

# Domača naloga 3

Neža Kržan, Tom Rupnik

## Kazalo

<b>1</b>	<b>Podatki - konfirmatorna faktorska analiza in merska enakovrednost(MG-CFA)</b>	<b>2</b>
<b>2</b>	<b>Konfirmatorna faktorska analiza(CFA)</b>	<b>4</b>
2.1	Spremembe modela . . . . .	5
<b>3</b>	<b>Merska enakovrednost Francije in Italije(MG-CFA)</b>	<b>6</b>
3.1	Konfiguralna merska enakovrednost . . . . .	6
3.2	Metrična merska enakovrednost . . . . .	6
3.3	Skalarna merska enakovrednost . . . . .	7

## Slike

1	Porazdelitev sklopa energija in čustvena stabilnost za obe državi. . . . .	4
2	Grafični prikaz odklonov(korelacije). . . . .	5

## Tabele

1	Opisne statistike za številske spremenljivke v podatkovnem okviru za državo Francija. . . . .	3
2	Opisne statistike za številske spremenljivke v podatkovnem okviru za državo Italija. . . . .	3

# 1 Podatki - konfirmatorna faktorska analiza in merska enakovrednost(MG-CFA)

V nalogi obravnavava konfirmatorno faktorsko analizo(CFA) in mersko enakovrednost(MG-CFA) na podatkih testa osebnosti za državo Francija ter Italija in spremenljivke, ki so kodirane z “EXT1-10” in “EST1-10”.

**Energija (ektravertnost, surgentnost)** \* EXT1...Sem zabavna oseba, ki je rada v središču dogajanja (+) \* EXT2...Ne govorim veliko (-) \* EXT3...Dobro se počutim v krogu ljudi (+) \* EXT4...Raje sem v ozadju (stran od pozornosti/neopazen) (-) \* EXT5...Jaz začenjam pogovore (+) \* EXT6...Nimam veliko za povedati/Sem redkobeseden (-) \* EXT7...Na zabavah se pogovarjam z veliko različnimi osebami (+) \* EXT8...Ne maram pritegniti pozornosti ostalih (-) \* EXT9...Ne moti me če sem v središču dogajanja (+) \* EXT10...V okolici neznancev ne govorim (-)

## Čustvena stabilnost (nevroticizem)

- EST1...Hitro postanem živčen (-)
- EST2...Večino časa sem sproščen (+)
- EST3...Skrbi me za veliko stvari (-)
- EST4...Redko sem žalosten, melanholičen, emotično pretresen (+)
- EST5...Stvari me hitro zmotijo (-)
- EST6...Hitro se razjezim (-)
- EST7...Dosti spreminjam razpoloženje (-)
- EST8...Imam pogosta nihanja razpoloženja (-)
- EST9...Sem hitro vzkipljiv (-)
- EST10...Pogosto se počutim žalostno, melanholično, emotično pretreseno (-)

Vrednosti trditev, ki so označene z (-) bomo množili z  $-1$  in s tem obrnili lestvico.

Iz podatkovnega okvirja sva odstranila vrstice, ki so vsebovale kakšno NA vrednost. Takih vrstic je bilo 565, torej imava na koncu 8986 podatkov.

Poglejmo si nekatere opisne statistike sklopa spremenljivk pri *energiji* in sklopa spremenljivk *čustvene stabilnosti*. V spodnjih tabelah vidimo, da so podatki v redu in nimamo nepravilnih vrednosti, ki niso znotraj lestvice.

Tabela 1: Opisne statistike za številske spremenljivke v podatkovnem okviru za državo Francija.

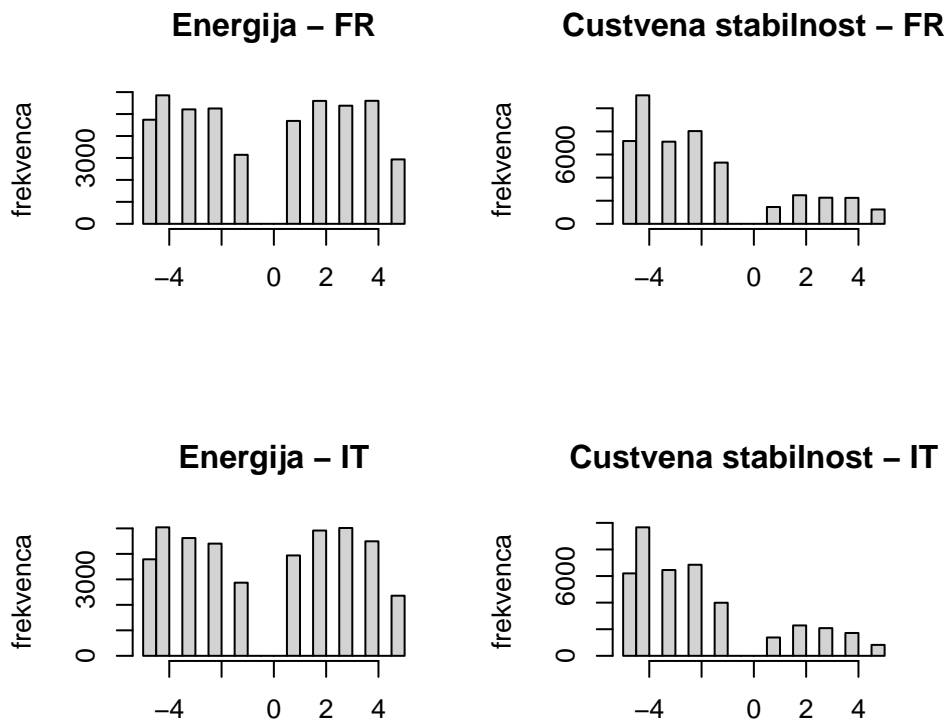
spremenljivke	mean	Min	Max
EXT1	2.480	1	5
EXT2	-2.972	-5	-1
EXT3	3.055	1	5
EXT4	-3.242	-5	-1
EXT5	3.118	1	5
EXT6	-2.469	-5	-1
EXT7	2.679	1	5
EXT8	-3.414	-5	-1
EXT9	2.944	1	5
EXT10	-3.688	-5	-1
EST1	-3.325	-5	-1
EST2	3.061	1	5
EST3	-3.862	-5	-1
EST4	2.804	1	5
EST5	-3.182	-5	-1
EST6	-2.913	-5	-1
EST7	-3.107	-5	-1
EST8	-2.884	-5	-1
EST9	-3.015	-5	-1
EST10	-3.122	-5	-1

Tabela 2: Opisne statistike za številske spremenljivke v podatkovnem okviru za državo Italija.

spremenljivke	mean	Min	Max
EXT1	2.457	1	5
EXT2	2.955	1	5
EXT3	3.014	1	5
EXT4	3.233	1	5
EXT5	3.106	1	5
EXT6	2.377	1	5
EXT7	2.564	1	5
EXT8	3.336	1	5
EXT9	2.994	1	5
EXT10	3.696	1	5
EST1	3.309	1	5
EST2	2.794	1	5
EST3	3.888	1	5
EST4	2.800	1	5
EST5	3.054	1	5
EST6	3.034	1	5
EST7	3.288	1	5
EST8	3.016	1	5
EST9	3.079	1	5
EST10	3.076	1	5

## 2 Konfirmatorna faktorska analiza(CFA)

Analizo izvajamo na zgoraj opisanih podatkih za državo Francija. Predpostavimo večrazsežno normalno porazdelitev spremenljivk - kar lahko približno vidimo na spodnjih grafih glede na sklop in državo, primernost merskih lestvic in ustrezno velikost vzorca.



Slika 1: Porazdelitev sklopa energija in čustvena stabilnost za obe državi.

Najprej naredimo model na nestandardiziranih spremenljivkah in pogledajmo kako dobro se prilega podatkom. Kot latentne spremenljivke sva izbrala energijo(sklop spremenljivk "EXT1-10") in čustveno stabilnost(sklop spremenljivk "EST1-10").

```
# CFA
# zapis modela
cfa.model <- "
  # latentne spremenljivke
  f1 =~ EXT1 + EXT2 + EXT3 + EXT4 + EXT5 + EXT6 + EXT7 + EXT8 + EXT9 + EXT10
  f2 =~ EST1 + EST2 + EST3 + EST4 + EST5 + EST6 + EST7 + EST8 + EST9 + EST10
  "

# analiza
cfa.fit <- cfa(model=cfa.model, data=podatki.fr, estimator="MLR")
```

Zavrnamo ničelno domnevo( $p = 0.000$ ), kar ni v redu. Zavedamo se, da imamo velik vzorec in  $\chi^2$  (kar uporabljamo pri tej analizi) je občutljiv na velike vzorce in hitro zavrača ničelno domnevo.

Poglejmo si korelacije, kjer si želimo, da si elementi izven diagonale čim bližje 0, kar lahko vidimo, da po večini ustreza, z izjemo parih.



Slika 2: Grafični prikaz odklonov(korelacije).

Strmimo k temu, da je User Model statistično neznatno, kar ni ( $p = 0.000$ ) v najinem primeru, Baseline Model pa statistično znatno, čemur pa najin model ustreza. Z modela tudi razberekva, da imava med fakotrjema  $f_1$ (energija) in  $f_2$ (čustvena stabilnost) kovarianco.

RMSEA, ki nam pove v kolikšni meri se model dobro prilega vrednostim na populaciji, vrne vrednost 0.093, kar sicer je pod 0.1(želimo si pod 0.06), in je model mejno sprejemljiv.

SRMR, ki meri koren povprečne kvadrirane razlike med ocenjenimi in modelskimi korelacijami, vrne vrednost 0.065, kar je manj od mejne vrednosti 0.08.

CFI, kateri primerja ocenjen model z modelom brez korelacij zavzame vrednost 0.833, kar je pod najnižjo mejno vrednostjo 0.90(želimo si, da je nad 0.95), prav tako je TLI vrednost 0.812, ki je podobna CLI in je pod skrajno mejno vrednostjo 0.90(želimo si, da je nad 0.95).

Na podlagi mere prileganja bi rekla, da model ni sprejemljiv in se ne prilega najbolje podatkom in to, da smo zgoraj zavrnilo ničeno domnevo ni v redu.

## 2.1 Spremembe modela

Poglejmo ali modelu lahko dodamo spremembe, ki bi dodatno pripomogle k ustreznosti modela ter prileganju podatkom.

```
# spremembe modela - ker model očitno ni najboljši,
# ga popravimo s funkcijo, ki predlaga spremembe
modindices(object=cfa.fit, sort=T, maximum.number=10)

# popravljanje modela - spremenljivke sva dodajala postopoma
cfa.model1 <- "
  f1 =~ EXT1 + EXT2 + EXT3 + EXT4 + EXT5 + EXT6 + EXT7 + EXT8 + EXT9 + EXT10
  f2 =~ EST1 + EST2 + EST3 + EST4 + EST5 + EST6 + EST7 + EST8 + EST9 + EST1
  # sproscene omejitve
  EST7 ~~ EST8
  EST6 ~~ EST9
  EST1 ~~ EST2
  EST1 ~~ EST3
  EXT8 ~~ EXT9 # se ne izboljšuje več od tu naprej
  # EST1 ~~ EST8
  # EST1 ~~ EST7
"
cfa.fit <- cfa(model=cfa.model1, data=podatki.fr, estimator="MLR")

# indeksi prileganja
```

```
indeksi.prileganja = fitMeasures(cfa.fit, fit.measures = c("rmsea", "srmr", "cfi", "tli"))
povzetek = summary(cfa.fit, fit=T, rsquare=T, standardized=T)
```

RMSEA je tokrat 0.056, kar je pod 0.06, in je na podlagi tega model (mejno) sprejemljiv. SRMR je sedaj 0.047. CFI in TLI pa še vedno nista nad 0.95, ampak sta nad 0.9, TLI ima vrednost 0.934, CFI pa 0.944. Na podlagi mere prileganja bi rekla, da model sedaj je sprejemljiv in se prilega podatkom.

Na podlagi Model Test User Model( $p < 0.001$ ), katerega vrednost testne statistike, pri 146 stopinjah prostosti, je enaka 2379.941, pri stopnji značilnosti 0.05 zavrnilo domnevo, da je variančno-kovariančna matrika ocenjena na podlagi modela enaka populacijski in sprejmemo domnevo, da se statistično značilno razlikujeta.

Na podlagi Model Test Baseline Model( $p < 0.001$ ) tudi zavrnilo ničelno domnevo pri stopnji statistične značilnosti 0.05, da je variančno-kovariančna matrika ocenjenega modela enaka variančno-kovariančni matriki začetnega modela (brez korelacije spremenljivk).

Testa sta sicer izredno občutljiva in se le redko zgodi, da ničelnih domnev ne zavračamo, torej željeno bomo težko dobili, zato se z rezultatom ne obremenjujemo.

Da zagotoviva identifikabilnost modela, sva pri vsakem faktorju eni spremenljivki vrednost faktorske uteži nastavila na 1 (marker indikator). Pri faktorju energija je to indikator EXT1 in pri čustveni stabilnosti je to EST1.

Vrednosti  $p$  so pri vseh spremenljivkah manjše od 0.001, torej so vrednosti ocenjenih koeficientov statistično značilno različne od 0. Iz ocen standardiziranih koeficientov sva razbrala, da imata največji vpliv na energijo EXT5 in EXT7, na čustveno stabilnost pa EST1 in EST6. Vrednosti vseh koeficientov so pozitivne, torej se s povečanjem vrednosti spremenljivk, poveča tudi vrednost latentne.

Poglejmo si še korelacije med latentnimi spremenljivkami. Vse korelacije so pri stopnji značilnosti 0.05 statistično značilne ( $p < 0.001$ ). Vse korelacije so pozitivne, kar pomeni, da se s povečanjem vrednosti ene spremenljivke, poveča tudi vrednost druge, npr. bolj kot imajo ljudje nihanje razpoloženja (EST8) bolj spreminjajo razpoloženje (EST7) ali manj kot ljudi skrbi za veliko stvari (EST#) in več kot so sproščeni (EST2) kasneje postanejo živčni (EST1).

### 3 Merska enakovrednost Francije in Italije (MG-CFA)

Zanima naju, ali pri različnih pogojih opazovanja in raziskovanja, kar izhaja iz različnih skupin, meritve še vedno merijo isto lastnost in do kakšne mere so naši rezultati primerljivi med skupinami. V našem primeru skupine določajo države in obravnavani državi sta Francija in Italija.

Za model vzameva zadnji popravljeni model za državo Francija, torej zadnji najboljši.

#### 3.1 Konfiguralna merska enakovrednost

Konfiguralna enakovrednost nastopi, ko so v vseh skupinah merjeni enaki koncepti in so med skupinami identične faktorske strukture. V vseh skupinah imamo iste spremenljivke za merjenje izbranih latentnih spremenljivk.

```
configural.fit <- cfa(model=cfa.model1, data=podatki, group="country", estimator="MLR")
```

RMSEA je 0.056, kar je pod 0.06, in je na podlagi tega model sprejemljiv. SRMR je sedaj 0.046. CFI in TLI pa nista nad 0.95, ampak sta nad 0.9, TLI ima vrednost 0.932, CFI pa 0.942. Na podlagi mere prileganja bi rekla, da model je sprejemljiv in se prilega podatkom, torej bi lahko isti model uporabili na obeh državah.

#### 3.2 Metrična merska enakovrednost

Pri metrični enakovrednosti ima povečanje latentne spremenljivke za eno enoto enak pomen v vseh skupinah, torej so faktorske uteži med skupinami enake, kar nam omogoča testiranje razlik v moči vplivov med različnimi skupinami.

```
loadings.fit <- cfa(model=cfa.model1, data=podatki,
  group="country", group.equal="loadings", estimator="MLR")
```

RMSEA je 0.057, kar je pod 0.06 in je na podlagi tega model sprejemljiv. SRMR je sedaj 0.052, kar je manj od 0.08. CFI in TLI pa nista nad 0.95, TLI ima vrednost 0.938, CFI pa 0.932. Pričakujemo sicer slabše prileganje modela, saj fiksiramo faktorske uteži, ampak na podlagi mer prileganja bi rekla, da model je sprejemljiv in se prilega podatkom, torej uteži med Francijo in Italijo sta enaki in imamo omogočeno primerjavo regresijskih koeficientov.

### 3.3 Skalarna merska enakovrednost

Imamo jo v primeru polne primerljivosti vseh vrednosti, torej ko so tako regresijski koeficienti in konstante kot faktorske uteži med državama enake. Omogoča pa nam primerljivost povprečij.

```
intercepts.fit <- cfa(model=cfa.model1, data=podatki, group="country",
  group.equal=c("loadings", "intercepts"), estimator="MLR")
```

Tudi tukaj sta meri RMSEA in SRMR v sprejemljivem območju, CFI in TLI pa sta nad 0.9 (RMSEA = 0.057, SRMR = 0.053, TLI = 0.930, CFI = 0.934)) in je prileganje modela sprejemljivo.

Predpostavimo torej, da imamo med Italijo in Francijo metrično, konfiguralno in skalarno enakovrednost in tako lahko testiramo razlike v moči vplivov med državama in primerjamo povprečja.

Naredimo še primerjavo modelov s testom `anova`.

```
# primerjava modelov
anova(configural.fit, loadings.fit, intercepts.fit)
```

Torej če modele primerjamo po Akaikijevem informacijskem kriteriju, vidimo, da je skalarna merska enakovrednost najboljša, saj ima najnižjo AIC vrednost.