

UDK: 37.014

37.012

Izvorni znanstveni rad

Primljeno 28.2.2019.

## Suvremeni modeli i pristupi analizi podataka u obrazovnim istraživanjima

Toni BABAROVIĆ

*Institut društvenih znanosti Ivo Pilar, Zagreb, Hrvatska*

*toni.babarovic@pilar.hr*

### Sažetak

Današnja se istraživanja u području obrazovanja zasnivaju na upotrebi odgovarajućih pristupa prikupljanju podataka te suvremenim modelima njihove analize. Metodološki su iskoraci u ovom području znatni, a istraživači u posljednjih nekoliko desetljeća prepoznaju važnost primjene longitudinalnih nacrtu u obrazovnim istraživanjima. Također, uviđanje hijerarhijske organizacije prikupljenih podataka i njihova odgovarajuća statistička obrada postaju metodološki imperativ. U ovom je radu pružen metodološki pregled hijerarhijske i longitudinalne organizacije podataka te teorijski okvir njihove statističke analize. Istaknute su najčešće pogreške i poteškoće s kojima se istraživači prilikom korištenja ovih metoda susreću te načini kako ih ispravno prevladati. Kroz jednostavne i svakodnevne primjere pokušalo se čitatelju približiti ove metode i njihovu statističku podlogu te uputiti istraživače u području obrazovnih istraživanja na njihovo adekvatno korištenje.

**Ključne riječi:** *hijerarhijski modeli; longitudinalni nacrti; analiza podataka; obrazovna istraživanja; statistika*

## 1. Uvod

Od devedesetih godina prošlog stoljeća istraživanja u području obrazovanja znatno su napredovala u pogledu njihovih istraživačkih nacrti, primijenjenih metoda uzorkovanja te upotrebe naprednijih statističkih metoda. Takav metodološki napredak omogućio je točniju procjenu učinka obilježja učitelja i škola na postignuće učenika. Danas se svi istraživači u području obrazovnih znanosti slažu da postoje dva metodološka imperativa: prikupljanje longitudinalnih podataka i prepoznavanje hijerarhijske organizacije prikupljenih podataka (Creemers i Kyriakides, 2007). Evidentan razlog tomu je činjenica da su prikupljeni podaci dinamičke prirode, odnosno da se mijenjaju kroz vrijeme. Uvažavanje njihove dinamičke prirode je ključno, jer učinci škola trajno mijenjaju obrazovni razvoj učenika, a sama obilježja učenika, učitelja i školske okoline su promjenjiva. Zato je prikupljanje longitudinalnih podataka (u nekoliko vremenskih točaka) nužno da bi se mogli utvrditi točni učinci učitelja i škola na obrazovna postignuća učenika. S druge strane, promatrane i mjerene pojave nužno se pojavljuju u višerazinskoj, hijerarhijskoj strukturi. Podaci o obilježjima škola prikupljeni su na jednoj razini, podaci o obilježjima učitelja na drugoj, dok su podaci o učeničkom uspjehu prikupljeni na trećoj, najnižoj razini. Dakle, prisutna je višerazinska, hijerarhijska struktura prikupljenih podataka jer je sve učenike jednog razreda poučavao isti učitelj, a svi su učenici, a i učitelji jedne škole, izloženi istoj školskoj okolini te dijele ista, školska obilježja. Očita hijerarhijska organizacija podataka zahtijeva specifične statističke analize koje omogućavaju utvrđivanje obrazovnih ishoda mjerenih na više razina.

## 2. Hijerarhijski (višerazinski) modeli

U istraživanjima obrazovanja postoji nezaobilazna hijerarhijska organizacija podataka. Učenici žive, uče i pohađaju nastavu u određenoj organizacijskoj strukturi. To je hijerarhijski definirana socijalna struktura koja uključuje obitelj, vršnjačku grupu, razredni odjel, školu, općinu, regiju, pa na kraju i državu. Takva višerazinska organizacija podataka uzrokuje nekoliko specifičnih problema kod njihove statističke analize.

Učenici koji djeluju unutar hijerarhijski organiziranih jedinica po svojim su osobinama međusobno znatno sličniji negoli su to slučajno odabrani učenici iz različitih skupina. Primjerice, učenici nekog razrednog odjela petog razreda međusobno su mnogo sličniji nego slučajno odabrani učenici petih razreda na razini grada, županije ili države. Razlog tome je što učenici tog konkretnog petog razreda nisu slučajno odabrani iz cjelokupne populacije i slučajno upisani baš u taj razred. Oni potječu iz istih, geografski određenih jedinica. Oni su iz iste regije, istog grada ili kvarta i po tome su mnogo homogeniji po nizu varijabli. Vjerojatno su homogeniji po socio-ekonomskom statusu (SES-u), etničkoj pripadnosti, obiteljskom nasljeđu ili pripadnosti određenoj religiji nego učenici petih razreda u cijeloj promatranoj populaciji. Nadalje, učenici tog konkretnog razrednog odjela dijele zajedničku školsku okolinu, iste učitelje, razred ili školu, sa svim njihovim fizičkim i organizacijskim obilježjima. To rezultira sličnim iskustvima i dovodi do dodatne homogenizacije tijekom vremena.

Kako se adekvatno nositi s problemom hijerarhijske organizacije podataka? U istraživanjima koja se bave učinkovitošću obrazovanja nakana istraživača je utvrditi kako učiteljeva obilježja i škola, utječu na školski uspjeh uz kontrolu pozadinskih varijabli, poput SES-a obitelji, spola ili ranijeg obrazovnog uspjeha. Najčešće su uspjeh učenika i obilježja njegove obitelji prikupljeni na razini učenika, a ostali podaci na razini razrednog odjela, razreda, učitelja, škole, grada ili regije. Postavlja se pitanje - *Što je adekvatna jedinica analize – učenik, razred, škola, grad ili možda regija?*

Jedna od mogućih strategija je da se sva obilježja razreda, učitelja ili škole svedu na razinu učenika, odnosno da se podaci s više razine svedu na nižu analitičku razinu. Dakle, radi se o postupku disagregacije varijabli s više hijerarhijske razine na onu nižu. Tako bi svi učenici konkretnog petog razreda u varijabli veličina razreda dobili istu vrijednosti, npr. 25 učenika u razredu, ili bi na razini staža učitelja Matematike svi dobili 8 godina radnog staža. Problem ovakvog pristupa je nepostojanje nezavisnosti opažanja, jer svi učenici jednog razreda imaju identične rezultate na navedenim varijablama. Nezavisnost opažanja je jedan od prvih preduvjeta nepristrane i točne statističke analize i podrazumijeva međusobnu nezavisnost sudionika odabranih u istraživanje. Kao što je navedeno, odabrani učenici nekog razreda nisu potpuno nezavisne jedinice

već dijele istu školsku okolinu te imaju donekle slična demografska i obiteljska obilježja. Dakle, u hijerarhijski organiziranim podacima pretpostavka o nezavisnosti jedinki u uzorku je nužno narušena, a sudionici su dodatno homogenizirani. Zato je u analizama u kojima je provedena disagregacija varijabli više razine na razinu učenika standardna pogreška mjerenja znatno podcijenjena, odnosno manja no što bi bila da se radi o nehijerarhijskom ili uzorku potpuno slučajno odabranih učenika. To se najbolje može ilustrirati *napuhanom* veličinom uzorka za pojedino disagregirano svojstvo koje ulazi u analizu. Naime, ranije navedena veličina razreda nije osobina učenika, već razreda i u uzorku se pojavljuje onoliko puta koliko ima razreda. Disagregacijom se povećava broj opažanja te osobine na onoliko koliko ima učenika, a taj je broj nekoliko puta veći. Time se smanjuje procjena varijance pogreške, što posljedično dovodi do veće vjerojatnosti neopravdanog odbacivanja nul-hipoteze i liberalnijeg zaključka o značajnosti predikcije (Osborne, 2000). Drugim riječima, tim postupkom istraživači dolaze do statistički značajnih razlika koje su potpuno netočne (Hox, 2010).

Drugi je pristup sažimanje podataka na razinu razrednog odjela, razreda, škole, grada, ili županije, dakle, *prebacivanje* podataka s niže razine na onu višu. Riječ je o agregaciji rezultata na nekoj varijabli mjerenoj na nižoj razini na višu razinu analize. Tako bi se mogao, na primjer, ispitivati utjecaj prosječnog SES-a roditelja (agregiran s individualne na neku višu razinu) na uspjeh razreda, škole ili županije. Ovaj pristup vezuje uz sebe nekoliko problema. Najvažniji je da je na taj način izgubljen ogroman varijabilitet zavisne varijable, odnosno uspjeh učenika je uvijek uprosječen na nekoj višoj razini. Takvo smanjenje varijabiliteta može dovesti do velikog podcjenjivanja ili pak precjenjivanja korelacijskog odnosa među promatranim varijablama (Bryk i Raudenbush, 1992), a nužno dovodi do smanjenja statističke snage provedene analize (Hox, 2010).

Osim navedenih statističkih pogrešaka, oba pristupa također mogu dovesti do krivih konceptualnih i logički pogrešnih zaključka. Može se dogoditi da istraživač provede analizu na jednoj razini podataka, a donese zaključak na drugoj razini. Najpoznatija pogreška tog tipa je takozvana ekološka pogreška (eng. *ecological fallacy*) do koje dolazi kada se podaci agregirani i analizirani na nekoj višoj razini interpretiraju na individualnoj

razini. S obzirom na to da se agregacijom značenje varijabli sadržajno i suštinski mijenja ne može se više govoriti o tome što je povezano s uspjehom učenika, već što je eventualno povezano s obrazovnim uspjehom razreda, škole ili županije. S druge strane, disagregacijom rezultata s više razine (npr. razine škole) na nižu razinu (npr. razinu učenika) i interpretiranjem tih razlika kao razlika među grupama ulazi se u pogrešku poznatu kao atomistička pogreška (eng. *atomistic fallacy*).

Iz navedenog je vidljivo da svođenje višerazinskih podataka na samo jednu razinu analize (bilo onu višu ili nižu) nosi sa sobom niz evidentnih statističkih pogrešaka, a potencijalno vodi i u moguće pogreške logičkog zaključka. Zato su razvijeni adekvatni statistički postupci koji uključuju varijable različitih razina u jedinstvenu statističku analizu bez gubitka informacija o originalnoj razini mjerenja pojedinog svojstva. Te se analize nazivaju Višerazinskim analizama (eng. *Multilevel Analysis*; Hox, 2010), Višerazinskim modeliranjem (eng. *Multilevel Modeling*; Luyten i Sammons, 2010), Modelima slučajnih koeficijenata (eng. *Random Coefficients Models*; de Leeuw i Kreft, 1986) ili Hijerarhijskim linearnim modeliranjem (eng. *Hierarchical Linear Modeling – HLM*; Raudenbush i Bryk, 2002). Takvi postupci omogućavaju ispitivanje istraživačkih hipoteza koje su postavljene između više razina, odnosno pružaju odgovor na višerazinske probleme. Pod višerazinskim problemima podrazumijeva se utvrđivanje odnosa među varijablama koje su mjerene na različitim hijerarhijskim razinama. Tako je u obrazovnim istraživanjima ključno pitanje kako niz varijabli mjerenih na individualnom (npr. SES obitelji, spol učenika, ranija razina znanja) i grupnom nivou (npr. staž učitelja, veličina razreda, opremljenost škole) utječe na jednu kriterijsku varijablu na individualnom nivou (npr. znanje učenika). Višerazinskim analizama može se utvrditi izravan utjecaj varijabli mjerenih na različitim nivoima na kriterijsku mjeru, ali se i dodatno može utvrditi postaje li neka varijabla s grupnog nivoa moderator odnosa prediktora i kriterija mjerenih na individualnom nivou.

### 3. Metode višerazinske analize podataka

Osnovni statistički koncept na kojem počivaju hijerarhijski linearni modeli (HLM) je klasična linearna regresija koja je modificirana

za upotrebu na hijerarhijski organiziranim podacima. Kao što je rečeno, hijerarhijski organizirani podaci imaju više razina. Najniža razina (obično nazvana razina – 1) je razina učenika, druga razina (razina – 2) može biti razina razreda, treća razina (razina – 3) razina škole, i tako dalje. Ovdje ćemo za početak razraditi primjer dvorazinske strukture u kojoj su učenici ugniježđeni u školske razrede. Na prvoj razini, odnosno koristeći samo osobine učenika, možemo definirati jednostavnu regresijsku jednadžbu prognoze uspjeha učenika kao:

$$Y_{ij} = b_{0j} + b_{1j}X_{1ij} + \dots + b_{kj}X_{kij} + e_{ij}$$

gdje je  $Y_{ij}$  uspjeh učenika koji pripada nekoj grupi  $j$ ;  $b_{0j}$  je konstanta (intercept, odsječak na osi  $Y$ ) za grupu  $j$ ;  $b_{1j}$  je regresijski koeficijent grupe  $j$  (koeficijent smjera pravca) za promatranu varijablu  $X_1$ ; dok je  $e_{ij}$  rezidual (pogreška prognoze) za pojedinca  $i$  iz grupe  $j$ .

Tako u nekom primjeru možemo prognozirati uspjeh učenika ( $i$ ) iz Matematike koji pohađa razred ( $j$ ) na temelju njegovog spola (varijabla  $X_1$ ) i njegove motivacije za učenje matematike ( $X_2$ ). Tada bi regresijska jednadžba izgledala ovako:

$$\text{mat}_{ij} = b_{0j} + b_{1j} \text{ spol}_{ij} + b_{2j} \text{ motiv}_{ij} + e_{ij}$$

Razlika između ovako postavljene regresijske jednadžbe i obične regresijske jednadžbe (eng. *Ordinary Least Squares - OLS*) je postojanje indeksa ( $j$ ) koji govori o pripadnosti učenika nekom razredu. Time se podrazumijeva da pojedini razredi mogu imati različite intercepte ( $b_{0j}$ ) i različite koeficijente nagiba pravca prognoze ( $b_{1j}$  ili  $b_{2j}$ ). S obzirom na to da su intercepti i koeficijenti pravca slučajne varijable koje slobodno variraju od razreda do razreda nazivaju se *slučajni koeficijenti* (eng. *random coefficients*). Ako se vratimo na naš primjer, razredi koji imaju veći intercept imaju i veći prosječni učenički uspjeh iz Matematike. Ako pojedini razredi imaju veće regresijske koeficijente (koeficijente nagiba pravca) u tim je razredima povezanost između spola<sup>1</sup>, odnosno motivacije i uspjeha u Matematici veća.

<sup>1</sup> U ovom se korelacijskom kontekstu govori o povezanosti između spola i uspjeha u matematici, a suštinski se misli na spolne razlike u uspjehu iz matematike

Ako promatramo sve razrede uključene u analizu pretpostavlja se da je distribucija regresijskih koeficijenata približno normalna<sup>2</sup>. Stoga je drugi korak hijerarhijskog regresijskog modela objasniti varijabilitet tih regresijskih koeficijenata koristeći varijable izmjerene na drugoj razini, odnosno razini razreda. Dakle, na drugoj razini, u HLM-u, konstanta (intercept) i koeficijent smjera pravca iz prve razine postaju kriteriji, a njihove se vrijednosti pokušavaju predvidjeti na osnovi rezultata varijabli druge razine, odnosno izraženo jednadžbama, glasi:

Za intercept:

$$b_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01}W_j + \dots + \gamma_{0k}W_k + u_{0j}$$

Za regresijske koeficijente:

$$b_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11}W_j + \dots + \gamma_{1k}W_k + u_{1j}$$
$$b_{2j} = \gamma_{20} + \gamma_{21}W_j + \dots + \gamma_{2k}W_k + u_{2j} \quad \text{itd.}$$

gdje su  $\gamma_{00}$  i  $\gamma_{10}$  konstante (intercepti);  $\gamma_{01}$  i  $\gamma_{11}$  predstavljaju regresijske koeficijente (koeficijente smjera pravca) u predviđanju  $b_0$  i  $b_1$  na osnovi varijable druge razine  $W_j$ ; dok  $u_{0j}$  i  $u_{1j}$  predstavljaju pogreške prognoze.

Da bismo pojasnili značenje navedenih jednadžbi, možemo se poslužiti ranijim primjerom. Zamislimo da na razini razreda (druga razina) imamo varijablu veličine razreda. Prva jednadžba u kojoj se predviđa  $b_0$  govori o uspješnosti predikcije razlika u prosječnom uspjehu iz Matematike pojedinih razreda na osnovi veličine razreda. Dakle, ako varijabla druge razine može dobro objasniti ovako definiran kriterij (ako je  $\gamma_{01}$  značajan), to znači da se razredi razlikuju po uspjehu upravo zbog razlike u svojoj veličini.

Drugi set jednadžbi govori o moderatorskom efektu varijabli druge razine na uspješnost prognoze učeničkog uspjeha na osnovi varijabli prve razine. U terminima analize varijance ta nam jednadžba govori o interakciji varijabli dvaju promatranih razina na uspjeh. U prvom primjeru radi se o interakciji spola učenika s prve razine i veličine razreda s druge razine na uspjeh iz Matematike. U drugom slučaju, kako imamo dvije prediktorske varijable prve razine, radi se o interakcijskom učinku motivacije učenika i

<sup>2</sup> Više o načinima testiranja preduvjeta za provedbu hijerarhijskih regresijskih modela može se pronaći u Goldstein (2003) te Snijders i Bosker (1999).

veliĉine razreda na školski uspjeh iz Matematike. Ako je  $\gamma_{11}$  znaĉajan moŹe se zakljuĉiti da se utjecaj spola na uspjeh uĉenika mijenja ovisno o veliĉini razreda, odnosno da spolne razlike u uspjehu znaĉajno variraju ovisno o veliĉini razreda. Ako je regresijski koeficijent iz druge jednadŹbe  $\gamma_{21}$  znaĉajan moŹe se zakljuĉiti da se utjecaj uĉeniĉke motivacije na školski uspjeh mijenja ovisno o veliĉini razreda. Drugim rijeĉima, u razredima razliĉite veliĉine, utjecaj motivacije na školski uspjeh iz Matematike nije isti.

Na kraju, primjer dvorazinskog modela u kojem postoje dvije prediktorske varijable mjerene na razini uĉenika (spol i motivacija) te jedna mjerena na razini razreda (veliĉina razreda) moŹe se izraziti jedinstvenom sloŹenom regresijskom jednadŹbom koja integrira ranije navedene:

$$Y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{10}X_{1ij} + \gamma_{20}X_{2ij} + \gamma_{01}W_j + \gamma_{11}X_{1ij}W_j + \gamma_{21}X_{2ij}W_j + u_{1j}X_{1ij} + u_{2j}X_{2ij} + u_{0j} + e_{ij}$$

Ili, ako koristimo sadržajna imena varijabli:

$$\text{mat}_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{10}\text{spol}_{ij} + \gamma_{20}\text{motiv}_{ij} + \gamma_{01}\text{vel}_j + \gamma_{11}\text{spol}_{ij} \times \text{vel}_j + \gamma_{21}\text{motiv}_{ij} \times \text{vel}_j + u_{1j}\text{spol}_{ij} + u_{2j}\text{motiv}_{ij} + u_{0j} + e_{ij}$$

Prvi dio jednadŹbe [ $\gamma_{00} + \gamma_{10}X_{1ij} + \gamma_{20}X_{2ij} + \gamma_{01}W_j + \gamma_{11}X_{1ij}W_j + \gamma_{21}X_{2ij}W_j$ ] sadrŹi fiksne koeficijente i naziva se fiksnim ili deterministiĉkim dijelom modela. Drugi dio jednadŹbe [ $u_{1j}X_{1ij} + u_{2j}X_{2ij} + u_{0j} + e_{ij}$ ] sadrŹi sluĉajne pogreŹke i naziva se sluĉajnim ili stohastiĉkim dijelom modela. Izrazi  $\gamma_{11}X_{1ij}W_j$  i  $\gamma_{21}X_{2ij}W_j$  odnose se na interakciju meĹu varijablama dvaju razina, odnosno na moderatorski utjecaj varijable druge razine na povezanost varijabli prve razine s kriterijem. Takav se tip interakcije u hijerarhijskim modelima naziva kros-razinska interakcija (eng. *cross-level interaction*).

Oĉito je da ovakvo hijerarhijsko modeliranje podataka razlaŹe varijancu školskog uspjeha iz Matematike na dva osnovna dijela. MoŹe se razlikovati varijabilitet izmeĹu uĉenika jednog razreda (osobne razlike meĹu uĉenicima) i varijabilitet izmeĹu razreda (razlike u uspjehu pojedinih razreda). Ako zamislimo model bez ijednog prediktora na bilo kojoj od



razina (tzv. prazni model, nul-model ili eng. *intercept-only model*) tada možemo opću jednadžbu prve razine napisati kao:

$$Y_{ij} = b_{0j} + e_{ij}$$

Dakle, rezultat nekog učenika u uspjehu iz Matematike može se dobiti kao zbroj prosjeka nekog razreda  $b_{0j}$  i odstupanja tog učenika od tog prosjeka  $e_{ij}$ .

Na drugoj razini možemo izračunati intercepte  $b_{0j}$ , odnosno aritmetičke sredine razreda jednadžbom:

$$b_{0j} = \gamma_{00} + u_{0j}$$

Ovdje određujemo aritmetičku sredinu nekog razreda kao zbroj prosjeka aritmetičkih sredina svih razreda  $\gamma_{00}$  i odstupanja tog razreda od prosjeka  $u_{0j}$ . Ako sve uvrstimo u početnu jednadžbu dobivamo sljedeće:

$$Y_{ij} = \gamma_{00} + u_{0j} + e_{ij}$$

Iz navedenog je vidljivo da uspjeh ih Matematike pojedinog učenika ( $i$ ), koji pohađa razred ( $j$ ), možemo izračunati kao zbroj prosjeka uspjeha iz Matematike svih razreda ( $\gamma_{00}$ ), odstupanja prosjeka razreda koji učenik pohađa od općeg prosjeka uspjeha iz Matematike ( $u_{0j}$ ) i odstupanja učenika od prosjeka pripadajućeg razreda ( $e_{ij}$ ). Time se ukupan varijabilitet, odnosno varijanca rezultata učenika razlaže na dvije komponente: varijabilitet niže, učeničke razine analize i varijabilitet više razine, odnosno razine razreda. Unutar termina klasične analize varijance takav bi se varijabilitet mogao nazvati varijabilitetom unutar (eng. *within groups – WG*) i varijabilitetom između grupa (eng. *between groups – BG*)<sup>3</sup>.

Udio varijance više razine u ukupnoj varijanci učeničkog postignuća u obrazovnim istraživanjima od posebne je važnosti. Zato gotovo svaka hijerarhijska analiza obrazovne učinkovitosti započinje s

---

<sup>3</sup> Termini varijabiliteta unutar i između grupa preuzeti iz klasične analize varijance s fiksnim faktorima u ovom kontekstu nisu potpuno točni jer bi tada omjer međugrupnog i ukupnog varijabiliteta odgovarao izračunu  $\eta^2$ , a ne ICC-a. Zato se ovdje termin međugrupnog varijabiliteta u stvari odnosi na ANOVA model sa slučajnom nezavisnom varijablom (eng. random model) gdje se međugrupni varijabilitet procjenjuje na populacijskoj razini (Howell, 1997).

procjenom udjela varijabiliteta rezultata učenika koji je uzrokovan varijablama više razine jer se u tom varijabilitetu traži potencijalni učinak varijabli vezanih uz osobine učitelja, razreda ili škola. Jednostavan način izračuna proporcije varijance koja se može objasniti pripadanjem grupama više razine, odnosno određenim obrazovnim strukturama u općem varijabilitetu učeničkog uspjeha, predstavlja izračun indeksa intraklasne korelacije (*ICC*). Indeks intarklasne korelacije obično se označava sa grčkim slovom  $\rho$  i izračunava po formuli:

$$\rho = \frac{\sigma_{u_0}^2}{\sigma_{u_0}^2 + \sigma_e^2}$$

Gdje je  $\sigma_e^2$  varijanca odstupanja (pogrešaka) na najnižoj razini ( $e_{ij}$ ), a  $\sigma_{u_0}^2$  varijanca odstupanja (pogrešaka) na višoj razini ( $u_{0j}$ ). Prema navedenoj formuli može se jednostavno interpretirati dobiveni koeficijent intraklasne korelacije kao udio varijabiliteta vezan uz grupnu pripadnost u ukupnom varijabilitetu rezultata<sup>4</sup>. Na temelju tako procijenjenog parametra mogu se postaviti očekivanja koliko je varijabiliteta teoretski moguće objasniti s prediktorskim varijablama više razine. U kontekstu istraživanja obrazovne učinkovitosti, ukoliko je *ICC* viših hijerarhijskih razina vrlo mali, i očekivanja o utjecaju obilježja učitelja ili škola na obrazovni uspjeh učenika će biti skromna. Ako je pak *ICC* velik, postoji vjerojatnost da upravo obilježja učitelja i/ili škola pridonose objašnjenju školskog uspjeha učenika.

Primjenom višerazinskih modela analize podataka u istraživanjima učinkovitosti obrazovanja može se jasno utvrditi utjecaj varijabli različitih razina analize na obrazovni uspjeh učenika. U dvorazinskoj analizi iz primjera regresijski koeficijenti prve razine govore koliko se varijabilitet učeničkog uspjeha iz Matematike može objasniti na osnovi osobnih razlika među učenicima. Regresijski koeficijenti vezani uz varijable druge razine govore o tome koliko se varijabililiteta u prosječnom uspjehu razreda u Matematici može objasniti na osnovi obilježja razreda, ali i u kojoj mjeri obilježja razreda mijenjaju povezanost osobina učenika i učeničkog

<sup>4</sup> Proporcija dobivena *ICC* indeksom u višerazinskim modelima odnosi se na procjenu koliko bi varijancu na populacijskoj razini objašnjavala grupna pripadnost pojedinoj obrazovnoj strukturi u ukupnom varijabilitetu, a ne na proporciju varijabiliteta dobivenu na uzorku (Tabachnick i Fidell, 2007).

uspjeha. Interakcijski podaci omogućavaju razumijevanje onoga što uzrokuje (moderira) razlike u odnosima između varijabli prve razine i kriterija u različitim grupama sudionika na drugoj razini. Očito je da HLM nudi niz prednosti u odnosu na klasični regresijski nacrt koji je proveden transformacijom podataka na bilo koju od hijerarhijskih razina. Osim toga, ovako postavljen dvorazinski regresijski model može se lako proširiti uvođenjem varijabli mjerenih na dodatnim, višim razinama. Time se u model dodaju novi izravni efekti viših razina te se multiplicira broj zanimljivih kros-razinskih interakcijskih efekata od potencijalnog istraživačkog interesa. U obrazovnim se istraživanjima vrlo često primjenjuju dvorazinski (npr. Frenzel, Pekrun i Götz, 2007) i trofazinski nacrti s razinama učenika, razreda i škola (npr. Zhao, Valcke, Desoete, Verhaeghe i Xu, 2011), a lako je zamisliti i proširenje takvih nacrti na dodatne razine, poput regija ili država.

#### **4. Longitudinalni nacrti**

Osnovno obilježje longitudinalnih nacrti je da uključuju više opažanja ili mjerenja istih entiteta (npr. učenika) u više vremenskih točaka. Prilikom formiranja longitudinalnih nacrti treba obratiti pozornost na točno određenje pojma višekratnih mjerenja. Recimo da želimo izmjeriti školski uspjeh učenika, operacionaliziran školskim ocjenama, u dvije vremenske točke, primjerice, na kraju šestog i osmog razreda osnovne škole. No, istraživanje prevedemo samo na kraju osmog razreda i tada učenike upitnikom pitamo koje su školske ocjene imali na kraju šestog razreda. Takav se nacrt također može nazvati longitudinalnim iako nismo imali provedena dva mjerenja u dvjema vremenskim točkama, već smo podatke o prvoj točki mjerenja dobili iskazom učenika. Ovakav se nacrt naziva retrospektivnim longitudinalnim nacrtom i njime se načelno, zbog same prirode prvog mjerenja, dobivaju podaci nešto niže razine kvalitete od onog kojeg nazivamo prospektivnim longitudinalnim nacrtom (Gustafsson, 2010). U prospektivnom longitudinalnom nacrtu podaci su prikupljeni i u šestom i u osmom razredu, odnosno isti su učenici praćeni kroz promatrano razdoblje. Dvije su jasne prednosti prospektivnog nad retrospektivnim nacrtom. Prvo, podaci prikupljeni prospektivnim nacrtom ne temelje se na sjećanju i samoiskazu učenika koje je podložno grešci.

Drugo, tijekom vremena dolazi do određene promjene u uzorku učenika koju nije moguće lako prepoznati. Naime, neki učenici koji su zahvaćeni mjerenjem u osmom razredu možda nisu dijelili istu obrazovnu okolinu kao ostali u šestom razredu, odnosno možda su se doselili naknadno u tu školu, možda su mijenjali razred, preskočili neki razred (akcelerirali) ili ponavljali neki razred u tom razdoblju. Iako ovakvi slučajevi u pravilu nisu česti, oni umanjuju kvalitetu podataka prikupljenih retrospektivnim nacrtima.

Drugi dio problema longitudinalnih nacrtu vezuje se uz entitete, odnosno jedinice čija se obilježja opetovano mjere. Kao što je već napomenuto, jedno od obilježja obrazovnih istraživanja je da postoje različite razine podataka koji su na određeni način ugniježđeni jedni u druge. Tako imamo razinu učenika, učitelja, škola ili čak širih regija ili država u kojima su te škole smještene. Najčešći pristup u longitudinalnim istraživanjima jest taj da se tijekom vremena prati uspjeh učenika, kao entiteta najniže razine, te da se u istim vremenskim točkama prikupljaju podaci o obilježjima njihovih učitelja, odnosno škola. Takvi su nacrti najčešći i u literaturi se nazivaju panel-dizajnima. No, ponekad je interes istraživača usmjeren na drugu razinu podataka. Često je to razina škola, a istraživačko pitanje koje se može postaviti jest u kojoj je mjeri obrazovno postignuće pojedinih škola stabilno i konzistentno tijekom vremena. Može se, na primjer, promatrati postignuće osmih razreda istih škola kroz nekoliko godina, ali treba biti svjestan da su podaci svake godine prikupljeni na drugim učenicima. Dakle, škole jesu iste tijekom istraživanja ali se učenici osmih razreda kroz generacije mijenjaju. Još jedan čest primjer istraživanja u kojima su jedinice na makrorazini stabilne, ali se jedinice mikrorazine mijenjaju, predstavljaju međunarodna istraživanja obrazovnog uspjeha poput PIRLS-a, PISA-e ili TIMMS-a. U takvim se međunarodnim studijama istraživanja provode svakih nekoliko godina u istim zemljama, a svaki se puta iz populacije škola ili učenika neke zemlje izvlače uzorci na kojima se primjenjuju standardizirani testovi znanja. Dakle, istraživački nacrti su longitudinalni na razini obrazovnih sistema (država), ali naravno nisu na razini učenika. Prvenstvena im je svrha utvrđivanje trenda u razini obrazovnih postignuća kod onih zemalja koje sudjeluju redovito u takvim projektima.

Longitudinalna istraživanja imaju nekoliko jasnih prednosti nad drugim istraživačkim nacrtima, ali imaju isto tako nekoliko prisutnih metodoloških problema s kojima se treba suočiti i pokušati ih prevladati. Prva i najočitija prednost longitudinalnog pristupa je mogućnost utvrđivanja stabilnosti i promjena mjerenih pojava tijekom vremena. U području istraživanja učinkovitosti obrazovanja takvim se podacima može dati odgovor na mnoga pitanja: *Rastu li učinci učitelja i škola na učeničko postignuće tijekom vremena? Jesu li ti učinci konstantni i konzistentni? Jesu li kratkoročni ili imaju dugoročan efekt?* Ove prednosti longitudinalnog pristupa posebice dolaze do izražaja ako ih se usporedi s klasičnim kros-sekcijskim istraživanjem (korelacijsko istraživanje u jednoj točki vremena) koje ima vrlo limitiran istraživački doseg. Nadalje, longitudinalni nacrti pružaju puno više sigurnosti pri donošenju uzročno-posljedičnih zaključaka u odnosu na kros-sekcijski pristup. Naravno, ni longitudinalni pristup ne pruža potpunu sigurnost o uzročno-posljedičnim odnosima, što omogućavaju jedino eksperimentalni nacrti, no ukoliko se zadovolje neki od preduvjeta, izvjesnost zaključaka o uzrocima promjena u učeničkom postignuću znatno raste. U prvom je redu nužan jasan teorijski okvir koji podržava i omogućava razumijevanje uzročno-posljedičnih odnosa među promatranim varijablama u longitudinalnom nacrtu. Drugi element longitudinalnih nacrti koji osigurava veću sigurnost zaključaka o uzrocima i posljedicama je sustavno uvođenje i mjerenje identične nezavisne varijable u svakoj sukcesivnoj točki mjerenja. Nadalje, potrebno je teorijski utemeljeno i sveobuhvatno u istraživanje uključiti i sve ostale pozadinske varijable koje bi pored istraživačke varijable od interesa (nezavisne varijable) mogle utjecati na rezultat u zavisnoj varijabli (kriteriju). Kao što je već navedeno, njihov se utjecaj mora parcijalizirati, ukloniti iz varijabiliteta zavisne varijable da bi se s većom sigurnosti moglo zaključiti o utjecaju nezavisne varijable na kriterij. Milas (2009) daje sličan pregled preduvjeta kauzalnih analiza u longitudinalnim istraživačkim nacrtima. Dakle, ako se longitudinalni nacrt provede u dovoljno vremenskih točaka, unutar jasno postavljenog teorijskog okvira, ako se sustavno mjere obilježja učitelja i škola, ako se koristi pouzdan i valjan kriterij učeničkog postignuća te se sustavno kontroliraju ostale pozadinske osobine učenika koje mogu utjecati na postignuće, moguće je, s velikom

dozom sigurnosti, donijeti zaključak o obrazovnim uzrocima učeničkog uspjeha.

Od metodoloških problema s kojima se treba suočiti tijekom provedbe longitudinalnih istraživanja vjerojatno je najvažniji osipanje podataka tijekom vremena. Pod ovim se ne misli samo na osipanje učenika tijekom višekratnih ispitivanja već i osipanje drugih relevantnih sudionika prisutnih u istraživanjima učinkovitosti obrazovanja. Dakle, učenici, učitelji ili ravnatelji mogu mijenjati škole, razbolijevati se u pojedinim točkama vremena ili napustiti obrazovni sustav. Time se nužno gubi velik dio podataka u jednoj ili više točaka mjerenja. Na sreću, ako takva osipanja nisu jako velika i nisu uzrokovana nekim sistematskim faktorima, sofisticirani statističko-analički programi omogućavaju istraživačima da se relativno uspješno nose s tim problemom. Drugi veliki izazov longitudinalnih istraživanja je kreiranje kriterijskih mjera (najčešće mjera znanja) koje su komparabilne, jednako pouzdane, osjetljive i valjane tijekom višekratnih mjerenja. Dakle, očito je da se moraju razviti različite, a opet po svim metrijskim osobinama usporedive mjere znanja primjenjive kroz višekratna mjerenja. Zato je potrebno veliku pažnju posvetiti razvoju kriterijskih mjera prije provođenja samog longitudinalnog nacrt, a promjena modernih psihometrijskih metoda poput *Teorije odgovora na čestice* (eng. *Item Response Theory – IRT*) mogu pri tom biti od velike koristi (Verhelst, 2010a; 2010b).

## 5. Metode analize podataka u longitudinalnim nacrtima

Suvremena istraživanja učinkovitosti obrazovanja koja počivaju na analizi longitudinalnih podataka odmiču se od klasičnih pristupa ponovljenih mjerenja u analizi varijance (ANOVA) ili analizi kovarijance (ANCOVA). Razlog promjene statističke metode leži u strogosti postavljenih preduvjeta za provedbu analize varijance ponovljenih mjerenja. Naime, prvi problem je u postojanju osipanja podataka kroz opetovana mjerenja koje je, kao što je ranije navedeno, sveprisutno u obrazovnim istraživanjima. Klasični ANOVA modeli tretiraju nepostojanje bilo kojeg podatka u bilo kojoj točki vremena za nekog ispitanika kao potpuni gubitak tog ispitanika u analizi (eng. *listwise deletion*). Dakle, uzorak na kojem se provodi analiza je smanjen i sveden

samo na one ispitanike koji imaju kompletne podatke u svim mjerenjima. Time se bitno smanjuje veličina uzoraka, posljedično i statistička snaga istraživanja, a umanjena je i točnost procjene pojedinih mjera prikupljenih u pojedinim vremenskim točkama. Drugi problem leži u još jednom važnom preduvjetu za provedbu ANOVE ponovljenih mjerenja, a to je očekivanje da su varijance učeničkog postignuća u pojedinim mjerenjima, kao i kovarijance parova mjera učeničkog postignuća u različitim mjerenjima podjednake. Dakle, taj se preduvjet odnosi na homogenost, odnosno sličnost svih parova kovarijaničnih matrica zavisne varijable i naziva se preduvjetom zajedničke simetričnosti (eng. *compound symmetry*; npr. Howell, 2007; Hedeker i Gibbons, 2006). U obrazovnim istraživanjima on je vrlo često narušen jer nije vjerojatno da će korelacije među parovima mjerenja biti uvijek jednake. Često će mjerenja provedena u bližim vremenskim točkama biti povezanija negoli ona u vremenski udaljenijim. Na primjer, povezanost između ocjena iz Matematike u sedmom i osmom razredu bit će vjerojatno veća nego li između ocjena iz Matematike u trećem i osmom razredu. Zbog navedenih ograničenja klasičnih statističkih modela analize ponovljenih mjerenja, istraživači se okreću upotrebi regresijskih modela analize podataka koji počivaju na drugačijim pristupima (Gustafsson, 2010; Hedeker i Gibbons, 2006; Hox, 2010).

U ovom prikazu oslonit ćemo s na primjenu višerazinske regresijske analize u obradi longitudinalnih podataka čije smo osnove objasnili u prethodnom poglavlju. Dakle, prikazat ćemo kako primijeniti hijerarhijske regresijske modele za analizu podataka prikupljenih višekratnim mjerenjima, odnosno longitudinalnim istraživačkim nacrtima. Višerazinska regresijska analiza primijenjena na longitudinalnim podacima rješava oba ranije navedena ograničenja klasičnih statističkih pristupa. Može se uspješno nositi s nepotpunim podacima prikupljenim u pojedinim točkama mjerenja te ne zahtijeva uvjete zajedničke simetričnosti među parovima ponovljenih mjerenja.

Da bismo mogli shvatiti logiku na kojoj počiva primjena hijerarhijskih regresijskih modela u analizi longitudinalnih podataka trebalo bi na početku stvoriti sliku longitudinalnih podataka koja je malo drugačija od one intuitivne i tradicionalno prihvaćene. Primijenivši hijerarhijsku logiku na longitudinalne podatke možemo zamisliti da su

višekratne mjere učeničkog uspjeha u promatranim vremenskim točkama u stvari ugniježdene unutar učenika. U tom pristupu učenici predstavljaju višu hijerarhijsku razinu analize, dok su na najnižoj sve prikupljene mjere uspjeha u različitim vremenskim točkama. Ovakva je logika opravdana jer je jasno da su rezultati jednog učenika u nekoliko mjerenja neosporno određeni upravo njegovim osobinama. Na primjer, obilježje učenika, poput njegova spola ili socio-ekonomskog statusa djeluje na njegov uspjeh u svim opetovanim mjerenjima. Zato se i kod ponovljenih mjerenja može primijeniti logika višerazinske regresijske analize sa svim njezinim obilježjima.

Ipak, prilikom definiranja takvog regresijskog modela treba voditi računa o osobinama varijabli mjerenih na višoj razini (najčešće razini učenika). Postoje takozvane vremenski promjenjive varijable (eng. *time-varying covariate*), odnosno one čija se vrijednost mijenja od mjerenja od mjerenja (npr. razina motivacije ili predznanje učenika). Postoje i varijable koje mogu biti konstantne na višem hijerarhijskom nivou kroz sva mjerenja (npr. spol učenika) i one se nazivaju vremenski nepromjenjive varijable (eng. *time-invariant covariates*). Druga stvar na koju treba obratiti pozornost je da u većini programa za obradu podataka primjena višerazinskih regresijskih modela na longitudinalnim podacima zahtijeva određenu transformaciju početne tablice unesenih podataka. Za klasična ponovljena mjerenja koja obrađujemo ANOVA-om, za svakog ispitanika imamo jedan redak podataka, a njegove rezultate u ponovljenim mjerenjima tretiramo kao varijable u stupcima. U zasebnim stupcima su i bilo koje druge varijable koje se odnose na obilježja učenika. Da bismo mogli primijeniti višerazinsku regresijsku analizu na takvim podacima potrebno ih je transformirati. Za svakog je ispitanika potrebno napraviti onoliko redaka koliko ima rezultata u ponovljenim mjerenjima. Dakle, svaki redak je definiran s rednim brojem ispitanika i s rednim brojem mjerenja. Da bi to bilo moguće, potrebno je formirati i novu varijablu  $T$  koja definira na koje se mjerenje u svakom retku podaci odnose. Za svakog ispitanika imamo  $t$  točaka mjerenja, odnosno  $t$  redaka. Time se broj redaka matrice proširuje na  $n \times t$ . Broj zavisnih varijabli svodi se na samo jednu. Ona je prikazana u jednom stupcu, a za jednog ispitanika poprima onoliko vrijednosti koliko je mjerenja. Ostale varijable razine učenika ili neke više razine prikazane su u pojedinim stupcima. Vremenski nepromjenjive



varijable imaju iste vrijednosti za pojedinog učenika u svim točkama mjerenja, dok vremenski promjenjive imaju varijabilne vrijednosti unutar jednog učenika kroz različite jedinice vremena. Ovakva transformacija podataka je vrlo lako izvediva u većini statističkih programskih paketa za obradu podataka (npr. SPSS).

Tako restrukturirane podatke ponovljenih mjerenja možemo podvrci obradi višerazinskim regresijskim jednadžbama. Na najnižem nivou, prognoza obrazovnog postignuća učenika definirana je jednadžbom:

$$Y_{ti} = \pi_{0i} + \pi_{1i}T_{ti} + \pi_{2i}X_{ti} + \dots + \pi_{ki}X_{ti} + e_{ti}$$

Vidljive su dvije razlike između ove jednadžbe i klasične regresijske jednadžbe. Prva je postojanje grčkog slova  $\pi$ , umjesto standardnog  $b$  ili  $\beta$ . To je standardna nomenklatura regresijskog koeficijenta prvog nivoa u longitudinalnim podacima. Prednost takve nomenklature je u mogućnosti korištenja standardnog  $\beta$  (ili  $b$ ) koeficijenta na drugom nivou analize. Drugi *novi* element je postojanje indeksa  $t$  koji se odnosi na pojedine vremenske točke mjerenja (umjesto  $j$  za pripadanje ispitanika nekoj grupi u klasičnom HLM-u). Nadalje, tu je i postojanje varijable  $T$  koja predstavlja indikator vremenske točke mjerenja. Obično je varijabla  $T$  kodirana brojevanim vrijednostima od 0 do  $t$  (0, 1, 2, 3, ...,  $t$ ) za pojedine vremenske točke mjerenja. Takvim kodiranjem se početak mjerenja postavlja kao točka u kojoj se intercept ( $\pi_{0i}$ ), u takozvanom praznom ili nul-modelu može interpretirati kao prosječna vrijednost zavisne varijable na početku mjerenja (npr. prosjek učeničkog školskog postignuća pri početnom mjerenju).

Ako se vratimo na jednadžbu,  $Y_{ti}$  predstavlja rezultat ispitanika ( $i$ ) u vremenskoj točki ( $t$ );  $T_{ti}$  je varijabla vremena koja predstavlja identifikator za svaku vremensku točku ( $t$ );  $X_{ti}$  je vremenski promjenjiva varijabla na razini učenika ( $i$ ) mjerena opetovano u svakoj pojedinoj vremenskoj točki ( $t$ ); dok je  $e_{ti}$  pogreška prognoze za učenika ( $i$ ) u vremenskoj točki ( $t$ ). Treba napomenuti da varijabla  $X$  u ovoj jednadžbi predstavlja vremenski promjenjivu varijablu na razini učenika, pa je zato ubrojena kao prediktor prve razine analize. Regresijski koeficijenti prve razine  $\pi$ , ako nemamo dodatne fiksne varijable na razini učenika imaju

jasno interpretacijsko značenje. Koeficijent  $\pi_{1i}$  daje informaciju koliki se varijabilitet u zavisnoj varijabli može pripisati proteku vremena (može se interpretirati i kao utjecaj tretmana, trend i sl.), dok koeficijent  $\pi_{2i}$  govori o objašnjenom varijabilitetu u kriteriju na osnovi vremenski promjenjivog prediktorskog obilježja ispitanika.

Ako koristimo primjer analogan onome ih HLM-a možemo zamisliti da mjerimo učeničko postignuće iz Matematike svake godine tijekom osnovne škole te da na nivou učenika imamo varijablu spola i varijablu motivacije za učenje matematike (svake godine primjenjujemo motivacijski upitnik). Tada imamo osam vremenskih točaka mjerenja, jednu vremenski nepromjenjivu i jednu vremenski promjenjivu prediktorsku varijablu na razini učenika. Vremenski promjenjiva nezavisna varijabla na razini učenika (motivacija) uključena je u jednadžbu na prvoj razini, dok je druga, kao invarijantna osobina učenika, uvedena na drugoj razini hijerarhijske analize. Jednadžbe druge razine možemo simbolički raspisati na sljedeći način:

Za intercept:

$$\pi_{0i} = \beta_{00} + \beta_{01}Z_i + u_{0i}$$

Za regresijske koeficijente:

$$\pi_{1i} = \beta_{10} + \beta_{11}Z_i + u_{1i}$$

$$\pi_{2i} = \beta_{20} + \beta_{21}Z_i + u_{2i}$$

U ovim jednadžbama varijabla  $Z$  predstavlja vremenski nepromjenjivu varijablu na razini učenika. Pripadajući regresijski koeficijent  $\beta_{01}$  daje informaciju u kojoj mjeri ta varijabla općenito objašnjava razlike među učenicima, odnosno pruža informaciju o glavnom efektu te varijable u terminima ANOVA-e. Koeficijent  $\beta_{11}$  daje informaciju u kojoj je mjeri promjena rezultata u kriteriju tijekom vremena ovisna o varijabli  $Z$ , dok koeficijent  $\beta_{12}$  daje informaciju u kojoj se mjeri, utjecaj vremenski promjenjive varijable  $X$  na kriterij, mijenja pod utjecajem vremenski nepromjenjive varijable  $Z$ . Interpretacija regresijskih koeficijenata kojima se prognoziraju varijacije u nagibima pravaca regresije odgovara interpretaciji interakcijskih učinaka u ANOVA-i.

Uvođenjem jednadžbi s druge razine u osnovnu jednadžbu prve razine dobivamo:

$$Y_{it} = \beta_{00} + \beta_{10}T_{it} + \beta_{20}X_{it} + \beta_{01}Z_i + \beta_{11}T_{it}Z_i + \beta_{21}X_{it}Z_i + u_{1i}T_{it} + u_{2i}X_{it} + u_{0i} + e_{it}$$

Isto zapisano sadržajem varijabli iz primjera izgleda ovako:

$$\text{mat}_{it} = \beta_{00} + \beta_{10}\text{vrijeme}_{it} + \beta_{20}\text{motiv}_{it} + \beta_{01}\text{spol}_i + \beta_{11}\text{vrijeme}_{it} \times \text{spol}_i + \beta_{21}\text{motiv}_{it} \times \text{spol}_i + u_{1i}\text{vrijeme}_{it} + u_{2i}\text{motiv}_{it} + u_{0i} + e_{it}$$

Dakle,  $\beta_{10}$  govori o promjenama u znanju matematike koje se mogu pripisati proteku vremena. Koeficijent  $\beta_{20}$  govori o značajnosti utjecaja motivacije učenika na znanje iz matematike, dok koeficijent  $\beta_{01}$  nosi u sebi spolne razlike u postignuću iz matematike. Ova tri koeficijenta imaju značenje glavnih efekata u klasičnom ANOVA modelu. Koeficijenti  $\beta_{11}$  i  $\beta_{21}$  govore o interakcijskim učincima. U prvom slučaju o tome u kojoj su mjeri promjene u znanju matematike tijekom vremena različite za dječake i djevojčice, a u drugom mijenja li se opći utjecaj motivacije na znanje matematike ovisno o spolu učenika. Osim regresijskih koeficijenata uz prognozu se, naravno, vezuju i određene pogreške [ $u_{1i}T_{it} + u_{2i}X_{it} + u_{0i} + e_{it}$ ] vezane uz slučajni, varijabilni (eng. *random*) dio modela.

U longitudinalnim modelima, kao i kod HLM-a, poželjno je na početku izračunati koeficijent intraklasne korelacije (*ICC*). Njegova vrijednost pruža mogućnost interpretacije odnosa varijabiliteta vezanog uz osobne razlike među učenicima (varijabilitet između ispitanika) i varijabiliteta vezanog uz promjene unutar samih učenika tijekom vremena (varijabilitet unutar ispitanika). Naravno, varijabilitet unutar ispitanika je zanimljiviji istraživačima u području obrazovanja, jer su oni zainteresirani za obrazovne faktore koji potencijalno leže u promjenama učeničkog uspjeha tijekom vremena.

U izračun koeficijenta intraklasne korelacije treba krenuti od praznog modela (nul-modela), odnosno modela bez ijednog prediktora. U jednadžbi na prvom nivou analize preostaje samo  $Y_{it} = \pi_{0i} + e_{it}$ . Ovdje varijanca  $\sigma_e^2$  govori o odstupanjima pojedinca od vlastitog prosječnog rezultata u svim mjerenjima ( $\pi_{0i}$ ). Taj bi varijabilitet u analizi varijance ponovljenih mjerenja odgovarao varijabilitetu unutar ispitanika. Ako predviđamo intercept  $\pi_{0i}$  s prvog nivoa, praznim modelom s drugog nivoa koristimo jednadžbu  $\pi_{0i} = \beta_{00} + u_{0i}$ . Tu  $\sigma_{u0}^2$ , govori o varijabilitetu

prosječnog rezultata pojedinaca u svim mjerenjima oko aritmetičke sredine svih učenika kroz sva mjerenja ( $\beta_{00}$ ), odnosno govori o varijabilitetu između ispitanika. Dakle, ukupni rezultat nekog učenika ( $i$ ) u mjerenju ( $t$ ) može se izraziti formulom  $Y_{it} = \beta_{00} + u_{0i} + e_{it}$ , odnosno izračunati kao zbroj: aritmetičke sredine svih učenika u svim mjerenjima ( $\beta_{00}$ ); odstupanja prosječnog rezultata učenika ( $i$ ) u svim mjerenjima od te aritmetičke sredine; i odstupanja rezultata tog učenika u mjerenju ( $t$ ) od njegova prosječnog rezultata. Time je jasno da se ukupni varijabilitet u stvari razlaže na varijabilitet unutar i između ispitanika što je i ranije poznato iz analize varijance ponovljenih mjerenja.

Koeficijent intraklasne korelacije izračunat prema formuli  $\rho = \sigma_{u0}^2 / (\sigma_{u0}^2 + \sigma_e^2)$  govori o udjelu varijabiliteta između ispitanika u ukupnom varijabilitetu. Kako interes istraživača uglavnom nije usmjeren na taj dio varijance zavisne varijable korisno je izračunati  $1 - \rho$  čime se dobiva udio varijance unutar ispitanika u cjelokupnom varijabilitetu. Ako je u obrazovnim istraživanjima taj udio varijabiliteta relativno velik tada se najčešće može pretpostaviti da se pomak u učeničkom postignuću zapažen tijekom vremena potencijalno može objasniti nekim faktorima vezanim uz učitelje, nastavni proces ili obilježja škole.

U danom primjeru korištene su samo dvije varijable mjerene na razini učenika (motivacija i spol), ali je vrlo lako proširiti ovaj model uvodeći varijable dodatnih hijerarhijskih razina, poput varijabli razine razreda, učitelja ili škola. Potrebno je samo proširiti navedenu regresijsku jednadžbu onako kako je to opisano u ranijim poglavljima, odnosno razviti višerazinski model.

Postoje brojni statistički programi kojima je u potpunosti ili u velikoj mjeri moguće provesti ovakve analize podataka računalno. Neki od njih su opći programi za analizu podataka, široko rasprostranjeni među istraživačima u području društvenih znanosti poput SPSS-a ili STATA-e. Oni su relativno jednostavni za korištenje i svojim sučeljem prilagođeni korisnicima nevještima u programiranju ili matematičkim formulama. Ipak, ti programi imaju određena ograničenja i nedostatke kod složenijih hijerarhijskih analiza. Danas su dostupni specijalizirani statistički programi, razvijeni i dizajnirani upravo za provođenje višerazinskih analiza podataka (np. program HLM), dok neki drugi napredni statistički paketi kao što su Mplus, MLwiN ili R s lakoćom obavljaju ovakve analize.

Potonji sofisticirani programi zahtijevaju od korisnika poznavanje specifične sintakse (programskog jezika) za pozivanje određenih analitičkih procedura pa i dodatnu edukaciju za njihovo uspješno korištenje.

Na kraju, važno je napomenuti da su istraživanja učinkovitosti obrazovanja, zbog hijerarhijske i longitudinalne prirode prikupljenih podataka, tijekom zadnjih desetljeća išla u korak s uvođenjem naprednih statističkih metoda. Poticala su njihov razvoj, promicala njihovu upotrebu i informirala znanstvenu zajednicu o njihovoj važnosti. Današnja obrazovna istraživanja izrazito su temeljena na upotrebi najsuvremenijih statističkih postupaka, a daljnji napredak i istraživački pomak u ovom području je nezamisliv bez upotrebe, barem osnovnih, a u ovom poglavlju ukratko opisanih, statističkih procedura.

## Literatura

- Bryk, A. S., & Raudenbush, S. W. (1992). *Advanced qualitative techniques in the social sciences, 1. Hierarchical linear models: Applications and data analysis ethods*. Thousand Oaks: Sage Publications, Inc.
- Creemers, B. P. M., & Kyriakides, L. (2008). *The dynamics of educational effectiveness: A contribution to policy, practice and theory in contemporary schools*. London: Routledge
- de Leeuw, J., & Kreft, I. (1986). Random coefficient models for multilevel analysis. *Journal of Educational Statistics, 11(1)*, 57-85. DOI:10.2307/1164848
- Frenzel, A. C., Pekrun, R., & Götz, T. (2007). Perceived learning environment and students emotional experiences: A multilevel analysis of mathematics classrooms. *Learning and Instruction, 17(5)*, 478-493. DOI:10.1016/j.learninstruc.2007.09.001
- Goldstein, H. (2003). *Multilevel Statistical Models, 3rd Edition*. London: Edward Arnold.
- Gustafsson, J. E. (2010). Longitudinal study. U Creemers, B.P.M., L. Kyriakides & P. Sammons (Ur.), *Methodological Advances in Educational Effectiveness Research* (pp. 77-101). London and New York: Taylor & Francis.
- Hedeker, D., & Gibbons, R. D. (2006). *Wiley Series in Probability and Statistics. Longitudinal data analysis*. Hoboken: Wiley-Interscience.
- Howell, D. C. (1997). *Statistical methods for Psychology (Fourth edition)*. Belmont: Duxbury Press.
- Hox, J. J. (2010). *Quantitative methodology series. Multilevel analysis: Techniques and applications (2nd ed.)*. New York: Routledge/Taylor & Francis Group.
- Luyten, J. W., & Sammons, P. (2010). Multilevel Modelling. In B. P. M. Creemers, L. Kyriakides, & P. Sammons (Eds.), *Methodological Advances in Educational Effectiveness Research* (246-276). London/New York: Routledge.

- Milas, G. (2009). *Istraživačke metode u psihologiji i drugim društvenim znanostima*. Jastrebarsko: Naklada Slap.
- Osborne, J. W. (2000). Advantages of hierarchical linear modeling. *Practical Assessment, Research, and Evaluation*, 7(1), 1-3. <http://PAREonline.net/getvn.asp?v=7&n=1>.
- Raudenbush, S. W., & Bryk, A. S. (2002). *Hierarchical Linear Models. Applications and Data Analysis Methods (2nd ed.)*. Thousand Oaks: Sage Publications.
- Snijders, T. A. B. & Bosker, R. J. (1999). *Multilevel Analysis: An Introduction to Basic and Advanced Multilevel Modeling*. London: Sage.
- Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2007). *Using Multivariate Statistics (5th ed.)*. New York: Allyn and Bacon.
- Verhelst, N. (2010a). Using Item Response Theory to measure outcomes and factors: an overview of Item Response Theory models. U Creemers, B.P.M., L. Kyriakides & P. Sammons (Ur.), *Methodological Advances in Educational Effectiveness Research* (pp. 153–182). London and New York: Taylor & Francis.
- Verhelst, N. (2010b). IRT models: parameter estimation, statistical testing and application in EER. U Creemers, B.P.M., L. Kyriakides & P. Sammons (Ur.), *Methodological Advances in Educational Effectiveness Research* (pp. 183–218). London and New York: Taylor & Francis.
- Zhao, N.N., Valcke, M., Desoete, A., Verhaeghe J., & Xu, K. (2011). Multilevel analysis on predicting mathematics performance in Chinese primary schools: implications for practice. *Asia-Pacific Education Researcher*, 20 (3), 503-520.

## **Contemporary research designs and data analysis techniques in educational research**

### **Abstract**

Contemporary educational research is based on the use of appropriate research designs, comprehensive data assessments and contemporary models of the data analysis. Methodological breakthroughs in this area, over the last few decades, are significant, and researchers have recognized the importance of longitudinal research designs. Moreover, the understanding of the hierarchical organization of collected data and the application of corresponding statistical analyses becomes a methodological imperative. This paper provides a methodological overview of hierarchical and longitudinal data organization and the theoretical framework of their statistical analysis. Most common errors and difficulties in the application of those methods are highlighted, and the approaches on how to overcome it are suggested. Through simple and everyday examples, these approaches are presented to the readers, and educational researchers are directed on how to adequately use it.

**Keywords:** *hierarchical models; longitudinal designs; data analysis; educational research; statistics*