

**Ljiljana Mihić<sup>1</sup>**

Odsek za psihologiju,  
Filozofski fakultet,  
Univerzitet u Novom Sadu

## **STRUKTURALNO MODELOVANJE RAZLIKA ARITMETIČKIH SREDINA: POLNE RAZLIKE NA LATENTNIM DIMENZIJAMA POZITIVNOG I NEGATIVNOG AFEKTIVITETA<sup>1</sup>**

### **Rezime**

Svrha članka je da ilustruje upotrebu strukturalnog modelovanja kako bi se testirale razlike aritmetičkih sredina na latentnim varijablama između dve grupe. Pri ilustraciji je korišćen grafički interfejs AMOS programa. Prikazano je da se preko testiranja sve restriktivnijih hipoteza koje se tiču invarijantnosti procenjivanih parametara među grupama stiže do poslednjeg koraka u kome se testiraju međugrupne relativne razlike na latentnim varijablama. Nakon objašnjenja logike, sam postupak je ilustrovan na primeru testiranja međupolnih razlika na latentnim dimenzijama Pozitivnog i Negativnog afektiviteta. Kontrolišući nerelijabilnost merenja, rezultati sugerišu da žene na ispitivanom srpskom uzorku imaju niže vrednosti Pozitivnog afektiviteta u odnosu na muškarce, pri čemu opažena razlika spada u veličine malog do umerenog efekta. Prednosti i nedostaci postupka su prodiskutovani.

**Ključne reči:** aritmetičke sredine, latentne varijable, SEM, konfirmatorana analiza

<sup>1</sup> Adresa autora: [lmihic@ff.uns.ac.rs](mailto:lmihic@ff.uns.ac.rs)

Primljeno: 31.12.2011.

Prihvaćeno za štampu: 08.02.2012.

<sup>1</sup> Rad je nasato u okviru projekta „Nasledni, sredinski i psihološki činioci mentalnog zdravlja“ (broj 179006) koji finansira Ministarstvo prosvete i nauke RS

## Uvod

Strukturalno modelovanje (SEM) je fleksibilan statistički postupak koji može da se primeni u brojnim istraživačkim situacijama. Na primer, moguće je proveravati aspekte određene teorije, analizirati latentu strukturu konstrukata, testirati postojanje medijacije, analizirati promene tokom vremena i sl. SEM može da se koristi i u situaciji kada istraživač želi da proveri da li se dve ili više grupa razlikuju na većem broju zavisnih varijabli. Tradicionalno, na ovo poslednje istraživačko pitanje se odgovaralo primenom multivarijante analize varijanse (MANOVA), iako sve veći broj istraživača zagovara upotrebu SEM-a prilikom testiranja međugrupne razlike u aritmetičkim sredinama većeg broja latentnih varijabli (npr., Aiken, Steiner, & Bentler, 1994; Thompson & Green, 2006).

Aritmetičke sredine opaženih i latentnih varijabli se prilikom standardnog procesa modelovanja potpuno izostavljaju iz analize jer je akcenat na proučavanju kovarijacija među varijablama, najčešće korišćenjem matrice varijansi i kovarijansi između opaženih tj. merenih varijabli. Prilikom računanja ove matrice, koriste se varijable u njihovom devijacionom obliku tj. od sirovih skorova se oduzimaju odgovarajuće aritmetičke sredine tako da je aritmetička sredina devijacionih varijabli jednaka 0. Zbog primene ovog postupka aritmetičke sredine opaženih i latentnih varijabli se obično ignorišu prilikom standardnog modelovanja (Byrne, 2010; Thompson & Green, 2006). Međutim, ukoliko je svrha modelovanja upravo testiranje međugrupnih razlika na latentnim varijablama, ulazna matrica mora da sadrži ne samo informacije o varijansi i kovarijansi već i podatke o aritmetičkim sredinama opaženih varijabli. U SEM terminologiji, ovako proširena matrica se zove MACS matrica.

Testiranje međugrupnih razlika u vrednostima latentnih aritmetičkih sredina podrazumeva specifikaciju i proveru modela u dve ili više grupa istovremeno. Postoje i druge situacije kada modelovanje zahteva međugrupna poređenja. Na primer, istraživač može da postavi pitanje da li je faktorska struktura nekog upitnika, u dve ili više grupa, ista. Ovo pitanje se može svesti na nekoliko potpitanja: a) da li teorijski konstrukt meren upitnikom ima jednodimenzionalnu ili višedimenzionalnu strukturu u svim ispitivanim grupama, b) da li su pojedinačne stavke ili supskale podjednako dobre (loše) mere pretpostavljenih dimenzija u svim grupama, i c) ukoliko je u pitanju višedimenzionalni konstrukt, da li su u svim ispitivanim grupama relacije među dimenzijama iste. U okviru SEM modelovanja, na ova pitanja se može odgovoriti putem specifikacija konfirmativnog faktorско-analičkog (KFA) modela koji se istovremeno procenjuje u grupama koje su od interesa istraživaču (npr. pol, nacionalnost, dijagnostičke grupe i sl.). Osnovni parametri koji se procunjuju pri ovim analizama su regresioni koeficijenti (regresija stavki ili supskala na pretpostavljene latentne dimenzije ili faktore), kovari-

janse latentnih egzogenih<sup>1</sup> varijabli (kovarijanse između latentnih dimenzija kao i kovarijanse grešaka merenja), i varijanse egzogenih varijabli (varijanse latentnih varijabli i varijanse grešaka merenja).

Testiranje međugrupnih razlika u aritmetičkim sredinama na latentnim faktorima logično sledi prethodne analize, pri čemu je potrebno proceniti dodatne parametre. Pored gore-navedenih, procenjuju se i konstante („intercepts“) za kriterijske varijable i aritmetičke sredine prediktorskih varijabli. Na primer, u kontekstu KFA modela, kriterijske varijable bi bili odgovori na pojedinačnim stavkama ili supskalama za koje se pretpostavlja da su rezultat delovanja jedne ili više latentnih dimenzija (faktora), kao i latentne greške merenja. Prilikom standardnog modelovanja, u slučaju kriterijskih varijabli, procenjuju se samo regresioni koeficijenti, dok se za prediktorske, latentne varijable procenjuju njihove varijanse i kovarijanse. U slučaju modelovanja aritmetičkih sredina, za svaku kriterijsku varijablu se procenjuje i njena regresiona konstanta, dok se za prediktorske, latentne varijable procenjuju aritmetičke sredine (vidi sledeća poglavlja u kojima se objašnjava značenje regresionih konstanti i aritmetičkih sredina). Krajnja svrha procene regresionih konstanti opaženih kriterijskih varijabli u modelovanju je procena relativnih razlika u aritmetičkim sredinama latentnih dimenzija.

## Logika modelovanja aritmetičkih sredina

Prilikom modelovanja aritmetičkih sredina korišćenjem nekog grafičkog interfejsa, kao što je AMOS Graphics, dovoljno je izabrati opciju *Estimate means and intercepts* do koje se dolazi preko *View - Analysis Properties - Estimation* opcije, na osnovu koje nalažete programu da u ulaznu matricu uključi i aritmetičke sredine merenih varijabli. U suštini, ovom opcijom AMOS program automatski kreira jednu pseudo-varijablu, bez varijanse, čija je vrednost uvek jednaka jedinici za sve ispitanike (Thompson & Green, 2006). Ova pseudo-varijabla se tretira kao dodatni prediktor svih varijabli u modelu pri čemu regresioni koeficijenti ove pseudo-varijable sadrže informacije o aritmetičkim sredinama kriterijskih i prediktorskih varijabli, o čemu će biti reči u sledećem odeljku. Bitno je naglasiti da je pseudo-varijabla „nevidljiva“ u grafičkom interfejsu AMOSa, ali da se koristi prilikom procenjivanja parametara.

Kako bi se pojasnio način na koji AMOS program procenjuje parametre prilikom modelovanja latentnih aritmetičkih sredina, prikazaće se pravila na kojima počiva procena aritmetičkih sredina za najjednostavniji slučaj kada postoji jedna kriterijska (Y) i jedna prediktorska varijabla (X).

<sup>1</sup> U SEM terminologije, egzogene varijable su one latentne varijable koje objašnjavaju varijabilitet u drugim varijablama u modelu, pri čemu varijacije samih egzogenih varijabli nisu objašnjene modelom (Byrne, 2010).

**Tabela 1.***Deskriptivni podaci za dve izmišljene varijable X i Y*

Ispitanici	Sirovi skorovi	
	X	Y
1	3	6
2	4	8
3	5	9
4	5	7
5	6	9
6	7	10
7	8	8
8	9	10
9	11	10
10	12	9
AS	7.0	8.6
SD	2.98	1.35

U tabeli 1 su dati sirovi skorovi za varijable X i Y. Na osnovu sirovih podataka, nestandardizovana regresiona jednačina u predikciji Y na osnovu skorova na X dobija sledeće vrednosti

$$\hat{Y} = 6.5 + .30X$$

Vrednost 6.5 predstavlja konstantu („intercept“) ove regresione jednačine (tj., vrednost  $\hat{Y}$  kada je  $X = 0$ ). Konstanta u regresionoj jednačini je, osim toga, važna jer obezbeđuje uslov da je aritmetička sredina predviđenih skorova jednaka aritmetičkoj sredini opaženih. Reorganizacijom gore navedene formule, može se videti da vrednost konstante zavisi od aritmetičke sredine kriterijske i prediktorske varijable, kao i regresionog koeficijenta. U konkretnom slučaju, to će biti

$$6.5 = 8.6 + .30(7.0)$$

U tabeli 2 su prikazani rezultati dve regresije pri čemu prva predviđa Y na osnovu vrednosti prediktora X i pseudo-varijable koja sadrži samo jednu vrednost tj. 1. Uobičajeno je da se ova poslednja varijabla u okviru modelovanja prikazuje kao  $\Delta_1$ , indikujući da je reč o „varijabli“ bez varijanse (Thompson & Green, 2006). Druga regresiona jednačina je dobijena regresijom prediktora X na  $\Delta_1$ . Na osnovu rezultata prikazanih u tabeli 2 mogu se izvesti dva opšta pravila na kojima počiva procena aritmetičkih sredina unutar modelovanja. Prvo, regresijom krite-

rijske varijable na prediktorsku i  $\Delta 1$  dobija se nestandardizovani koeficijent za  $\Delta 1$  koji je jednak konstanti regresione jednačine.

**Tabela 2.**

*Regresiona analiza: predikcija varijable Y na osnovu varijable X i pseudo-varijable*

Regresija	Prediktori	Nestandardizovani koeficijenti
1. Y na X i $\Delta 1$	X $\Delta 1$	.30 6.50
2. X na $\Delta 1$	$\Delta 1$	7.00

*Napomena:* prilikom regresije intercept nije uključen u regresionu jednačinu

Druga važna informacija je da putem regresije prediktora na  $\Delta 1$ , dobijeni nestandardizovani koeficijent predstavlja aritmetičku sredinu prediktora. Drugim rečima, aritmetičke sredine prediktorske i kriterijske varijable mogu se predstaviti kao nestandardizovani regresioni koeficijenti zahvaljujući tome što je kreirana pseudo-varijabla (Kline, 2009).

Prikazane regresione jednačine se tiču manifestnih tj. merenih varijabli, ali ista pravila postoje i kada su u pitanju latentne varijable. Zahvaljujući regresiji na pseudo-varijablu, svaka latentna varijabla se može prikazati kao funkcija pseudo-varijable i slučajne greške merenja. Na primer,

$$\text{Latentna varijabla} = \alpha \Delta 1 + \delta$$

Koeficijent  $\alpha$  koji prikazuje veličinu uticaja pseudo-varijable, u suštini, predstavlja aritmetičku sredinu latentne varijable jer je jedini preostali prediktor latentne varijable greška merenja čija je aritmetička sredina jednaka 0.

## Identifikacija u slučaju modelovanja aritmetičkih sredina

Istaknuto je da u poređenju sa standardnim pristupom modelovanju, prilikom modelovanja aritmetičkih sredina se procenjuje veći broj parametara. Zbog toga, postizanje identifikacije u ovakvim modelima iziskuje uvođenje većeg broja restrikcija. Naime, nemoguće je proceniti aritmetičke sredine u slučaju kada imamo

samo jednu grupu već je potrebno istovremeno procenjivati parametre u dve ili više grupa, pri čemu se pretpostavlja da su brojni parametri (regresioni koeficijenti i konstante kriterijskih varijabli) jednaki između grupa (Byrne, 2010). Drugim rečima, regresioni koeficijenti i konstante se slobodno procenjuju uz uslov da moraju da budu jednaki među grupama.

Drugo ograničenje, a u cilju postizanja identifikacije, je da aritmetičke sredine na latentnim varijablama u jednoj grupi treba da imaju vrednost 0. Slično proceduri „dummy“ kodiranja kategorijalnih prediktora u regresionoj analizi, grupa čije su latentne aritmetičke sredine dobile vrednost 0 služi kao referentna grupa tj. grupa sa kojom se ostale poredi. To praktično znači, da se ovim postupkom može zaključiti da li se grupe međusobno razlikuju ali je nemoguće odrediti pojedinačne vrednosti aritmetičkih sredina latentnih varijabli (Byrne, 2010). Kada se u AMOS programu koristi opcija procene aritmetičkih sredina, program automatski pripisuje nulte vrednosti aritmetičkim sredinama na latentnim varijablama u svim grupama, te korisnik sam treba da odluči koja će mu grupa biti referentna (tj. zadrži automatski zadate vrednosti), dok se u preostalim grupama vrednosti slobodno procenjuju.

## Koraci prilikom procene razlika aritmetičkih sredina

Prilikom testiranja razlika aritmetičkih sredina, uobičajena praksa je da se testiraju modeli koji postaju sve restriktivniji u smislu broja i vrste ograničenja koji se postavljaju pred parametre. Sledi opis koraka koji su uobičajeni prilikom testiranja konfirmativnih faktorskih modela nad dve ili više grupa. Pre nego što se pristupi testiranju razlika među grupama, uobičajena praksa je da se u svakoj grupi proceni osnovni (baseline) model jer ima malo smisla testirati razlike među grupama ukoliko osnovni model nema odgovarajuće indikatore podesnosti u svakoj grupi ponaosob. Ukoliko osnovni model zadovoljava statističke kriterijume u obe grupe, pristupa se testiranju tzv. konfiguracijskog modela koji u osnovi testira hipotezu da je broj faktora, relacije među njima, kao i obrazac faktorskih opterećenja sličan među grupama. Drugim rečima, konfiguracijski model se istovremeno proverava u svim grupama i testira sličnost rešenja jer se svi parametri u modelu slobodno procenjuju.

Sledeći korak podrazumeva testiranje invarijantnosti u mernom delu modela, koji se najčešće izvodi u nekoliko koraka od kojih svaki testira sve restriktivnije hipoteze. U prvom koraku se testira hipoteza da su faktorska opterećenja (nestandardizovani regresioni koeficijenti) koja povezuju indikatore (npr. pojedinačne stavke ili supskale) sa latentnim konstruktima izjednačena između grupa. Moguće je da statistički testovi (razlika hi-kvadarata dobijenih u konfiguracijskom mo-

delu i modelu invarijantnosti faktorskih opterećenja) sugerišu da pojedine stavke u mernom delu modela ne predstavljaju podjednako dobre mere konstrukta u svim grupama (tj. da su njihova faktorska opterećenja drugačija zavisno od grupe). U tom slučaju, izvesni autori zagovaraju tzv. parcijalnu mernu invarijantnost (PMI; Byrne, Shavelson & Muthén, 1989). PMI znači da se faktorska opterećenja na stavkama koje se ponašaju drugačije zavisno od grupne pripadnosti procenjuju slobodno, dok za ostale važi uslov invarijantnosti. Sa druge strane, postoji i mišljenje po kome se dalji proces testiranja međugrupnih razlika zaustavalja ukoliko je hipoteza o invarijantnosti svih faktorskih opterećenja odbačena (Bollen, 1989).

Kompletiranje testiranja mernog dela modela bi podrazumevalo i proveru jednakosti varijansi i kovarijansi grešaka merenja između grupa (Jöreskog, 1971). Pojedini autori dovode u pitanje neophodnost ovog poslednjeg koraka smatrajući ga previše restriktivnim. Međutim, drugi navode da ukoliko se iz statističkih i teorijskih razloga može očekivati izjednačenost grešaka merenja između grupa, onda ima smisla testirati i jednakost varijansi/kovarijansi grešaka merenja (Byrne, 2010). Na primer, prema Byrne (2010), ukoliko parovi stavki koje mere određeni konstrukt kovariraju ne samo zbog zajedničkog predmeta meranja već i usled sličnosti sadržaja, ovaj poslednji aspekt bi se očitovao u značajnim kovarijacima među greškama meranja na ove dve stavke.

Testiranja strukturalne invarijantnosti tj. provera hipoteze da su varijanse i kovarijanse latentnih varijabli jednake između grupa, bi predstavljalo sledeći korak. Većina autora smatra da je mnogo važnije testirati da li su relacije između latentnih konstrukata iste (što bi se očitovalo kroz invarijantnost kovarijansi), te da nije neophodno proveravati da li su i varijanse uporedive među grupama (npr. Thompson & Green, 2006).

Poslednji korak prilikom testiranja razlika aritmetičkih sredina je specifikacija modela u kome se postavlja zahtev da su konstante svih stavki ili supskala (kriterijske varijable u KFA modelu) među grupama izjednačene. Nakon uvođenja zahteva za invarijantnošću konstanti, moguće je da indeksi podesnosti ovog modela budu znatno lošiji u odnosu na model u kome su konstante slobodno procenjeni parametri između grupa. Polazeći od ideje o parcijalnoj mernoj invarijantnosti, pojedini autori zagovaraju mogućnost primene parcijalne invarijantnosti konstanti (npr. Byrne et al., 1989). Parcijalna invarijantnost konstanti podrazumeva da se može pristupiti analizi razlika aritmetičkih sredina latentnih konstrukata, pri čemu se pojedine konstante slobodno procenjuju, dok su druge izjednačene između grupa.

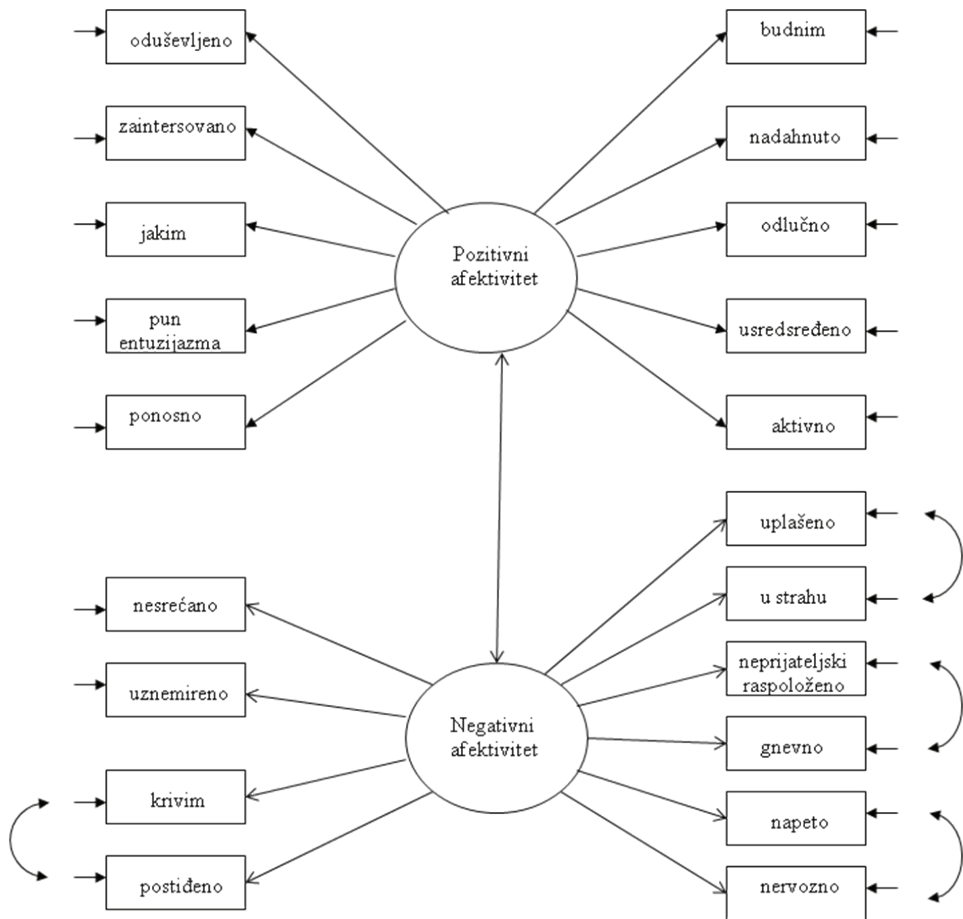
## Primena

Pristup testiranju razlika aritmetičkih sredina na latentnim varijablama će se ilustrovati kroz model koji je preuzet iz istraživanja Mihčić, Novović, Jovanović, Čolović i Smederavac (2011). Istraživanje se bavilo pitanjem hijerarhijske organizacije specifičnih afekata u okviru dve nadređene, latentne dimenzije poznate kao Pozitivni afektivitet (PA) i Negativni afektivitet (NA). Za potrebe ovog rada će se proveravati da li se žene ( $N = 279$ ) i muškarci ( $N = 176$ ) razlikuju u nivou PA i NA koji su konceptualizovani kao latentne varijable. PA i NA su mereni upitnikom PANAS koji je standardizovan na srpskom govornom području (Novović i Mihčić, 2008). Upitnik ima 20 ajtema. Prilikom odgovaranja koristi se petostepena skala Likertovog tipa koja se kreće od „uopšte ne“ do „potpuno“. Uzorak su činili volonteri, studenti Univerziteta u Novom Sadu koji su naknadno, koristeći strategiju „snežne grudve“, regrutovali ispitanike iz opšte populacije. Procenat ispitanika prema starosnim kategorijama (18-25, 26-35, 36-49, 50+) je bio sledeći 63%, 13%, 13% i 11%.

### Hipotetski osnovni model

Brojna prethodna istraživanja na engleskom govornom području su proveravala strukturu PANAS upitnika, pri čemu je testiran konfirmativni faktorsko-analiitički model (KFA) koji pretpostavlja da 10 ajtema meri PA, dok preostalih 10 meri NA (npr., Crawford & Henry 2004; Crocker, 1997; Killgore, 2000; Mehrabian, 1997). Dakle, pre nego što se pristupilo testiranju razlika među polovima, provereno je da li se sličan KFA model može reprodukovati na svakom poduzorku posebno. Model koji je specifikovao da svaka stavka meri samo jednu pretpostavljenu afektivnu dimenziju pri čemu su greške merenja nekorelirane nije imao dobre indekse podesnosti ni na jednom poduzorku (za žene:  $\chi^2_{(169)} = 426.01$   $p < .001$ ; CFI = .89; TLI = .87; RMSEA = .07 - .08; SRMR = .07 i za muškarce:  $\chi^2_{(169)} = 336.38$ ,  $p < .001$ ; CFI = .88; TLI = .87; RMSEA = .06 - .09; SRMR = .07). Pregled matrice reziduala i indeksa modifikacije je sugerisao da bi se značajno poboljšanje modela postiglo ukoliko bi se omogućile kovarijanse među greškama meranja na četiri NA stavke u oba poduzorka. Kao što se može videti na slici 1, gde je predstavljen konačan KFA model koji će poslužiti za testiranje razlika među polovima, sugerisane stavke su vrlo sličnog sadržaja te deo njihove zajedničke varijacije dolazi usled sementičke povezanosti. Zbog toga su u početni model dodate četiri kovarijanse među greškama merenja nakon čega je ponovo procenjen u obe grupe. Dobijeni indikatori podesnosti su sugerisali da je model u oba poduzorka postigao zadovoljavajući fit (za žene:  $\chi^2_{(165)} = 343.20$   $p < .001$ ; CFI = .92; TLI = .91; RMSEA = .05 - .07; SRMR = .06 i za muškarce:  $\chi^2_{(165)} = 268.72$ ,  $p < .001$ ; CFI = .93; TLI = .92; RMSEA = .05 - .07; SRMR = .06).





Slika 1. Osnovni konfirmativno-analitički model

### Provera konfiguracijskog modela

Nakon pronalazjenja modela koji ima zadovoljavajući (ili bar umereno dobar) fit u oba poduzorka, pristupa se njegovoj proveru, pri čemu se parametri procenjuju u oba poduzorka istovremeno. Kao što je sugerisano u uvodu, ovaj model služi kao osnova za poređenja svih kasnijih modela koji uvode restrikcije na specifikaciju parametara. Istovremeno, konfiguracijski model testira samo sličnost modela u obe grupe. Na osnovu indeksa podesnosti može se zaključiti da su relacije izme-

đu latentnih dimenzija PA i NA kao i konfiguracija stavki slične među ženama i muškarcima ( $\chi^2_{(330)} = 612.02$ ,  $p < .001$ ; CFI = .92; TLI = .91; RMSEA = .04 - .05; SRMR = .06). U tabeli 3 su prikazani indeksi podesnosti za konfiguracijski model kao i modele sa kojima se konfiguracijski model poredio tokom testiranja sve restriktivnijih modela.

**Tabela 3.**

*Indeksi podesnosti za različite modele invarijantnosti*

Model	$\chi^2$	df	$\Delta\chi^2$	$\Delta df$	RMSEA	CFI	TLI	SRMR
Konfiguracijski model	612.02***	330	—	—	.04 - .05	.92	.91	.06
Invarijantnost faktorskih opterećenja	635.39***	348	23.37	18	.04 - .05	.92	.91	.06
Invarijantnost kovarijansi grešaka merenja	639.22***	352	27.19	22	.04 - .05	.92	.91	.06
Invarijantnost kovarijansi	639.22***	353	27.20	23	.04 - .05	.92	.92	.06
Invarijantnost konstanti	674.47***	371	62.45*	41	.04 - .05	.92	.91	.06

*Napomena.*  $\Delta\chi^2$  = razlika u vrednostima hi-kvadrata između modela;  $\Delta df$  = razlika u stepenima slobode između modela; RMSEA = Root mean square error of approximation; CFI = Comparative fit index; TLI = Tucker-Lewis index; SRMR = Standardized root mean squared residual; \*  $p < .05$ ; \*\*\*  $p < .001$

### **Provera merne invarijantnosti**

Prvi korak u testiranju merne invarijantnosti podrazumeva testiranje jednakosti faktorskih opterećenja između dve grupe. Indeksi podesnosti za ovaj model sugerišu zadovoljavajući model ( $\chi^2_{(348)} = 635.39$ ,  $p < .001$ ; CFI = .92; TLI = .91;

RMSEA = .04 - .05; SRMR = .06). U prilog podesnosti modela faktorske invarijantnosti govori i razlika u vrednostima između njegovog  $\chi^2$  i  $\chi^2$  dobijenog za konfiguracijski model koja nije statistički značajna. Ovaj nalaz sugerije da se stavke PANAS upitnika, kao indikatori PA i NA dimenzija, ponašaju isto nezavisno od pola ( $\Delta\chi^2_{(18)} = 23.37, p > .05$ ).

U slučaju da je testiranje pokazalo da je hipoteza o invarijantnosti svih faktorskih opterećenja neodrživa, pristupilo bi se otkrivanju stavki koje se ponašaju drugačije zavisno od grupne pripadnosti. Prema Byrne (2010), postupak bi se sastojao iz provere invarijantnosti faktorskih opterećenja unutar pojedinačnih supskala. Na primer, mogli bi se testirati modeli koji zahtevaju invarijantnost stavki koje čine PA i NA supskale.

Iako se testiranje jednakosti grešaka merenja i njihovih kovarijansi smatra previše restriktivnim, u uvodu je navedeno da postoje situacije kada je smisleno testirati date jednakosti. Na primer, ukoliko odgovori ispitanika na stavkama reflektuju ne samo zasićenost predmetom merenja već i jezičku sličnost među stavkama, može se očekivati da polna pripadnost ispitanika ne bi trebalo da utiče na veličinu kovariranja grešaka merenja tj. da će stepen kovariranja grešaka biti isti nezavisno od pola. Iz tog razloga je proveran model koji je pored faktorske invarijantnosti zahtevao i jednakost 4 kovarijanse greške merenja koje su predstavljene na slici 1. Indeksi podesnosti za ovaj model sugeriju zadovoljavajući fit ( $\chi^2_{(352)} = 639.22, p < .001$ ; CFI = .92; TLI = .91; RMSEA = .04 - .05; SRMR = .06), pri čemu i razlika između vrednosti  $\chi^2$  konfiguracijskog i poslednjeg modela nije statistički neznačajna ( $\Delta\chi^2_{(22)} = 27.19, p > .05$ ).

### ***Provera strukturalne invarijantnosti***

Strukturalni deo KFA modela podrazumeva testiranje jednakosti varijansi i kovarijansi latentnih konstrukata, između poduzoraka. Na osnovu sugestije da je prilikom testiranja razlika aritmetičkih sredina bitnije proveriti relacije između latentnih konstrukata u odnosu na njihove varijanse, testiran je model iz prethodnog koraka uz jedno dodatno ograničenje tj. zahtev da su relacije između PA i NA kod oba pola izjednačene.  $\chi^2$  ovog modela se statistički značajno ne razlikuje u odnosu na  $\chi^2$  konfiguracijskog modela sugerijući da je stepen i smer povezanosti između PA i NA isti kod oba pola ( $\Delta\chi^2_{(23)} = 27.20, p > .05$ ;  $r = -.34, p < .001$ ). Model je takođe pokazao umereno dobre vrednosti indeksa podesnosti ( $\chi^2_{(353)} = 639.22, p < .001$ , TLI = .92, CFI = .92 RMESA = .04 - .05, SRMR = .06).

## Provera invarijantnosti konstanti

Poslednji korak, pre nego što se pristupi analizi razlika latentnih aritmetičkih sredina, je provera modela koji specifikuje da su, uz sva prethodna ograničenja, i konstante u regresionim jednačinama u kojima su latentne varijable prediktori pojedinačnih stavki izjednačene između grupa. Bitno je naglasiti da se, do ovog momenta, analiza radila na matrici varijanse i kovarijanse, dok je za ovaj poslednji korak potrebna MACS matrica. U AMOS programu se ova matrica analizira ukoliko je uključena opcija *View-Analysis Properties-Estimation-Estimate Means and Intercepts*. Kada je opcija aktivna, AMOS program automatski pripisuje 0 kao vrednost aritmetičkih sredina latentnim varijablama u svim grupama. Kako bi se postigla identifikacija i omogućilo testiranje razlika, bitno je da se samo u jednoj grupi ostave ove automatski zadate vrednosti, dok se u drugoj grupi aritmetičke sredine latentnih varijabli slobodno procenjuju.

Indeksi podesnosti za model invarijantnosti konstanti su  $\chi^2_{(371)} = 674.47$ ,  $p < .001$ , CFI = .92, TLI = .91, RMSEA = .04 - .05, i SRMR = .06. Ukoliko se uporede dati indeksi sa indeksima dobijenim za model strukturalne invarijantnosti i konfiguracijski model, može se videti da, uz izuzetak  $\chi^2$  vrednosti, ni jedan indeks podesnosti nije promenjen u poslednjem najrestriktivnijem modelu. Iako su razlike u vrednosti  $\chi^2$  kvadrata između najrestriktivnijeg modela i modela strukturalne invarijantnosti ( $\Delta\chi^2_{(18)} = 35.25$ ,  $p < .05$ ), kao i najrestriktivnijeg i konfiguracijskog modela ( $\Delta\chi^2_{(41)} = 62.45$ ,  $p < .05$ ) statistički značajne, preostali indeksi podesnosti sugerišu da se može pristupiti interpretaciji razlika latentnih aritmetičkih sredina dobijenih u poslednjem modelu.

Kao što je prethodno opisano, korišćenjem SEM programa moguće je testirati relativne razlike između latentnih konstrukata, ali ne i apsolutne vrednosti aritmetičkih sredina. Da bi se testirale međugrupne razlike, bitno je da se jedna grupa odredi kao referentna grupa. U konkretnom primeru, aritmetičke sredine za PA i NA u grupi muškaraca su fiksirane na vrednost 0 i time se ova grupa označila kao referentna grupa. U tabeli 4 je predstavljen izvod iz AMOS programa gde se može videti da se na srpskom uzorku žene i muškarci ne razlikuju po nivou negativnog afektiviteta, ali da razlike postoje u tendenciji doživljaja pozitivnog afekta. Budući da je muškoj grupi dodeljena referentna kategorija, izračunate vrednosti aritmetičkih sredina se odnose na ženski uzorak, dok negativni predznak procene sugeriše da žene postižu niže vrednosti. Naime, žene imaju za .215 niže skorove u odnosu na muškarce na PA skali, pri čemu je data razlika oslobođena grešaka merenja ( $p < .000$ ). Vrednost Koenovog d za ovu razliku iznosi .35, te prema preporukama za interpretaciju veličine efekta (Cohen, 1988) spada u red malih do umerenih efekata.

**Tabela 4.**

*Izvod iz AMOS programa: testiranje razlika aritmetičkih sredina latentnih varijabli PA i NA između polova*

	Estimate	S.E.	C.R.	P
Pozitivni afektivitet	-.215	.065	-3.332	***
Negativni afektivitet	-.056	.053	-1.057	.291

## Prednosti i nedostaci SEM pristupa proceni latentnih sredina

Prednost upotrebe SEM pristupa u odnosu na testiranje razlika aritmetičkih sredina korišćenjem t-testa, ANOVE ili MANOVE je u tome što samo prvi postupak uzima u obzir greške merenja tj. nerelijabilnost mernih instrumenta, omogućuje proučavanje uticaja latentnih kovarijata i veću statističku snagu pod određenim uslovima (Thompson & Green, 2006). U radu je ilustrovano testiranje razlika između dve grupe, ali se sličan postupak primenjuje prilikom poređenja više grupa.

SEM pristup testiranju razlika aritmetičkih sredina između latentnih varijabli je relativno retko korišćen postupak. U poređenju sa drugim upotrebama SEMa, kao što su testiranje faktorske ili strukturalne invarijantnosti, on je najmanje prisutan u literaturi (Vanderberg & Lance, 2000). Retkost upotrebe dovela je verovatno do toga da još uvek postoje nesuglasice u vezi sa određenim odlukama koje treba doneti tokom procesa testiranja. Na primer, prilikom testiranja razlika između modela, praksa je da se restriktivniji modeli (tj. modeli koji postavljaju ograničenja na vrednosti parametara) porede sa manje restriktivnim modelima (tj. modelima u kojima su parametri slobodno procenjeni ili imaju manji broj ograničenja). Ovim postupkom se želi ustanoviti da li jednostavniji modeli (tj. modeli koji postavljaju veći broj ograničenja na vrednosti parametara) značajno narušavaju fit modela u odnosu na manje restriktivan model.

Praksa oslanjanja samo na razlike u vrednosti  $\chi^2$  između modela koji se porede je još uvek aktuelna, iako pojedini istraživači zagovaraju korišćenje i drugih indeksa podesnosti (npr. Cheung & Rensvold, 2002; Kelloway, 1995). U, za sada, jedinoj simulacionoj studiji koja je proučavala promene u indeksima podesnosti koji su se dešavali pod različitim uslovima invarijantnosti i veličine uzorka, Cheung i

Rensvold (2002) predlažu oslanjanje na promene u vrednosti CFI indeksa. Po autorima, ukoliko je promena u vrednosti CFI .01 ili manja između dva modela koja se porede, u tom slučaju ne treba odbaciti hipotezu o invarijantnosti. Budući da je reč o jednoj simulacionoj studiji, preporuka je da se razlike u vrednosti CFI koriste kao saplement razlikama u vrednostima  $\chi^2$  (Byrne, 2010; Vanderberg & Lance, 2000).

Još jedno važno pitanje tiče se dozvoljenog stepena neinvarijantnosti konstanti kako bi se obezbedila nepristrasna procena razlika aritmetičkih sredina latentnih varijabli. Cooke, Kosson i Michie (2001) smatraju da je invarijantnost faktorskih opterećenja u odnosu na invarijantnost konstanti mnogo ozbiljniji problem. Sa druge strane, Thompson i Green (2006) upozoravaju na opasnost pristrasne procene razlika aritmetičkih sredina ukoliko se parcijalna invarijantnost konstanti svede na minimum (tj. situaciju kada je samo jedan par konstanti izjednačen među grupama, a ostale se slobodno procenjuju). U tom slučaju, razlike među aritmetičkim sredinama neće reflektovati samo stvarne razlike među konstruktima već i razlike u konstantama. Čini se da je trenutno prevalentan stav da, iako pojedinačne konstante ne mogu da se tretiraju kao invarijantne, treba zadržati zahtev invarijantnosti prilikom testiranja razlika među aritmetičkim sredinama latentnih konstrukata (Byrne, 2010). Druga preporuka, a u cilju izbegavanja problema sa invarijantnošću konstanti, je uključivanje validnih instrumenata za merenje konstrukata u SEM analize (Thompson & Green, 2006).

## Literatura

- Aiken, L. S., Stein, J. A., & Bentler, P. M. (1994). Structural equation analyses of clinical subpopulation differences and comparative treatment outcomes: Characterizing the daily lives of drug addicts. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 62, 488-499.
- Bentler, P. M. (1995). *EQS structural equations program manual*. Encino, CA: Multivariate Software.
- Bollen, K. A. (1989). *Structural equations with latent variables*. New York: John Wiley.
- Byrne, B. M. (2010). *Structural equation modeling with AMOS: Basic concepts, applications, and programming* (2<sup>nd</sup>). New York, NY: Routledge.
- Byrne, B. M., Shavelson, R. J., & Muthén, B. (1989). Testing for the equivalence of factor covariance and mean structures: The issues of partial measurement invariance. *Psychological Bulletin*, 105, 456-466.

- Cheung, G. W., & Rensvold, R. B. (2002). Evaluating goodness-of-fit for testing measurement invariance. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 9, 233-255.
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. New York: Routledge.
- Crawford, J. R., & Henry, J. D. (2004). The positive and negative affect schedule (PANAS): Construct validity, measurement properties and normative data in a large non-clinical sample. *British Journal of Clinical Psychology*, 43, 245-265.
- Crocker, P. R. (1997). A confirmatory factor analysis of the Positive and Negative Affect Schedule (PANAS) with a youth sport sample. *Journal of Sport and Exercise Psychology*, 19(1), 91-97.
- Jöreskog, K. G. (1971). Simultaneous factor analysis in several populations. *Psychometrika*, 36, 409-426.
- Kelloway, E. K. (1995). Structural equation modeling in perspective. *Journal of Organizational Behavior*, 16, 215-224.
- Killgore, W. D. S. (2000). Evidence for a third factor on the Positive and Negative Affect Schedule in a college student sample. *Perceptual and Motor Skills*, 90, 147-152.
- Kline, R. B. (2009). *Principles and practice of structural equation modeling*. New York, NY: Guilford Press.
- Mehrabian, A. (1997). Comparison of the PAD and PANAS as models for describing emotions and for differentiating anxiety from depression. *Journal of Psychopathology and Behavioral Assessment*, 19, 331-357.
- Mihić, Lj., Novović, Z., Jovanović, V., Čolović, P. i Smederevac, S. (2011). Facets and second-order latent structure of the Positive and Negative Affect Schedule. Manuscript under review.
- Novović, Z. i Mihić, Lj. (2008). Srpski inventar afekta zasnovan na „Positive and Negative Affect Schedule-X“. Neobjavljeni manuskript. Odsek za psihologiju, Filozofski fakultet, Univerzitet u Novom Sadu, Novi Sad.
- Thompson, M. S., & Green, S. B. (2006). Evaluating between-group differences in latent variable mean. In G.R. Hancock & R.D. Mueller (Eds.), *Structural equation modeling: A second course* (pp.119-170). Greenwich, CA: Information Age publishing.
- Vanderberg, R. J., & Lance, C. E. (2000). A review and synthesis of the measurement invariance. Literature: Suggestions, practices, and recommendations for organizational research. *Organizational Research Methods*, 3, 4-69.

## **Ljiljana Mihic**

Department of  
Psychology,  
Faculty of Philosophy,  
University of Novi Sad

# **SEM AND BETWEEN-GROUP DIFFERENCES IN LATENT VARIABLE MEANS: GENDER DIFFERENCES IN POSITIVE AND NEGATIVE AFFECTIVITY**

## **Abstract**

The purpose of this article is to illustrate how to test between-group differences in latent variable means using the structural equation modeling framework. An illustration is provided outlining the use of Amos Graphics. The illustration explains how to use various steps of invariance testing, ranging from less to more restrictive, until the final test of between-group differences is accomplished. Following the outlined logic of the procedure, an example testing for gender differences in the latent variables of Positive and Negative Affectivity is provided. Controlling for measurement error, Serbian females seem to score lower on Positive Affectivity compared to males. The observed difference belongs to the range of small to medium effect size. Limitations and strengths of the procedure are discussed.

**Keywords:** means, latent variables, SEM, confirmatory analysis