij.

1. Iskanje študij: Sistematično iščemo študije v znanstvenih bazah podatkov, kot so PubMed, Web of Science ali drugi relevantni viri.
2. Izbira študij: Študije se izberejo na podlagi vnaprej določenih kriterijev (npr. metodološka kakovost, velikost vzorca, relevantnost).
3. Ekstrakcija podatkov: Iz vsake študije se izluščijo ključni podatki, kot so velikost učinka, standardne napake, intervali zaupanja in druge statistične mere.
4. Analiza podatkov: Podatki se združijo in analizirajo s statističnimi metodami, kot so modeli s fiksnimi ali naključnimi učinki.
5. Interpretacija rezultatov: Rezultati se interpretirajo v kontekstu raziskovalnega vprašanja, pri čemer se upoštevajo morebitne omejitve in pristranskosti.

### Modeli metanalize

Metanaliza lahko uporablja dva glavna modela:

Model s fiksnimi učinki: Predpostavlja, da so vsi učinki v študijah enaki in da razlike med študijami nastajajo le zaradi naključne variabilnosti.

Model z naključnimi učinki: Upošteva, da lahko med študijami obstajajo resnične razlike v učinkih, ki niso posledica le naključja.

### Ocena heterogenosti

Heterogenost meri, kako različni so rezultati med študijami. Pomembni statistični kazalci za oceno heterogenosti vključujejo:

1. Q-test: Preverja, ali so razlike med študijami statistično pomembne.
2. I²-statistika: Meri delež variabilnosti, ki je posledica heterogenosti namesto naključja. Višje vrednosti I² kažejo na večjo heterogenost.

### Grafična predstavitev rezultatov

1. Forest plot: Prikazuje učinke posameznih študij in skupni učinek metanalize. Vsaka študija je predstavljena s črto, ki prikazuje interval zaupanja, skupni učinek pa je prikazan z diamantom.
2. Funnel plot: Uporablja se za preverjanje pristranskosti. Simetričen funnel plot kaže na odsotnost pristranskosti, medtem ko asimetrični plot lahko nakazuje prisotnost manjkajočih študij.

### Omejitve in izzivi

Metanaliza ima tudi svoje omejitve, kot so:

Pristranskost publikacij: Študije z negativnimi rezultati so pogosto manj verjetno objavljene.

Heterogenost študij: Razlike v metodologiji ali populacijah lahko otežujejo primerjavo.

Kakovost podatkov: Rezultati metanalize so odvisni od kakovosti vključenih študij.

### Primer

Za meta-analize v JAMOVI, bomo najprej uvozili modul MAJOR, ki omogoča analizo korelacijskih koeficientov, dihotomske modele, analizo velikosti učinka, analizo srednjih razlik, analizo deležev dogodkov. In analizo notranje zanesljivosti vprašalnikov. Na primeru si bomo natančneje pogledali analizo srednjih razlik, analizo velikosti učinka in analizo notranje konsistentnosti, ostale paprepuščamo bralcu.A close up of a text

AI-generated content may be incorrect.

A screenshot of a computer

AI-generated content may be incorrect.

Za nabor podatkov bomo uporabili datoteko XXX, ki je računalniško generirana in vsebuje umetne podatke o 100 študijah, kjer so zbrane srednje vrednosti, mere razpršenosti, mere učinka (te je včasih v pedagošlkem raziskovanju potrebno dodati, ne bodo vsi nabori v študijah a priori lepi za obravnavo), in mere za notranje konsistentnosti.

Najprej si poglejmo analizo srednjih razlik. Izberemo ustrezne stolpce, kot prikazuje slika X.

A screenshot of a survey

AI-generated content may be incorrect.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| | Random-Effects Model (k = 100) | | | | | | | | | | | | | | | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | |  | | **Estimate** | | **se** | | **Z** | | **p** | | **CI Lower Bound** | | **CI Upper Bound** | | | Intercept |  | -0.475 |  | 0.0197 |  | -24.1 |  | < .001 |  | -0.514 |  | -0.436 |  | |  |  | . |  | . |  | . |  | . |  | . |  | . |  | | Note. Tau² Estimator: Restricted Maximum-Likelihood | | | | | | | | | | | | | | |  | | | | | | | | | | | | | |     V prvi izhodni tabeli iz negativnega “Estimate” vidimo, da je učinek v negativno smer, torej je v eksperimentalni skupini vrednost opazovane spremenljivke manjša za povprečno 0.475. P vrenost nam pove, da je velikost učinka statistično pomembna. Druga izhodna tabela (prepuščamo bralcu, da jo generira) nam z raznimi metrikami pove, da heterogenost ni prisotna, torej statističnih razlik med študijami ni.  Vse te podatke nam modul v JAMOVI tudi pove v vezanem besedilu na sliki X z interpretacijo, kar olajša interpretacijo. Uporabi še nekaj metrik, ki jih nismo izbrali; Ključna opazka je npr., da imata dve vključeni študiji zelo velik učinek, torej moramo biti do njih posebno pozorni. |

V študijo pogosto vključimo še Forest plot na sliki X, ki smo ga že komentirali in Funnel plot na sliki X, ki prikazuje, da so naše raziskave “simetrične”, torej ni bilo pristranskosti pri izbiri raziskav.

A black background with a black square

AI-generated content may be incorrect.

**A graph showing a pyramid

AI-generated content may be incorrect.**

Podobno lahko naredimo za effect size:  
Postopek je zelo podoben, a pazimo, da v Model options izberemo Standard errors, saj imamo le take podatke (če bi imeli oz. Naredili novo spremenljivko variance, bi bilo seveda drugače). Za effect size smo uporabili Cohenov d, analogno bi lahko delali tudi z drugimi velikostmi učinka.

Podobno lahko delamo z analizo zanesljivosti. Spomnimo se, da Cronbachov alpha koeficient meri, ali vprašanja v vprašalniku, ki določajo eno spremenljivko merijo isti konstrukt. Seveda je nujno, da študije zajete v meta-analizo uporabljajo enak vprašalnik oziroma so razlike lahko zgolj vpliv prilagoditev na kulturni konteksts ipd.

A screenshot of a computer

AI-generated content may be incorrect.

V rezultatih namrezultat 0.89 pove, da je povprečna zanesljivost študij zelo dobra in statistično razvidna (majhna p vrednost). Visoke vrednosti statistik heterogenosti (Tau, Iˇ2, H^2, Q) nam kažejo, da je heterogenost prisotna, torej razlike v študijah niso zgolj posledica napak.

**Funnel Plot**

A graph showing a pyramid

AI-generated content may be incorrect.A screenshot of a data

AI-generated content may be incorrect.

Funnel plot nam tokrat sugerira asimetrijo, kar lahko pomeni pristranskost pri izbiri publikacij. To nam potrdi majhna p vrednost Eggerjevega testa. Manj točk spodaj desno sugerira, da imamo manj raziskav z majhno napako in velikim vplivom (zanesljivostjo). To se v statistiki pogosto dogaja, saj so »boljši« rezultati večkrat objavljeni.

### Dodatne možnosti v JAMOVI

#### Analiza korelacijskih koeficientov

Analiza korelacijskih koeficientov v metaanalizi omogoča združevanje rezultatov več študij, ki so preučevale povezanost med dvema spremenljivkama. Ključni podatki, ki jih uporabimo v analizi, so ocenjena korelacija (r) in velikost vzorca (n) za vsako posamezno študijo.

**Postopek analize**

1. **Transformacija korelacij**: Ker korelacijski koeficienti niso normalno porazdeljeni, jih običajno transformiramo z uporabo Fisherjeve *z*-transformacije, da omogočimo pravilno statistično analizo. To je v MAJOR JAMOVI modulu že privzeto, kot prikazuje slika

A screenshot of a computer

AI-generated content may be incorrect.

1. **Izračun uteženih povprečij**: Vsak korelacijski koeficient prispeva k skupnemu rezultatu glede na svojo velikost vzorca, pri čemer večji vzorci dobijo večjo težo.
2. **Ocena heterogenosti**: Uporabimo statistike, kot so Q-test in I², da preverimo, ali obstajajo pomembne razlike med študijami.
3. **Interpretacija rezultatov**: Povprečna korelacija in njeni intervali zaupanja nam omogočajo vpogled v moč in smer povezanosti med spremenljivkama.
4. **Grafična predstavitev**

* **Forest plot**: Prikazuje ocene korelacij posameznih študij in skupno oceno.
* **Funnel plot**: Preverja morebitno pristranskost publikacij pri objavljenih rezultatih.

#### Dihotomski modeli

Dihotomski modeli se uporabljajo, kadar imamo rezultate v obliki diskretnih dogodkov, torej kadar vsaka študija poroča o številu dogodkov v eksperimentalni in kontrolni skupini ter skupni velikosti vzorca. To je pogosto pri kliničnih raziskavah, kjer merimo učinek intervencije.

**Ključni koraki analize**

1. **Pridobivanje podatkov**: Zberemo podatke o številu dogodkov v eksperimentalni (E) in kontrolni (K) skupini ter velikost vzorca v obeh skupinah.
2. **Izračun velikosti učinka**: Najpogosteje uporabljene mere vključujejo:
   * **Razmerje obetov (Odds Ratio, OR)**: Izračunano kot (E1 / (N1 - E1)) / (K1 / (N2 - K1)).
   * **Relativno tveganje (RR)**: Določa razmerje med tveganjem v eksperimentalni in kontrolni skupini.
   * V modulu MAJOR to izbiramo v podpoglavju Model options, model measures, kjer je privzeta možnost Razmerje obetov kot prikazuje slika. V modulu je privzeto logaritmiranje podatkov, kar lahko izklopimo z uporabo inverzne transformacije *Back-Transform* na sliki.

A screenshot of a computer

AI-generated content may be incorrect.

1. **Izračun heterogenosti**: Podobno kot pri drugih metaanalizah uporabimo Q-test in I² za oceno variabilnosti med študijami. Če heterogenost ni prisotna, je morda bolj primeren model Fixed Effects, kar prav tako izberemo v podpoglavju model options, tokrat model estimator.
2. **Vizualizacija rezultatov**

* **Forest plot**: Prikazuje razmerja obetov za vsako študijo ter skupno oceno.
* **Funnel plot**: Pomaga odkriti pristranskost objavljenih raziskav.

#### Analiza proporcev

V analizi proporcev preučujemo pogostost določenega dogodka v različnih študijah. Podatki vključujejo število primerov dogodka (X) in skupno velikost vzorca (N) za vsako študijo.

**Postopek analize**

1. **Pridobivanje podatkov**: Za vsako študijo zabeležimo število primerov dogodka (X) in velikost vzorca (N).
2. **Izračun proporcev**: Vsaka študija prispeva vrednost X/N, ki predstavlja relativno pogostost dogodka. Za razliko od dihotomskih modelov, modul JAMOVI privzame surove (ang. *raw*) podatke in jih ne logaritmira. To lahko spremenimo v razdelku Model Options, kjer izberemo Effect size model measures. Prav tako lahko spreminjamo model. Kot drugje je npr. Če je prisotna heterogenost je privzet model največjega verjetja ustrezen, sicer lahko izberemo model Fixed-Effect.
3. **Združevanje rezultatov**: Uporabimo uteženo povprečje proporcev, pri čemer večji vzorci dobijo večjo težo.
4. **Preverjanje heterogenosti**: Statistični testi (Q-test, I²) ocenijo variabilnost rezultatov med študijami.
5. **Grafična predstavitev**

* **Forest plot**: Vizualizira rezultate posameznih študij in skupno oceno proporcev.
* **Funnel plot**: Omogoča preverjanje morebitne pristranskosti publikacij.

Vsaka od teh analiz omogoča vpogled v vzorce podatkov iz različnih študij in pomaga pri oblikovanju zanesljivih zaključkov na podlagi združenih rezultatov.

## TEMPLATE

V nadaljevanju želimo preveriti, ali se povprečji spremenljivk »Q21c« –- »Oblikovanje idej« in »Q21d« –- »Preizkušanje idej« statistično značilno razlikujeta. . V kolikor gre za dve spremenljivki znotraj istega vzorca učiteljic in učiteljev, je primerno uporabljati t-preizkus za odvisne vzorce. V meniju »Analize« izberemo podmeni »tT-tTesti« in možnost »tT-tTest odvisnih vzorcev«. V okno »Parjene spremenljivke« vstavimo dve spremenljivki, ki ju želimo primerjati (vrstni red pri tem ni pomemben). Ti dve se bosta izpisali ena zraven druge (Slslika 48). Jamovi avtomatično izbere ukaz »tT-test« ( ).

Slika 48: Pogled na t-preizkus odvisnih vzorcev.

4.3.4.1.1 PREVERJANJE POGOJEV

Preden pregledamo izpisane rezultate, preverimo pogoj normalnosti porazdelitve razlik med vrednostmi spremenljivk. Izberemo torej ukaz »Test normalnosti« ( ). Izpišejo se sledeči rezultati:

Ponazoritev 88: Tests of Normality

statistic p

Q21c Q21d Shapiro-Wilk 0.639 < .001

Kolmogorov-Smirnov 0.426 < .001

Anderson-Darling 155 < .001

Opomba. Additional results provided by moretests

Iz preglednice je razvidno, da so vsi preizkusi normalnosti statistično značilni (p < 0,001), kar kaže na to, da razlike niso normalno porazdeljene in je uporaba t-preizkusa za odvisne vzorce neupravičena. Z namenom prikaza preizkusa pa bomo vseeno nadaljevali z izvedbo t-preizkusa za odvisne vzorce.

Jamovi ne predvideva možnosti preizkušanja enakosti varianc za t-preizkuse za odvisne vzorce.

4.3.4.1.2 REZULTATI PREIZKUSA

Potem, ko se prepričamo, da je uporaba t-preizkusa za odvisne vzorce upravičena, si oglejmo izpis rezultatov:

Ponazoritev 89: T-tTest odvisnih vzorcev

statistika df p

Q21c Q21d tT-tTest 6.27 810 < .001

Izpis simbolov:

Statistika ali t označuje vrednost t-preizkusa odvisnih vzorcev.

df označuje prostostne stopnje t-preizkusa.

p označuje stopnjo statistične pomembnosti t-preizkusa odvisnih vzorcev.

Iz preglednice razumemo, da so razlike med povprečjema spremenljivke »Q21c« in »Q21d« statistično značilne (p < 0,001). Da preverimo, katera spremenljivka ima višje povprečje, si oglejmo opisno statistiko. Izberemo ukaz »Opisne statistike« ( ), in, če želimo tudi grafično predstavitev podatkov, izberemo tudi ukaz »Opisni izrisi« ( ). Dobimo sledeči izpis rezultatov in na Sl(sslikai 49) :

Ponazoritev 90: Opisne statistike

N Povprečna vrednost Mediana SD SN

Q21c 811 4.14 4 0.717 0.0252

Q21d 811 4.03 4 0.749 0.0263

Slika 49: Grafična ponazoritev razlik v povprečju med spremenljivkama »Q21c« in »Q21d«.

Iz preglednice lahko razumemo, da je povprečna vrednost spremenljivke »Q21c« (M = 4,14; SD = 0,717) statistično višja od povprečja spremenljivke »Q21d« (M = 4,03; SD = 0,749).

4.3.4.1.3 VELIKOST UČINKA

Iz zgornje preglednice je vidno, da so učiteljice in učitelji višje ocenili svoje sposobnosti oblikovanja idej ocenili višje od preizkušanja idej. Čeprav je t-preizkus pokazal statistično značilne razlike v povprečjih (t(810) = 6,27; p < 0,001), želimo ugotoviti, ali je razlika med njima, ki jo lahko izračunamo z izbiro ukaza »Povprečna razlika« ( ), velika, zato si oglejmo mero velikosti učinka. To izberemo z ukazom »Velikost učinka« ( ). Izpis je torej sledeči:

Ponazoritev 91: T-tTest odvisnih vzorcev

statistika df p Povprečna razlika Razlika SN Velikost učinka

Q21c Q21d tT-tTest 6.27 810 < .001 0.110 0.0175 Cohenov d 0.220

🕮 Primer razlage

Rezultat t-preizkusa za odvisne vzorce (t = 6,27; g = 810; 2P < 0,001) kaže, da obstajajo statistično pomembne razlike v odgovorih na vprašanje trditvipostavki o oblikovanju idej in preizkušanju idej obstajajo statistično pomembne razlike. Analiza rezultatov kaže, da učiteljice in učitelji v povprečju večji pomen pripisujejo vplivu oblikovanja idej (M = 4,14; SD = 0,717) kot preizkušanju idej (M = 4,03; SD = 0,749). Mera velikosti vpliva (Cohenov d = 0,220) kaže na majhen vpliv med spremenljivkama.

4.3.4.2 VAJE

VAJA 1

● T-preizkus za odvisne vzorce.

● Preizkusili smo, ali obstajajo statistično značilne razlike v povprečju odgovorov na vprašanji postavki »Q23c« - – »Samostojno delovanje za doseganje ciljev« in »Q23d« –- »Načrtovanje kratko-, srednje- in dolgoročnih ciljev« obstajajo statistično značilne razlike.

● Predstavimo dobljene rezultate.

● Napišite obrazložitev.

Ponazoritev 92: T-tTest odvisnih vzorcev

statistika df p Velikost učinka

Q23c Q23d tT-tTest 15.8 802 < .001 Cohenov d 0.557

Ponazoritev 93: Opisne statistike

N Povprečna vrednost Mediana SD SN

Q23c 803 4.19 4 0.756 0.0267

Q23d 803 3.76 4 0.823 0.0290

Obrazložitev:

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_