

Strukturalno modeliranje

Krstičević, Marin

Master's thesis / Diplomski rad

2018

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **University of Zagreb, Faculty of Science / Sveučilište u Zagrebu, Prirodoslovno-matematički fakultet**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://um.nsk.hr/um:nbn:hr:217:254232>

Rights / Prava: [In copyright](#) / [Zaštićeno autorskim pravom.](#)

Download date / Datum preuzimanja: **2024-05-12**



Repository / Repozitorij:

[Repository of the Faculty of Science - University of Zagreb](#)



SVEUČILIŠTE U ZAGREBU
PRIRODOSLOVNO–MATEMATIČKI FAKULTET
MATEMATIČKI ODSJEK

Marin Krstičević

STRUKTURALNO MODELIRANJE

Diplomski rad

Voditelj rada:
prof. dr. sc. Anamarija Jazbec

Zagreb, rujan, 2018.

Ovaj diplomski rad obranjen je dana _____ pred ispitnim povjerenstvom u sastavu:

1. _____, predsjednik
2. _____, član
3. _____, član

Povjerenstvo je rad ocijenilo ocjenom _____.

Potpisi članova povjerenstva:

1. _____
2. _____
3. _____

*Roditeljima Lenki i Juri koji su najzaslužniji za ono što jesam.
Hvala vam na svim odricanjima, svim životnim izazovima koje ste sa mnom prolazili,
bezuvjetnoj podršci i povjerenju.
Hvala i svima vama koji ste bili uz mene.*

*Zahvaljujem se mentorici prof. dr. sc. Anamariji Jazbec na ukazanom povjerenju i
savjetima pri izradi ovog rada.*

Sadržaj

Sadržaj	iv
Uvod	1
1 Strukturalno modeliranje	2
1.1 Opis, svrha i upotreba	2
1.2 Vrste istraživačkih problema	6
1.3 Ograničenja strukturalnog modeliranja	11
1.4 Osnovne jednačbe strukturalnog modeliranja	14
2 Podatci i opisna statistika	16
2.1 Izvor podataka	16
2.2 Opis uzorka	16
2.3 Upitnik	19
2.4 Opisna statistika	21
2.5 Nadopunjavanje podataka	23
3 Evaluacija modela u SAS-u	27
3.1 Strukturalno modeliranje u SAS-u	27
3.2 Model 1	29
3.3 Model 2	47
3.4 Model 3	66
3.5 Usporedba rezultata	85
Bibliografija	86

Uvod

Strukturalno modeliranje (eng. *Structural Equation Modeling*) je multivarijatna metoda statističke analize koja se koristi za analizu strukturiranih odnosa. Metoda je kombinacija faktorske analize, višestruke regresijske analize i analize putanje (eng. *Path analysis*). Fokus strukturalnog modeliranja je najčešće u hipotetskim strukturama koje su predstavljene latentnim konstruktima. Metodom ispituje se strukturalne odnose između izmjerenih varijabli i latentnih konstrukata.

U Poglavlju 1 detaljno ćemo opisati metodu strukturalnog modeliranja. Ovaj dio rada je teorijske prirode gdje opisujemo metodu prolazeći njenom svrhom i upotrebom. Razmotrit ćemo vrste istraživačkih problema koje metoda može rješavati i navesti matematičku pozadinu samog strukturalnog modeliranja.

Za evaluaciju primjera modela strukturalnog modeliranja koristit ćemo javno dostupne rezultate PISA istraživanja (eng. *The Programme for International Student Assessment*) provedenog 2009. godine. U Poglavlju 2 opisat ćemo uzorak učenika iz Hrvatske koji su sudjelovali u istraživanju čije rezultate koristimo i iznijeti opisnu statistiku korištenih varijabli.

U Poglavlju 3 metodom strukturalnog modeliranja analiziramo navedene rezultate PISA istraživanja koristeći statistički program SAS. Analizirat ćemo ideju da tehnike samokontrole mogu doprinijeti uspjehu čitanja. Također, bavit ćemo se i utjecajem korištenja tehnologije za čitanje na rezultate testova čitanja i povezanošću iste sa samokontrolom. Modele strukturalnog modeliranja koristimo kako bismo objasnili odnose između korištenja tehnologije, samokontrole, stava prema čitanju i samih rezultata testova čitanja. Pri završetku rada nalazi se usporedba rezultata evaluiranih modela.

Poglavlje 1

Strukturalno modeliranje

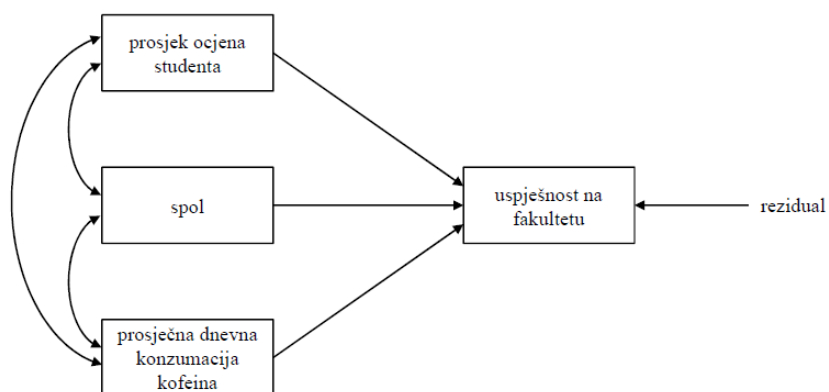
1.1 Opis, svrha i upotreba

Strukturalno modeliranje obuhvaća skup različitih statističkih metoda koje ispituju odnose između jedne ili više nezavisnih varijabli te jedne ili više zavisnih varijabli. Sve promatrane varijable mogu biti diskretne ili neprekidne. Strukturalno modeliranje obuhvaća i standardne tehnike modeliranja i analize, simultano (istovremeno) modeliranje, analizu kovarijance, analizu putanje (eng. *Path analysis*) i konfirmatornu faktorsku analizu. Analiza putanje i konfirmatorna faktorska analiza su posebni tipovi strukturalnog modeliranja.

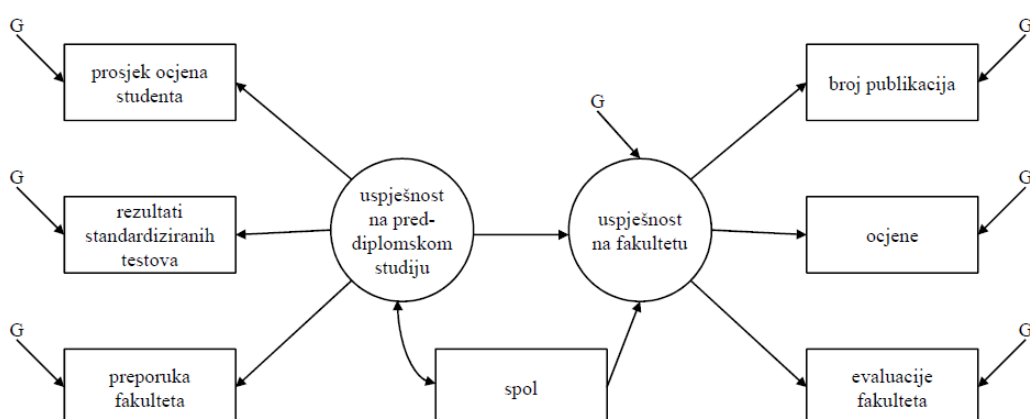
Korištenjem strukturalnog modeliranja dolazimo do rješenja koji zahtijevaju višestruku regresijsku analizu. Primjerice, strukturalno modeliranje je produkt kombiniranja eksplorativne faktorske analize s višestrukom regresijskom analizom. Kao najjednostavniji primjer, pogledajmo odnos između jedne mjerene varijable (npr. uspješnost na fakultetu) i drugih mjerenih varijabli (prosječna ocjena studenta, spol studenta, prosječna dnevna konzumacija kofeina). Ovaj jednostavan model je primjer višestruke regresije koji je predstavljen na slici 1.1. Sve mjerene varijable su prikazane u pravokutnicima koji su povezani linijama. Linije prikazuju mogućnost predviđanja uspješnosti na fakultetu (zavisna varijabla) pomoću prosjeka ocjena studenta, spola studenta i prosječne dnevne konzumacije kofeina (nezavisne varijable). Dvosmjerne linije prikazuju korelaciju između nezavisnih varijabli. Prisutnost reziduala naglašava nedostatke predviđanja.

Nešto kompliciraniji model predstavljen je na slici 1.2. U ovom modelu, uspješnost na fakultetu je latentna varijabla koja nije izravno mjerena već neizravno procijenjena koristeći broj publikacija, ocjene i evaluacije fakulteta (tri mjerene varijable). Uspješnost na fakultetu se predviđa pomoću spola studenta (mjerena varijabla) i uspješnosti na preddiplomskom studiju, drugog faktora koji je procijenjen pomoću prosjeka ocjena, rezultata standardiziranih testova i preporuka fakulteta (dodatne tri mjerene varijable).

Slike 1.1 i 1.2 su primjeri dijagrama putanje (eng. *Path diagram*). Navedeni dijagrami



Slika 1.1: Dijagram putanje višestruke regresije

Slika 1.2: Dijagram putanje strukturalnog modela. Oznake G predstavljaju greške (eng. *Errors*) varijabli prema kojima su usmjerene.

su iznimno važni za strukturalno modeliranje s obzirom na to da jasno prikazuju pretpostavljeni skup odnosa među varijablama tj. sami model. Od velike su pomoći prilikom pojednostavljivanja ideja o vezama između varijabli i mogu biti izravno prevedeni u jed-

nadžbe potrebne za analizu podataka.

U razvijanju dijagrama potrebnih za strukturalno modeliranje koristi se nekoliko predefiniranih postavki. Za prikaz mjerenih varijabli koriste se četverokuti ili pravokutnici. Varijable koje nisu izravno mjerene već imaju dva ili više indikatora zovu se *faktori*, ili pak *latentne varijable* ili *konstrukti*. Faktori su prikazani pomoću krugova ili elipsa. Veze između varijabli prikazuju se linijama koje mogu biti jednosmjerne (usmjerene su prema zavisnoj varijabli) i dvosmjerne (predstavljaju neispitanu vezu, tj. postoji korelacija između varijabli koje spajaju bez definiranog smjera utjecaja).

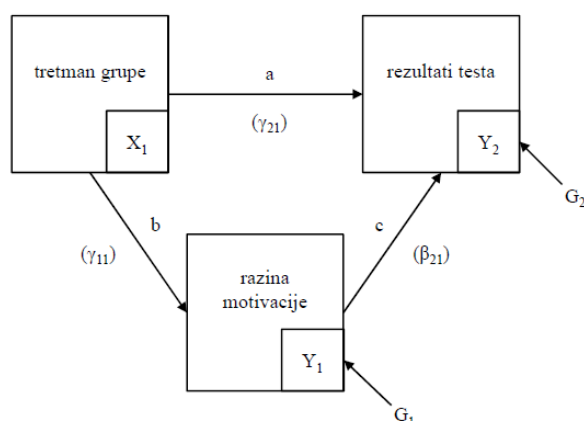
U modelu na slici 1.2 uspješnost na fakultetu je faktor (latentna varijabla) koja se predviđa pomoću spola (mjerena varijabla) i uspješnosti na preddiplomskom studiju (faktor). Primijetimo da su uspješnost na preddiplomskom studiju i spol povezani dvosmjernom linijom. Takva linija nam govori da između ovih varijabli postoji povezanost, no nemamo procjenu smjera utjecaja - ne znamo koja varijabla utječe na koju. Također primijetimo smjer linija koje povezuju uspješnost fakulteta (faktor) s brojem publikacija, ocjenama i evaluacijama fakulteta - faktor predviđa mjerene varijable. Jasno, pretpostavka je da uspješnost fakulteta utječe na broj publikacija, ocjene i evaluacije fakulteta od strane studenata. Nije moguće izravno izmjeriti navedeni faktor, no možemo mjeriti nekoliko indikatora uspješnosti. Nadamo se da možemo pristupiti stvarnoj uspješnosti studenata mjereći veći broj mjerljivih indikatora. Koristimo jednaku logiku kao u faktorskoj analizi.

Na slici 1.2 prosjek ocjena studenata, rezultati standardiziranih testova, preporuke fakulteta, uspješnost na fakultetu, broj publikacija, ocjene i evaluacije fakulteta su zavisne varijable. Sve navedene su povezane s nekom od ostalih varijabli jednosmjernom linijom koja je usmjerena prema njoj samoj. U ovom modelu spol i uspješnost na preddiplomskom studiju su nezavisne varijable s obzirom na to da nemaju jednosmjernih linija usmjerenih prema njima. Primijetimo da sve zavisne varijable, i mjerene i faktori, imaju prema sebi usmjerene linije s oznakama "G" (greška, eng. *Errors*). Kao i u višestrukoj regresiji, ništa ne možemo predvidjeti savršeno i uvijek postoji rezidual ili greška. U strukturalnom modeliranju reziduali koji nisu procijenjeni preko nezavisnih varijabli su uključeni u dijagram na ovaj način.

Dio modela koji uspostavlja odnos mjerenih varijabli prema faktorima ponekad se zove *mjerni model*. U ovom primjeru, dva faktora (uspješnost na preddiplomskom studiju i uspješnost na fakultetu) te njihovi pripadni indikatori čine mjerni model. Pretpostavljeni odnosi između faktora, u ovom primjeru veza između uspješnosti na preddiplomskom studiju i uspješnosti na fakultetu, zove se *strukturalni model*.

Primijetimo da oba navedena modela uključuju pretpostavke o odnosima između varijabli (kovarijance), no ne i o srednjim vrijednostima te njihovim razlikama. Takve razlike povezane s grupnom pripadnošću također se mogu testirati unutar okvira strukturalnog modeliranja. U sklopu strukturalnog modeliranja mogu biti analizirani eksperimenti sa i bez strukture srednjih vrijednosti.

Prilikom jednostavnih eksperimenata istraživači su često više zainteresirani za procese koji su nešto kompleksniji od onoga što pružaju standardne analize. Promotrimo dijagram na slici 1.3.



Slika 1.3: Dijagram putanje eksperimenta. Oznake a , b i c predstavljaju putanje s pripadajućim koeficijentima γ_{21} , γ_{11} i β_{21} , dok oznake G_1 i G_2 predstavljaju greške pripadnih varijabli.

Na početku semestra studenti su nasumično podijeljeni u dvije skupine koji su bile pod različitim okolnostima, grupa koja je trenirala tehnike učenja i kontrolna grupa na čekanju. X_1 je kontrolna pomoćna (eng. *Dummy*) varijabla koja označava pripadnost grupi (0 = kontrolna grupa na čekanju, 1 = grupa koja trenira tehnike učenja). Konačni rezultati testa su zabilježeni na kraju semestra. ANOVA u osnovi testira putanju a . Postavlja se pitanje "Je li ispravno pretpostaviti da jedino pripadnost grupi čini razliku u rezultatima?" Možda i nije. Možda treniranje tehnika učenja povećava razinu motivacije studenata koja rezultira boljim ocjenama. Odnos između tretmana i rezultata testova bi bio posredovan razinom motivacije. Ovo je sada nešto drugačija pretpostavka nego što je postavljena u ANOVI, ANCOVI ili hijerarhijskoj regresiji. ANOVA-om ispituje jednostavno pitanje: "Postoji li statistički značajna razlika između tretirane i kontrolne grupe u rezultatima testa?" ANCOVA-om pak ispituje: "Postoji li statistički značajna razlika između grupa nakon što je zavisna varijabla kontrolirana kovarijacijom (npr. razinom motivacije)?" Ova pitanja su različita od hipoteze postavljene dijagramom na slici 1.3 koji uključuje proces a i neizravan učinak. Neizravan učinak možemo testirati ispitujući produkt putanja b i c . Ovaj primjer koristi samo mjerene varijable i zove se analiza putanje. Međutim, hipotezu

o posredovanju možemo testirati koristeći i latentne i mjerene varijable.

Prvi korak strukturalnog modeliranja je specifikacija modela. Stoga je ova metoda više konfirmatorna nego eksplorativna. Model je procijenjen, evaluiran i potencijalno modifikiran. Cilj analize može biti testiranje modela, testiranje specifičnih hipoteza o modelu, prilagodba postojećeg modela ili pak testiranje skupa povezanih modela.

Postoji puno prednosti korištenja strukturalnog modeliranja. Kada testiramo odnose između faktora, u pripadnim vezama su uklonjene procijenjene greške i zastupljena je samo zajednička varijanca. Na pouzdanost mjerenja u sklopu analize možemo računati zahvaljujući procjeni i uklanjanju greške mjerenja. Dodatno, kao što smo vidjeli na slici 1.2, možemo ispitati i složene veze. Kada želimo ispitati složenu i višedimenzionalnu strukturu, strukturalno modeliranje je jedina analiza koja omogućava potpuno i simultano testiranje svih odnosa među varijablama.

1.2 Vrste istraživačkih problema

Skup podataka čini empirijska matrica kovarijanci, a model daje procijenjenu populacijsku matricu kovarijanci. Glavno pitanje koje postavljamo u sklopu strukturalnog modeliranja je: "Daje li model procijenjenu populacijsku matricu kovarijanci koja je konzistentna s empirijskom (promatranom) matricom kovarijanci?" Nakon što procijenimo prikladnost modela, pojavljuju se različita druga pitanja o specifičnim aspektima modela.

Adekvatnost (prikladnost) modela

Parametri (koeficijenti, varijance, kovarijance nezavisnih varijabli) se procjenjuju kako bismo mogli kreirati procijenjenu populacijsku matricu kovarijanci. Ako je model dobar, dobit ćemo procijenjenu matricu koja je bliska uzoračkoj matrici kovarijanci. "Bliskost" primarno evaluiramo χ^2 statističkim testom i prikladnim indeksima. Vratimo se na model uspješnosti na fakultetu prikazanom na slici 1.2. Je li procijenjena populacijska matrica kovarijanci generirana modelom konzistentna s empirijskom matricom kovarijanci, nastaloj na temelju podataka?

χ^2 test

Vrijednost χ^2 statistike računamo formulom 1.1 (vidi [1]),

$$\chi^2 = (N - k)f_{min}, \quad (1.1)$$

gdje je N veličina uzorka, k broj nezavisnih grupa u uzorku i f_{min} vrijednost funkcije modela F u njenom minimumu. Funkcija modela F dana je formulom 1.2 (vidi [2]),

$$F = \text{tr}(S\Sigma^{-1}) - p + \ln(|\Sigma|) - \ln(|S|) + (\bar{x} - \mu)' \Sigma^{-1} (\bar{x} - \mu), \quad (1.2)$$

gdje je S uzoračka matrica kovarijanci, Σ procijenjena matrica kovarijanci, p broj korištenih varijabli, \bar{x} vektor s uzoračkim aritmetičkim sredinama i μ vektor s procijenjenim aritmetičkim sredinama.

Statistički značajna χ^2 vrijednost u odnosu na stupnjeve slobode (df , eng. *Degrees of freedom*) govori da se uzoračka i procijenjena matrica kovarijanci razlikuju. Statistički neznajčajna χ^2 vrijednost pokazuje da su te dvije matrice slične. χ^2 statistika je osjetljiva na veličinu uzorka kao i na odstupanje od multivarijatne normalnosti promatranih varijabli.

NFI

NFI indeks (eng. *Normed Fit Index, Bentler-Bonett Index*) prva je mjera adekvatnosti korištena u literaturi. Za računanje NFI vrijednosti koristi se *nezavisni model*, model u kojem nema međusobne povezanosti varijabli. Takav model za stupnjeve slobode ima razliku broja podataka i broja procijenjenih varijanci. Računamo ga formulom 1.3 (vidi [8]).

$$\text{NFI} = \frac{\chi_{\text{nez. model}}^2 - \chi_{\text{model}}^2}{\chi_{\text{nez. model}}^2}. \quad (1.3)$$

Vrijednosti između 0.90 i 0.95 smatraju se rubnim dok one iznad 0.95 ukazuju na dobru adekvatnost modela. Nedostatak indeksa implicira činjenica da dodavanje parametara ne umanjuje njegovu vrijednost. Time veći broj parametara uključenih u model povećava vrijednost indeksa.

TLI

TLI indeks (eng. *Tucker-Lewis Index, Non-Normed Fit Index*) prvotno je razvijen za potrebe faktorske analize nakon čega je prilagođen i za korištenje u strukturalnom modeliranju. Izračunava se koristeći χ^2 statistiku i df stupnjeve slobode promatranih modela. Vrijednost TLI indeksa računamo formulom 1.4 (vidi [8]),

$$\text{TLI} = \frac{\chi_{\text{nez. model}}^2 - \frac{df_{\text{nez.model}}}{df_{\text{model}}} \chi_{\text{model}}^2}{\chi_{\text{nez. model}}^2 - df_{\text{nez. model}}}, \quad (1.4)$$

gdje $df_{\text{nez.model}}$ i df_{model} predstavljaju stupnjeve slobode navedenih modela.

Raspon indeksa je od 0 do 1 gdje 1 označava savršenu adekvatnost. TLI indeks je osjetljiv na dodavanje novih parametara što ga čini naprednijim u odnosu na NFI.

RMSEA

RMSEA (eng. *Root Mean Square Error of Approximation*) procjenjuje nedostatak prikladnosti modela u odnosu na savršeni model. RMSEA indeks računamo formulom 1.5 (vidi [1]),

$$\text{RMSEA} = \sqrt{k} \sqrt{\max\left(\frac{f_{\min}}{d_{\min}} - \frac{1}{N-k}, 0\right)}, \quad (1.5)$$

gdje je k broj nezavisnih grupa u uzorku, f_{\min} vrijednost funkcije modela F dane formulom 1.2 u njenom minimumu, d_{\min} pripadni stupnjevi slobode i N veličina uzorka.

Prema [6], RMSEA vrijednosti manje ili jednake od 0.06 ukazuju na prikladan model. Indeks nije pogodan za korištenje u analizama malih uzoraka. Trenutno se najviše koristi za procjenu adekvatnosti modela.

CFI

CFI indeks (eng. *Comparative Fit Index*) je prikladan za korištenje jedino prilikom usporedbe dvaju različitih modela. Vrijednost CFI indeksa računamo formulom 1.6 (vidi [1]),

$$\text{CFI} = 1 - \frac{\max((N-k)f_{\min} - d_{\min}, 0)}{\max((N-k)f_0 - d_0, 0)}, \quad (1.6)$$

gdje je N veličina uzorka, k broj nezavisnih grupa u uzorku, f_{\min} vrijednost funkcije modela F dane formulom 1.2 u njenom minimumu, d_{\min} pripadni stupnjevi slobode, f_0 vrijednost funkcije nezavisnog modela F u njenom minimumu i d_0 pripadni stupnjevi slobode.

Jedna od prednosti CFI indeksa je da se može izračunati za savršeni model s kojim se kasnije mogu uspoređivati razvojni modeli.

RMR

RMR indeks (eng. *Root Mean Square Rezidual Index*) koristi korijen aritmetičke sredine razlika između elemenata uzoračke i procijenjene matrice kovarijanci. S obzirom na to da nema intervale prihvatljivosti, prikladan je za korištenje pri usporedbi dvaju modela. Za procjenu adekvatnosti modela pogodan je standardizirani RMR indeks čije su poželjne vrijednosti one manje od 0.05.

RMR indeks računamo formulom 1.7 (vidi [8]),

$$\text{RMR} = \sqrt{2 \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^i \frac{(s_{ij} - \hat{\sigma}_{ij})^2}{p(p+1)}}, \quad (1.7)$$

gdje su s_{ij} uzoračke kovarijance (varijance), $\hat{\sigma}_{ij}$ procijenjene kovarijance (varijance) i p broj korištenih varijabli.

GFI

GFI indeks (eng. *Goodness of Fit Index*) temelji se na omjeru sume kvadriranih razlika između uzoračke i procijenjene matrice i uzoračke varijance. Indeks mjeri količinu kovarijance uzoračke matrice koju reproducira procijenjena matrica. GFI indeks računamo formulom 1.8 (vidi [8]),

$$\text{GFI} = \frac{\text{tr}(\hat{\sigma}' \Sigma^{-1} \hat{\sigma})}{\text{tr}(s' \Sigma^{-1} s)}, \quad (1.8)$$

gdje je s vektor uzoračkih kovarijanci (varijanci), $\hat{\sigma}$ vektor procijenjenih kovarijanci (varijanci) i Σ procijenjena matrica kovarijanci.

Naprimjer, iznos GFI indeksa 0.98 znači da procijenjena matrica predviđa 98% uzoračke matrice.

Testiranje modela

Svaki model generira svoju vlastitu matricu kovarijanci. Zanima nas: "Koji model stvara populacijsku matricu kovarijanci koja je najkonzistentnija s uzoračkom matricom kovarijanci?" Modeli koji predstavljaju konkurentske teorije se procjenjuju, međusobno suprotstavljaju i evaluiraju.

Utjecaj nezavisnih varijabli na varijancu zavisnih

R^2 statistikom dobivamo odgovore na pitanje koliko nezavisne varijable utječu na varijancu zavisnih varijabli. Naprimjer, koliko je varijanca uspješnosti na fakultetu pod utjecajem spola i uspješnosti na preddiplomskom studiju? Koja varijabla uključena u analizu najviše utječe na varijancu?

Pouzdanost indikatora

Koliko su pouzdane mjerene varijable? Naprimjer, je li mjera evaluacija fakulteta pouzdana? Pouzdanost mjerenih varijabli i interna konzistentnost mjera pouzdanosti su izvedene iz strukturalnog modeliranja.

Procjena parametara

Procjene parametara su od egzistencijalne važnosti za strukturalno modeliranje s obzirom da se koriste za generiranje procijenjene populacijske matrice kovarijanci za model. Koji je koeficijent putanje (veze) za određeni odnos? Naprimjer, koji je koeficijent za predviđanje uspješnosti na fakultetu pomoću uspješnosti na preddiplomskom studiju? Razlikuje li se koeficijent s testom statistički značajno od 0? Unutar modela, koja je relativna važnost različitih putanja (veza)? Naprimjer, je li za predviđanje uspješnosti na fakultetu važnija uspješnost na preddiplomskom studiju ili pak spol? Procjene parametara također možemo uspoređivati koristeći strukturalno modeliranje. Testiranje isključivo jedne veze nazivamo *testom izravnog učinka* (eng. *Direct effect*).

Posredovanje

Utječe li nezavisna varijabla na određenu zavisnu varijablu izravno ili neizravno kroz posredničku varijablu? Na primjeru prikazanom na slici 1.3 je veza između trenirane grupe i rezultata testa posredovana razinom motivacije. S obzirom na to da je motivacija posrednička varijabla, ovakav test nazivamo *testom neizravnog učinka* (eng. *Indirect effect*).

Razlike među grupama

Razlikuju li se dvije ili više grupa u njihovim matricama kovarijanci, regresijskim koeficijentima ili aritmetičkim sredinama? Naprimjer, ako eksperiment prikazan na slici 1.3 primijenimo posebno na studente i posebno na srednjoškolce, hoće li isti model jednako odgovarati objema starosnim grupama? Analizu razlika među grupama možemo raditi s ili bez aritmetičkih sredina.

Longitudinalne razlike

Razlike unutar i između ljudi mogu biti ispitivane i tijekom vremena. Pripadni vremenski interval mogu biti godine, dani, mikrosekunde... Na primjeru eksperimenta, kako, ako uopće i utječu, treninzi mijenjaju rezultate i motivaciju za vrijeme nekoliko različitih vremenskih točaka tijekom semestra? Iako postoji više različitih pristupa, novi zanimljivi pristup analizi longitudinalnih podataka zove se *modeliranje krivulje latentnog rasta* (eng.

Latent Growth Curve Modeling). Ono što ovaj pristup čini inovativnim je prihvaćanje uzorka individualnog rasta. Nekoliko hipoteza se testira ovom analizom. Koliko zavisna varijabla govori o nezavisnoj i kako se mijenja u više vremenskih točaka? Je li promjena linearna? Kvadratna? Mijenjaju li se promjene u mjerenim varijablama na jednak način?

Modeliranje na više razina

Nezavisne varijable prikupljene na različito grupiranim razinama mjerenja (npr. studenti unutar jednog razreda, studenti unutar jedne škole) koriste se za predviđanje zavisne varijable na istoj razini ili na različitim razinama mjerenja. Naprimjer, koristeći višestruki grupni model možemo istražiti utjecaj intervencija na određene razrede kroz obilježja djece, razreda i škole. U ovom primjeru, djeca su grupirana u razrede koji su grupirani unutar škola.

1.3 Ograničenja strukturalnog modeliranja

Teorijski problemi

Strukturalno modeliranje je *konfirmatorna metoda* za razliku od eksplorativne faktorske analize. Najčešće se koristi za testiranje teza. Strukturalno modeliranje se ne može raditi bez prethodnog znanja i hipoteza o potencijalnim odnosima između varijabli. To je vjerojatno jedna od najvećih razlika i prednosti strukturalnog modeliranja u odnosu na druge metode. Planiranje, vođeno tezama, je fundamentalna postavka bilo kakve analize unutar strukturalnog modeliranja.

Iako je strukturalno modeliranje konfirmatorna metoda, postoji puno načina za testiranje mnoštva različitih modela koji testiraju određenu hipotezu i pronalaska onih pogodnijih nakon što je sam model procijenjen. Ako su različite modifikacije modela testirane u pokušaju pronalaska one koja najbolje odgovora za analizu, mora se pristupiti eksplorativnoj analizi podataka i prikladnim koracima koji moraju biti provedeni kako bi izbjegli greške. Potraga za najboljim modelom je prikladna pod uvjetom da se razina značajnosti promatra oprezno i da se validira drugim uzorkom kad god je to moguće.

Provedba strukturalnog modeliranja kao eksplorativne metode bez kontroliranja potrebnih koraka dovela je do pojave loših komentara o istom. Također, strukturalno modeliranje se na krivi način povezivalo i s uzročnim modeliranjem (eng. *Causal Modeling*). Ne postoji ništa uzročno, u smislu zaključivanja uzročnosti, vezano uz strukturalno modeliranje. Pripisivanje uzročnosti je problem projektiranja veza, a ne statistički problem.

Nažalost, ponekad se uz strukturalno modeliranje veže isključivo neeksperimentalno i korelacijsko projektiranje što čini preograničavajući pristup. Strukturalno modeliranje, kao regresija, može se primjenjivati i za eksperimentalno i neeksperimentalno projektiranje.

Postoje određena upozorenja o generaliziranju rezultata koji se odnose na strukturalno modeliranje kao što postoje i za druge statističke metode. Rezultati se mogu generalizirati jedino na isti tip uzorka koji je bio korišten za procjenu i test modela strukturalnim modeliranjem.

Praktični problemi

Veličina uzorka i podatci koji nedostaju

Kovarijance, kao i korelacije, su manje stabilne kada se procjenjuju na malim uzorcima, a strukturalno modeliranje se temelji na kovarijancama. Procijenjeni parametri i χ^2 test pogodnosti modela su također vrlo osjetljivi na veličinu uzorka. Strukturalno modeliranje je, kao i faktorska analiza, metoda za provođenje na velikim uzorcima. Umjesto razmišljanja o veličini uzorka za mjerenu varijablu, puno je korisnije razmišljati koliki uzorak imamo po procijenjenom parametru (prema [4], u strukturalnom modeliranju ne postoji linearna veza između broja varijabli i broja procijenjenih parametara).

U radu [7] konstruirana je tablica minimalnih veličina uzoraka potrebnih za test kvalitete prikladnosti. Tablice veličine uzorka procjenjuju na temelju stupnjeva slobode i jačine utjecaja.

Što se tiče podataka koji nedostaju (eng. *Missing data*), problemi se pojavljuju kod uklanjanja i procjenjivanja istih. Prednost korištenja strukturalnog modeliranja je da određene tehnike obrade podataka koji nedostaju mogu biti uključene u model. Određeni programski paketi imaju uključene procedure za procjenu podataka koji nedostaju.

Višestruka normalnost

Većina procjenjujućih tehnika koje se koriste u sklopu strukturalnog modeliranja pretpostavljaju višestruku normalnost. Za određivanje opsega i oblika nenormalno distribuiranih podataka očitavamo mjerene varijable za netipične vrijednosti, za jednostruke i višestruke, te mjere asimetričnosti (eng. *Skewness*) i mjere spljoštenosti (eng. *Kurtosis*) za mjerene varijable.

Ako postoji značajna mjera asimetričnosti, možemo pokušati s transformacijama. U svakom slučaju, i nakon transformacija takve varijable su često i dalje s visokom vrijednošću mjera asimetričnosti ili pak mjera spljoštenosti.

Ako transformacije ne povrate normalnost, ili ako od varijable ne očekujemo normalnu distribuiranost unutar populacije, možemo koristiti metode procjenjivanja koje pretpostavljaju nenormalnost.

Linearnost

Tehnike strukturalnog modeliranja ispituju jedino linearne veze između varijabli. Linearnost između latentnih varijabli je teško procijeniti, no linearnost veze između parova mjerenih varijabli možemo procijeniti preko pregleda raspršenja, koristeći grafove raspršenja (eng. *Scatterplot*). Ako u hipotezu uključujemo nelinearne veze između mjerenih varijabli, ove veze uključujemo potencirajući mjerene varijable na potencije, kao u višestrukoj regresiji. Naprimjer, ako je veza između uspješnosti na fakultetu i prosječne dnevne konzumacije kofeina kvadratna (ako malo kofeina nije dovoljno, nekoliko čaša je dobro, ali je više od nekoliko štetno), koristimo kvadriranu vrijednost prosječne dnevne konzumacije kofeina.

Odsustvo multikolinearnosti i singulariteta

Kao i većina drugih tehnika, strukturalno modeliranje zahtijeva invertirane matrice. Pri tome, ako je neka od varijabli linearna kombinacija preostalih ili su pak visoko korelirane, potrebne matrice ne možemo invertirati. Ako je to moguće, trebamo ispitati determinantu matrice kovarijanci. Izrazito mala determinanta daje naslutiti problem s multikolinearnošću ili singularitetom. Sve u svemu, programi strukturalnog modeliranja daju poruke upozorenja ako je matrica kovarijanci singularna. Ako dobijemo takvu poruku, provjeravamo skup podataka s kojim raspolažemo. Čest je slučaj da su linearne kombinacije varijabli nenamjerno uključene. Tada jednostavno uklonimo varijablu koja uzrokuje singularitet. Ako stvarni singularitet postoji, kreiramo kompoziciju varijabli koju potom koristimo u analizi.

Reziduali

Nakon procjene modela, reziduali bi trebali biti mali i centrirani oko nule. Distribucija frekvencija kovarijanci reziduala treba biti simetrična. Govoreći o rezidualima u smislu strukturalnog modeliranja, mislimo na kovarijance reziduala, a ne na iznose reziduala kako često mislimo u drugim metodama. Programi strukturalnog modeliranja omogućavaju analizu reziduala. Nesimetrično raspoređeni reziduali u distribuciji frekvencija mogu voditi na zaključak o modelu koji nije dovoljno prikladan, modelu koji samo neke kovarijance dobro procjenjuje. Ponekad se znaju pojaviti jedan ili dva reziduala koji su prilično veliki iako je model pogodan i reziduali se čine simetrično centrirani oko nule. Kada se susretnemo s velikim rezidualima, korisno je primijeniti LM (eng. *Lagrange Multiplier*) test i razmotriti dodavanje novih putanja (veza) u model.

1.4 Osnovne jednadžbe strukturalnog modeliranja

Početna ideja strukturalnog modeliranja je da pretpostavljeni model ima temeljne parametre koji odgovaraju regresijskim koeficijentima te varijancama i kovarijancama nezavisnih varijabli u modelu (vidi [4]).

Parametri se procjenjuju iz uzoračkih podataka te se zatim kombiniraju pomoću algebre kovarijanci kako bi se generirala procijenjena matrica kovarijanci. Procijenjena populacijska matrica kovarijanci se zatim uspoređuje sa uzoračkom matricom kovarijanci i u najboljem slučaju njihova razlika je vrlo mala i nije statistički značajna.

Algebra kovarijanci je alat koji nam pomaže u izračunavanju varijanci i kovarijanci u strukturalnom modeliranju. Operacije s matricama koristimo s obzirom na to da algebra kovarijanci postaje prilično kompleksna kako modeli postaju kompliciraniji. Algebra kovarijanci nam koristi pri demonstraciji kombiniranja procjena parametara pri generiranju procijenjene populacijske matrice.

U nastavku navodimo tri osnovne jednadžbe algebre kovarijanci gdje je c konstanta, a X_i slučajna varijabla:

$$COV(c, X_1) = 0, \quad (1.9a)$$

$$COV(cX_1, X_2) = cCOV(X_1, X_2), \quad (1.9b)$$

$$COV(X_1 \pm X_2, X_3) = COV(X_1, X_3) \pm COV(X_2, X_3). \quad (1.9c)$$

Iz prve jednadžbe imamo da je kovarijanca između slučajne varijable i konstante jednaka nuli. Također, kovarijanca između dvije varijable pri čemu je jedna pomnožena konstantom je jednaka umnošku konstante i kovarijanci pripadajućih varijabli. Kovarijanca između sume (razlike) dviju varijabli i treće varijable je jednaka sumi (razlici) kovarijanace prve i treće varijable te kovarijanace druge i treće varijable.

Koristimo sliku 1.3 za ilustraciju nekih načela algebre kovarijanci.

U strukturalnom modeliranju, kao i u višestrukoj regresiji, pretpostavljamo da reziduali ne koreliraju međusobno niti s drugim varijablama u modelima. U ovom modelu, razina motivacije (Y_1) i rezultati testa (Y_2) su zavisne varijable. Podsjetimo se da su zavisne varijable sve one koje prema sebi imaju usmjerenu jednosmjernu strelicu u dijagramu putanje. Tretirana grupa (X_1) bez jednosmjerne strelice usmjerene prema sebi je nezavisna varijabla. Za specifikaciju modela pišemo različite jednadžbe za različite zavisne varijable. Za početak, definiramo jednadžbu za razinu motivacije:

$$Y_1 = \gamma_{11}X_1 + \varepsilon_1. \quad (1.10)$$

Razina motivacije je ponderirana funkcija tretirane grupe kojoj dodajemo grešku. Primijetimo da ε_1 iz jednadžbe odgovara pripadajućoj grešci G_1 sa slike 1.3. Za rezultate testa definiramo:

$$Y_2 = \beta_{21}Y_1 + \gamma_{21}X_1 + \varepsilon_2. \quad (1.11)$$

Vidimo da su rezultati testa zbroj ponderiranih funkcija tretmana grupe i razine motivacije kojem dodajemo pripadajuću grešku.

Za računanje kovarijance između tretmana grupe (X_1) i stupnja motivacije (Y_1) primjenjujemo jednadžbu za Y_1 :

$$COV(X_1, Y_1) = COV(X_1, \gamma_{11}X_1 + \varepsilon_1). \quad (1.12)$$

U nastavku slijedi:

$$COV(X_1, Y_1) = COV(X_1, \gamma_{11}X_1) + COV(X_1, \varepsilon_1). \quad (1.13)$$

Zadnji član jednadžbe je jednak nuli s obzirom na pretpostavku da nema kovarijance između grešaka i drugih varijabli. Sada iz (1.9) imamo:

$$COV(X_1, Y_1) = \gamma_{11}COV(X_1, X_1). \quad (1.14)$$

Kovarijanca varijable same sa sobom je varijanca pa slijedi:

$$COV(X_1, Y_1) = \gamma_{11}\sigma_{x_1x_1}^2. \quad (1.15)$$

Dakle, procijenjena populacijska kovarijanca varijabli X_1 i Y_1 jednaka je umnošku koeficijenta putanje i varijance od X_1 .

Pričamo o populacijskoj kovarijanci između X_1 i Y_1 procijenjenjoj prema modelu. Ako je model dobar, produkt $\gamma_{11}\sigma_{x_1x_1}^2$ daje kovarijancu koja je jako slična uzoračkoj kovarijanci.

Na jednak način računamo kovarijancu između Y_1 i Y_2 :

$$\begin{aligned} COV(Y_1, Y_2) &= COV(\gamma_{11}X_1 + \varepsilon_1, \beta_{21}Y_1 + \gamma_{21}X_1 + \varepsilon_2) \\ &= COV(\gamma_{11}X_1, \beta_{21}Y_1) + COV(\gamma_{11}X_1, \gamma_{21}X_1) + COV(\gamma_{11}X_1, \varepsilon_2) \\ &\quad + COV(\varepsilon_1, \beta_{21}Y_1) + COV(\varepsilon_1, \gamma_{21}X_1) + COV(\varepsilon_1, \varepsilon_2) \\ &= COV(\gamma_{11}X_1, \beta_{21}Y_1) + COV(\gamma_{11}X_1, \gamma_{21}X_1), \end{aligned} \quad (1.16)$$

s obzirom na to da greške ε_1 i ε_2 ne koreliraju ni s jednom od ostalih varijabli.

Sve procijenjene kovarijance u modelu mogu biti izvedene na isti način, ali, kao što je to vidljivo već na manjem primjeru, algebra kovarijanci brzo se može zakomplicirati. Poanta ovog primjera je da koristimo algebru kovarijanci kako bismo procijenili parametre koje potom koristimo za procjenu populacijske matrice kovarijanci.

Više o samoj teorijskoj pozadini strukturalnog modeliranja može se pronaći u [8].

Poglavlje 2

Podatci i opisna statistika: PISA 2009

2.1 Izvor podataka

Za potrebe ovog diplomskog rada koristit ćemo javno dostupne rezultate PISA testova.

Projekt PISA (eng. *The Programme for International Student Assessment*) uključuje međunarodna istraživanja koja provodi organizacija OECD (eng. *The Organisation for Economic Co-operation and Development*) u zemljama članicama i onima koje to nisu. Svrha istraživanja je procjena znanja i vještina učenika u dobi od oko 15 godina. Područja u kojima se učenici procjenjuju su matematika, znanost i čitanje, a ispituju se na temelju znanja i rješavanja problemskih zadataka.

Istraživanja su osnovana s ciljem ocjenjivanja razine obrazovanja među mladima u glavnim industrijskim zemljama. Prvo PISA istraživanje je provedeno 2000. godine, a od tada se provode svakih 3 godine. Zahvaljujući tome imamo usporedive podatke koje zemljama sudionicima daju priliku za poboljšanje svoje obrazovne politike i ishoda. Zadnji dostupni rezultati PISA istraživanja su iz 2015. godine.

Metodu strukturalnog modeliranja provest ćemo na rezultatima PISA istraživanja iz 2009. godine. U sklopu PISA istraživanja 2009. ukupno je testirano oko 470 000 učenika u 65 zemalja sudionica što čini reprezentativni uzorak za oko 26 milijuna petnaestogodišnjih učenika. U većini zemalja procjenjivanje se provodilo na uzorku od približno 4 500 do 10 000 učenika, pri čemu je najmanji uzorak ostvaren u Lihtenštajnu (329 učenika), a najveći u Meksiku (38 250 učenika).

2.2 Opis uzorka

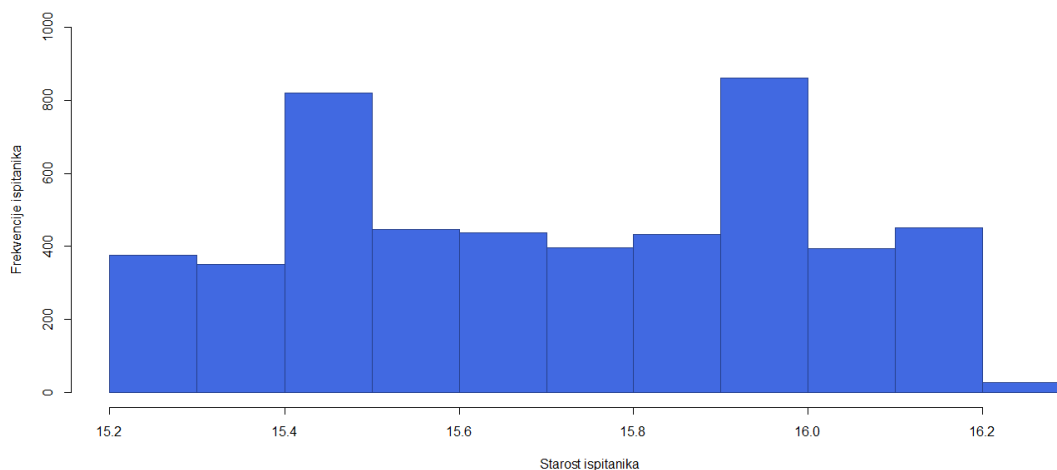
U ovom odjeljku bavit ćemo se pregledom i opisnom analizom uzorka na kojem ćemo primijeniti metodu strukturalnog modeliranja. Koristimo rezultate PISA istraživanja provedenog 2009. godine na učenicima u Republici Hrvatskoj. Istraživanje je provedeno u raz-

doblju od 9. ožujka do 19. travnja 2009. godine na uzorku od 4 994 učenika raspoređenih u 156 srednjih i 2 osnovne škole. Testirani su učenici rođeni 1993. godine.

Kako bi dobiveni podaci bili pouzdani i usporedivi na međunarodnoj razini, puno pažnje se pridodaje reprezentativnosti uzorka svih zemalja sudionica. Ostvarivanje reprezentativnosti uzorka odvija se u dvije etape. Prvu etapu čini odabir škola koji se generirao eksplicitnom i implicitnom stratifikacijom. Eksplicitnu stratifikaciju su uvjetovali dominantni program škole i stupanj urbanizacije naselja u kojem se škola nalazi dok je implicitnu stratifikaciju činila podjela škola s obzirom na županije. U drugoj etapi generiranja reprezentativnog uzorka odabiru se učenici iz prethodno odabranih škola. S obzirom na to da razlike između obrazovnih sustava sudionika istraživanja onemogućavaju odabir učenika na temelju kategorija razreda, uzorak se definira na temelju dobi učenika. Sukladno tome, uzorak u svim zemljama čine učenici u dobi od 15 godina i 3 mjeseca do 16 godina i 2 mjeseca. Više detalja o metodologiji odabira sudionika istraživanja može se pronaći u [3].

Za testiranje je predviđen uzorak od 5 471 učenika, od čega je testiranju prisustvovalo 5 033 učenika. Konačno ostvaren uzorak Republike Hrvatske čine 4 994 učenika. Sve međunarodne i nacionalne analize su izvršene na navedenom uzorku.

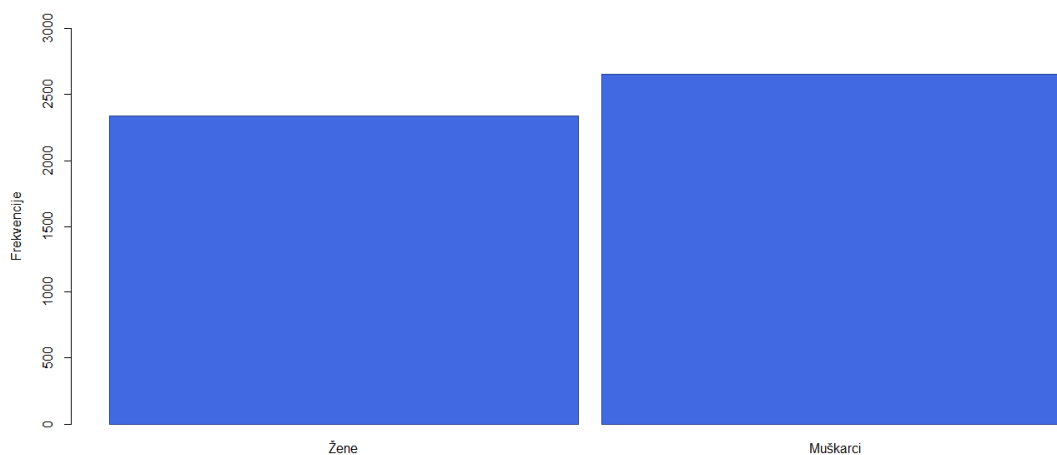
U nastavku prikazujemo osnovna obilježja učenika koji su sudjelovali u istraživanju. Korišteni grafički prikazi generirani su u statističkom programu R. Kao što smo već i naveli, uzorak čine učenici u dobi od 15 godina i 3 mjeseca do 16 godina i 2 mjeseca. Histogram koji prikazuje frekvencije ispitanika prema starosti nalazi se na slici 2.1.



Slika 2.1: Histogram starosti ispitanika

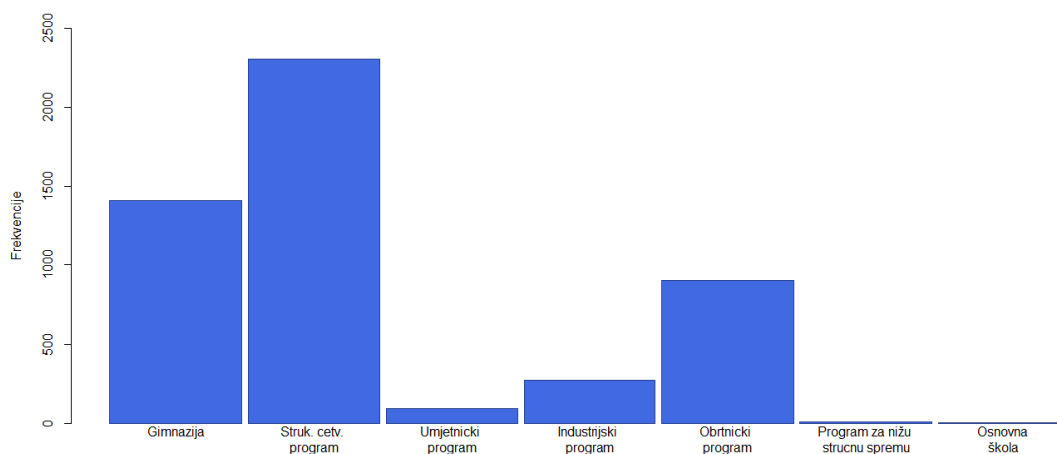
Na slici 2.2 prikazana je podjela uzorka po spolu. Ukupno ostvareni uzorak čini 46.88%

žena i 53.12% muškaraca.



Slika 2.2: Podjela po spolu

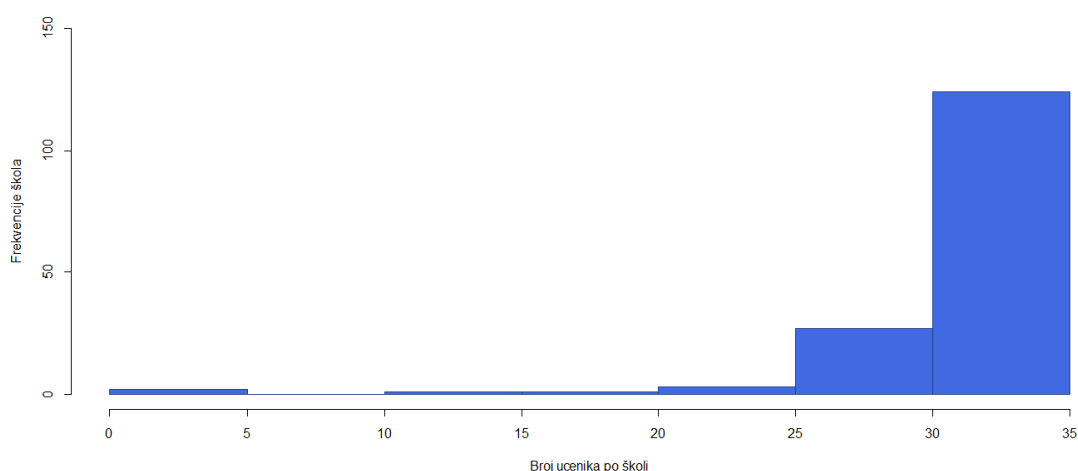
Na slici 2.3 prikazana je zastupljenost učenika prema dominantnom programu škole koju pohađaju. Dominantni programi zahvaćeni PISA istraživanjem 2009. godine su Osnovna škola, Program za nižu stručnu spremu, Umjetnički program, Industrijski program, Obrtnički program, Gimnazija i Strukovni četverogodišnji program čiji polaznici čine čak 46.14% uzorka.



Slika 2.3: Zastupljenost dominantnih programa škola

Osnovna škola je najmanje zastupljen program što je u skladu s činjenicom da većina redovnih učenika u ciljanoj dobi istraživanja pohađaju srednju školu. U vrijeme istraživanja, 2 sudionika su pohađala osnovnu školu, 3 892 sudionika 1. razred srednje škole, dok je njih 1 100 tada pohađalo 2. razred srednje škole.

Ukupno 158 škola na području Republike Hrvatske je sudjelovalo u istraživanju. Na histogramu na slici 2.4 prikazan je broj škola prema broju predstavnika (učenika). Iz priloženog je vidljivo da je najveći broj škola sudionika imao 31-35 predstavnika.



Slika 2.4: Prikaz broja škola prema broju predstavnika

2.3 Upitnik

Kao što smo već naveli, pri evaluaciji modela koristimo pitanja iz PISA istraživanja i rezultate testova čitanja.

Za potrebe ovog rada koristimo tri pitanja sa pripadajućim potpitanjima. Pitanje 24 sadrži 11 potpitanja koja se odnose na učenikov stav prema čitanju. Odgovori na navedena potpitanja su na skali 1-4. Pitanje 26 sadrži 7 potpitanja koja se odnose na navike čitanja koristeći tehnologiju. Odgovori na navedena potpitanja su na skali 1-5. Pitanje 27 sadrži inicijalno sadrži 13 potpitanja koja se odnose na navike učenja učenika, no u ovom radu koristit ćemo samo njih 8 koji su vezani uz samokontrolu. Odgovori na navedena potpitanja su na skali 1-4.

Uz tekst svakog potpitanja navodimo i oznake varijabli koje ćemo koristiti u nastavku rada. Također, pored teksta pitanja navedene su i oznake na dijagramu putanje koje ćemo

koristiti za prikaz dijagrama putanje modela. Oznake na dijagramu putanje predstavljaju skraćeni sadržaj potpitanja. Sadržaj pitanja i potpitanja nalazi se u nastavku:

PITANJE 24

U kojoj mjeri se slažeš ili ne sa sljedećim tvrdnjama u vezi sa čitanjem? *Ponudeni odgovori su: 1- "Uopće se ne slažem", 2- "Ne slažem se", 3- "Slažem se", 4- "U potpunosti se slažem".*

Varijabla	Tekst potpitanja	Oznaka na dijagramu putanje
ST24Q01	Čitam samo ako moram	Čitam samo ako moram
ST24Q02	Čitanje je jedan od mojih omiljenih hobija	Omiljeni hobi
ST24Q03	Volim pričati o knjigama s drugim osobama	Rasprava o knjigama
ST24Q04	Teško mi je pročitati knjigu do kraja	Teško je pročitati knjigu do kraja
ST24Q05	Sretan/na sam kada dobijem knjigu na poklon	Volim dobiti knjigu kao poklon
ST24Q06	Za mene osobno, čitanje je trošenje vremena	Trošenje vremena
ST24Q07	Uživam kada idem u knjižaru ili biblioteku	Uživam u posjetu knjižnici
ST24Q08	Čitam samo da dobijem potrebne informacije	Izvor potrebnih informacija
ST24Q09	Ne mogu mirno sjediti i čitati duže od par minuta	Ne mogu dugo sjediti i čitati
ST24Q10	Volim izraziti mišljenje o knjigama koje sam pročitao	Volim izraziti mišljenje o knjizi
ST24Q11	Volim razmjenjivati knjige s prijateljima	Volim razmjenu knjiga

PITANJE 26

Koliko često se baviš sljedećim aktivnostima u vezi sa čitanjem? *Ponudeni odgovori su: 1- "Ne znam što je to", 2- "Nikada ili skoro nikada", 3- "Nekoliko puta mjesečno", 4- "Nekoliko puta tjedno", 5- "Nekoliko puta dnevno".*

Varijabla	Tekst potpitanja	Oznaka na dijagramu putanje
ST26Q01	Čitanje elektronske pošte (e-mail)	Čitanje e-mailova
ST26Q02	Online chat	Online chat
ST26Q03	Čitanje vijesti na internetu	Čitanje vijesti online
ST26Q04	Korištenje rječnika ili enciklopedija na internetu	Korištenje online rječnika
ST26Q05	Traženje informacija na internetu kako bih naučio nešto o određenoj temi	Određene teme
ST26Q06	Sudjelovanje u grupnim diskusijama ili forumima na internetu	Grupne diskusije
ST26Q07	Traženje praktičnih informacija na internetu (npr. rasporedi, događaji, obavijesti, upute)	Praktične informacije

PITANJE 27

Kada učiš, koliko često radiš nešto od navedenog? *Ponudeni odgovori su: 1-”Skoro nikada”, 2-”Ponekad”, 3-”Često”, 4-”Skoro uvijek”.*

Varijabla	Tekst potpitanja	Oznaka na dijagramu putanje
ST27Q01	Kada učim, trudim se zapamtiti sve što je pokriveno tekстом	-
ST27Q02	Kada učim, počinjem tako što se trudim shvatiti što točno trebam naučiti	Otkrivanje bitnog sadržaja
ST27Q03	Kada učim, trudim se zapamtiti što je moguće više detalja	-
ST27Q04	Kada učim, trudim se povezati nove informacije s prethodnim znanjem iz drugih predmeta	Povezivanje informacija
ST27Q05	Kada učim, čitam tekst toliko puta da ga mogu ponoviti napamet	Opetovano čitanje
ST27Q06	Kada učim, provjeravam razumijem li ono što sam pročitao	Provjera razumijevanja
ST27Q07	Kada učim, čitam tekst ponovno i ponovno	-
ST27Q08	Kada učim, trudim se shvatiti kako te informacije mogu biti iskorištene van škole	-
ST27Q09	Kada učim, trudim se shvatiti koje pojmove još nisam u potpunosti razumio	Definiranje nejasnog sadržaja
ST27Q10	Kada učim, trudim se bolje razumjeti gradivo tako što ga povezujem s vlastitim iskustvom	Povezivanje s iskustvom
ST27Q11	Kada učim, trudim se biti siguran da ću zapamtiti najvažnije stvari u tekstu	Važne informacije
ST27Q12	Kada učim, trudim se shvatiti kako se informacije iz teksta uklapaju u događanja iz stvarnog života	-
ST27Q13	Kada učim i ne razumijem nešto, potražim dodatne informacije da bih to razjasnio	Dodatne informacije

Jedina neprekidna varijabla koju koristimo je Ostvareni rezultat u čitanju. PISA istraživanje inicijalno sadrži 5 rezultata testova čitanja koja su različita s obzirom na ponderiranje, a Ostvareni rezultat u čitanju je varijabla dobivena kao prosjek navedenih 5 rezultata. Oznaka pripadne varijable koju ćemo koristiti u nastavku rada je *AVGREAD*.

2.4 Opisna statistika

U nastavku je prikazana opisna statistika podataka koje koristimo pri evaluaciji modela. Postotci odgovora ordinalnih varijabli su prikazani u tablici 2.1.

Varijabla	Postotak odgovora "1"	Postotak odgovora "2"	Postotak odgovora "3"	Postotak odgovora "4"	Postotak odgovora "5"	Broja podataka	Broj podataka koji nedostaju
ST24Q01	15%	39%	36%	10%		4 979	15
ST24Q02	29%	50%	17%	4%		4 972	22
ST24Q03	26%	40%	28%	6%		4 964	30
ST24Q04	21%	43%	28%	8%		4 976	18
ST24Q05	25%	34%	34%	6%		4 965	29
ST24Q06	28%	45%	18%	8%		4 966	28
ST24Q07	21%	41%	32%	7%		4 957	37
ST24Q08	10%	32%	42%	16%		4 963	31
ST24Q09	32%	43%	18%	7%		4 969	25
ST24Q10	15%	30%	40%	15%		4 967	27
ST24Q11	27%	38%	26%	8%		4 973	21
ST26Q01	1%	21%	19%	30%	30%	4 964	30
ST26Q02	1%	20%	9%	19%	51%	4 957	37
ST26Q03	1%	24%	23%	28%	24%	4 955	39
ST26Q04	1%	23%	36%	26%	13%	4 966	28
ST26Q05	1%	8%	32%	36%	24%	4 961	33
ST26Q06	3%	56%	20%	11%	10%	4 958	36
ST26Q07	2%	28%	37%	22%	11%	4 968	26
ST27Q01	3%	23%	41%	33%		4 979	15
ST27Q02	3%	16%	41%	41%		4 972	22
ST27Q03	3%	20%	42%	35%		4 954	40
ST27Q04	8%	35%	35%	22%		4 966	28
ST27Q05	27%	35%	22%	15%		4 968	26
ST27Q06	5%	26%	40%	30%		4 955	39
ST27Q07	6%	26%	38%	30%		4 954	40
ST27Q08	18%	44%	26%	11%		4 960	34
ST27Q09	8%	39%	39%	14%		4 963	31
ST27Q10	11%	36%	36%	16%		4 943	51
ST27Q11	2%	17%	44%	37%		4 949	45
ST27Q12	17%	45%	28%	10%		4 968	26
ST27Q13	14%	40%	30%	17%		4 977	17

Tablica 2.1: Opisna statistika ordinalnih varijabli

Sadržaj navedenih varijabli detaljno je opisan u odjeljku 2.3. Opisna statistika numeričke varijable *Ostvareni rezultat u čitanju (AVGREAD)* nalazi se u tablici 2.2.

Varijabla	Minimum	Maksimum	Aritmetička sredina	Standardna devijacija	Broj podataka	Broj podataka koji nedostaju
AVGREAD	141.31	715.66	475.54	84.70	4 994	0

Tablica 2.2: Opisna statistika varijable *Ostvareni rezultat u čitanju*

U evaluaciji navika čitanja, učenici su u najvećoj mjeri izjavili da *Čitaju samo da dobiju potrebne informacije, Čitaju samo ako moraju* te da čitaju jer *Vole izraziti mišljenje o knjigama koje su pročitali*. Najmanji broj njih je naveo da im je čitanje *Omiljeni hobi*.

Što se navika korištenja tehnologije za potrebe čitanja tiče, učenici ju najčešće koriste za *Online chat, Čitanje elektroničke pošte i Čitanje vijesti na internetu*. Oni nisu skloni korištenju tehnologije za *Sudjelovanje u grupnim diskusijama ili forumima na internetu*.

Tijekom učenja, najčešće *Počinju tako što se trude shvatiti što točno trebaju naučiti i Trude se biti sigurni da će zapamtiti najvažnije stvari u tekstu*.

U tablici 2.1 vidimo da na evaluiranim potpitanjima postoji značajan broj podataka koji nedostaju. Tim podacima se bavimo u sljedećem odjeljku.

2.5 Nadopunjavanje podataka koji nedostaju

Podatci koji nedostaju (eng. *Missing data*) u određenom uzorku mogu stvarati probleme pri obradi podataka. Takvi podatci otežavaju statističku analizu u značajnoj razini. Ako jednostavno uklonimo ispitanike koji na neke od pitanja nisu odgovorili, možemo izgubiti značajnu količinu iskoristivih podataka, odgovore koji su regularno odgovoreni.

Kako bismo izbjegli scenarij gubljenja iskoristivih podataka, koristimo paket *Amelia II* koji se nalazi unutar statističkog programa R.

Amelia II

Amelia II omogućava korisnicima popunjavanje nepotpunih podataka kako bi analize potrebnih promatranja mogle koristiti sve dostupne informacije. Na taj načini izbjegavaju se

pomak i netočnost rezultata uzrokovani uklanjanjem svih nepotpunih opservacija. Popunjavanje podataka radi na temelju višestrukih imputacija. Višestruke imputacije se koriste za analizu nepotpunih multivarijatnih podataka. Program iz nepotpunih podataka kreira m različitih potpunih skupova podataka koristeći potrebne statistike gdje početni podatci ostaju nepromijenjeni, a podatci koji nedostaju se popunjavaju.

U nastavku donosimo R kod za nadopunjavanje podataka koji nedostaju. Za potrebe nadopunjavanja sve ordinalne varijable postaju numeričke. Datoteka WORK.HRVATSKA sadrži inicijalne rezultate testova koje koristimo za strukturalno modeliranje.

```
require(Amelia)
amelia(x = WORK.HRVATSKA, m = 1, idvars = c("CNT", "TESTLANG", "VER_STU"),
ts = NULL, cs = NULL, priors = NULL, lags = NULL, empri = 0,
intercs = FALSE, leads = NULL, splinetime = NULL, logs = NULL,
qrts = NULL, lgstc = NULL, ords = NULL, noms = NULL, bounds = NULL,
max.resample = 1000, tolerance = 1e 04)
```

Opisna statistika nadopunjenih podataka nalazi se u tablici 2.3.

Varijabla	Minimum	Maksimum	Aritmetička sredina	Standardna devijacija	Broj podataka	Broj podataka koji nedostaju
ST24Q01	0.39	4.00	2.41	0.87	4 994	0
ST24Q02	0.41	4.00	1.97	0.79	4 994	0
ST24Q03	-0.26	4.00	2.13	0.86	4 994	0
ST24Q04	0.55	4.13	2.23	0.87	4 994	0
ST24Q05	0.10	4.42	2.22	0.90	4 994	0
ST24Q06	-0.08	4.00	2.07	0.89	4 994	0
ST24Q07	0.73	4.00	2.26	0.87	4 994	0
ST24Q08	1.00	4.60	2.64	0.86	4 994	0
ST24Q09	1.00	4.14	2.00	0.89	4 994	0
ST24Q10	0.78	4.28	2.54	0.92	4 994	0
ST24Q11	-0.07	4.30	2.15	0.91	4 994	0
ST26Q01	1.00	5.48	3.66	1.14	4 994	0
ST26Q02	1.00	6.64	4.00	1.21	4 994	0
ST26Q03	0.97	5.00	3.51	1.12	4 994	0
ST26Q04	0.12	5.00	3.25	1.00	4 994	0
ST26Q05	0.96	5.00	3.73	0.93	4 994	0
ST26Q06	0.16	5.00	2.68	1.04	4 994	0
ST26Q07	1.00	5.00	3.11	1.00	4 994	0
ST27Q01	0.96	4.34	3.03	0.82	4 994	0
ST27Q02	0.35	4.21	3.19	0.79	4 994	0
ST27Q03	1.00	5.03	3.09	0.81	4 994	0
ST27Q04	0.77	4.24	2.72	0.90	4 994	0
ST27Q05	0.60	4.56	2.26	1.02	4 994	0
ST27Q06	-0.34	4.62	2.94	0.86	4 994	0
ST27Q07	1.00	4.38	2.91	0.90	4 994	0
ST27Q08	0.38	4.27	2.31	0.89	4 994	0
ST27Q09	1.00	4.00	2.60	0.83	4 994	0
ST27Q10	0.67	4.02	2.57	0.89	4 994	0
ST27Q11	1.00	4.90	3.16	0.78	4 994	0
ST27Q12	1.00	4.19	2.30	0.87	4 994	0
ST27Q13	0.65	4.00	2.49	0.93	4 994	0
AVGREAD	141.31	715.66	475.54	84.70	4 994	0

Tablica 2.3: Opisna statistika nadopunjenih podataka

Nadopunjene podatke koristimo u nastavku ovog rada pri evaluaciji modela.

Poglavlje 3

Evaluacija modela u SAS-u

3.1 Strukturalno modeliranje u SAS-u

Za obradu modela u ovom diplomskom radu koristimo statistički paket SAS. Riječ je o programskom paketu razvijenom 1976. godine od strane SAS Instituta za naprednu i multivarijatnu analizu, poslovnu inteligenciju, upravljanje podacima i prediktivnu analitiku.

Strukturalno modeliranje u SAS-u je podržano procedurom CALIS.

CALIS proceduru koristimo za analizu kovarijance, prilagodbu sustava linearnih strukturalnih jednadžbi i analizu putanje. Ovi pojmovi su više ili manje slični, ali naglašavaju različite aspekte analize. Analiza kovarijance odnosi se na formulaciju modela za varijance i kovarijance među skupom varijabli i prilagodbi modela prema promatranoj matrici kovarijance. U linearnim strukturalnim jednadžbama model je formuliran kao sustav jednadžbi koje se odnose na nekoliko slučajnih varijabli s pretpostavkama o varijancama i kovarijancama. U analizi putanje, model je formuliran kao dijagram putanje u kojem strelice, koje povezuju varijable, predstavljaju varijance, kovarijance i regresijske koeficijente (koeficijenti putanja). Modeli putanja i linearni modeli strukturalnih jednadžbi mogu se pretvoriti u modele matrice kovarijance i mogu se prilagoditi metodama analize kovarijance. Sve ove metode podržavaju upotrebu hipotetskih latentnih varijabli i mjerenje pogrešaka u modelima.

CALIS procedura

Procedura omogućava analizu modela strukturalnog modeliranja. Analizira odnose između grupa varijabli koje mogu biti mjerene ili hipotetske latentne. CALIS procedura unutar SAS programa omogućava:

- procjenu parametara i test hipoteza za višestruke i multivarijatne linearne regresije, linearne modele mjerenja pogrešaka, analizu putanje i kauzalno modeliranje, modele

simultanih jednadžbi, eksplorativnu i faktorsku analizu, kanonsku korelaciju i širok raspon drugih modela (ne)linearnih latentnih varijabli

- procjenu parametara koristeći metode najmanjih kvadrata i maksimalne vjerodostojnosti
- specifikaciju modela koristeći različite modularne jezike (FACTOR, LINEQS, LISMOD, MSTRUCT, PATH, RAM, REFMODEL)
- korištenje različitih algoritama za optimizaciju (npr. Levenberg-Marquardt)
- korištenje različitih metoda za automatsko generiranje početnih vrijednosti potrebnih za optimizaciju procesa
- određivanje slobodnih parametara
- analizu linearne zavisnosti u matrici za otkrivanje neidentificiranih modela
- analizu više grupa varijabli
- određivanje linearnih i nelinearnih jednadžbi i nejednakosti s obzirom na parametre u nekoliko različitih varijacija ovisno o unesenim varijablama
- računanje Lagrangeovog multiplikatora
- generiranje skupa podataka s optimalnim procjenama parametara
- generiranje skupa podataka koji sadrži rezidualne i faktore opterećenja za eksplorativnu analizu
- analizu više uzoraka jednake veličine koristeći dijagonalne podmatrice
- analizu reziduala na razini slučaja ili promatranja
- robusnu procjenu temeljenu na ponderiranju reziduala
- računanje indeksa prikladnosti
- računanje ponderiranih kovarijanci i korelacija
- generiranje ispisa rezultata prikladnog bilo kojoj izlaznoj tablici
- kreiranje različitih vrsta dijagrama

U ovom radu pomoću CALIS procedure analizirat ćemo tri modela strukturalnog modeliranja. Modeli koji koristimo za strukturalno modeliranje generirani su u radu [5].

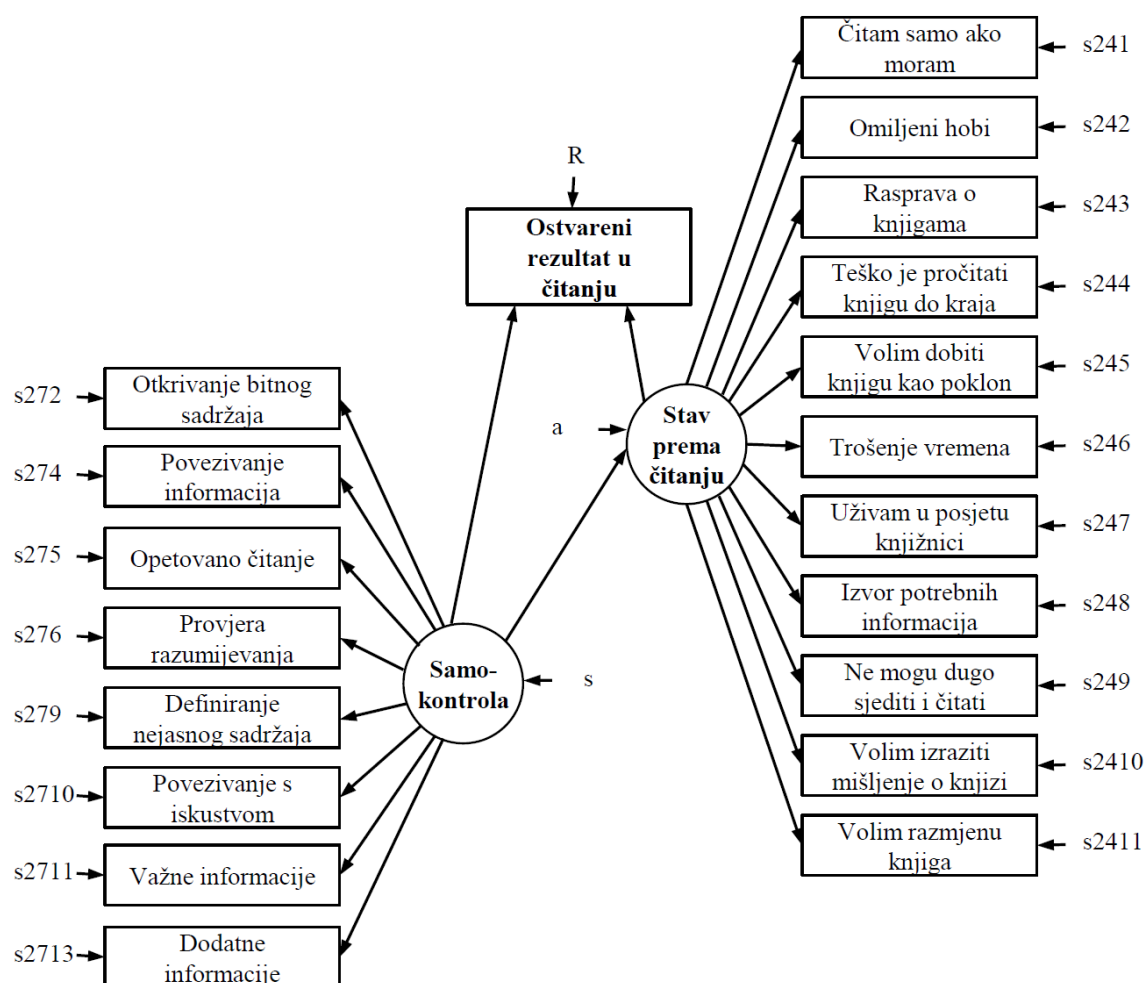
Svaki od modela ćemo prvo opisati i kontekstualizirati. Zatim ćemo navesti SAS programski kod i izlazne podatke korištene SAS procedure. Izlazne podatke ćemo prikazati u obliku ispisa rezultata iz SAS-a. Komentirat ćemo rezultate svih modela i u konačnici usporediti evaluirane modele.

Podatci koje obrađujemo nalaze se u datoteci WORK.HRVATSKA.FULL. Pri generiranju latentnih varijabli u SAS kodu koristit ćemo oznaku *Tech* za varijablu koja predstavlja korištenje tehnologije za čitanje, *Self* za varijablu koja predstavlja samokontrolu i oznaku *Attit* za varijablu koja predstavlja stav učenika prema čitanju. Oznake koje ćemo koristiti u prikazu dijagrama putanje za navedene varijable su redom *Online učenje*, *Samokontrola* i *Stav prema čitanju*.

3.2 Model 1

Dijagram putanje

U Model 1 uključujemo latentne varijable *Samokontrola* i *Stav prema učenju*. Obje latentne varijable su korištene za procjenu *Ostvarenog rezultata u čitanju*. Na slici 3.1 nalazi se pripadni dijagram putanje. U nastavku navodimo pripadni SAS kod kojim provjeravamo adekvatnost modela za procjenu *Ostvarenog rezultata u čitanju*.



Slika 3.1: Dijagram putanje strukturalnog Modela 1. Oznake *s272-s2713*, *s241-s2411*, *s*, *a* i *R* predstavljaju greške varijabli prema kojima su usmjerene.

SAS kod Modela 1

```
proc calis data=WORK.HRVATSKA.FULL;
path

Self > ST27Q02 = s2,
Self > ST27Q04 = s4,
Self > ST27Q05 = s5,
Self > ST27Q06 = s6,
Self > ST27Q09 = s9,
```

```

Self    > ST27Q10 = s10 ,
Self    > ST27Q11 = s11 ,
Self    > ST27Q13 = s13 ,

Attit   > ST24Q01 = a1 ,
Attit   > ST24Q02 = a2 ,
Attit   > ST24Q03 = a3 ,
Attit   > ST24Q04 = a4 ,
Attit   > ST24Q05 = a5 ,
Attit   > ST24Q06 = a6 ,
Attit   > ST24Q07 = a7 ,
Attit   > ST24Q08 = a8 ,
Attit   > ST24Q09 = a9 ,
Attit   > ST24Q10 = a10 ,
Attit   > ST24Q11 = a11 ,

Self    > Attit = sa ,
Self    > AVGREAD = sR ,
Attit   > AVGREAD = aR ;

pvar

ST27Q02 = s272 ,
ST27Q04 = s274 ,
ST27Q05 = s275 ,
ST27Q06 = s276 ,
ST27Q09 = s279 ,
ST27Q10 = s2710 ,
ST27Q11 = s2711 ,
ST27Q13 = s2713 ,

ST24Q01 = s241 ,
ST24Q02 = s242 ,
ST24Q03 = s243 ,
ST24Q04 = s244 ,
ST24Q05 = s245 ,
ST24Q06 = s246 ,
ST24Q07 = s247 ,
ST24Q08 = s248 ,
ST24Q09 = s249 ,
ST24Q10 = s2410 ,
ST24Q11 = s2411 ,

Self = s ,
Attit = a ,
AVGREAD = R ;

fitindex noindextype on(only)=[chisq df probchi BENTLERNFI BENTLERNNFI
RMSEA CFI bentlercfi RMSR SRMSR GFI];
run ;

```

Ispis rezultata navedenog SAS koda za evaluaciju adekvatnosti Modela 1 nalazi se na slikama 3.2 - 3.15.

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Model and Initial Values

Modeling Information	
Maximum Likelihood Estimation	
Data Set	WORK.HRVATSKA_FULL
N Records Read	4994
N Records Used	4994
N Obs	4994
Model Type	PATH
Analysis	Covariances

Variables in the Model		
Endogenous	Manifest	AVGREAD ST24Q01 ST24Q02 ST24Q03 ST24Q04 ST24Q05 ST24Q06 ST24Q07 ST24Q08 ST24Q09 ST24Q10 ST24Q11 ST27Q02 ST27Q04 ST27Q05 ST27Q06 ST27Q09 ST27Q10 ST27Q11 ST27Q13
	Latent	Attit
Exogenous	Manifest	
	Latent	Self
Number of Endogenous Variables = 21 Number of Exogenous Variables = 1		

Initial Estimates for PATH List				
Path			Parameter	Estimate
Self	====>	ST27Q02	s2	.
Self	====>	ST27Q04	s4	.
Self	====>	ST27Q05	s5	.
Self	====>	ST27Q06	s6	.
Self	====>	ST27Q09	s9	.
Self	====>	ST27Q10	s10	.
Self	====>	ST27Q11	s11	.
Self	====>	ST27Q13	s13	.
Attit	====>	ST24Q01	a1	.
Attit	====>	ST24Q02	a2	.
Attit	====>	ST24Q03	a3	.
Attit	====>	ST24Q04	a4	.
Attit	====>	ST24Q05	a5	.

Slika 3.2: Popis varijabli i putanja za Model 1 (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Model and Initial Values

Initial Estimates for PATH List				
Path			Parameter	Estimate
Attit	====>	ST24Q06	a6	.
Attit	====>	ST24Q07	a7	.
Attit	====>	ST24Q08	a8	.
Attit	====>	ST24Q09	a9	.
Attit	====>	ST24Q10	a10	.
Attit	====>	ST24Q11	a11	.
Self	====>	Attit	sa	.
Self	====>	AVGREAD	sR	.
Attit	====>	AVGREAD	aR	.

Initial Estimates for Variance Parameters			
Variance Type	Variable	Parameter	Estimate
Error	ST27Q02	s272	.
	ST27Q04	s274	.
	ST27Q05	s275	.
	ST27Q06	s276	.
	ST27Q09	s279	.
	ST27Q10	s2710	.
	ST27Q11	s2711	.
	ST27Q13	s2713	.
	ST24Q01	s241	.
	ST24Q02	s242	.
	ST24Q03	s243	.
	ST24Q04	s244	.
	ST24Q05	s245	.
	ST24Q06	s246	.
	ST24Q07	s247	.
	ST24Q08	s248	.
	ST24Q09	s249	.
	ST24Q10	s2410	.

Slika 3.3: Popis varijabli i putanja za Model 1, nastavak (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Model and Initial Values

Initial Estimates for Variance Parameters			
Variance Type	Variable	Parameter	Estimate
	ST24Q11	s2411	.
Exogenous	Self	s	.
Error	Attit	a	.
	AVGREAD	R	.

Slika 3.4: Popis varijabli i putanja za Model 1, nastavak (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Descriptive Statistics

Simple Statistics			
Variable		Mean	Std Dev
ST24Q01	ST24Q01	2.41163	0.86749
ST24Q02	ST24Q02	1.97185	0.79467
ST24Q03	ST24Q03	2.12968	0.86359
ST24Q04	ST24Q04	2.23019	0.87095
ST24Q05	ST24Q05	2.21808	0.89712
ST24Q06	ST24Q06	2.06817	0.88794
ST24Q07	ST24Q07	2.25557	0.86573
ST24Q08	ST24Q08	2.64421	0.86151
ST24Q09	ST24Q09	2.00480	0.88955
ST24Q10	ST24Q10	2.53999	0.92123
ST24Q11	ST24Q11	2.14912	0.91206
ST27Q02	ST27Q02	3.19421	0.79459
ST27Q04	ST27Q04	2.71893	0.89632
ST27Q05	ST27Q05	2.25529	1.01895
ST27Q06	ST27Q06	2.94299	0.86024
ST27Q09	ST27Q09	2.59619	0.82614
ST27Q10	ST27Q10	2.56751	0.88825
ST27Q11	ST27Q11	3.15538	0.77689
ST27Q13	ST27Q13	2.49280	0.92662
AVGREAD	AVGREAD	475.53705	84.70139

Slika 3.5: Opisna statistika analiziranih varijabli za Model 1 (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Optimization

Initial Estimation Methods	
1	Instrumental Variables Method
2	McDonald Method
3	Two-Stage Least Squares

Optimization Start Parameter Estimates			
N	Parameter	Estimate	Gradient
1	s2	1.00000	0.02270
2	s4	1.11287	-0.03205
3	s5	0.42206	-0.05459
4	s6	1.48184	0.02873
5	s9	1.23632	-0.01955
6	s10	1.00576	-0.07136
7	s11	1.35264	0.06666
8	s13	1.25230	0.00181
9	a1	1.00000	0.08099
10	a2	-0.94463	0.04784
11	a3	-1.01709	0.04712
12	a4	0.84203	0.04726
13	a5	-1.03741	0.04194
14	a6	1.10116	0.05820
15	a7	-1.01196	0.03011
16	a8	0.86328	0.02836
17	a9	0.92132	0.06948
18	a10	-0.94354	0.05911
19	a11	-0.97057	0.06438
20	sa	-0.43392	0.13915
21	sR	8.79795	0.0002248
22	aR	-58.92460	-0.0002965
23	s272	0.47487	-0.02860
24	s274	0.60958	0.07294
Value of Objective Function = 0.8612913862			

Slika 3.6: Početna procjena parametara za Model 1 (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Optimization

Optimization Start Parameter Estimates			
N	Parameter	Estimate	Gradient
25	s275	1.01038	0.02356
26	s276	0.39637	-0.04687
27	s279	0.44330	0.08820
28	s2710	0.63069	0.12480
29	s2711	0.31723	-0.20549
30	s2713	0.61320	0.01437
31	s241	0.40903	-0.14160
32	s242	0.32499	0.21875
33	s243	0.39045	0.18675
34	s244	0.51501	-0.05205
35	s245	0.43513	0.15361
36	s246	0.37192	-0.08960
37	s247	0.39772	0.13771
38	s248	0.48620	-0.02061
39	s249	0.49972	-0.09603
40	s2410	0.54286	0.13124
41	s2411	0.50828	0.15733
42	s	0.15650	-0.17682
43	a	0.31403	0.10486
44	R	5899	-1.6388E-6
Value of Objective Function = 0.8612913862			

Slika 3.7: Početna procjena parametara za Model 1, nastavak (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Optimization

Levenberg-Marquardt Optimization

Scaling Update of More (1978)

Parameter Estimates	44
Functions (Observations)	210

Optimization Start			
Active Constraints	0	Objective Function	0.8612913862
Max Abs Gradient Element	0.2187547389	Radius	1.545705526

Iteration		Restarts	Function Calls	Active Constraints	Objective Function	Objective Function Change	Max Abs Gradient Element	Lambda	Ratio Between Actual and Predicted Change
1	*	0	4	0	0.75347	0.1078	0.0772	111E-16	1.174
2	*	0	7	0	0.74713	0.00633	0.0454	0.00051	1.240
3	*	0	9	0	0.74685	0.000286	0.1859	0.00020	0.536
4	*	0	11	0	0.74643	0.000413	0.0844	0.00014	0.885
5	*	0	14	0	0.74635	0.000084	0.00825	0.00026	1.003
6	*	0	16	0	0.74632	0.000028	0.0355	0.00011	0.761
7	*	0	18	0	0.74628	0.000040	0.0577	0.00003	0.680
8	*	0	20	0	0.74623	0.000047	0.00156	0.00001	1.009
9	*	0	24	0	0.74623	4.792E-6	0.0129	0.00002	0.870
10	*	0	26	0	0.74623	1.993E-6	0.0186	1.67E-6	0.476
11	*	0	28	0	0.74622	3.652E-6	0.000205	1.65E-6	1.002
12	*	0	30	0	0.74622	2.581E-6	0.000019	7.98E-7	1.000
13	*	0	32	0	0.74622	4.893E-6	0.000016	3.72E-7	0.999
14	*	0	34	0	0.74620	0.000013	0.000050	9.71E-8	0.998
15	*	0	36	0	0.74619	0.000016	0.000102	2.17E-8	0.997
16	*	0	38	0	0.74618	4.025E-6	0.000094	444E-16	1.002
17	*	0	40	0	0.74618	8.823E-9	0.000027	111E-16	1.231
18	*	0	42	0	0.74618	5.69E-10	0.000015	111E-16	1.263

Slika 3.8: Rezultati Levenberg-Marquardt optimizacije za Model 1 (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Optimization

Optimization Results			
Iterations	18	Function Calls	45
Jacobian Calls	20	Active Constraints	0
Objective Function	0.7461841474	Max Abs Gradient Element	0.0000148453
Lambda	1.110223E-14	Actual Over Pred Change	1.262839766
Radius	513.14015591		

Convergence criterion (GCONV=1E-8) satisfied.

Note: The Moore-Penrose inverse is used in computing the covariance matrix for parameter estimates.

Warning: Standard errors and t values might not be accurate with the use of the Moore-Penrose inverse.

Note: Covariance matrix for the estimates is not full rank.

Note: The variance of some parameter estimates is zero or some parameter estimates are linearly related to other parameter estimates as shown in the following equations:

$$a3 = -1740.861836 + 0.491216 * a1 - 0.525660 * a2 + 0.414342 * a4 - 0.579209 * a5 + 0.553384 * a6 - 0.560006 * a7 + 0.437310 * a8 + 0.446908 * a9 - 0.542271 * a10 - 0.561841 * a11 + 0.451028 * sa - 30.598661 * aR$$

$$R = -2777370 + 1.057275 * a1 + 1.238204 * a4 + 0.664634 * a6 + 1.204081 * a8 + 1.249250 * a9 - 0.996183 * a10 - 0.759777 * a11 - 0.726304 * sa - 43051 * sR - 47516 * aR + 4.336101 * s241 + 5.702246 * s242 + 6.896074 * s243 + 2.893240 * s244 + 6.703579 * s245 + 5.892610 * s246 + 6.280923 * s247 + 3.282967 * s248 + 3.417459 * s249 + 5.408258 * s2410 + 6.010238 * s2411 - 6.180528 * a$$

Slika 3.9: Rezultati Levenberg-Marquardt optimizacije za Model 1, nastavak (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Maximum Likelihood Estimation

Fit Summary	
Chi-Square	3725.6974
Chi-Square DF	166
Pr > Chi-Square	<.0001
Root Mean Square Residual (RMR)	1.8140
Standardized RMR (SRMR)	0.0497
Goodness of Fit Index (GFI)	0.9182
RMSEA Estimate	0.0655
Bentler Comparative Fit Index	0.8920
Bentler-Bonett NFI	0.8877
Bentler-Bonett Non-normed Index	0.8764

Slika 3.10: Rezultati testa adekvatnosti Modela 1 (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Maximum Likelihood Estimation

PATH List							
Path			Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Self	====>	ST27Q02	s2	1.21590	0.48167	2.5243	0.0116
Self	====>	ST27Q04	s4	1.66163	0.65743	2.5274	0.0115
Self	====>	ST27Q05	s5	0.81079	0.32429	2.5002	0.0124
Self	====>	ST27Q06	s6	1.83557	0.72587	2.5288	0.0114
Self	====>	ST27Q09	s9	1.76871	0.69944	2.5287	0.0114
Self	====>	ST27Q10	s10	1.66510	0.65878	2.5276	0.0115
Self	====>	ST27Q11	s11	1.56427	0.61876	2.5281	0.0115
Self	====>	ST27Q13	s13	1.71730	0.67944	2.5275	0.0115
Attit	====>	ST24Q01	a1	0.91041	0.03919	23.2278	<.0001
Attit	====>	ST24Q02	a2	-0.97424	0.04023	-24.2149	<.0001
Attit	====>	ST24Q03	a3	-1.06594	0.04395	-24.2538	<.0001
Attit	====>	ST24Q04	a4	0.76793	0.03507	21.8981	<.0001
Attit	====>	ST24Q05	a5	-1.07349	0.04459	-24.0738	<.0001
Attit	====>	ST24Q06	a6	1.02563	0.04299	23.8594	<.0001
Attit	====>	ST24Q07	a7	-1.03790	0.04309	-24.0850	<.0001
Attit	====>	ST24Q08	a8	0.81050	0.03615	22.4200	<.0001
Attit	====>	ST24Q09	a9	0.82829	0.03708	22.3391	<.0001
Attit	====>	ST24Q10	a10	-1.00503	0.04278	-23.4921	<.0001
Attit	====>	ST24Q11	a11	-1.04130	0.04378	-23.7867	<.0001
Self	====>	Attit	sa	-0.83592	0.31549	-2.6496	0.0081
Self	====>	AVGREAD	sR	-2.06059	3.88370	-0.5306	0.5957
Attit	====>	AVGREAD	aR	-56.71066	0.00688	-8240.3	<.0001

Variance Parameters						
Variance Type	Variable	Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Error	ST27Q02	s272	0.49593	0.01067	46.4886	<.0001
	ST27Q04	s274	0.55046	0.01248	44.0920	<.0001
	ST27Q05	s275	0.97803	0.01988	49.1848	<.0001
	ST27Q06	s276	0.43135	0.01058	40.7816	<.0001
	ST27Q09	s279	0.39592	0.00973	40.6748	<.0001

Slika 3.11: Procjena parametara i putanja Modela 1 (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Maximum Likelihood Estimation

Variance Parameters						
Variance Type	Variable	Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
	ST27Q10	s2710	0.53500	0.01219	43.8952	<.0001
	ST27Q11	s2711	0.37939	0.00895	42.3945	<.0001
	ST27Q13	s2713	0.58846	0.01334	44.0970	<.0001
	ST24Q01	s241	0.45358	0.00976	46.4639	<.0001
	ST24Q02	s242	0.28916	0.00662	43.6593	<.0001
	ST24Q03	s243	0.33597	0.00773	43.4673	<.0001
	ST24Q04	s244	0.54585	0.01140	47.8983	<.0001
	ST24Q05	s245	0.38917	0.00879	44.2793	<.0001
	ST24Q06	s246	0.40902	0.00908	45.0303	<.0001
	ST24Q07	s247	0.36094	0.00816	44.2342	<.0001
	ST24Q08	s248	0.50526	0.01064	47.4767	<.0001
	ST24Q09	s249	0.54384	0.01144	47.5509	<.0001
	ST24Q10	s2410	0.48435	0.01054	45.9672	<.0001
	ST24Q11	s2411	0.44077	0.00974	45.2456	<.0001
Exogenous	Self	s	0.09161	0.07241	1.2652	0.2058
Error	Attit	a	0.29667	0.02384	12.4462	<.0001
	AVGREAD	R	6032	123.28099	48.9275	<.0001

Squared Multiple Correlations			
Variable	Error Variance	Total Variance	R-Square
AVGREAD	6032	7174	0.1592
ST24Q01	0.45358	0.75253	0.3973
ST24Q02	0.28916	0.63151	0.5421
ST24Q03	0.33597	0.74579	0.5495
ST24Q04	0.54585	0.75855	0.2804
ST24Q05	0.38917	0.80482	0.5164
ST24Q06	0.40902	0.78843	0.4812
ST24Q07	0.36094	0.74949	0.5184
ST24Q08	0.50526	0.74220	0.3192
ST24Q09	0.54384	0.79129	0.3127

Slika 3.12: Procjena parametara i putanja Modela 1, nastavak i korelacije Modela 1 (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Maximum Likelihood Estimation

Squared Multiple Correlations			
Variable	Error Variance	Total Variance	R-Square
ST24Q10	0.48435	0.84867	0.4293
ST24Q11	0.44077	0.83186	0.4701
ST27Q02	0.49593	0.63137	0.2145
ST27Q04	0.55046	0.80340	0.3148
ST27Q05	0.97803	1.03826	0.0580
ST27Q06	0.43135	0.74001	0.4171
ST27Q09	0.39592	0.68251	0.4199
ST27Q10	0.53500	0.78900	0.3219
ST27Q11	0.37939	0.60355	0.3714
ST27Q13	0.58846	0.85863	0.3147
Attit	0.29667	0.36069	0.1775

Slika 3.13: Korelacije Modela 1 (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Maximum Likelihood Estimation

Standardized Results for PATH List						
Path			Parameter	Estimate	Standard Error	t Value Pr > t
Self	====>	ST27Q02	s2	0.46316	0.01297	35.7061 <.0001
Self	====>	ST27Q04	s4	0.56110	0.01168	48.0351 <.0001
Self	====>	ST27Q05	s5	0.24084	0.01506	15.9957 <.0001
Self	====>	ST27Q06	s6	0.64584	0.01044	61.8825 <.0001
Self	====>	ST27Q09	s9	0.64800	0.01040	62.2841 <.0001
Self	====>	ST27Q10	s10	0.56738	0.01159	48.9454 <.0001
Self	====>	ST27Q11	s11	0.60943	0.01098	55.4992 <.0001
Self	====>	ST27Q13	s13	0.56094	0.01168	48.0118 <.0001
Attit	====>	ST24Q01	a1	0.63028	0.00933	67.5415 <.0001
Attit	====>	ST24Q02	a2	-0.73628	0.00735	-100.2 <.0001
Attit	====>	ST24Q03	a3	-0.74129	0.00725	-102.3 <.0001
Attit	====>	ST24Q04	a4	0.52953	0.01095	48.3372 <.0001
Attit	====>	ST24Q05	a5	-0.71864	0.00770	-93.3846 <.0001
Attit	====>	ST24Q06	a6	0.69370	0.00818	84.8439 <.0001
Attit	====>	ST24Q07	a7	-0.72001	0.00767	-93.8874 <.0001
Attit	====>	ST24Q08	a8	0.56501	0.01041	54.2540 <.0001
Attit	====>	ST24Q09	a9	0.55921	0.01050	53.2335 <.0001
Attit	====>	ST24Q10	a10	-0.65520	0.00889	-73.7041 <.0001
Attit	====>	ST24Q11	a11	-0.68567	0.00833	-82.3339 <.0001
Self	====>	Attit	sa	-0.42128	0.01432	-29.4204 <.0001
Self	====>	AVGREAD	sR	-0.00736	0.01679	-0.4386 0.6609
Attit	====>	AVGREAD	aR	-0.40210	0.01477	-27.2259 <.0001

Standardized Results for Variance Parameters						
Variance Type	Variable	Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Error	ST27Q02	s272	0.78549	0.01202	65.3722	<.0001
	ST27Q04	s274	0.68516	0.01311	52.2682	<.0001
	ST27Q05	s275	0.94200	0.00725	129.9	<.0001
	ST27Q06	s276	0.58289	0.01348	43.2391	<.0001
	ST27Q09	s279	0.58009	0.01348	43.0224	<.0001

Slika 3.14: Procjena parametara i putanja Modela 1, nastavak (ispis iz SAS-a)

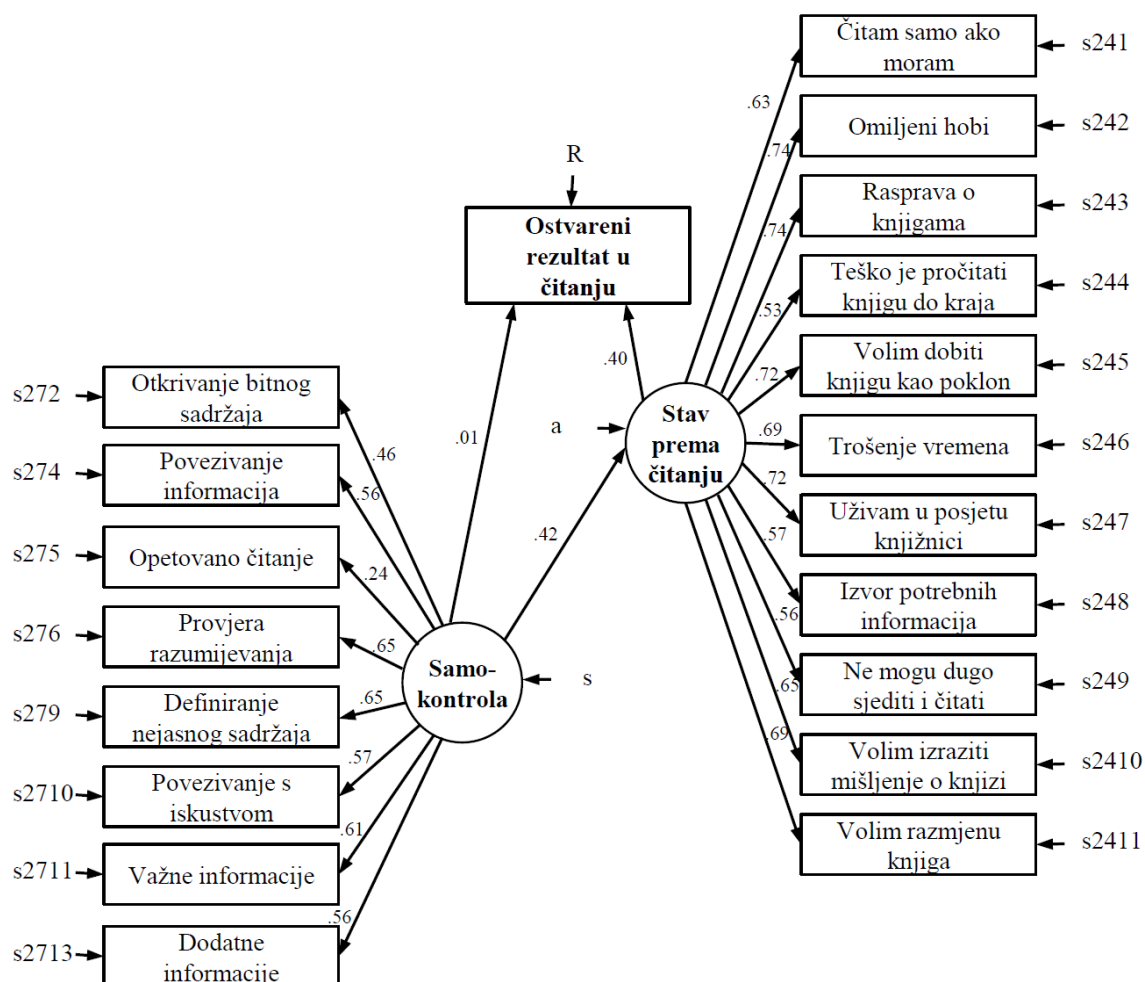
The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Maximum Likelihood Estimation

Standardized Results for Variance Parameters						
Variance Type	Variable	Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
	ST27Q10	s2710	0.67808	0.01315	51.5481	<.0001
	ST27Q11	s2711	0.62859	0.01338	46.9646	<.0001
	ST27Q13	s2713	0.68535	0.01311	52.2869	<.0001
	ST24Q01	s241	0.60274	0.01176	51.2388	<.0001
	ST24Q02	s242	0.45789	0.01082	42.3199	<.0001
	ST24Q03	s243	0.45049	0.01075	41.9248	<.0001
	ST24Q04	s244	0.71960	0.01160	62.0234	<.0001
	ST24Q05	s245	0.48355	0.01106	43.7181	<.0001
	ST24Q06	s246	0.51878	0.01134	45.7333	<.0001
	ST24Q07	s247	0.48159	0.01104	43.6094	<.0001
	ST24Q08	s248	0.68076	0.01177	57.8475	<.0001
	ST24Q09	s249	0.68728	0.01175	58.4976	<.0001
	ST24Q10	s2410	0.57071	0.01165	48.9928	<.0001
	ST24Q11	s2411	0.52986	0.01142	46.3958	<.0001
Exogenous	Self	s	1.00000			
Error	Attit	a	0.82252	0.01207	68.1736	<.0001
	AVGREAD	R	0.84075	0.01012	83.1192	<.0001

Slika 3.15: Procjena parametara i putanja Modela 1, nastavak (ispis iz SAS-a)

Rezultati

Na slici 3.16 prikazan je dijagram putanje strukturalnog Modela 1 s pripadnim koeficijentima putanje koje smo dobili strukturalnim modeliranjem.



Slika 3.16: Dijagram putanje strukturalnog Modela 1 s pripadnim koeficijentima putanje. Oznake $s272$ - $s2713$, $s241$ - $s2411$, s , a i R predstavljaju greške varijabli prema kojima su usmjerene.

U tablici 3.1 navodimo glavne pokazatelje testa adekvatnosti modela.

Pokazatelji adekvatnosti TLI (0.888) i RMSEA (0.066) ne upućuju nas na dobru adekvatnost modela. Kako smo prethodno naglasili u odjeljku 1.2, statistički značajna p-vrijednost χ^2 testa ne pomaže nam u procjeni adekvatnosti s obzirom na to da je veličina

MODEL	χ^2	df	NFI	TLI	RMSEA	CFI	SRMR	GFI
Model 1	3725.70	166	0.888	0.876	0.066	0.892	0.050	0.918

Tablica 3.1: Pokazatelji testa adekvatnosti Modela 1

korištenog uzorka 4 994 opservacije. Vrijednosti χ^2 testa su pogodnije pri usporedbi modela koju ćemo komentirati u odjeljku 3.5 gdje ćemo koristiti omjere χ^2 vrijednosti i pripadnih stupnjeva slobode df .

Vidimo da latentna varijabla *Samokontrola* ne korelira statistički značajno s *Ostvarenim rezultatom u čitanju* ($p - vrijednost = 0.66$) i kao takva nije dobar izravan prediktor zavisne varijable. Pri evaluaciji narednih modela pripadnu vezu ćemo ukloniti. Iako varijabla *Samokontrola* nije dobar izravan prediktor *Ostvarenih rezultata u čitanju*, zadržavamo ju u sljedećim evaluacijama s obzirom na to da može utjecati na zavisnu varijablu posredovanjem kroz druge prediktore. Sve preostale putanje su se pokazale kao statistički značajne.

3.3 Model 2

Model 2 razvijamo na temelju rezultata testa adekvatnosti Modela 1. Kako smo već naveli, veza između *Samokontrole* i *Ostvarenog rezultat u čitanju* nije se pokazala kao statistički značajna i uklonjena je. Varijablu *Samokontrola* zadržavamo pri evaluaciji Modela 2 jer može posredovanjem kroz preostale latentne varijable procjenjivati *Ostvarene rezultate u čitanju*.

Model nadograđujemo novom latentnom varijablom *Online čitanje*. Varijabla je određena potpitanjima PITANJA 26 čiji je točan sadržaj naveden u odjeljku 2.3. Potpitanja se odnose na navike korištenja tehnologije za potrebe čitanja.

Na ovaj način ispitujemo adekvatnost modela za procjenu *Ostvarenog rezultata u čitanju* koristeći tri latentne varijable *Online učenje*, *Samokontrolu* i *Stav prema učenju*.

U nastavku donosimo obradu Modela 2 u SAS-u, pripadni ispis rezultata iz SAS-a i rezultate koji uključuju dijagram putanje strukturalnog Modela 2 s pripadnim koeficijentima putanje.

SAS kod Modela 2

```
proc calis data=WORK.HRVATSKA.FULL;
path
Tech > ST26Q01 = t1 ,
Tech > ST26Q02 = t2 ,
```

```

Tech    > ST26Q03 = t3 ,
Tech    > ST26Q04 = t4 ,
Tech    > ST26Q05 = t5 ,
Tech    > ST26Q06 = t6 ,
Tech    > ST26Q07 = t7 ,

Self    > ST27Q02 = s2 ,
Self    > ST27Q04 = s4 ,
Self    > ST27Q05 = s5 ,
Self    > ST27Q06 = s6 ,
Self    > ST27Q09 = s9 ,
Self    > ST27Q10 = s10 ,
Self    > ST27Q11 = s11 ,
Self    > ST27Q13 = s13 ,

Attit   > ST24Q01 = a1 ,
Attit   > ST24Q02 = a2 ,
Attit   > ST24Q03 = a3 ,
Attit   > ST24Q04 = a4 ,
Attit   > ST24Q05 = a5 ,
Attit   > ST24Q06 = a6 ,
Attit   > ST24Q07 = a7 ,
Attit   > ST24Q08 = a8 ,
Attit   > ST24Q09 = a9 ,
Attit   > ST24Q10 = a10 ,
Attit   > ST24Q11 = a11 ,

Self    > Tech = st ,
Self    > Attit = sa ,
Tech    > AVGREAD = tR ,
Attit   > AVGREAD = aR ;

pvar
ST26Q01 = s261 ,
ST26Q02 = s262 ,
ST26Q03 = s263 ,
ST26Q04 = s264 ,
ST26Q05 = s265 ,
ST26Q06 = s266 ,
ST26Q07 = s267 ,

ST27Q02 = s272 ,
ST27Q04 = s274 ,
ST27Q05 = s275 ,
ST27Q06 = s276 ,
ST27Q09 = s279 ,
ST27Q10 = s2710 ,
ST27Q11 = s2711 ,
ST27Q13 = s2713 ,

ST24Q01 = s241 ,
ST24Q02 = s242 ,
ST24Q03 = s243 ,
ST24Q04 = s244 ,

```

```
ST24Q05 = s245 ,  
ST24Q06 = s246 ,  
ST24Q07 = s247 ,  
ST24Q08 = s248 ,  
ST24Q09 = s249 ,  
ST24Q10 = s2410 ,  
ST24Q11 = s2411 ,  
  
Self = s ,  
Attit = a ,  
Tech = t ,  
AVGREAD = R ;  
  
fitindex noindextype on(only)=[chisq df probchi BENTLERNFI BENTLERNNFI  
RMSEA CFI bentlercfi RMSR SRMSR GFI];  
run ;
```

Ispis rezultata navedenog SAS koda za evaluaciju adekvatnosti Modela 2 nalazi se na slikama 3.17 - 3.31.

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Model and Initial Values

Modeling Information	
Maximum Likelihood Estimation	
Data Set	WORK.HRVATSKA_FULL
N Records Read	4994
N Records Used	4994
N Obs	4994
Model Type	PATH
Analysis	Covariances

Variables in the Model		
Endogenous	Manifest	AVGREAD ST24Q01 ST24Q02 ST24Q03 ST24Q04 ST24Q05 ST24Q06 ST24Q07 ST24Q08 ST24Q09 ST24Q10 ST24Q11 ST26Q01 ST26Q02 ST26Q03 ST26Q04 ST26Q05 ST26Q06 ST26Q07 ST27Q02 ST27Q04 ST27Q05 ST27Q06 ST27Q09 ST27Q10 ST27Q11 ST27Q13
	Latent	Attit Tech
Exogenous	Manifest	
	Latent	Self
Number of Endogenous Variables = 29 Number of Exogenous Variables = 1		

Initial Estimates for PATH List				
Path			Parameter	Estimate
Tech	==>	ST26Q01	t1	.
Tech	==>	ST26Q02	t2	.
Tech	==>	ST26Q03	t3	.
Tech	==>	ST26Q04	t4	.
Tech	==>	ST26Q05	t5	.
Tech	==>	ST26Q06	t6	.
Tech	==>	ST26Q07	t7	.
Self	==>	ST27Q02	s2	.
Self	==>	ST27Q04	s4	.
Self	==>	ST27Q05	s5	.
Self	==>	ST27Q06	s6	.
Self	==>	ST27Q09	s9	.
Self	==>	ST27Q10	s10	.

Slika 3.17: Popis varijabli i putanja za Model 2 (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Model and Initial Values

Initial Estimates for PATH List				
Path			Parameter	Estimate
Self	====>	ST27Q11	s11	.
Self	====>	ST27Q13	s13	.
Attit	====>	ST24Q01	a1	.
Attit	====>	ST24Q02	a2	.
Attit	====>	ST24Q03	a3	.
Attit	====>	ST24Q04	a4	.
Attit	====>	ST24Q05	a5	.
Attit	====>	ST24Q06	a6	.
Attit	====>	ST24Q07	a7	.
Attit	====>	ST24Q08	a8	.
Attit	====>	ST24Q09	a9	.
Attit	====>	ST24Q10	a10	.
Attit	====>	ST24Q11	a11	.
Self	====>	Tech	st	.
Self	====>	Attit	sa	.
Tech	====>	AVGREAD	tR	.
Attit	====>	AVGREAD	aR	.

Initial Estimates for Variance Parameters			
Variance Type	Variable	Parameter	Estimate
Error	ST26Q01	s261	.
	ST26Q02	s262	.
	ST26Q03	s263	.
	ST26Q04	s264	.
	ST26Q05	s265	.
	ST26Q06	s266	.
	ST26Q07	s267	.
	ST27Q02	s272	.
	ST27Q04	s274	.
	ST27Q05	s275	.

Slika 3.18: Popis varijabli i putanja za Model 2, nastavak (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Model and Initial Values

Initial Estimates for Variance Parameters			
Variance Type	Variable	Parameter	Estimate
	ST27Q06	s276	.
	ST27Q09	s279	.
	ST27Q10	s2710	.
	ST27Q11	s2711	.
	ST27Q13	s2713	.
	ST24Q01	s241	.
	ST24Q02	s242	.
	ST24Q03	s243	.
	ST24Q04	s244	.
	ST24Q05	s245	.
	ST24Q06	s246	.
	ST24Q07	s247	.
	ST24Q08	s248	.
	ST24Q09	s249	.
	ST24Q10	s2410	.
	ST24Q11	s2411	.
Exogenous	Self	s	.
Error	Attit	a	.
	Tech	t	.
	AVGREAD	R	.

Slika 3.19: Popis varijabli i putanja za Model 2, nastavak (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Descriptive Statistics

Simple Statistics			
Variable		Mean	Std Dev
ST24Q01	ST24Q01	2.41163	0.86749
ST24Q02	ST24Q02	1.97185	0.79467
ST24Q03	ST24Q03	2.12968	0.86359
ST24Q04	ST24Q04	2.23019	0.87095
ST24Q05	ST24Q05	2.21808	0.89712
ST24Q06	ST24Q06	2.06817	0.88794
ST24Q07	ST24Q07	2.25557	0.86573
ST24Q08	ST24Q08	2.64421	0.86151
ST24Q09	ST24Q09	2.00480	0.88955
ST24Q10	ST24Q10	2.53999	0.92123
ST24Q11	ST24Q11	2.14912	0.91206
ST26Q01	ST26Q01	3.66468	1.13662
ST26Q02	ST26Q02	4.00168	1.20985
ST26Q03	ST26Q03	3.50910	1.12230
ST26Q04	ST26Q04	3.25070	1.00209
ST26Q05	ST26Q05	3.73009	0.93066
ST26Q06	ST26Q06	2.67628	1.04185
ST26Q07	ST26Q07	3.11219	1.00399
ST27Q02	ST27Q02	3.19421	0.79459
ST27Q04	ST27Q04	2.71893	0.89632
ST27Q05	ST27Q05	2.25529	1.01895
ST27Q06	ST27Q06	2.94299	0.86024
ST27Q09	ST27Q09	2.59619	0.82614
ST27Q10	ST27Q10	2.56751	0.88825
ST27Q11	ST27Q11	3.15538	0.77689
ST27Q13	ST27Q13	2.49280	0.92662
AVGREAD	AVGREAD	475.53705	84.70139

Slika 3.20: Opisna statistika analiziranih varijabli za Model 2 (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Optimization

Initial Estimation Methods	
1	Instrumental Variables Method
2	McDonald Method
3	Two-Stage Least Squares

Optimization Start Parameter Estimates			
N	Parameter	Estimate	Gradient
1	t1	1.00000	0.11631
2	t2	1.00559	0.08350
3	t3	0.79749	-0.04519
4	t4	0.66259	-0.07148
5	t5	0.62514	-0.08902
6	t6	0.52875	-0.06464
7	t7	0.55760	-0.09533
8	s2	1.00000	0.03506
9	s4	1.12240	-0.02034
10	s5	0.37938	-0.06507
11	s6	1.48018	0.03928
12	s9	1.22647	-0.01350
13	s10	0.99857	-0.06869
14	s11	1.34666	0.08012
15	s13	1.26455	0.01559
16	a1	1.00000	0.07306
17	a2	-0.94344	0.05299
18	a3	-1.01820	0.04854
19	a4	0.84085	0.03949
20	a5	-1.03601	0.04730
21	a6	1.10203	0.05095
22	a7	-1.01001	0.03675
23	a8	0.86319	0.02197
24	a9	0.92277	0.06349
Value of Objective Function = 1.4476395424			

Slika 3.21: Početna procjena parametara za Model 2 (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Optimization

Optimization Start Parameter Estimates			
N	Parameter	Estimate	Gradient
25	a10	-0.94553	0.06057
26	a11	-0.96998	0.06752
27	st	0.22625	-0.03056
28	sa	-0.45058	0.13068
29	tR	20.99934	0.0003780
30	aR	-61.25805	-0.0004666
31	s261	0.44473	-0.20886
32	s262	0.60706	-0.10973
33	s263	0.72076	0.06275
34	s264	0.63226	0.08635
35	s265	0.53504	0.11823
36	s266	0.84859	0.04432
37	s267	0.74459	0.07723
38	s272	0.46265	-0.08460
39	s274	0.59085	0.03185
40	s275	1.01397	0.02408
41	s276	0.37036	-0.18707
42	s279	0.42872	0.02320
43	s2710	0.62076	0.10562
44	s2711	0.29759	-0.40117
45	s2713	0.58883	-0.04217
46	s241	0.41740	-0.09206
47	s242	0.33321	0.26593
48	s243	0.39835	0.21852
49	s244	0.52160	-0.02609
50	s245	0.44511	0.18842
51	s246	0.38142	-0.02652
52	s247	0.40761	0.17983
53	s248	0.49249	0.00591
Value of Objective Function = 1.4476395424			

Slika 3.22: Početna procjena parametara za Model 2, nastavak (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Optimization

Optimization Start Parameter Estimates			
N	Parameter	Estimate	Gradient
54	s249	0.50592	-0.06771
55	s2410	0.54905	0.14718
56	s2411	0.51654	0.17776
57	s	0.16872	0.06621
58	a	0.30088	0.03179
59	t	0.83855	-0.00671
60	R	5505	-3.4408E-6
Value of Objective Function = 1.4476395424			

Slika 3.23: Početna procjena parametara za Model 2, nastavak (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Optimization

Levenberg-Marquardt Optimization

Scaling Update of More (1978)

Parameter Estimates	60
Functions (Observations)	378

Optimization Start			
Active Constraints	0	Objective Function	1.4476395424
Max Abs Gradient Element	0.4011701885	Radius	1.7883612486

Iteration		Restarts	Function Calls	Active Constraints	Objective Function	Objective Function Change	Max Abs Gradient Element	Lambda	Ratio Between Actual and Predicted Change
1	*	0	4	0	1.25970	0.1879	0.0969	111E-16	1.268
2	*	0	6	0	1.22948	0.0302	0.0563	4.58E-7	1.440
3	*	0	8	0	1.22242	0.00705	0.0251	2.99E-7	1.448
4	*	0	10	0	1.22084	0.00159	0.0117	1.39E-7	1.435
5	*	0	12	0	1.22045	0.000389	0.00538	1.97E-8	1.352
6	*	0	14	0	1.22037	0.000081	0.00244	111E-16	1.354
7	*	0	16	0	1.22036	0.000014	0.00108	444E-16	1.442
8	*	0	18	0	1.22035	2.687E-6	0.000480	444E-16	1.443
9	*	0	20	0	1.22035	5.276E-7	0.000213	444E-16	1.443
10	*	0	22	0	1.22035	1.035E-7	0.000094	444E-16	1.443
11	*	0	24	0	1.22035	2.028E-8	0.000042	111E-16	1.443
12	*	0	26	0	1.22035	3.976E-9	0.000018	444E-16	1.442

Optimization Results			
Iterations	12	Function Calls	29
Jacobian Calls	14	Active Constraints	0
Objective Function	1.2203517904	Max Abs Gradient Element	0.0000184813
Lambda	4.440892E-14	Actual Over Pred Change	1.4424990348
Radius	24722.3059		

Convergence criterion (GCONV=1E-8) satisfied.

Slika 3.24: Rezultati Levenberg-Marquardt optimizacije za Model 2 (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Optimization

Note: Covariance matrix for the estimates is not full rank.

Note: The variance of some parameter estimates is zero or some parameter estimates are linearly related to other parameter estimates as shown in the following equations:

```
a = -586.115828 - 10.398528 * aR

t = -202.135118 + 0.468987 * t1 + 0.471119 * t2 + 0.472798 * t3 + 0.421651 * t4 + 0.399427 * t5 + 0.366878 * t7
+ 10.234631 * tR

R = -2215569 - 3.628206 * t1 - 3.270349 * t2 - 3.847234 * t3 - 3.420282 * t4 - 3.425554 * t5 - 1.890016 * t6
- 2.343345 * t7 - 3.906012 * a1 + 5.122572 * a2 + 5.674869 * a3 - 2.983668 * a4 + 5.388552 *
a5 - 4.867878 * a6 + 5.226137 * a7 - 3.247184 * a8 - 3.292164 * a9 + 4.453905 * a10 + 4.868438 *
a11 - 11.781160 * st + 6.871947 * sa + 17743 * tR - 33222 * aR + 6.334423 * s261 + 5.870940 *
s262 + 6.702627 * s263 + 5.317487 * s264 + 4.990745 * s265 + 2.502635 * s266 + 3.339797 *
s267 + 3.675040 * s241 + 4.837330 * s242 + 5.837060 * s243 + 2.450957 * s244 + 5.684794 *
s245 + 4.989383 * s246 + 5.325066 * s247 + 2.789315 * s248 + 2.890655 * s249 + 4.568400 *
s2410 + 5.091793 * s2411
```

Slika 3.25: Rezultati Levenberg-Marquardt optimizacije za Model 2, nastavak (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Maximum Likelihood Estimation

Fit Summary	
Chi-Square	6093.2165
Chi-Square DF	318
Pr > Chi-Square	<.0001
Root Mean Square Residual (RMR)	1.6277
Standardized RMR (SRMR)	0.0498
Goodness of Fit Index (GFI)	0.9036
RMSEA Estimate	0.0603
Bentler Comparative Fit Index	0.8764
Bentler-Bonett NFI	0.8706
Bentler-Bonett Non-normed Index	0.8636

Slika 3.26: Rezultati testa adekvatnosti Modela 2 (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Maximum Likelihood Estimation

PATH List							
Path			Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Tech	====>	ST26Q01	t1	0.89859	0.01723	52.1493	<.0001
Tech	====>	ST26Q02	t2	0.90267	0.01865	48.4054	<.0001
Tech	====>	ST26Q03	t3	0.90589	0.01690	53.5902	<.0001
Tech	====>	ST26Q04	t4	0.80789	0.01510	53.5054	<.0001
Tech	====>	ST26Q05	t5	0.76531	0.01393	54.9272	<.0001
Tech	====>	ST26Q06	t6	0.63489	0.01677	37.8472	<.0001
Tech	====>	ST26Q07	t7	0.70295	0.01572	44.7069	<.0001
Self	====>	ST27Q02	s2	0.89649	0.02898	30.9400	<.0001
Self	====>	ST27Q04	s4	1.23084	0.03175	38.7704	<.0001
Self	====>	ST27Q05	s5	0.58876	0.03880	15.1760	<.0001
Self	====>	ST27Q06	s6	1.35523	0.02962	45.7547	<.0001
Self	====>	ST27Q09	s9	1.30756	0.02841	46.0170	<.0001
Self	====>	ST27Q10	s10	1.22924	0.03142	39.1269	<.0001
Self	====>	ST27Q11	s11	1.15262	0.02711	42.5230	<.0001
Self	====>	ST27Q13	s13	1.27392	0.03281	38.8235	<.0001
Attit	====>	ST24Q01	a1	0.96095	0.02057	46.7171	<.0001
Attit	====>	ST24Q02	a2	-1.02846	0.01810	-56.8322	<.0001
Attit	====>	ST24Q03	a3	-1.12454	0.01963	-57.2923	<.0001
Attit	====>	ST24Q04	a4	0.81045	0.02130	38.0566	<.0001
Attit	====>	ST24Q05	a5	-1.13316	0.02058	-55.0611	<.0001
Attit	====>	ST24Q06	a6	1.08213	0.02058	52.5922	<.0001
Attit	====>	ST24Q07	a7	-1.09551	0.01985	-55.1908	<.0001
Attit	====>	ST24Q08	a8	0.85644	0.02085	41.0749	<.0001
Attit	====>	ST24Q09	a9	0.87356	0.02157	40.4938	<.0001
Attit	====>	ST24Q10	a10	-1.05946	0.02166	-48.9111	<.0001
Attit	====>	ST24Q11	a11	-1.09888	0.02120	-51.8355	<.0001
Self	====>	Tech	st	0.40889	0.03703	11.0435	<.0001
Self	====>	Attit	sa	-0.58365	0.02413	-24.1909	<.0001
Tech	====>	AVGREAD	tR	19.60980	1.35523	14.4697	<.0001
Attit	====>	AVGREAD	aR	-56.39092	2.09398	-26.9300	<.0001

Slika 3.27: Procjena parametara i putanja Modela 2 (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Maximum Likelihood Estimation

Variance Parameters						
Variance Type	Variable	Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Error	ST26Q01	s261	0.66920	0.01596	41.9384	<.0001
	ST26Q02	s262	0.83535	0.01921	43.4922	<.0001
	ST26Q03	s263	0.62667	0.01519	41.2462	<.0001
	ST26Q04	s264	0.50083	0.01213	41.2886	<.0001
	ST26Q05	s265	0.41443	0.01022	40.5488	<.0001
	ST26Q06	s266	0.77459	0.01665	46.5313	<.0001
	ST26Q07	s267	0.62691	0.01401	44.7464	<.0001
	ST27Q02	s272	0.49647	0.01067	46.5339	<.0001
	ST27Q04	s274	0.54911	0.01245	44.0936	<.0001
	ST27Q05	s275	0.98007	0.01991	49.2188	<.0001
	ST27Q06	s276	0.43173	0.01056	40.8761	<.0001
	ST27Q09	s279	0.39553	0.00971	40.7292	<.0001
	ST27Q10	s2710	0.53537	0.01218	43.9572	<.0001
	ST27Q11	s2711	0.38056	0.00895	42.5189	<.0001
	ST27Q13	s2713	0.58623	0.01330	44.0734	<.0001
	ST24Q01	s241	0.45341	0.00976	46.4565	<.0001
	ST24Q02	s242	0.28887	0.00662	43.6405	<.0001
	ST24Q03	s243	0.33615	0.00773	43.4665	<.0001
	ST24Q04	s244	0.54579	0.01140	47.8951	<.0001
	ST24Q05	s245	0.38887	0.00879	44.2644	<.0001
	ST24Q06	s246	0.40911	0.00909	45.0268	<.0001
	ST24Q07	s247	0.36072	0.00816	44.2210	<.0001
	ST24Q08	s248	0.50459	0.01063	47.4636	<.0001
	ST24Q09	s249	0.54410	0.01144	47.5518	<.0001
	ST24Q10	s2410	0.48507	0.01055	45.9766	<.0001
	ST24Q11	s2411	0.44070	0.00974	45.2388	<.0001
Exogenous	Self	s	0.16785	.	.	.
Error	Attit	a	0.26675	.	.	.
	Tech	t	0.74314	.	.	.
	AVGREAD	R	5748	118.27528	48.6015	<.0001

Slika 3.28: Procjena parametara i putanja Modela 2, nastavak (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Maximum Likelihood Estimation

Squared Multiple Correlations			
Variable	Error Variance	Total Variance	R-Square
AVGREAD	5748	7164	0.1976
ST24Q01	0.45341	0.75253	0.3975
ST24Q02	0.28887	0.63151	0.5426
ST24Q03	0.33615	0.74579	0.5493
ST24Q04	0.54579	0.75855	0.2805
ST24Q05	0.38887	0.80482	0.5168
ST24Q06	0.40911	0.78843	0.4811
ST24Q07	0.36072	0.74949	0.5187
ST24Q08	0.50459	0.74220	0.3201
ST24Q09	0.54410	0.79129	0.3124
ST24Q10	0.48507	0.84867	0.4284
ST24Q11	0.44070	0.83186	0.4702
ST26Q01	0.66920	1.29191	0.4820
ST26Q02	0.83535	1.46374	0.4293
ST26Q03	0.62667	1.25955	0.5025
ST26Q04	0.50083	1.00419	0.5013
ST26Q05	0.41443	0.86613	0.5215
ST26Q06	0.77459	1.08544	0.2864
ST26Q07	0.62691	1.00799	0.3781
ST27Q02	0.49647	0.63137	0.2137
ST27Q04	0.54911	0.80340	0.3165
ST27Q05	0.98007	1.03826	0.0560
ST27Q06	0.43173	0.74001	0.4166
ST27Q09	0.39553	0.68251	0.4205
ST27Q10	0.53537	0.78900	0.3215
ST27Q11	0.38056	0.60355	0.3695
ST27Q13	0.58623	0.85863	0.3172
Attit	0.26675	0.32393	0.1765
Tech	0.74314	0.77120	0.0364

Slika 3.29: Korelacije Modela 2 (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Maximum Likelihood Estimation

Standardized Results for PATH List							
Path			Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Tech	====>	ST26Q01	t1	0.69427	0.00878	79.0596	<.0001
Tech	====>	ST26Q02	t2	0.65521	0.00946	69.2484	<.0001
Tech	====>	ST26Q03	t3	0.70885	0.00852	83.1698	<.0001
Tech	====>	ST26Q04	t4	0.70799	0.00854	82.9222	<.0001
Tech	====>	ST26Q05	t5	0.72216	0.00829	87.1628	<.0001
Tech	====>	ST26Q06	t6	0.53515	0.01137	47.0735	<.0001
Tech	====>	ST26Q07	t7	0.61486	0.01014	60.6538	<.0001
Self	====>	ST27Q02	s2	0.46224	0.01297	35.6463	<.0001
Self	====>	ST27Q04	s4	0.56259	0.01164	48.3230	<.0001
Self	====>	ST27Q05	s5	0.23672	0.01507	15.7081	<.0001
Self	====>	ST27Q06	s6	0.64544	0.01042	61.9360	<.0001
Self	====>	ST27Q09	s9	0.64844	0.01038	62.4962	<.0001
Self	====>	ST27Q10	s10	0.56697	0.01158	48.9606	<.0001
Self	====>	ST27Q11	s11	0.60784	0.01099	55.3330	<.0001
Self	====>	ST27Q13	s13	0.56325	0.01163	48.4177	<.0001
Attit	====>	ST24Q01	a1	0.63047	0.00933	67.5776	<.0001
Attit	====>	ST24Q02	a2	-0.73659	0.00734	-100.3	<.0001
Attit	====>	ST24Q03	a3	-0.74112	0.00725	-102.2	<.0001
Attit	====>	ST24Q04	a4	0.52961	0.01095	48.3457	<.0001
Attit	====>	ST24Q05	a5	-0.71890	0.00769	-93.4670	<.0001
Attit	====>	ST24Q06	a6	0.69362	0.00818	84.8087	<.0001
Attit	====>	ST24Q07	a7	-0.72021	0.00767	-93.9495	<.0001
Attit	====>	ST24Q08	a8	0.56580	0.01040	54.3906	<.0001
Attit	====>	ST24Q09	a9	0.55892	0.01051	53.1785	<.0001
Attit	====>	ST24Q10	a10	-0.65455	0.00890	-73.5260	<.0001
Attit	====>	ST24Q11	a11	-0.68573	0.00833	-82.3415	<.0001
Self	====>	Tech	st	0.19076	0.01664	11.4606	<.0001
Self	====>	Attit	sa	-0.42013	0.01430	-29.3760	<.0001
Tech	====>	AVGREAD	tR	0.20347	0.01370	14.8522	<.0001
Attit	====>	AVGREAD	aR	-0.37920	0.01261	-30.0783	<.0001

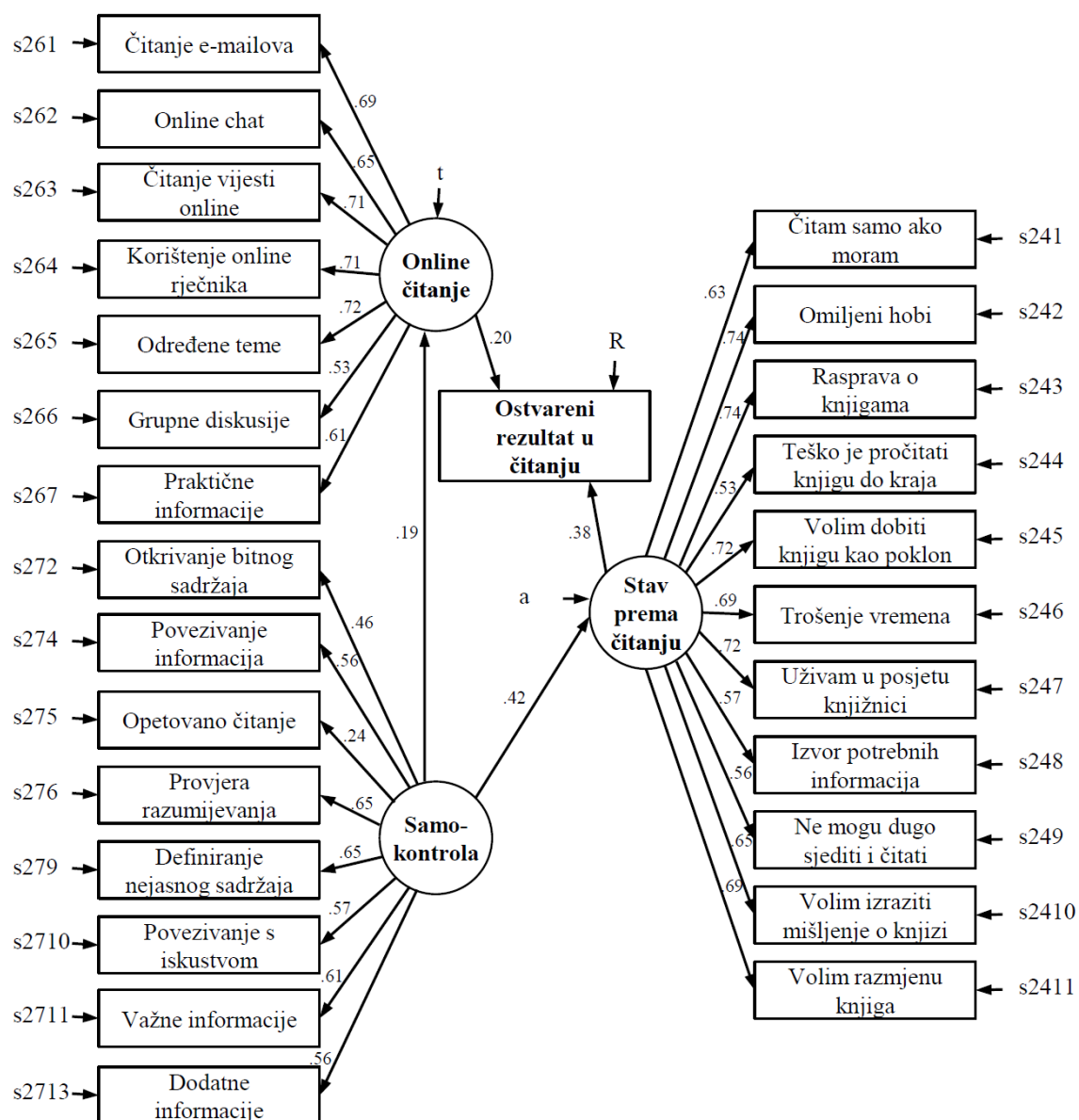
Slika 3.30: Procjena parametara i putanja Modela 2, nastavak (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Maximum Likelihood Estimation

Standardized Results for Variance Parameters						
Variance Type	Variable	Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Error	ST26Q01	s261	0.51799	0.01219	42.4802	<.0001
	ST26Q02	s262	0.57069	0.01240	46.0275	<.0001
	ST26Q03	s263	0.49754	0.01208	41.1771	<.0001
	ST26Q04	s264	0.49874	0.01209	41.2532	<.0001
	ST26Q05	s265	0.47849	0.01197	39.9863	<.0001
	ST26Q06	s266	0.71361	0.01217	58.6482	<.0001
	ST26Q07	s267	0.62194	0.01247	49.8910	<.0001
	ST27Q02	s272	0.78634	0.01199	65.5944	<.0001
	ST27Q04	s274	0.68349	0.01310	52.1752	<.0001
	ST27Q05	s275	0.94396	0.00713	132.3	<.0001
	ST27Q06	s276	0.58341	0.01345	43.3688	<.0001
	ST27Q09	s279	0.57953	0.01346	43.0686	<.0001
	ST27Q10	s2710	0.67854	0.01313	51.6742	<.0001
	ST27Q11	s2711	0.63053	0.01335	47.2156	<.0001
	ST27Q13	s2713	0.68275	0.01310	52.1001	<.0001
	ST24Q01	s241	0.60251	0.01176	51.2164	<.0001
	ST24Q02	s242	0.45743	0.01082	42.2890	<.0001
	ST24Q03	s243	0.45073	0.01075	41.9312	<.0001
	ST24Q04	s244	0.71951	0.01160	62.0084	<.0001
	ST24Q05	s245	0.48318	0.01106	43.6913	<.0001
	ST24Q06	s246	0.51889	0.01135	45.7338	<.0001
	ST24Q07	s247	0.48130	0.01104	43.5871	<.0001
	ST24Q08	s248	0.67987	0.01177	57.7544	<.0001
	ST24Q09	s249	0.68761	0.01175	58.5253	<.0001
	ST24Q10	s2410	0.57156	0.01165	49.0444	<.0001
	ST24Q11	s2411	0.52978	0.01142	46.3853	<.0001
Exogenous	Self	s	1.00000			
Error	Attit	a	0.82349	0.01202	68.5259	<.0001
	Tech	t	0.96361	0.00635	151.7	<.0001
	AVGREAD	R	0.80244	0.01072	74.8516	<.0001

Slika 3.31: Procjena parametara i putanja Modela 2, nastavak (ispis iz SAS-a)

Rezultati



Slika 3.32: Dijagram putanje strukturalnog Modela 2 s pripadnim koeficijentima putanje. Oznake *s272-s2713*, *s241-s2411*, *s261-s267*, *t*, *a* i *R* predstavljaju greške varijabli prema kojima su usmjerene.

Na slici 3.32 prikazan je dijagram putanje strukturalnog Modela 2 s pripadnim koefi-

cijentima putanje koje smo dobili strukturalnim modeliranjem. U tablici 3.2 navodimo glavne pokazatelje testa adekvatnosti Modela 2.

MODEL	χ^2	df	NFI	TLI	RMSEA	CFI	SRMR	GFI
Model 2	6093.22	318	0.871	0.863	0.060	0.876	0.050	0.904

Tablica 3.2: Pokazatelji testa adekvatnosti Modela 2

Kao i u prethodnom modelu, pokazatelji adekvatnosti TLI (0.863) i RMSEA (0.060) ponovno nas ne upućuju na dobru adekvatnost modela što nas vodi do generiranja novog modela (više u nastavku). Štoviše, iznosi pokazatelja adekvatnosti pokazuju manju adekvatnost Modela 2 od prethodnog modela.

U Modelu 2 sve korištene veze (putanje) pokazuju statističku značajnost. Kao najbolji prediktor varijable *Ostvareni rezultat u čitanju* pokazala se latentna varijabla *Stav prema čitanju*. Varijabla *Samokontrola* statistički značajno je povezana s rezultatima testova posredovanjem kroz druge varijable.

Na jednak način pristupamo generiranju Modela 3 kao u radu [5] koji nam služi kao izvor modela za evaluaciju.

3.4 Model 3

S obzirom na to da pokazatelji adekvatnosti ne ukazuju na dobru adekvatnost prethodno obrađenih modela, prilagođavamo Model 2 u nastojanju optimizacije istog.

U Modelu 2 generirali smo latentnu varijablu *Online učenje* na temelju svih potpitanja PITANJA 26. Dva od navedenih potpitanja ne odnose se na samostalne navike korištenja tehnologije već na grupno-zabavne sadržje. Radi se o potpitanjima koji se odnose na korištenje tehnologije za *Online chat* i *Sudjelovanje u grupnim diskusija ili forumima na internetu*. Navedene varijable u Modelu 3 isključujemo i na jednak način pristupamo obradi Modela 3.

U nastavku donosimo SAS kod testa adekvatnosti Modela 3 i pripadni ispis rezultata iz SAS-a. Nakon komentiranja rezultata testa adekvatnosti Modela 3, usporedit ćemo sve evaluirane modele.

SAS kod Modela 3

```
proc calis data=WORK.HRVATSKA.FULL;
path
Tech    > ST26Q01 = t1 ,
Tech    > ST26Q03 = t3 ,
```

```

Tech    > ST26Q04 = t4 ,
Tech    > ST26Q05 = t5 ,
Tech    > ST26Q07 = t7 ,

Self    > ST27Q02 = s2 ,
Self    > ST27Q04 = s4 ,
Self    > ST27Q05 = s5 ,
Self    > ST27Q06 = s6 ,
Self    > ST27Q09 = s9 ,
Self    > ST27Q10 = s10 ,
Self    > ST27Q11 = s11 ,
Self    > ST27Q13 = s13 ,

Attit   > ST24Q01 = a1 ,
Attit   > ST24Q02 = a2 ,
Attit   > ST24Q03 = a3 ,
Attit   > ST24Q04 = a4 ,
Attit   > ST24Q05 = a5 ,
Attit   > ST24Q06 = a6 ,
Attit   > ST24Q07 = a7 ,
Attit   > ST24Q08 = a8 ,
Attit   > ST24Q09 = a9 ,
Attit   > ST24Q10 = a10 ,
Attit   > ST24Q11 = a11 ,

Self    > Tech = st ,
Self    > Attit = sa ,
Tech    > AVGREAD = tR ,
Attit   > AVGREAD = aR ;

pvar
ST26Q01 = s261 ,
ST26Q03 = s263 ,
ST26Q04 = s264 ,
ST26Q05 = s265 ,
ST26Q07 = s267 ,

ST27Q02 = s272 ,
ST27Q04 = s274 ,
ST27Q05 = s275 ,
ST27Q06 = s276 ,
ST27Q09 = s279 ,
ST27Q10 = s2710 ,
ST27Q11 = s2711 ,
ST27Q13 = s2713 ,

ST24Q01 = s241 ,
ST24Q02 = s242 ,
ST24Q03 = s243 ,
ST24Q04 = s244 ,
ST24Q05 = s245 ,
ST24Q06 = s246 ,
ST24Q07 = s247 ,
ST24Q08 = s248 ,
ST24Q09 = s249 ,

```



```
ST24Q10 = s2410 ,  
ST24Q11 = s2411 ,  
  
Self = s ,  
Attit = a ,  
Tech = t ,  
AVGREAD = R ;  
  
fitindex noindextype on(only)=[chisq df probchi BENTLERNFI BENTLERNNFI  
RMSEA CFI bentlercfi RMSR SRMSR GFI] ;  
run ;
```

Ispis rezultata navedenog SAS koda za evaluaciju adekvatnosti Modela 3 nalazi se na slikama 3.33 - 3.47.

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Model and Initial Values

Modeling Information	
Maximum Likelihood Estimation	
Data Set	WORK.HRVATSKA_FULL
N Records Read	4994
N Records Used	4994
N Obs	4994
Model Type	PATH
Analysis	Covariances

Variables in the Model		
Endogenous	Manifest	AVGREAD ST24Q01 ST24Q02 ST24Q03 ST24Q04 ST24Q05 ST24Q06 ST24Q07 ST24Q08 ST24Q09 ST24Q10 ST24Q11 ST26Q01 ST26Q03 ST26Q04 ST26Q05 ST26Q07 ST27Q02 ST27Q04 ST27Q05 ST27Q06 ST27Q09 ST27Q10 ST27Q11 ST27Q13
	Latent	Attit Tech
Exogenous	Manifest	
	Latent	Self
Number of Endogenous Variables = 27 Number of Exogenous Variables = 1		

Initial Estimates for PATH List				
Path			Parameter	Estimate
Tech	==>	ST26Q01	t1	.
Tech	==>	ST26Q03	t3	.
Tech	==>	ST26Q04	t4	.
Tech	==>	ST26Q05	t5	.
Tech	==>	ST26Q07	t7	.
Self	==>	ST27Q02	s2	.
Self	==>	ST27Q04	s4	.
Self	==>	ST27Q05	s5	.
Self	==>	ST27Q06	s6	.
Self	==>	ST27Q09	s9	.
Self	==>	ST27Q10	s10	.
Self	==>	ST27Q11	s11	.
Self	==>	ST27Q13	s13	.

Slika 3.33: Popis varijabli i putanja za Model 3 (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Model and Initial Values

Initial Estimates for PATH List				
Path			Parameter	Estimate
Attit	==>	ST24Q01	a1	.
Attit	==>	ST24Q02	a2	.
Attit	==>	ST24Q03	a3	.
Attit	==>	ST24Q04	a4	.
Attit	==>	ST24Q05	a5	.
Attit	==>	ST24Q06	a6	.
Attit	==>	ST24Q07	a7	.
Attit	==>	ST24Q08	a8	.
Attit	==>	ST24Q09	a9	.
Attit	==>	ST24Q10	a10	.
Attit	==>	ST24Q11	a11	.
Self	==>	Tech	st	.
Self	==>	Attit	sa	.
Tech	==>	AVGREAD	tR	.
Attit	==>	AVGREAD	aR	.

Initial Estimates for Variance Parameters			
Variance Type	Variable	Parameter	Estimate
Error	ST26Q01	s261	.
	ST26Q03	s263	.
	ST26Q04	s264	.
	ST26Q05	s265	.
	ST26Q07	s267	.
	ST27Q02	s272	.
	ST27Q04	s274	.
	ST27Q05	s275	.
	ST27Q06	s276	.
	ST27Q09	s279	.
	ST27Q10	s2710	.
	ST27Q11	s2711	.

Slika 3.34: Popis varijabli i putanja za Model 3, nastavak (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Model and Initial Values

Initial Estimates for Variance Parameters			
Variance Type	Variable	Parameter	Estimate
	ST27Q13	s2713	.
	ST24Q01	s241	.
	ST24Q02	s242	.
	ST24Q03	s243	.
	ST24Q04	s244	.
	ST24Q05	s245	.
	ST24Q06	s246	.
	ST24Q07	s247	.
	ST24Q08	s248	.
	ST24Q09	s249	.
	ST24Q10	s2410	.
	ST24Q11	s2411	.
Exogenous	Self	s	.
Error	Attit	a	.
	Tech	t	.
	AVGREAD	R	.

Slika 3.35: Popis varijabli i putanja za Model 3, nastavak (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Descriptive Statistics

Simple Statistics			
Variable		Mean	Std Dev
ST24Q01	ST24Q01	2.41163	0.86749
ST24Q02	ST24Q02	1.97185	0.79467
ST24Q03	ST24Q03	2.12968	0.86359
ST24Q04	ST24Q04	2.23019	0.87095
ST24Q05	ST24Q05	2.21808	0.89712
ST24Q06	ST24Q06	2.06817	0.88794
ST24Q07	ST24Q07	2.25557	0.86573
ST24Q08	ST24Q08	2.64421	0.86151
ST24Q09	ST24Q09	2.00480	0.88955
ST24Q10	ST24Q10	2.53999	0.92123
ST24Q11	ST24Q11	2.14912	0.91206
ST26Q01	ST26Q01	3.66468	1.13662
ST26Q03	ST26Q03	3.50910	1.12230
ST26Q04	ST26Q04	3.25070	1.00209
ST26Q05	ST26Q05	3.73009	0.93066
ST26Q07	ST26Q07	3.11219	1.00399
ST27Q02	ST27Q02	3.19421	0.79459
ST27Q04	ST27Q04	2.71893	0.89632
ST27Q05	ST27Q05	2.25529	1.01895
ST27Q06	ST27Q06	2.94299	0.86024
ST27Q09	ST27Q09	2.59619	0.82614
ST27Q10	ST27Q10	2.56751	0.88825
ST27Q11	ST27Q11	3.15538	0.77689
ST27Q13	ST27Q13	2.49280	0.92662
AVGREAD	AVGREAD	475.53705	84.70139

Slika 3.36: Opisna statistika analiziranih varijabli za Model 3 (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Optimization

Initial Estimation Methods	
1	Instrumental Variables Method
2	McDonald Method
3	Two-Stage Least Squares

Optimization Start Parameter Estimates			
N	Parameter	Estimate	Gradient
1	t1	1.00000	0.03568
2	t3	1.11875	0.02519
3	t4	1.02011	-0.00668
4	t5	0.94113	-0.02713
5	t7	0.85842	-0.01524
6	s2	1.00000	0.03225
7	s4	1.14561	-0.01702
8	s5	0.35817	-0.06962
9	s6	1.49056	0.03971
10	s9	1.25308	-0.00862
11	s10	1.00946	-0.06949
12	s11	1.34442	0.07594
13	s13	1.29157	0.01875
14	a1	1.00000	0.06746
15	a2	-0.94283	0.05649
16	a3	-1.01934	0.04987
17	a4	0.84043	0.03434
18	a5	-1.03550	0.05017
19	a6	1.10260	0.04629
20	a7	-1.00979	0.03973
21	a8	0.85942	0.01352
22	a9	0.92452	0.06015
23	a10	-0.94847	0.06064
24	a11	-0.96878	0.07144
Value of Objective Function = 1.0344249105			

Slika 3.37: Početna procjena parametara za Model 3 (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Optimization

Optimization Start Parameter Estimates			
N	Parameter	Estimate	Gradient
25	st	0.23301	-0.06337
26	sa	-0.44852	0.13994
27	tR	23.98999	0.0000919
28	aR	-60.80794	-0.0005201
29	s261	0.76436	-0.04939
30	s263	0.59927	-0.05254
31	s264	0.45521	0.00701
32	s265	0.39887	0.05520
33	s267	0.61925	0.01808
34	s272	0.46614	-0.07481
35	s274	0.58655	0.02858
36	s275	1.01706	0.02437
37	s276	0.37292	-0.17830
38	s279	0.42307	0.01477
39	s2710	0.62063	0.10978
40	s2711	0.30491	-0.35865
41	s2713	0.58301	-0.04755
42	s241	0.42586	-0.04696
43	s242	0.34112	0.31052
44	s243	0.40636	0.25227
45	s244	0.52782	-0.00343
46	s245	0.45454	0.21919
47	s246	0.39129	0.03006
48	s247	0.41639	0.21523
49	s248	0.50091	0.03630
50	s249	0.51207	-0.04272
51	s2410	0.55479	0.16275
52	s2411	0.52527	0.20052
53	s	0.16522	0.04488
Value of Objective Function = 1.0344249105			

Slika 3.38: Početna procjena parametara za Model 3, nastavak (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Optimization

Optimization Start Parameter Estimates			
N	Parameter	Estimate	Gradient
54	a	0.29343	-0.02370
55	t	0.51858	0.03412
56	R	5543	-3.4802E-6
Value of Objective Function = 1.0344249105			

Slika 3.39: Početna procjena parametara za Model 3, nastavak (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Optimization

Levenberg-Marquardt Optimization

Scaling Update of More (1978)

Parameter Estimates	56
Functions (Observations)	325

Optimization Start			
Active Constraints	0	Objective Function	1.0344249105
Max Abs Gradient Element	0.3586485941	Radius	1.7035740457

Iteration		Restarts	Function Calls	Active Constraints	Objective Function	Objective Function Change	Max Abs Gradient Element	Lambda	Ratio Between Actual and Predicted Change
1	*	0	4	0	0.89367	0.1408	0.0807	111E-16	1.148
2	*	0	6	0	0.88684	0.00683	0.0173	3.7E-7	1.258
3	*	0	8	0	0.88629	0.000546	0.00521	2.19E-7	1.279
4	*	0	10	0	0.88623	0.000065	0.00143	8.84E-8	1.195
5	*	0	12	0	0.88620	0.000031	0.000526	111E-16	1.040
6	*	0	14	0	0.88619	5.27E-7	0.000157	444E-16	1.280
7	*	0	16	0	0.88619	4.39E-8	0.000043	111E-16	1.292
8	*	0	18	0	0.88619	3.808E-9	0.000013	444E-16	1.296

Optimization Results			
Iterations	8	Function Calls	21
Jacobian Calls	10	Active Constraints	0
Objective Function	0.8861944963	Max Abs Gradient Element	0.000012756
Lambda	4.440892E-14	Actual Over Pred Change	1.2958552663
Radius	981.25865035		

Convergence criterion (GCONV=1E-8) satisfied.

Note: The Moore-Penrose inverse is used in computing the covariance matrix for parameter estimates.

Warning: Standard errors and t values might not be accurate with the use of the Moore-Penrose inverse.

Note: Covariance matrix for the estimates is not full rank.

Note: The variance of some parameter estimates is zero or some parameter estimates are linearly related to other parameter estimates as shown in the following equations:

Slika 3.40: Rezultati Levenberg-Marquardt optimizacije za Model 3 (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Optimization

t5 = 295.497094 - 0.508376 * t1 - 0.578428 * t3 - 0.553947 * t4 - 0.471283 * t7 - 12.522487 * tR + 0.532498 *
t

a = -568.113159 - 10.393839 * aR

R = -2310227 + 3.605558 * t1 + 2.643995 * t3 + 0.599460 * t4 + 3.073747 * t7 - 3.349388 * a1 + 4.482387 *
a2 + 4.971518 * a3 - 2.529840 * a4 + 4.694196 * a5 - 4.216640 * a6 + 4.554483 * a7 - 2.762772 *
a8 - 2.798604 * a9 + 3.834106 * a10 + 4.214921 * a11 - 14.757929 * st + 8.073252 * sa + 25856 *
tR - 31300 * aR + 5.212544 * s261 + 8.397736 * s263 + 9.795572 * s264 + 9.232920 * s265 +
4.727315 * s267 + 3.543319 * s241 + 4.667380 * s242 + 5.632319 * s243 + 2.363059 * s244 +
5.482994 * s245 + 4.809559 * s246 + 5.136606 * s247 + 2.689167 * s248 + 2.786162 * s249 +
4.406599 * s2410 + 4.913839 * s2411 - 7.808118 * t

Slika 3.41: Rezultati Levenberg-Marquardt optimizacije za Model 3, nastavak (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Maximum Likelihood Estimation

Fit Summary	
Chi-Square	4424.7691
Chi-Square DF	269
Pr > Chi-Square	<.0001
Root Mean Square Residual (RMR)	2.0745
Standardized RMR (SRMR)	0.0473
Goodness of Fit Index (GFI)	0.9227
RMSEA Estimate	0.0556
Bentler Comparative Fit Index	0.9001
Bentler-Bonett NFI	0.8944
Bentler-Bonett Non-normed Index	0.8886

Slika 3.42: Rezultati testa adekvatnosti Modela 3 (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Maximum Likelihood Estimation

PATH List							
Path			Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Tech	====>	ST26Q01	t1	0.94890	0.06943	13.6674	<.0001
Tech	====>	ST26Q03	t3	1.07965	0.07782	13.8742	<.0001
Tech	====>	ST26Q04	t4	1.03396	0.07410	13.9542	<.0001
Tech	====>	ST26Q05	t5	0.97212	0.06960	13.9664	<.0001
Tech	====>	ST26Q07	t7	0.87966	0.06400	13.7439	<.0001
Self	====>	ST27Q02	s2	0.90543	0.02698	33.5587	<.0001
Self	====>	ST27Q04	s4	1.24465	0.02755	45.1811	<.0001
Self	====>	ST27Q05	s5	0.59230	0.03791	15.6236	<.0001
Self	====>	ST27Q06	s6	1.36912	0.02503	54.6967	<.0001
Self	====>	ST27Q09	s9	1.32242	0.02432	54.3733	<.0001
Self	====>	ST27Q10	s10	1.24194	0.02729	45.5108	<.0001
Self	====>	ST27Q11	s11	1.16325	0.02403	48.4050	<.0001
Self	====>	ST27Q13	s13	1.28980	0.02814	45.8405	<.0001
Attit	====>	ST24Q01	a1	0.94624	0.03833	24.6842	<.0001
Attit	====>	ST24Q02	a2	-1.01295	0.03914	-25.8824	<.0001
Attit	====>	ST24Q03	a3	-1.10759	0.04272	-25.9255	<.0001
Attit	====>	ST24Q04	a4	0.79804	0.03454	23.1040	<.0001
Attit	====>	ST24Q05	a5	-1.11595	0.04341	-25.7090	<.0001
Attit	====>	ST24Q06	a6	1.06550	0.04188	25.4432	<.0001
Attit	====>	ST24Q07	a7	-1.07890	0.04194	-25.7222	<.0001
Attit	====>	ST24Q08	a8	0.84331	0.03554	23.7310	<.0001
Attit	====>	ST24Q09	a9	0.86007	0.03642	23.6165	<.0001
Attit	====>	ST24Q10	a10	-1.04342	0.04175	-24.9932	<.0001
Attit	====>	ST24Q11	a11	-1.08241	0.04268	-25.3593	<.0001
Self	====>	Tech	st	0.40461	0.04107	9.8529	<.0001
Self	====>	Attit	sa	-0.60045	0.03023	-19.8655	<.0001
Tech	====>	AVGREAD	tR	23.37358	0.01808	1292.5	<.0001
Attit	====>	AVGREAD	aR	-54.68508	0.00778	-7027.8	<.0001

Slika 3.43: Procjena parametara i putanja Modela 3 (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Maximum Likelihood Estimation

Variance Parameters						
Variance Type	Variable	Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Error	ST26Q01	s261	0.82023	0.01866	43.9610	<.0001
	ST26Q03	s263	0.64892	0.01621	40.0227	<.0001
	ST26Q04	s264	0.44415	0.01215	36.5601	<.0001
	ST26Q05	s265	0.37108	0.01037	35.7851	<.0001
	ST26Q07	s267	0.60263	0.01404	42.9187	<.0001
	ST27Q02	s272	0.49668	0.01067	46.5513	<.0001
	ST27Q04	s274	0.54889	0.01245	44.1041	<.0001
	ST27Q05	s275	0.98062	0.01992	49.2285	<.0001
	ST27Q06	s276	0.43205	0.01056	40.9210	<.0001
	ST27Q09	s279	0.39520	0.00970	40.7395	<.0001
	ST27Q10	s2710	0.53559	0.01218	43.9836	<.0001
	ST27Q11	s2711	0.38124	0.00895	42.5785	<.0001
	ST27Q13	s2713	0.58532	0.01328	44.0626	<.0001
	ST24Q01	s241	0.45347	0.00976	46.4563	<.0001
	ST24Q02	s242	0.28880	0.00662	43.6347	<.0001
	ST24Q03	s243	0.33605	0.00773	43.4601	<.0001
	ST24Q04	s244	0.54584	0.01140	47.8949	<.0001
	ST24Q05	s245	0.38886	0.00879	44.2617	<.0001
	ST24Q06	s246	0.40924	0.00909	45.0281	<.0001
	ST24Q07	s247	0.36069	0.00816	44.2176	<.0001
	ST24Q08	s248	0.50466	0.01063	47.4635	<.0001
	ST24Q09	s249	0.54422	0.01144	47.5525	<.0001
	ST24Q10	s2410	0.48503	0.01055	45.9741	<.0001
	ST24Q11	s2411	0.44053	0.00974	45.2329	<.0001
Exogenous	Self	s	0.16429	0.00415	39.5932	<.0001
Error	Attit	a	0.27477	0.02069	13.2775	<.0001
	Tech	t	0.49696	0.07040	7.0590	<.0001
	AVGREAD	R	5763	118.66657	48.5669	<.0001

Slika 3.44: Procjena parametara i putanja Modela 3, nastavak (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Maximum Likelihood Estimation

Squared Multiple Correlations			
Variable	Error Variance	Total Variance	R-Square
AVGREAD	5763	7150	0.1940
ST24Q01	0.45347	0.75253	0.3974
ST24Q02	0.28880	0.63151	0.5427
ST24Q03	0.33605	0.74579	0.5494
ST24Q04	0.54584	0.75855	0.2804
ST24Q05	0.38886	0.80482	0.5168
ST24Q06	0.40924	0.78843	0.4809
ST24Q07	0.36069	0.74949	0.5187
ST24Q08	0.50466	0.74220	0.3200
ST24Q09	0.54422	0.79129	0.3122
ST24Q10	0.48503	0.84867	0.4285
ST24Q11	0.44053	0.83186	0.4704
ST26Q01	0.82023	1.29191	0.3651
ST26Q03	0.64892	1.25955	0.4848
ST26Q04	0.44415	1.00419	0.5577
ST26Q05	0.37108	0.86613	0.5716
ST26Q07	0.60263	1.00799	0.4022
ST27Q02	0.49668	0.63137	0.2133
ST27Q04	0.54889	0.80340	0.3168
ST27Q05	0.98062	1.03826	0.0555
ST27Q06	0.43205	0.74001	0.4162
ST27Q09	0.39520	0.68251	0.4210
ST27Q10	0.53559	0.78900	0.3212
ST27Q11	0.38124	0.60355	0.3683
ST27Q13	0.58532	0.85863	0.3183
Attit	0.27477	0.33400	0.1773
Tech	0.49696	0.52386	0.0513

Slika 3.45: Korelacije Modela 3 (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Maximum Likelihood Estimation

Standardized Results for PATH List							
Path			Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Tech	====>	ST26Q01	t1	0.60424	0.01063	56.8439	<.0001
Tech	====>	ST26Q03	t3	0.69628	0.00915	76.0683	<.0001
Tech	====>	ST26Q04	t4	0.74680	0.00835	89.4764	<.0001
Tech	====>	ST26Q05	t5	0.75602	0.00820	92.1585	<.0001
Tech	====>	ST26Q07	t7	0.63415	0.01016	62.4219	<.0001
Self	====>	ST27Q02	s2	0.46187	0.01297	35.6217	<.0001
Self	====>	ST27Q04	s4	0.56285	0.01163	48.3873	<.0001
Self	====>	ST27Q05	s5	0.23561	0.01507	15.6319	<.0001
Self	====>	ST27Q06	s6	0.64510	0.01042	61.9219	<.0001
Self	====>	ST27Q09	s9	0.64882	0.01036	62.6172	<.0001
Self	====>	ST27Q10	s10	0.56672	0.01158	48.9527	<.0001
Self	====>	ST27Q11	s11	0.60691	0.01099	55.2159	<.0001
Self	====>	ST27Q13	s13	0.56419	0.01161	48.5828	<.0001
Attit	====>	ST24Q01	a1	0.63040	0.00933	67.5587	<.0001
Attit	====>	ST24Q02	a2	-0.73667	0.00734	-100.3	<.0001
Attit	====>	ST24Q03	a3	-0.74122	0.00725	-102.2	<.0001
Attit	====>	ST24Q04	a4	0.52955	0.01096	48.3343	<.0001
Attit	====>	ST24Q05	a5	-0.71891	0.00769	-93.4637	<.0001
Attit	====>	ST24Q06	a6	0.69350	0.00818	84.7654	<.0001
Attit	====>	ST24Q07	a7	-0.72024	0.00767	-93.9552	<.0001
Attit	====>	ST24Q08	a8	0.56573	0.01040	54.3748	<.0001
Attit	====>	ST24Q09	a9	0.55878	0.01051	53.1527	<.0001
Attit	====>	ST24Q10	a10	-0.65459	0.00890	-73.5325	<.0001
Attit	====>	ST24Q11	a11	-0.68587	0.00833	-82.3826	<.0001
Self	====>	Tech	st	0.22659	0.01670	13.5652	<.0001
Self	====>	Attit	sa	-0.42112	0.01429	-29.4781	<.0001
Tech	====>	AVGREAD	tR	0.20006	0.01398	14.3152	<.0001
Attit	====>	AVGREAD	aR	-0.37375	0.01269	-29.4447	<.0001

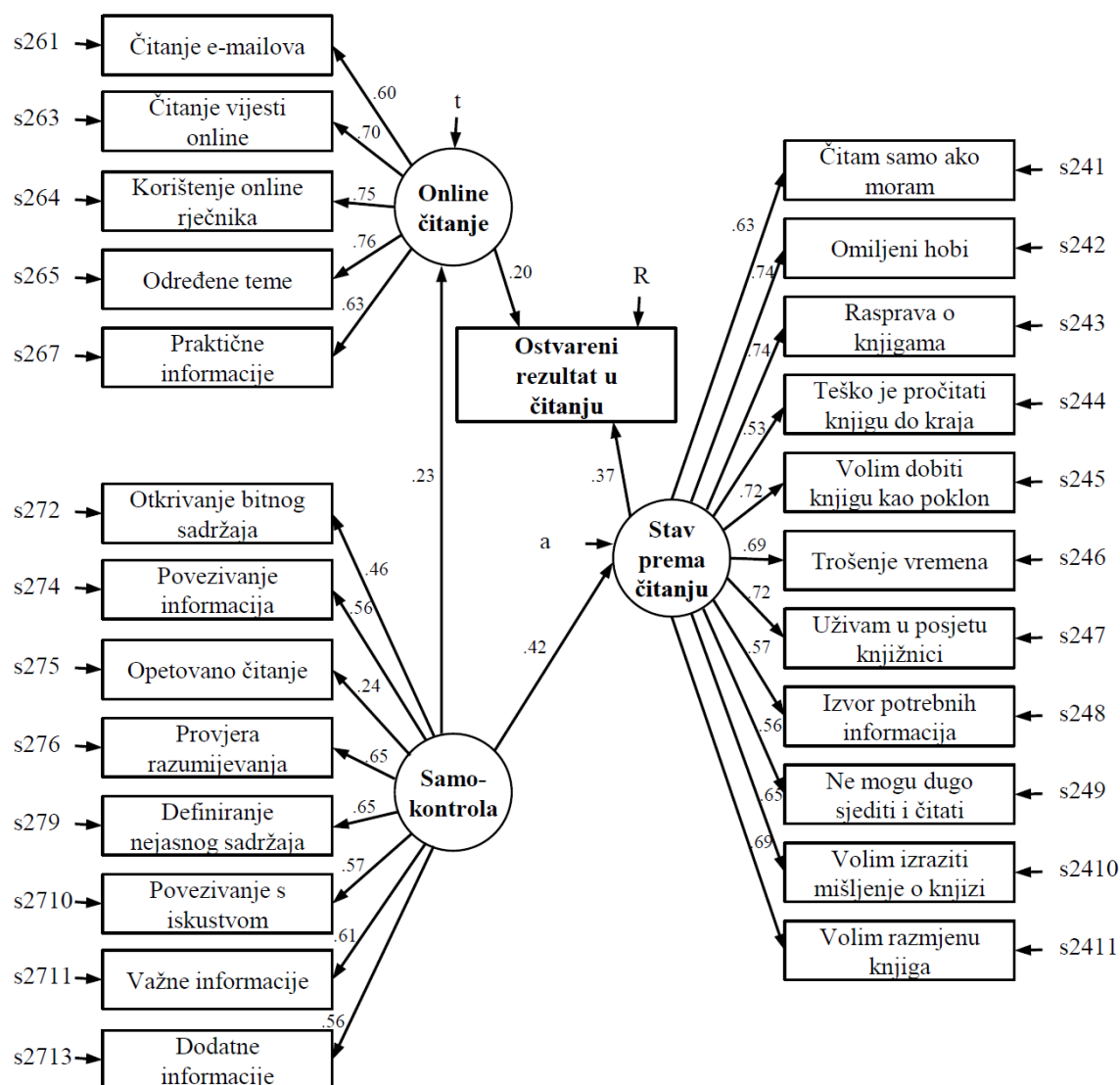
Slika 3.46: Procjena parametara i putanja Modela 3, nastavak (ispis iz SAS-a)

The CALIS Procedure
Covariance Structure Analysis: Maximum Likelihood Estimation

Standardized Results for Variance Parameters						
Variance Type	Variable	Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr > t
Error	ST26Q01	s261	0.63489	0.01285	49.4239	<.0001
	ST26Q03	s263	0.51520	0.01275	40.4188	<.0001
	ST26Q04	s264	0.44230	0.01247	35.4804	<.0001
	ST26Q05	s265	0.42843	0.01240	34.5395	<.0001
	ST26Q07	s267	0.59785	0.01288	46.3992	<.0001
	ST27Q02	s272	0.78668	0.01198	65.6816	<.0001
	ST27Q04	s274	0.68321	0.01309	52.1765	<.0001
	ST27Q05	s275	0.94449	0.00710	133.0	<.0001
	ST27Q06	s276	0.58385	0.01344	43.4368	<.0001
	ST27Q09	s279	0.57904	0.01345	43.0652	<.0001
	ST27Q10	s2710	0.67883	0.01312	51.7329	<.0001
	ST27Q11	s2711	0.63166	0.01334	47.3453	<.0001
	ST27Q13	s2713	0.68169	0.01310	52.0221	<.0001
	ST24Q01	s241	0.60260	0.01176	51.2208	<.0001
	ST24Q02	s242	0.45732	0.01082	42.2800	<.0001
	ST24Q03	s243	0.45060	0.01075	41.9215	<.0001
	ST24Q04	s244	0.71958	0.01160	62.0144	<.0001
	ST24Q05	s245	0.48317	0.01106	43.6885	<.0001
	ST24Q06	s246	0.51906	0.01135	45.7416	<.0001
	ST24Q07	s247	0.48125	0.01104	43.5823	<.0001
	ST24Q08	s248	0.67995	0.01177	57.7611	<.0001
	ST24Q09	s249	0.68776	0.01175	58.5391	<.0001
	ST24Q10	s2410	0.57152	0.01165	49.0390	<.0001
	ST24Q11	s2411	0.52958	0.01142	46.3709	<.0001
Exogenous	Self	s	1.00000			
Error	Attit	a	0.82266	0.01203	68.3705	<.0001
	Tech	t	0.94866	0.00757	125.3	<.0001
	AVGREAD	R	0.80601	0.01071	75.2660	<.0001

Slika 3.47: Procjena parametara i putanja Modela 3, nastavak (ispis iz SAS-a)

Rezultati



Slika 3.48: Dijagram putanje strukturalnog Modela 3 s pripadnim koeficijentima putanje. Oznake $s272$ - $s2713$, $s241$ - $s2411$, $s261$ - $s267$, t , a i R predstavljaju greške varijabli prema kojima su usmjerene.

Slika 3.48 prikazuje dijagram putanje strukturalnog Modela 3 s pripadnim koeficijentima putanje, a tablica 3.3 sadrži pokazatelje adekvatnosti Modela 3.

MODEL	χ^2	<i>df</i>	NFI	TLI	RMSEA	CFI	SRMR	GFI
Model 3	4424.77	269	0.894	0.889	0.056	0.900	0.047	0.922

Tablica 3.3: Pokazatelji testa adekvatnosti Modela 3

Testom adekvatnosti evaluirani Model 3 pokazao se kao pogodan za analizu rezultata čitanja na uzorku učenika iz Hrvatske.

Nakon uklanjanja varijabli *Online chat* i *Sudjelovanje u grupnim diskusija ili forumima na internetu*, dobivamo pogodnu vrijednost testa adekvatnosti RMSEA (0.056). Sve korištene veze (putanje) statistički su značajne.

Iako su neke pogodne, sve vrijednosti pokazatelja testa adekvatnosti nisu u optimalnim intervalima što nas upućuje na zaključak da se ne radi o savršenom modelu za korištenje na rezultatima testova učenika iz Hrvatske.

3.5 Usporedba rezultata

U tablici 3.4 prikazane su vrijednosti pokazatelja adekvatnosti svih evaluiranih modela.

MODEL	χ^2	<i>df</i>	NFI	TLI	RMSEA	CFI	SRMR	GFI
Model 1	3725.70	166	0.888	0.876	0.066	0.892	0.050	0.918
Model 2	6093.22	318	0.871	0.863	0.060	0.876	0.050	0.904
Model 3	4424.77	269	0.894	0.889	0.056	0.900	0.047	0.922

Tablica 3.4: Pokazatelji testa adekvatnosti Modela 1,2 i 3

Za usporedbu evaluiranih modela, fokusiramo se na pokazatelje CFI i omjere χ^2 vrijednosti i pripadnih stupnjeva slobode *df* koji su pogodni za uspoređivanje modela.

Vrijednosti CFI indeksa za evaluirane Modele 1,2 i 3 redom iznose 0.892, 0.876 i 0.900.

Vrijednosti navedenih omjera χ^2 testa iznose redom 22.44, 19.16 i 16.45.

Vrijednosti oba pokazatelja za sva tri modela jasno pokazuju da je Model 3 najprikladniji model za rezultate testova provedenih na učenicima iz Hrvatske što je u skladu sa zasebnim pokazateljima adekvatnosti evaluiranih modela.

Rezultati Modela 3 daju naslutiti da postoji veza između *Samokontrole* i ostalih latentnih varijabli. *Samokontrola* bolje predviđa *Stav prema čitanju* nego *Online čitanje* i ima indirektan efekt na *Ostvareni rezultat u čitanju* kroz preostale dvije latentne varijable. Postoji veza između *Ostvarenog rezultata u čitanju* i latentnih varijabli *Online čitanje* i *Stav prema čitanju* iako pripadni koeficijenti nisu visoki.

Učenici koji su skloniji korištenju tehnologije za čitanje i imaju pozitivan stav prema istom imaju veće šanse za ostvarivanje boljih rezultata na testovima čitanja.

Bibliografija

- [1] *PROC CALIS, Assessment of Fit, SAS/STAT(R) 9.22 User's Guide*, https://support.sas.com/documentation/cdl/en/statug/63347/HTML/default/viewer.htm#statug_calis_sect077.htm.
- [2] *PROC CALIS, Estimation criteria, SAS/STAT(R) 9.22 User's Guide*, https://support.sas.com/documentation/cdl/en/statug/63347/HTML/default/viewer.htm#statug_calis_sect073.htm.
- [3] M. Barš Roth, A. Markočić Dekanić, M. Markuš i M. Gregurović, *PISA 2009 Čitalačke kompetencije za život*, (2010), https://pisa.ncvvo.hr/wp-content/uploads/2018/05/IZVJESTAJ_PISA2009_press.pdf.
- [4] P. M. Bentler, *EQS 6 Structural Equations Program Manual*, (1995).
- [5] O. Bulut, E. Delen i F. Kaya, *An SEM Model Based on PISA 2009 in Turkey: How Does the Use of Technology and Self-regulation Activities Predict Reading Scores?*, (2012), <https://core.ac.uk/download/pdf/82493442.pdf>.
- [6] L. T. Hu i P. M. Bentler, *Cutoff Criteria for Fit Indexes in Covariance Structure Analysis: Conventional Criteria versus New Alternatives*, *Structural Equation Modeling* **6** (1999), 1–55.
- [7] R. C. MacCallum, M. W. Browne i H. M. Sugawara, *Power analysis and determination of sample size for covariance structure modeling*, *Psychological Methods* **1** (1996), 130–149.
- [8] B. G. Tabachnick i L. S. Fidel, *Using Multivariate Statistics, 4th edition*, (2000).

Sažetak

Strukturalno modeliranje (eng. *Structural equation modeling*) je multivarijatna metoda statističke analize koja se koristi za analizu strukturiranih odnosa generiranih između izmjerenih varijabli i latentnih konstrukata. Pozadinu strukturalnog modeliranja čine faktorska i višestruka regresijska analiza te analiza putanje. U ovom radu je opisana navedena metoda i obrađen primjer strukturalnog modeliranja.

Za evaluaciju korištenih modela koristimo rezultate PISA istraživanja provedenog 2009. godine na učenicima iz Hrvatske. U sklopu obrađenog primjera strukturalnog modeliranja analiziramo veze između latentnih konstrukata samokontrole tijekom čitanja, korištenja tehnologije za čitanje i stava prema čitanju te ispitujuemo njihov utjecaj na rezultate testova čitanja.

Evaluacijom adekvatnosti triju modela definiran je najpogodniji model za obradu navedenih podataka. Samokontrola tijekom čitanja ima neizravan utjecaj na ostvarene rezultate u čitanju kroz korištenje tehnologije za čitanje i stav prema čitanju. Preostali evaluirani latentni konstrukti utječu izravno na ostvarene rezultate testova čitanja. Rezultati analize pokazuju da postoji korelacija između samokontrole tijekom čitanja i korištenja tehnologije za čitanje kao i korelacija između samokontrole tijekom čitanja i stava prema čitanju.

Summary

Structural equation modeling is a multivariate statistical analysis method used to analyze structured relationships generated between measured variables and latent constructs. The basis of structural equation modeling is consisted of factor analysis, multiple regression and path analysis. This thesis outlines the method and evaluates a structural equation modeling example.

The results of the PISA 2009 survey conducted on Croatian students are used for the evaluation of models. Within the evaluated example, we analyze the relationships between latent constructs of self-control during reading, using technology for reading and reading attitude, in addition to examining their impact on reading test results.

The best-fit model for processing the mentioned data is defined through the model-fit evaluation of three models. Self-control during reading has an indirect impact on reading results by using technology for reading and reading attitude. The remaining evaluated latent constructs directly affect reading test results. The results of the analysis reveal a correlation between self-control during reading and using technology for reading as well as a correlation between self-control during reading and reading attitude.

Životopis

Rođen sam 4. srpnja 1993. godine u Metkoviću. Djetinjstvo sam proveo u Krvavcu. Moja obrazovna pustolovina započela je u Osnovnoj školi don Mihovila Pavlinovića u Metkoviću i nastavila se u Gimnaziji Metković, prirodoslovno-matematički smjer, koju sam završio 2012. godine. Iste godine upisao sam preddiplomski sveučilišni studij Matematika na Prirodoslovno-matematičkom fakultetu u Zagrebu. Nakon završetka preddiplomskog studija 2015. godine, na istom fakultetu upisao sam diplomski studij Matematička statistika.

Tijekom studiranja, dvije godine sam bio aktivni član studentske udruge eSTUDENT kojoj je cilj studentima pružiti dodatnu edukaciju kroz podršku i rad na projektima.

Od lipnja 2016. godine radim u Zagrebačkoj banci u odjelu Istraživanje tržišta, sektor Upravljanje iskustvom klijenata i Marketing.