

Maarit Mustonen

Elpymiskokemuksen mittarin rakenteen arviointi eri maissa konfirmatorisen faktorianalyysin avulla

Tiivistelmä

Maarit Mustonen: Elpymiskokemuksen mittarin rakenteen arviointi eri maissa
konfirmatorisen faktorianalyysin avulla

Kandidaattitutkielma

Tampereen yliopisto

Matematiikan ja tilastollisen data-analyysin kandidaattiohjelma

Huhtikuu 2023

Tutkielmassa tarkastellaan elpymiskokemuksen mittarin faktorirakennetta ja sen pysyvyyttä viidessä eri maassa. Menetelmänä työssä käytetään konfirmatorista faktorianalyysia, jonka avulla voidaan arvioida havaittujen muuttujien ja latenttien eli ei-havaittavien muuttujien välisiä suhteita. Menetelmää voidaan hyödyntää psykometrinen mittareiden arviointiin monilla tavoin, kuten tässä eri maista saatujen mitausten arviointiin.

Johdannossa kuvaillaan aihepiirin lähtökohtia ja taustaa, minkä jälkeen esitellään konfirmatorisen faktorimallin rakentamisen teoriaa. Ensin kuvaillaan mallin spesifioiminen ja polkuanalyysi. Seuraavaksi tarkastellaan mallin teoreettista kovarianssirakennetta, identifioituvuutta ja parametrien estimointia. Estimointi esitellään erityisesti suurimman uskottavuuden menetelmän kannalta. Tämän jälkeen tarkastellaan lyhyesti mallin sopivuuden arviointia sekä ryhmien välisten vertailujen toteuttamista.

Tutkimusaineistona toimii Urban favorite places -kyselytutkimuksen aineisto, jossa vastaajia on pyydetty arvioimaan elpymiskokemusta sekä ulkona että sisätiloissa sijaitsevaa mielipaikkaa koskien. Elpymiskokemuksen arviointiin on hyödynnetty Restoration Outcome Scale -mittaria, jonka rakenteen arviointi on työssä tutkimusongelmana. Kumpaakin mielipaikkaa koskien on esitetty 11 väittämää, joihin tutkittavat ovat vastanneet kuusiportaisella Likert-asteikolla.

Elpymiskokemuksen mittarille muodostettiin malli, jossa havaittujen muuttujien taustalla ajateltiin olevan kolme latenttia tekijää: rentoutuminen ja rauhallisuus, keskittymiskyvyn elpyminen ja ajatusten kirkastuminen sekä itseluottamus. Ulkona ja sisällä sijaitsevia mielipaikkoja tarkasteltiin työssä erikseen. Malli sovitettiin yhtä aikaa kullekin maalle niin, että parametrien annettiin estimoitua vapaasti. Tätä verrattiin malliin, jossa faktorilataukset ovat yhtä suuret kaikissa maissa. Lisäksi mallin sopivuutta aineistoon arvioitiin yleisellä tasolla.

Arvioiden tuloksena on, että faktorien lataukset ovat eri suuria maiden välillä. Erityisen selkeä tämä tulos oli sisällä olevaa mielipaikkaa koskevan aineiston kohdalla. Tämä viittaa mahdollisiin eroavuuksiin maiden välillä. Tarkastellun mallin sopivuus aineistoon ei kuitenkaan ollut erityisen hyvä.

Avainsanat: faktorianalyysi, mittausinvarianssi, psykometriikka, kyselytutkimus

Tämän julkaisun alkuperäisyys on tarkastettu Turnitin OriginalityCheck -ohjelmalla.

Sisällys

| | | |
|----------|---|-----------|
| 1 | Johdanto | 4 |
| 2 | Konfirmatorisen faktorimallin rakentaminen | 5 |
| 2.1 | Faktorianalyysin taustaa | 5 |
| 2.2 | Mallin spesifointi | 5 |
| 2.3 | Polkuanalyysi | 6 |
| 2.4 | Teoreettinen kovarianssirakenne | 7 |
| 2.5 | Faktorimallin identifioituvuus | 9 |
| 2.5.1 | Identifioituvuuden käsite | 9 |
| 2.5.2 | Identifioituvuus konfirmatorisessa faktorianalyysissa | 10 |
| 2.6 | Parametrien estimointi | 11 |
| 2.6.1 | Estimoinnin periaatteet | 11 |
| 2.6.2 | Suurimman uskottavuuden menetelmä | 11 |
| 3 | Mallin arviointi ja hypoteesien testaus | 13 |
| 3.1 | Mallin riittävyden arviointi | 13 |
| 3.2 | Ryhmien väliset vertailut | 13 |
| 4 | Tutkimusaineisto | 15 |
| 4.1 | Aineiston kuvailu | 15 |
| 4.2 | Muuttujien tarkastelu | 16 |
| 5 | Aineiston analysointi | 18 |
| 5.1 | Mallin rakentaminen | 18 |
| 5.2 | Mallin sovittaminen maittain | 20 |
| 5.3 | Tulosten tarkastelu | 21 |
| 6 | Yhteenveto ja pohdinta | 24 |
| | Lähteet | 25 |
| A | Liite: ROS-mittari | 27 |
| B | Liite: R-tulosteita | 28 |

1 Johdanto

Tämän tutkielman aiheena on konfirmatorisen faktorianalyysin hyödyntäminen psykometrisen mittarin toimivuuden arvioinnissa. Faktorianalyysissä tiettyjen havaittavien muuttujien ajatellaan liittyvän latenteihin eli ei-havaittaviin muuttujiin, joita kutsutaan myös faktoreiksi. Se kattaa useita menetelmiä, ja tilastotieteen viitekehkeyksessä se kuuluu monimuuttujamenetelmiin (Jöreskog ja Sörbom 1979). Menetelmänä faktorianalyysillä on juurensa vahvasti psykologisessa tutkimuksessa. Sen kehittäjänä pidetään yleisesti psykologi Charles Spearmania, joka 1904 julkaistussa artikkelissa esitteli kehittämänsä yleisen älykkyyden teorian. Tässä mallissa usean havaitun muuttujan ajateltiin kuvaavan yhtä taustalla olevaa tekijää. Myöhemmin faktorianalyysin teoriaa laajennettiin koskemaan myös useampaa kuin yhtä faktoria. (Bollen 1989) Menetelmä on laskennallisesti työläs, joten sen toteuttaminen oli käytännössä hankalaa ennen tietokoneiden yleistymistä. Toinen faktorianalyysin historiassa tärkeä kehitys on todennäköisyysmallien nousu tärkeään asemaan tilastollisessa analyysissä 50- ja 60-luvulla. (Bartholomew 2005)

Monikulttuurinen tutkimus on modernissa psykologiassa kasvavassa merkityksessä. Tämänkaltaisissa tutkimuksessa on latenttien konstruktioiden vertailu eri maissa usein kiinnostuksen kohteena. Esimerkiksi tunteiden säätelyn mekanismit ja koulutuksessa menestyminen ovat tällaisia ei-havaittavia ilmiöitä. Jotta eri perusjoukoista saatuja otoksia voidaan vertailla, on varmistuttava siitä, että mittari mittaa niissä jokaisessa samaa asiaa. Mikäli näin ei ole, voidaan päätyä tekemään virheellisiä päätelmiä. Mittauksen invarianssia eri kulttuureiden välillä tutkitaan yleisesti konfirmatorisen faktorianalyysin ryhmävertailutekniikoin. (Chen 2007; Svetina, L. Rutkowski ja D. Rutkowski 2019)

Tutkielmassa konfirmatorista faktorianalyysia ja psykometrisen mittarin toimivuuden arviointia tarkastellaan elpymiskokemuksen mittarin avulla. Aineistona toimivat viidessä eri maassa ja kuudessa eri yliopistossa toteutetun kyselytutkimuksen vastaukset. Tutkimusongelmana on selvittää, onko mittarin teoreettinen rakenne pysyvä maiden välillä. Teoriaan perustuen luodaan malli, jonka parametrien yhtäsuuruutta eri perusjoukoissa arvioidaan χ^2 -testillä. Toteutetut analyysit perustuvat erityisesti Kenneth A. Bollenin teokseen *Structural equations with latent variables* (1989) sekä Esko Leskisen kirjaan *Faktorianalyysi : konfirmatoristen faktorimallien teoria ja rakentaminen* (1987). Analyysien toteuttamiseen hyödynnetään R-ohjelmistoa (R Core Team 2021; RStudio Team 2022) ja erityisesti sen *lavaan*-pakettia (v0.6-12; Rosseel, Jorgensen ja Rockwood 2022). Polkumallien piirtämisessä käytetään pakettia *semPaths* (v1.1.6; Epskamp 2022).

Tässä johdannossa on esitelty tutkielman lähtökohtia ja teorian taustaa. Tutkielman toisessa ja kolmannessa luvussa perehdytään aineiston analysoinnissa käytettävien menetelmien teoreettiseen perustaan. Neljännessä luvussa esitellään analysoitava aineisto, ja viidennessä luvussa sovelletaan esiteltyjä menetelmiä siihen käytännössä. Viimeisessä luvussa tehdään yhteenveto tuloksista ja esitetään joitakin pohdintoja näihin perustuen. Näin tutkielma perehtyy sekä menetelmän teoriaan että sen käytännön sovellukseen asetetun tutkimusongelman puitteissa.

2 Konfirmatorisen faktorimallin rakentaminen

2.1 Faktorianalyysin taustaa

Faktorianalyysiin on kaksi pääasiallista lähestymistapaa: eksploratiivinen ja konfirmatorinen. Eksploratiivinen faktorianalyysi on näistä perinteisempi lähestymistapa, jossa latenttien muuttujien lukumäärää ei ole ennalta päätetty. Tutkimuksen tavoitteena onkin usein selvittää faktorien lukumäärää (Bollen 1989). Konfirmatorisen faktorianalyysin taas voidaan ajatella olevan rakenneyhtälömallinnuksen erityistapaus. Se on menetelmänä eksploratiivista analyysia uudempi ja kehittynyt suuresti viime vuosikymmenien aikana. Siinä tutkijoilla on valmiiksi olemassa käsitys faktorirakenteesta ja mielenkiinnon kohteena on testata tämän hypoteettisen mallin sopivuutta aineistoon (Bartholomew 2005). Käytännössä näiden lähestymistapojen ero ei ole näin selkeä ja tutkijat usein soveltavat analyysissa jossain määrin molempia menetelmiä (Bollen 1989). Tämä tutkielma keskittyy menetelmistä jälkimmäiseen.

2.2 Mallin spesifointi

Konfirmatorisessa faktorianalyysissa mallin spesifoinnilla eli täsmentämisellä viitataan sellaisen tilastollisen mallin määrittelyyn, jonka avulla voidaan testata tutkimushypoteesien sopivuutta aineistoon (Leskinen 1987, s. 68). Faktorien määrä on ennalta tunnettu ja perustuu tutkimushypoteeseihin. Mallin yleinen matriisimuoto on

$$(2.1) \quad \mathbf{y} = \Lambda_y \boldsymbol{\eta} + \boldsymbol{\epsilon},$$

missä vektori \mathbf{y} kuvaa havaittuja eli indikaattorimuuttujia, $\boldsymbol{\eta}$ latentteja faktoreita ja $\boldsymbol{\epsilon}$ mittausvirhettä. Matriisi Λ_y sisältää latauskertoimet, jotka liittävät nämä yhteen.

Latausmatriisi on $m \times n$ matriisi, jossa jokainen sarake kuvastaa yhtä latenttia muuttujaa ja jokainen rivi havaitun muuttujan muutosta latentin muuttujan muuttuessa yksikön verran:

$$\Lambda_y = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & \lambda_{12} & \dots & \lambda_{1n} \\ \lambda_{21} & \lambda_{22} & \dots & \lambda_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_{m1} & \lambda_{m2} & \dots & \lambda_{mn} \end{bmatrix}.$$

Latentteja muuttujia on siis mallissa n ja havaittuja muuttujia m kappaletta. Jokainen nollasta poikkeava kerroin kuvaa yhteyttä havaitun ja latentin muuttujan välillä. Mikäli kerroin on nolla, latentin ja havaitun muuttujan välillä ei ole yhteyttä. Tutkimushypoteesien pohjalta voidaan konfirmatorisen faktorimallin latausmatriisille asettaa rajoituksia asettamalla osa parametreista vakioiksi tai estimoimalla ne yhtäsuuriksi jonkin toisen parametrin kanssa. Parametrit voivat myös estimoitua vapaasti. (Leskinen 1987, s. 68)

Konfirmatorisen faktorimallin oletuksina on, että

$$\begin{aligned} E(\epsilon_i) &= 0, \\ \text{Cov}(\epsilon_i, \epsilon_j) &= 0, \\ \text{Cov}(\eta_i, \epsilon_j) &= 0, \end{aligned}$$

kaikilla muuttujien indekseillä $i \neq j$. Virhetermien odotusarvo on siis nolla, eivätkä ne ole korreloituneita keskenään. Tämän lisäksi mittausvirheiden ja latenttien muuttujien oletetaan olevan keskenään korreloimattomia. (Bollen 1989)

Esimerkki 2.1. Havainnollistetaan mallin rakennetta esimerkillä. Otetaan tarkasteltavaksi tilanne, jossa on viisi havaittua muuttujaa ja kaksi latenttia faktoria. Muuttujat y_1, y_2 ja y_3 latautuvat faktorille η_1 ja y_4 sekä y_5 faktorille η_2 . Yhtälö (2.1) on nyt kirjoitettavissa seuraavasti

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & 0 \\ \lambda_{21} & 0 \\ \lambda_{31} & 0 \\ 0 & \lambda_{42} \\ 0 & \lambda_{52} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \epsilon_3 \\ \epsilon_4 \\ \epsilon_5 \end{bmatrix}.$$

Malli yhtälöittäin esitettynä on muotoa

$$\begin{cases} y_1 = \lambda_{11}\eta_1 + \epsilon_1 \\ y_2 = \lambda_{21}\eta_1 + \epsilon_2 \\ y_3 = \lambda_{31}\eta_1 + \epsilon_3 \\ y_4 = \lambda_{42}\eta_2 + \epsilon_4 \\ y_5 = \lambda_{52}\eta_2 + \epsilon_5 \end{cases},$$

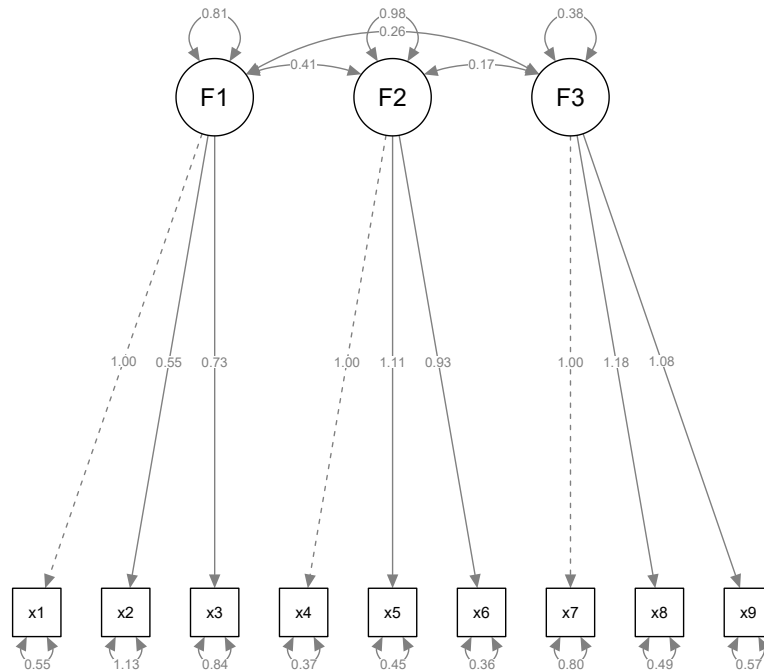
missä y_1, y_2, y_3 ja y_4 ovat havaittuja muuttujia, η_1 ja η_2 faktoreita, $\lambda_{11}, \lambda_{21}, \lambda_{31}, \lambda_{42}$ ja λ_{52} latauksia ja $\epsilon_1, \epsilon_2, \epsilon_3, \epsilon_4$ ja ϵ_5 ovat jäännöstermejä. Tässä mallissa jokainen havaittu muuttuja mittaa vain yhtä latenttia muuttujaa, joten se on esimerkki ns. mittausmalleista.

2.3 Polkuanalyysi

Muuttujien välisiä suhteita on usein mielekäästä tarkastella polkuanalyysin avulla. Polkuanalyysissä mallia havainnollistetaan niin sanotun polkugraafin avulla. Tämä auttaa usein malliyhtälöitä paremmin hahmottamaan mallin rakennetta ja sen muuttujien välisiä suhteita. Lisäksi korrelaatioista ja kovariansseista voidaan tehdä hajotelma, jonka avulla niitä voidaan tarkastella mallin parametrien funktioina. Polkuanalyysissä myös muuttujien välisiä vaikutuksia tarkastellaan niin, että saadaan käsitys epäsuorien ja suorien vaikutusten muodostamasta kokonaisvaikutuksesta. (Bollen 1989)

Polkugraafeja voidaan R-ohjelmistossa tuottaa esimerkiksi *semPlot*-kirjaston *semPath*-funktion avulla. Paketti tarjoaa käyttäjälle useita asetuksia, joilla piirrettyjen

graafien ulkonäköä ja sisältöä voi säätää halutusti. Mallien graafiesityksissä ympyrät kuvaavat latenteja muuttujia, neliöt havaittuja muuttujia ja nuolet niiden välisiä yhteyksiä. Yksisuuntaiset nuolet ovat latauksia ja kaksisuuntaiset kovariansseja. Mikäli kaksisuuntainen nuoli palaa samaan komponenttiin, se kuvaa varianssia. Mallia sovittaessa latauksille voidaan myös kiinnittää jokin tietty arvo. Tällaisten latausten nuoli on piirretty katkoviivalla.



Kuva 2.1. Polkudiagrammi kolmen faktorin mallille.

Esimerkki 2.2. Kuvassa 2.1 on havainnollistettu *lavaan*-pakettiin sisältyvään Holzinger and Swineford Dataset -aineistoon sovitettua mallia polkugraafilla. Mallissa on yhdeksän havaittua muuttujaa ja kolme faktoria. Yksi faktorilatauksista on kiinnitetty kutakin faktoria kohden niin, että sen arvo on yksi. Faktorilataukset, kovarianssit ja varianssit ovat luettavissa niihin liittyvien nuolten yhteydessä.

2.4 Teorettinen kovarianssirakenne

Faktorianalyysissä, kuten rakenneyhtälömallinnuksessa yleisesti, tarkastelujen lähtökohtana ovat varsinaisten havaintojen sijaan muuttujien väliset kovarianssit. Tarkoituksena on minimoida jokin otoskovarianssien ja mallin mukaisten teoreettisten kovarianssien erotuksen funktio. Tarkastelujen perustavanlaatuisen hypoteesi, jonka mukaan kovarianssimatriisi voidaan ilmaista parametrijoukon funktiona, voidaan ilmaista seuraavasti:

$$\Sigma = \Sigma(\theta),$$

missä Σ on populaation kovarianssimatriisi, θ mallin parametrit sisältävä vektori ja $\Sigma(\theta)$ kovarianssimatriisi ilmaistuna parametrien θ funktiona. (Bollen 1989, s. 1)

Tähän perustuen mallin (2.1) teoreettinen kovarianssirakenne voidaan ilmaista seuraavan yhtälön avulla:

$$\begin{aligned}
 \Sigma(\theta) &= E(\mathbf{y}\mathbf{y}') \\
 &= E[(\Lambda_y\boldsymbol{\eta} + \boldsymbol{\epsilon})(\boldsymbol{\eta}'\Lambda_y' + \boldsymbol{\epsilon}')] \\
 (2.2) \quad &= \Lambda_y E(\boldsymbol{\eta}\boldsymbol{\eta}')\Lambda_y' + \Lambda E(\boldsymbol{\eta}\boldsymbol{\epsilon}') + E(\boldsymbol{\epsilon}\boldsymbol{\eta}')\Lambda' + E(\boldsymbol{\epsilon}\boldsymbol{\epsilon}') \\
 &= \Lambda_y \text{Cov}(\boldsymbol{\eta})\Lambda_y' + \text{Cov}(\boldsymbol{\epsilon}) \\
 &= \Lambda_y \boldsymbol{\Omega}\Lambda_y' + \boldsymbol{\Theta}_\epsilon,
 \end{aligned}$$

sillä $E(\boldsymbol{\eta}\boldsymbol{\epsilon}') = E(\boldsymbol{\epsilon}\boldsymbol{\eta}') = 0$. Lisäksi oletetaan muuttujien odotusarvot nolliksi.

Yhtälöstä (2.2) havaitaan, että \mathbf{y} :n kovarianssimatriisi voidaan kirjoittaa muodossa $\Sigma(\theta) = \Lambda_y \boldsymbol{\Omega}\Lambda_y' + \boldsymbol{\Theta}_\epsilon$, missä Λ_y on faktorilatausten kerroinmatriisi, $\boldsymbol{\Omega}$ latenttien faktorien $\boldsymbol{\eta}$ kovarianssimatriisi ja $\boldsymbol{\Theta}_\epsilon$ mittausvirheiden kovarianssimatriisi. Faktoreiden kovarianssimatriisi on muotoa

$$\text{Cov}(\boldsymbol{\eta}) = \boldsymbol{\Omega} = \begin{bmatrix} \omega_{11} & & & \\ \omega_{21} & \omega_{22} & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ \omega_{n1} & \omega_{n2} & \dots & \omega_{nm} \end{bmatrix}$$

ja virheiden kovarianssimatriisi on

$$\text{Cov}(\boldsymbol{\epsilon}) = \boldsymbol{\Theta}_\epsilon = \begin{bmatrix} \theta_1 & & & \\ 0 & \theta_2 & & \\ \vdots & & \ddots & \\ 0 & \dots & 0 & \theta_m \end{bmatrix} = \text{diag}(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m).$$

Matriisi Σ voidaan ilmaista varianssien ja kovarianssien avulla seuraavasti:

$$(2.3) \quad \Sigma = \begin{bmatrix} \text{Var}(y_1) & & & \\ \text{Cov}(y_2, y_1) & \text{Var}(y_2) & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ \text{Cov}(y_m, y_1) & \text{Cov}(y_m, y_2) & \dots & \text{Var}(y_m) \end{bmatrix},$$

missä diagonaalilla ovat havaittujen muuttujien varianssit ja diagonaalin ala- ja yläpuolella niiden väliset kovarianssit.

Esimerkki 2.3. Tarkastellaan mallia, jossa on kolme havaittua muuttujaa ja yksi latentti faktori. Malli voidaan ilmaista seuraavin yhtälöin:

$$\begin{cases} y_1 = \lambda_{11}\eta_1 + \epsilon_1 \\ y_2 = \lambda_{21}\eta_1 + \epsilon_2 \\ y_3 = \lambda_{31}\eta_1 + \epsilon_3 \end{cases},$$

missä $E(\epsilon_i) = 0$, $\text{Cov}(\eta_1, \epsilon_i) = 0$, kun $i = 1, 2, 3$ ja $\text{Cov}(\epsilon_i, \epsilon_j) = 0$, kun $i \neq j$.

Malliin liittyvät matriisit ovat nyt

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\lambda}_y = \begin{bmatrix} \lambda_{11} \\ \lambda_{21} \\ \lambda_{31} \end{bmatrix}, \boldsymbol{\eta} = [\eta_1], \boldsymbol{\Omega} = [\omega_1],$$

$$\boldsymbol{\epsilon} = \begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \epsilon_3 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\theta}_\epsilon = \begin{bmatrix} \text{Var}(\epsilon_1) & & \\ 0 & \text{Var}(\epsilon_2) & \\ 0 & 0 & \text{Var}(\epsilon_3) \end{bmatrix}.$$

Sijoittamalla $\boldsymbol{\lambda}_y$, $\boldsymbol{\Omega}$ ja $\boldsymbol{\theta}_\epsilon$ yhtälöstä (2.2) saatuun tulokseen, saadaan \mathbf{y} :n teoreettisen kovarianssirakenteen matriisiksi

$$\boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta}) = \begin{bmatrix} \lambda_{11}^2 \omega_{11} + \text{Var}(\epsilon_1) & & \\ \lambda_{21} \lambda_{11} \omega_{11} & \lambda_{21}^2 \omega_{11} + \text{Var}(\epsilon_2) & \\ \lambda_{31} \lambda_{11} \omega_{11} & \lambda_{31} \lambda_{21} \omega_{11} & \lambda_{31}^2 \omega_{11} + \text{Var}(\epsilon_3) \end{bmatrix}.$$

Liitetään sitten yhtälön $\boldsymbol{\Sigma} = \boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})$ mukaisesti jokainen näistä elementeistä matriisiin (2.3) elementteihin. Tästä nähdään, että \mathbf{y} :n varianssit ja kovarianssit voidaan ilmaista mallin parametrien avulla. Esimerkiksi muuttuja y_1 on ilmaistavissa hajotelmana seuraavasti

$$\text{Var}(y_1) = \lambda_{11}^2 \omega_{11} + \text{Var}(\epsilon_1)$$

ja muuttujien y_1 ja y_2 välinen kovarianssi on

$$\text{Cov}(y_2, y_1) = \lambda_{21} \lambda_{11} \omega_{11}.$$

Muille mallin varianssi- ja kovarianssielementeille voidaan kirjoittaa parametrisoinnit vastaavalla tavalla. Yhtälöistä on mahdollista nähdä, minkä parametrien arvot vaikuttavat mihinkin kovarianssimatriisin elementtiin. Mikäli malli on oikein, tiedetään \mathbf{y} :n varianssit ja kovarianssit nyt mallin rakenteellisten parametrien arvojen perusteella. Käytännössä parametrien arvoja joudutaan ensin estimoimaan, sillä kaikkia niistä ei tunneta. (Bollen 1989, s. 238)

2.5 Faktorimallin identifioiduvuus

2.5.1 Identifioiduvuuden käsite

Ennen mallin parametrien estimointia on tarkasteltava sen identifioiduvuutta. Identifioiduvuutta kutsutaan myös mallin yksilöityvyydeksi, ja se on otannasta ja estimointimenetelmistä riippumaton ominaisuus (Leskinen 1987, s. 70). Identifioiduvuus riippuu sen sijaan mallin määrittelystä ja sen parametreille valituista rajoituksista ja kiinnityksistä. Tietyllä tavoin spesifioitu rakenneyhtälömalli tuottaa yhden ja vain yhden matriisin $\boldsymbol{\Sigma}$. Useat erilaiset mallirakenteet voivat kuitenkin tuottaa saman kovarianssirakenteen. Mikäli kaksi rakennetta tuottaa saman $\boldsymbol{\Sigma}$:n, niitä kutsutaan *ekvivalenteiksi*. Yleisesti rakenneyhtälömallin parametri on identifioiduva, mikäli se saa saman arvon kaikissa ekvivalenteissa rakenteissa, ja kaikkien parametrien identifioiduessa on koko malli identifioiduva. (Jöreskog ja Sörbom 1979, s. 108)

Identifioituvuutta tarkastellessa parametrit luokitellaan tunnettuihin ja tuntemattomiin. Tunnetulla parametrilla tarkoitetaan parametria, joka tiedetään identifioituvaksi, ei niinkään sellaista, jonka arvo on tunnettu. Tuntemattomat parametrit taas ovat niitä, joiden identifioituvuus on selvítettävä. Tunnetut parametrit ovat usein havaittujen muuttujien perusjoukon jakauman piirteitä, joille on määriteltävissä estimaattorit otoksen perusteella. Tuntemattomat parametrit ovat mallin komponentteja, joiden identifioituvuus osoitetaan näyttämällä ne ratkaistaviksi tunnettujen parametrien avulla. Parametri on ratkaistavissa, mikäli se on ainoastaan tunnettujen parametrien funktio ja tälle funktiolle on olemassa yksikäsitteinen ratkaisu. (Bollen 1989, s. 88)

2.5.2 Identifioituvuus konfirmatorisessa faktorianalyysissa

Konfirmatorisessa faktorianalyysissa identifioituvuuteen pätevät samat peruseriaatteen kuin rakenneyhtälömalleihin yleisesti. Mielenkiinnon kohteena on selvittää, onko $\Lambda_y:n$, $\Omega:n$ ja $\Theta_\epsilon:n$ parametreille löydettävissä yksikäsitteistä ratkaisua. Mallin rajoittamattomat parametrit sisältävä vektori θ on identifioituva, mikäli sen kaikki elementit voidaan määrittellä yksikäsitteisesti $\Sigma:n$ elementeillä. (Bollen 1989, s.239) Malli on *ali-identifioituva*, mikäli kaikille parametreille ei löydy tällaista ratkaisua. Jos taas parametrille löytyy useampi kuin yksi ratkaisu, se on *yli-identifioituva*. (Bollen 1989, s.90) Mikäli malli on ali-identifioituva, pyritään siitä saamaan identifioituva tai yli-identifioituva asettamalla parametreille erinäisiä rajoitteita. Yleinen menetelytapa on asettaa latenttien muuttujien varianssien arvoksi yksi tai skaalata latentit muuttujat asettamalla jonkin faktorille latautuvan muuttujan kerroin λ_{ij} arvoltaan yhdeksi (Bollen 1989, s. 239).

Mallin identifioituvuuden arvioimiseksi on olemassa tiettyjä sääntöjä. Oletuksena on, että latentit muuttujat on skaalattu edellä mainitulla tavalla. Välttämätön ehto identifioituvuudelle on ns. t-sääntö. Sen mukaan vapaiden parametrien määrän t on konfirmatoriselle faktorimallille oltava

$$t \leq \frac{1}{2}p(p + 1),$$

missä p on havaittujen muuttujien lukumäärä. Riittäviä sääntöjä sen sijaan ovat kahden ja kolmen indikaattorin säännöt. Yhden faktorin mallissa on jokaista latenttia muuttujaa kohden oltava vähintään yksi indikaattorimuuttuja, useamman faktorin mallissa taas kaksi. Lisäksi nämä ehdot olettavat, että jokainen havaittu muuttuja on yhteydessä vain yhteen latenttiin muuttujaan ja residuaalien kovarianssimatriisi on diagonaalinen. Mikään näistä ehdoista ei yksin kuitenkaan ole sekä välttämätön että riittävä ehto identifioituvuudelle eivätkä ne kata kaikentyypisiä malleja. Mallin identifioituvuutta voidaan joutua tarkastelemaan lisäksi esimerkiksi empiirisin menetelmin. (Bollen 1989, s. 242-251)

2.6 Parametrien estimointi

2.6.1 Estimoinnin periaatteet

Kun malli on spesifioitu ja todettu identifioituvaksi, voidaan sen tuntemattomat parametrit estimoida. Estimoinnin perusteena on kovarianssirakenteiden yhteydessä esitelty hypoteesi $\Sigma = \Sigma(\theta)$. Käytännössä Σ :n sijasta käytetään yleensä otoskovarianssimatriisia S , sillä perusjoukon kovarianssimatriisia ei usein tunneta. (Bollen 1989, s. 104-105)

Otoskovarianssimatriisi saadaan laskemalla

$$S = \left(\frac{1}{N-1} \right) \sum_{j=1}^N (\mathbf{y}_j - \bar{\mathbf{y}})(\mathbf{y}_j - \bar{\mathbf{y}})',$$

missä \mathbf{y}_j sisältävät havaitut arvot ja $\bar{\mathbf{y}}$ ovat muuttujien keskiarvot. (Leskinen 1987, s.93)

Malliin perustuvaa teoreettista kovarianssimatriisia $\Sigma(\theta)$ merkitään $\hat{\Sigma}$. Pyrkimyksenä on minimoida sen ja otoskovarianssimatriisin erotus. Halutaan siis, että matriisin $(S - \hat{\Sigma})$ elementit saisivat mahdollisimman pieniä arvoja. Jotta voitaisiin arvioida, ovatko estimaatit riittävän hyviä, on määriteltävä mitä tällä tarkoitetaan. Tämä tapahtuu valitsemalla minimoitava mallin sovitusfunktio, jonka antama arvo on $F(S, \Sigma(\theta))$. Useimmin käytettyjä näistä ovat suurimman uskottavuuden menetelmä (*Maximum Likelihood*), painottamaton pienimmän neliösumman menetelmä (*Unweighted Least Squares*) ja yleistetty pienimmän neliösumman menetelmä (*Generalized Least Squares*). Näillä sovitusfunktioilla on olemassa seuraavat ominaisuudet:

1. $F(S, \Sigma(\theta))$ on skalaari,
2. $F(S, \Sigma(\theta)) \geq 0$,
3. $F(S, \Sigma(\theta)) = 0$, jos ja vain jos $\Sigma(\theta) = S$
4. $F(S, \Sigma(\theta))$ on S :ssa ja $\Sigma(\theta)$:ssa jatkuva.

Edellä mainitut ehdot täyttävän sovitusfunktion minimointi tuottaa parametreille tarkentuvia estimaattoreita. (Bollen 1989, s. 104-106)

2.6.2 Suurimman uskottavuuden menetelmä

Perehdytään tarkemmin estimointimenetelmistä yleisimmin käytettyyn eli suurimman uskottavuuden menetelmään. Havaittujen muuttujien oletetaan noudattavan p -ulotteista normaalijakaumaa

$$\mathbf{y} \sim N_p(\boldsymbol{\mu}, \Sigma),$$

josta on poimittu n :n alkion otos. Otoksen $(\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_n)$ uskottavuusfunktio on nyt muotoa

$$\begin{aligned} L(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}; \mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_n) &= \prod_{i=1}^n f(\mathbf{y}_i; \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) \\ &= (2\pi)^{-\frac{pn}{2}} |\boldsymbol{\Sigma}|^{-\frac{n}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (\mathbf{y}_i - \boldsymbol{\mu})' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{y}_i - \boldsymbol{\mu})\right\}. \end{aligned}$$

Tästä voidaan johtaa minimoitava sovitusfunktio, joka on muotoa

$$F_{SU} = \ln|\boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})| + \text{tr}[\mathbf{S}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\theta})] - \ln|\mathbf{S}| - p,$$

missä $\boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})$ on malliin perustuva teorettinen kovarianssimatriisi, \mathbf{S} otoskovarianssimatriisi ja p havaittujen muuttujien lukumäärä. Matriisit $\boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})$ ja \mathbf{S} oletetaan positiivisesti definiiteiksi. (Leskinen 1987, s. 91-95)

Kun otoskoko on riittävän suuri, suurimman uskottavuuden estimaattoreilla on estimointiteoreettisesti hyviä ominaisuuksia. Estimaattorit ovat asymptoottisesti

1. tarkentuvia,
2. tehokkaita,
3. harhattomia ja
4. normaalijakautuneita

Ne eivät myöskään ole \mathbf{y} :n muuttujien skaalauksesta riippuvaisia. (Bollen 1989, s. 108-109) Parametrien estimointi suurimman uskottavuuden menetelmällä myös mahdollistaa mallille asetettujen hypoteesien tilastollisen testaamisen (Leskinen 1987, s. 95).

3 Mallin arviointi ja hypoteesien testaus

3.1 Mallin riittävyyden arviointi

Estimoidun mallin sopivuutta aineistoon voidaan tarkastella erinäisten tunnuslukujen avulla. Parametrien estimointi perustuu oletukselle, että otoskovarianssimatriisin ja estimoidun kovarianssimatriisin erotus on mahdollisimman pieni. Tämän paikansäilyvyyttä voidaan testata χ^2 -testisuureella, joka saa suurempia arvoja kun kovarianssimatriisin erotus poikkeaa enemmän nolasta. Testi siis saa tilastollisesti merkitseviä arvoja mallin sopiessa aineistoon huonommin. Testin nolalahypoteesi on $\Sigma = \Sigma(\theta)$. Kun parametrit on estimoitu suurimman uskottavuuden menetelmällä testisuure on uskottavuussuhteen logaritmi, jonka osoittaja on

$$\ln L_0 = -\frac{N-1}{2} \{ \ln |\hat{\Sigma}| + \text{tr}(\hat{\Sigma}^{-1}S) \},$$

ja nimittäjä $\ln L_1$ on vaihtoehdoisen hypoteesin mukainen uskottavuusfunktion arvo.

Testin tulkinta ei kuitenkaan ole ongelmattonta. Oletuksena on, että havaittujen muuttujien jakauma ei ole liian huipukas tai tasainen, analyysi perustuu kovarianssimatriisille ja otoskoko on riittävän suuri. Käytännössä ainakaan osa näistä oletuksista ei usein toteudu. Lisäksi ei yleensä ole mielekästä arvioida mallin täydellistä vastaavuutta aineistoon. Korkea testisuureen arvo voikin kuvastaa nolalahypoteesin pitävyyttä likimain ennemmin kuin täydellisesti. Suuremmalla otoskoolla testi myös hylkää nolalahypoteesin herkemmin. (Bollen 1989, s. 263-268)

Edellä esitellyn testin lisäksi mallin yhteensopivuutta aineistoon voidaan tarkastella erilaisilla yhteensopivuuksindekseillä. R-ohjelmistossa *lavaan*-paketilla voidaan laskea näistä useita, esimerkiksi CFI (*Comparative Fit Index*) ja TLI (*Tucker-Lewis Fit Index*). Näistä CFI perustuu sisäkkäisten mallien vertailuun, TLI taas kehitettiin alunperin suurimman uskottavuuden menetelmällä estimoitujen mallien arviointiin (Bentler 1990). Indeksit saavat arvoja väliltä 0-1, ja hyvin sopivan mallin rajana on yleisesti pidetty arvoa 0,9. Hu ja Bentler (1999) ovat esittäneet, että suurimman uskottavuuden menetelmälle 0,95 on sopivampi raja-arvo hyvälle mallille. Näiden lisäksi mallin sopivuuden arviointiin yleisesti käytettyjä mittoja ovat RMSEA (*Root Mean Square Error of Approximation*) ja SRMR (*Standardized Root Mean Square Residual*). Hun ja Bentlerin (1999) mukaan RMSEA < 0,06 ja SRMR < 0,08 ovat merkkejä hyvästä mallin sopivuudesta. Tässä esitellyt tunnusluvut mittaavat mallin sopivuutta kokonaisuudessaan. Myös yksittäisten parametrien sopivuuden arviointiin on useita tapoja, tärkeimpänä parametrien estimaattien keskivirheiden arviointi. Lisäksi esimerkiksi modifikaatio-indekseillä voidaan arvioida mallin parametrien kiinnitysten sopivuutta. (Leskinen 1987)

3.2 Ryhmien väliset vertailut

Monikulttuurisessa tutkimuksessa halutaan usein tarkastella erilaisten mittausten yhtäpitävyyttä eri maiden välillä. Eri perusjoukoista saatujen otosten välillä tehtävien

vertailujen suorittamiseen käytetään usein konfirmatorisen analyysin ryhmävertailutekniikoita. Ideana on estimoida samanaikaisesti eri perusjoukkojen mallit niin, että parametrien välille on asetettu sopivia yhtäsuuruuksia mallien välille ja testaamalla tuloksia χ^2 -testillä (Leskinen 1987, s.187). Näiden rinnakkain estimoitujen mallien invarianssia voidaan ajatella jatkumona, jonka alemmassa päässä ovat eri muotoa olevat mallit. Yleensä tarkastellaan malleja, joiden oletetaan olevan samanmuotoisia ja kiinnostuksen kohteena on selvittää parametrien arvojen yhtäsuuruutta. (Bollen 1989, s.356)

Oletetaan, että kussakin perusjoukossa on voimassa

$$(3.1) \quad \mathbf{y} = \mathbf{A}_g \boldsymbol{\eta}_g + \boldsymbol{\epsilon}_g, g = 1, \dots, G,$$

kun tarkastelun kohteena on G perusjoukkoa. Havaittujen muuttujien kovarianssimatriisit ovat tällöin muotoa

$$\boldsymbol{\Sigma}_g = \mathbf{A}_g \boldsymbol{\Omega}_g \mathbf{A}_g' + \boldsymbol{\Theta}_g, g = 1, \dots, G.$$

Edelleen näistä perusjoukoista oletetaan poimituksi riippumattomasti N_1, \dots, N_G kooka olevat otokset. Estimoidaan näistä kovarianssimatriisit $\mathbf{S}_1, \dots, \mathbf{S}_G$. Mallien rakentaminen tapahtuu nyt samoja periaatteita noudattaen kuin rakennettaessa mallia vain yhdelle perusjoukolle. Parametrien estimointiin käytettävä sovitusfunktio on ryhmien koolla painotettu yhdistelmäfunktio. Suurimman uskottavuuden menetelmän tapauksessa funktio on muotoa

$$F_{SU} = (N_1/N)F_1 + (N_2/N)F_2 + \dots + (N_g/N)F_g,$$

missä F_g on kyseiselle perusjoukolle laskettu sovitusfunktion arvo, $g = 1, 2, \dots, G$ on ryhmän numero ja $N = N_1 + N_2 + \dots + N_G$. Mikäli mitään parametreista ei sidota yhtäsuuriksi tämä tuottaa kullekin ryhmälle samat estimaatit, kuin jos ne estimoitaisiin kullekin ryhmälle erikseen.

Tällä tavoin estimoitujen mallien yhteistä riittävyttä voidaan arvioida χ^2 -testillä. Kun parametrit on estimoitu suurimman uskottavuuden menetelmällä noudattaa testisuure $\chi^2 = (N - 1)F$ asympotoottisesti normaalijakaumaa vapausastein $Gp(p + 1)/2 - t$, missä p on havaittujen muuttujien, t vapaasti estimoitavien parametrien ja G ryhmien lukumäärä. Mallien yhtäsuuruusvertailuja suoritetaan vaiheittain lisäten tutkimushypoteesien mukaisia kiinnityksiä parametreille. Tyypillisesti ensimmäisenä testataan latenttien muuttujien latausten yhtäsuuruutta. Tällöin

$$H_{0A} : \mathbf{A}_1 = \mathbf{A}_2 = \dots = \mathbf{A}_G,$$

mitä voidaan testata vastoin yleistä vastahypoteesia

$$H_1 : \mathbf{y} \sim N_p(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}_g).$$

Näin testataan sekä kaavan (3.1) mukaisten faktorimalliesitysten voimassaolo että latausmatriisien yhtäsuuruus. Mikäli latausmatriisit todetaan yhtäsuuriksi voidaan edelleen tarkastella esimerkiksi faktorien tai residuaalien kovarianssimatriisien yhtäsuuruuksia. (Leskinen 1987, s.187-194)

4 Tutkimusaineisto

4.1 Aineiston kuvailu

Tutkimusaineistona toimii professori Kalevi Korpelalta saatu valmisaineisto, joka koostuu viidessä eri maassa toteutetun Urban favorite places -kyselytutkimuksen vastauksista. Tutkimuksen tarkoituksena oli tarkastella psykologista elpymiskokemusta sisällä ja ulkona sijaitsevilla urbaaneilla mielipaikoilla. Aineisto on kerätty kuudessa eri yliopistossa verkossa toteutetulla kyselylomakkeella, ja vastaajat koostuvat näiden yliopistojen opiskelijoista ja työntekijöistä. Vastaajia oli mukana Suomesta, Espanjasta, Isosta-Britanniasta, Alankomaista ja Australiasta. Isossa-Britanniassa tutkimus toteutettiin kahdessa yliopistossa (University of Surrey, University of West England), muissa maissa taas tutkittavia hankittiin yhdestä yliopistosta maata kohden. Jokaisesta yliopistosta hankittiin vähintään sata vastaajaa ja otoskoot eri yliopistoista ovat melko samankaltaisia. (Subiza-Pérez, T. Pasanen et al. 2021) Maata kohden vastaajia on aineistossa Suomesta 167, Espanjasta 104, Isosta-Britanniasta 292 (University of Surrey = 181, University of West England = 111), Alankomaista 190 ja Australiasta 192. Yhteensä vastaajia on 945.

Aineistossa on useita koehenkilöiden ominaisuuksia ja elpymiskokemusta sekä sisällä ja ulkona sijaitsevia mielipaikkoja koskevia muuttujia. Tämä tutkielma rajoittuu tarkastelemaan näistä ainoastaan henkilön subjektiivisen elpymiskokemuksen arviointiin tarkoitettuun Restoration Outcome Scale -mittariin (jatkossa ROS) liittyviä muuttujia. Mittarissa on alun perin ollut kuusi kysymystä, joista aiempien tulosten perusteella voidaan ajatella kolmen vastaavan rentoutumista ja rauhallisuutta, yhden keskittymiskyvyn elpymistä ja kahden ajatusten kirkastumista (Korpela ym., 2008). Mittariin on myöhemmin lisätty kaksi kysymystä koskien elpymisen reflektiivistä puolta (Subiza-Pérez ym., 2017) sekä yksi kysymys koskien itsevarmuutta ja kaksi koskien elinvoimaisuutta (Subiza-Pérez ym., 2021). Tarkasteltavan aineiston keruussa on käytetty tätä laajennettua versiota mittarista, jossa havaittavia muuttujia on siis yhteensä 11. Kysymykset on esitetty väittäminä ja osallistujat ovat ilmaisseet kuinka hyvin väittämät sopivat heihin kuusiportaisella Likert-asteikolla, jossa 0 = ”Ei ollenkaan” ja 5 = ”Täysin”. ROS-mittariin on pyydetty vastaamaan erikseen sekä sisällä että ulkona olevaa mielipaikkaa koskien. Väittämät on lueteltu liitteessä A. Yhteensä tässä tutkielmassa siis tarkastellaan 22:ta aineiston muuttujaa kutakin maata kohden: 11 kysymystä sisätiloihin sijoittuvaan mielipaikkaan liittyen sekä samat 11 kysymystä ulkona olevaa mielipaikkaa koskien.

Aineistossa on jonkin verran puuttuvia arvoja. Osa tutkittavista ei ole vastannut johonkin yksittäiseen ROS-mittarin kysymykseen, osa taas ei yhteenkään kysymykseen joko ulkona tai sisällä olevaa paikkaa koskien. Joidenkin kohdalla puuttuvat vastaukset kumpaakin paikkaa koskien. Sellaisia vajaita vastauksia, joissa vastaus puuttuu kaikkien tarkasteltavien muuttujien kohdalta, on puuttuvista havainnoista suurin osa. Sen sijaan sellaisia tapauksia, joissa tutkittava on jättänyt vastaamatta vain johonkin kysymyksistä on melko pieni osuus, alle 5 % kaikista vastauksista kaikissa maissa paitsi Espanjassa. Niiden esiintymisen voidaan myös olettaa olevan

satunnaista. Tämän perusteella on kaikki puuttuvia arvoja sisältävät havainnot jätetty pois lopullisesta analyysistä. Tarkasteltavia havaintoja jää yhteensä 808 ulkona olevaan mielipaikkaan ja 840 sisällä olevaan mielipaikkaan liittyen.

4.2 Muuttujien tarkastelu

Tarkastellaan muuttujien keskiarvoja ja korrelaatioita. Havaittujen muuttujien maa-kohtaiset keskiarvot ovat lueteltuna taulukoissa 4.1 ja 4.2. Taulukoissa on lisäksi lueteltuna kokonaisten havaintojen määrät maata kohden sekä ulko- että sisätiloja käsitteleville muuttujille.

Taulukko 4.1. Muuttujien keskiarvoja, ulkona oleva mielipaikka.

| | Suomi | Espanja | Iso-Britannia | Alankomaat | Australia | kaikki |
|------------|-------|---------|---------------|------------|-----------|--------|
| OUT_ROS_1 | 3.70 | 4.00 | 3.66 | 3.28 | 3.83 | 3.64 |
| OUT_ROS_2 | 3.57 | 3.94 | 3.62 | 3.28 | 3.72 | 3.58 |
| OUT_ROS_3 | 3.27 | 3.69 | 3.06 | 3.02 | 3.26 | 3.19 |
| OUT_ROS_4 | 2.51 | 3.28 | 2.81 | 2.51 | 3.00 | 2.76 |
| OUT_ROS_5 | 3.28 | 3.70 | 3.19 | 3.14 | 3.39 | 3.28 |
| OUT_ROS_6 | 3.59 | 3.76 | 3.49 | 3.27 | 3.61 | 3.50 |
| OUT_ROS_7 | 2.36 | 2.86 | 2.21 | 2.14 | 2.41 | 2.32 |
| OUT_ROS_8 | 3.14 | 3.71 | 2.58 | 2.67 | 3.30 | 2.93 |
| OUT_ROS_9 | 2.24 | 2.93 | 1.88 | 2.00 | 1.83 | 2.07 |
| OUT_ROS_10 | 3.40 | 3.63 | 3.21 | 2.95 | 3.21 | 3.23 |
| OUT_ROS_11 | 2.50 | 3.34 | 2.82 | 2.37 | 2.58 | 2.67 |
| <i>n</i> | 162 | 62 | 286 | 185 | 113 | 808 |

Taulukko 4.2. Muuttujien keskiarvoja, sisällä oleva mielipaikka.

| | Suomi | Espanja | Iso-Britannia | Alankomaat | Australia | kaikki |
|------------|-------|---------|---------------|------------|-----------|--------|
| IND_ROS_1 | 3.01 | 3.30 | 3.24 | 2.90 | 3.33 | 3.14 |
| IND_ROS_2 | 2.93 | 3.32 | 3.22 | 2.83 | 3.34 | 3.11 |
| IND_ROS_3 | 2.90 | 3.18 | 2.85 | 2.84 | 3.08 | 2.93 |
| IND_ROS_4 | 2.60 | 2.95 | 2.57 | 2.96 | 2.88 | 2.75 |
| IND_ROS_5 | 2.45 | 3.19 | 2.70 | 2.53 | 2.98 | 2.71 |
| IND_ROS_6 | 2.41 | 3.00 | 2.84 | 2.63 | 2.92 | 2.74 |
| IND_ROS_7 | 2.53 | 2.65 | 2.45 | 2.45 | 2.56 | 2.51 |
| IND_ROS_8 | 2.70 | 2.90 | 2.46 | 2.53 | 2.93 | 2.64 |
| IND_ROS_9 | 2.30 | 2.34 | 1.92 | 2.14 | 1.84 | 2.08 |
| IND_ROS_10 | 2.56 | 2.68 | 2.85 | 2.72 | 2.87 | 2.75 |
| IND_ROS_11 | 2.94 | 2.19 | 2.78 | 2.85 | 2.58 | 2.73 |
| <i>n</i> | 161 | 91 | 284 | 185 | 119 | 840 |

Suurimpia arvoja ovat saaneet kaksi ensimmäistä kysymystä. Matalimpia arvoja taas on saanut yhdeksäs kysymys kumpaakin paikkatyyppiä koskien. Maiden välillä on keskiarvoissa havaittavissa jonkin verran vaihtelua. Ulkona sijaitsevaa mieli-

paikkaa koskien useimmat muuttujat saavat keskimäärin jonkin verran korkeampia arvoja. Muuttujien jakaumien kuvaajia on liitteessä B.

Tarkastellaan muuttujien välisiä yhteyksiä niiden korrelaatioiden avulla. Taulukoissa 4.3 ja 4.4 on muuttujille laskettuja korrelaatiokertoimia. Korrelaatiot on laskettu kaikissa maissa saaduista havainnoista. selvästi korkein korrelaatio on kummassakin aineistossa kahden ensimmäisen kysymyksen välillä, 0.86 ulkona ja 0.77 sisätiloissa olevalle paikalle. Yleisesti ottaen yhteydet ovat vahvempia ulkona olevaa paikkaa koskevissa mittauksissa kuin sisätiloissa.

Taulukko 4.3. Korrelaatiot koko aineistossa, ulkona oleva mielipaikka.

| | ROS1 | ROS2 | ROS3 | ROS4 | ROS5 | ROS6 | ROS7 | ROS8 | ROS9 | ROS10 | ROS11 |
|-------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|-------|-------|
| ROS1 | 1.00 | | | | | | | | | | |
| ROS2 | 0.86 | 1.00 | | | | | | | | | |
| ROS3 | 0.56 | 0.62 | 1.00 | | | | | | | | |
| ROS4 | 0.45 | 0.47 | 0.60 | 1.00 | | | | | | | |
| ROS5 | 0.59 | 0.61 | 0.55 | 0.46 | 1.00 | | | | | | |
| ROS6 | 0.72 | 0.71 | 0.59 | 0.53 | 0.69 | 1.00 | | | | | |
| ROS7 | 0.38 | 0.38 | 0.54 | 0.52 | 0.50 | 0.48 | 1.00 | | | | |
| ROS8 | 0.50 | 0.53 | 0.62 | 0.54 | 0.55 | 0.56 | 0.66 | 1.00 | | | |
| ROS9 | 0.46 | 0.49 | 0.57 | 0.52 | 0.50 | 0.52 | 0.72 | 0.66 | 1.00 | | |
| ROS10 | 0.58 | 0.59 | 0.56 | 0.49 | 0.57 | 0.65 | 0.51 | 0.56 | 0.56 | 1.00 | |
| ROS11 | 0.50 | 0.49 | 0.48 | 0.44 | 0.40 | 0.57 | 0.46 | 0.42 | 0.54 | 0.63 | 1.00 |

Taulukko 4.4. Korrelaatiot koko aineistossa, sisällä oleva mielipaikka.

| | ROS1 | ROS2 | ROS3 | ROS4 | ROS5 | ROS6 | ROS7 | ROS8 | ROS9 | ROS10 | ROS11 |
|-------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|-------|-------|
| ROS1 | 1.00 | | | | | | | | | | |
| ROS2 | 0.77 | 1.00 | | | | | | | | | |
| ROS3 | 0.48 | 0.59 | 1.00 | | | | | | | | |
| ROS4 | 0.32 | 0.32 | 0.50 | 1.00 | | | | | | | |
| ROS5 | 0.41 | 0.53 | 0.49 | 0.24 | 1.00 | | | | | | |
| ROS6 | 0.53 | 0.62 | 0.56 | 0.41 | 0.64 | 1.00 | | | | | |
| ROS7 | 0.38 | 0.44 | 0.53 | 0.41 | 0.44 | 0.54 | 1.00 | | | | |
| ROS8 | 0.47 | 0.56 | 0.62 | 0.41 | 0.45 | 0.56 | 0.73 | 1.00 | | | |
| ROS9 | 0.43 | 0.48 | 0.53 | 0.39 | 0.28 | 0.46 | 0.66 | 0.67 | 1.00 | | |
| ROS10 | 0.49 | 0.57 | 0.50 | 0.32 | 0.52 | 0.63 | 0.48 | 0.54 | 0.53 | 1.00 | |
| ROS11 | 0.39 | 0.37 | 0.36 | 0.37 | 0.03 | 0.32 | 0.39 | 0.41 | 0.54 | 0.44 | 1.00 |

Myös kuudennen sekä ensimmäisen ja toisen muuttujan välillä on korrelaatiota varsinkin kun on kysytty ulkona olevasta paikasta. Samoin yhteyttä voidaan havaita ainakin seitsemännen sekä kahdeksannen ja yhdeksännen kysymyksen välillä. Heikoin yhteys voidaan havaita viidennen ja yhdennentoista kysymyksen välillä: sisällä olevaa mielipaikkaa koskevissa havainnoissa näiden välinen korrelaatiokerroin on likimain nolla.

5 Aineiston analysointi

5.1 Mallin rakentaminen

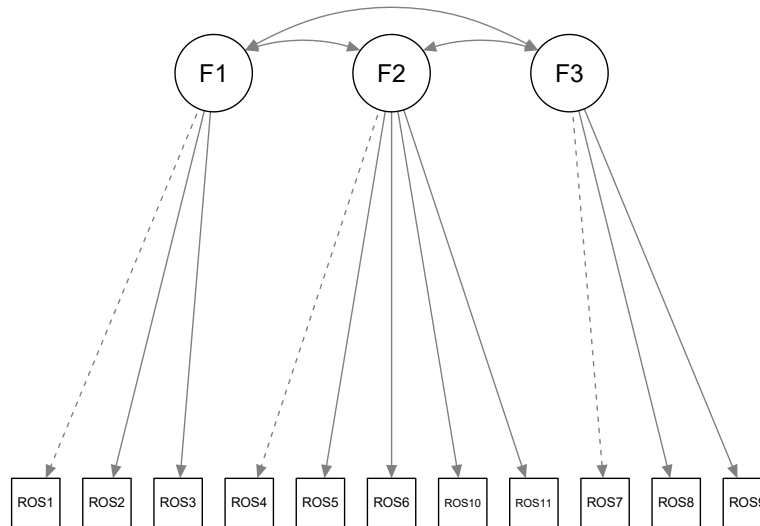
Esimerkkinä konfirmatorisen faktorianalyysin ryhmävertailujen soveltamisesta arvioidaan elpymiskokemuksen mittarin rakenteen pysyvyyttä eri maiden välillä. Tutkimuskysymyksenä on selvittää, ovatko latenttien faktorien lataukset yhtäsuuria eri maissa. Tämän pätevyyttä tutkitaan erikseen ulkona ja sisätiloissa sijaitsevaa mielipaikkaa koskien. Tarkasteltavan mittarin voidaan ajatella koostuvan usealla tavalla. Aiemmassa tutkimuksessa on esimerkiksi alkuperäisestä kuudesta kysymyksestä muodostunut yksi faktori (T. P. Pasanen et al. 2018). Bacevicienen ja Jankauskien tutkimuksessa (2022) taas yhdeksän ensimmäistä kysymystä muodostivat yhden faktorin. Tarkastellaan tässä työssä Kalevi Korpelan ehdottamaa käsitteellistä jakoa, jossa 11 väittämän laajuisen mittarin version ajatellaan rakentuvan kolmesta faktorista. Muuttujien ajatellaan heijastavan seuraavia ei-havaittavia tekijöitä:

- F1: Rentoutuminen ja rauhallisuus, jota mittaavat ensimmäiset kolme kysymystä. Aineistossa ulkona olevaa mielipaikkaa koskien tätä vastaavat muuttujat OUT_ROS_1, OUT_ROS_2, OUT_ROS_3 ja sisällä olevaa vastaavasti IND_ROS_1, IND_ROS_2 ja IND_ROS_3.
- F2: Keskittymiskyvyn elpyminen ja ajatusten kirkastuminen. Vastaavia kysymyksiä ovat neljäs, viides, kuudes, kymmenes ja yhdestoista. Aineistossa vastaavat muuttujat ovat OUT_ROS_4, OUT_ROS_5, OUT_ROS_6, OUT_ROS_10 ja OUT_ROS_11 sekä IND_ROS_4, IND_ROS_5, IND_ROS_6, IND_ROS_10 ja IND_ROS_11.
- F3: Itseluottamus: seitsemäs, kahdeksas ja yhdeksäs kysymys. Muuttujat OUT_ROS_7, OUT_ROS_8 ja OUT_ROS_9 sekä IND_ROS_7, IND_ROS_8 ja IND_ROS_9.

Ulkotiloissa ja sisällä olevaa mielipaikka käsitellään erillisinä ja samaa muotoa oleva malli sovitetaan molemmille aineistoille erikseen. Matriisiyhtälönä ilmaistuna sovitettava malli on muotoa

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \\ y_6 \\ y_6 \\ y_7 \\ y_8 \\ y_9 \\ y_{10} \\ y_{11} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \lambda_{21} & 0 & 0 \\ \lambda_{31} & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & \lambda_{52} & 0 \\ 0 & \lambda_{62} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & \lambda_{83} \\ 0 & 0 & \lambda_{93} \\ 0 & \lambda_{102} & 0 \\ 0 & \lambda_{112} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \\ \eta_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \epsilon_3 \\ \epsilon_4 \\ \epsilon_5 \\ \epsilon_6 \\ \epsilon_7 \\ \epsilon_8 \\ \epsilon_9 \\ \epsilon_{10} \\ \epsilon_{11} \end{bmatrix},$$

missä muuttujat y_1, \dots, y_{11} vastaavat muuttujia $OUT_ROS_1, \dots, OUT_ROS_11$ ja $IND_ROS_1, \dots, IND_ROS_11$ riippuen siitä, kumpaa mittausta tarkastellaan. Kerroimet λ_{ij} ovat muuttujien latauksia faktoreille F1, F2 ja F3 (η_j) ja $\epsilon_1, \dots, \epsilon_{11}$ ovat jäännöstermejä. Jokaista faktoria kohden on kiinnitetty skaalan asettamiseksi yhden latauksen arvoksi yksi. Havainnollistetaan muuttujien välisiä yhteyksiä myös polkugraafin avulla (Kuva 5.1).



Kuva 5.1. Polkudiagrammi sovitettavalle mallille. Havaitut muuttujat ovat kuviossa alhaalla ja faktorit ylhäällä. Nuolet kuvaavat muuttujien välisiä suhteita.

Tarkastellaan seuraavaksi mallin identifioituvuutta. Havaittuja muuttujia on 11 kappaletta ja faktoreita kolme. Residuaalien oletetaan olevan korreloimattomia, joten Θ_ϵ diagonaalimatriisi, jossa on 11 estimoitavaa elementtiä. Latenttien faktorien annetaan korreloida keskenään, joten niiden kovarianssimatriisissa Ω on kuusi uniikkia elementtiä. Estimoitavaksi tulee siis faktorilatauksista ja kovariansseista yhteensä 28 parametria. Kuten konfirmatorisen mallin rakentamisen teorian käsittelyn yhteydessä on todettu, on kutakin faktoria kohden kiinnitettävä yhden latauksen arvoksi yksi tai kiinnitettävä faktorien varianssit samoiksi. Tehtäessä konfirmatorista faktorianalyysia *lavaan*-paketin *cfa*-funktioilla, on oletusasetuksena kiinnittää yksi kunkin faktorin latauksista yhdeksi. Näin on menetelty myös tässä, minkä jälkeen tuntemattomia parametreja on siis 25 kappaletta. Jokaista faktoria kohden on myös vähintään kolme havaittua muuttujaa, joten malli voidaan todeta identifioituvaksi.

Seuraavaksi estimoidaan parametrit ja sovitetaan malli aineistoon. Käytetään parametrien estimointiin kohdassa 2.6.2 kuvattua suurimman uskottavuuden menetelmää. Aineiston muuttujat ovat Likert-asteikollisia ja sikäli ei-jatkuvia. Tällaisten

muuttujien oletetaan kuitenkin usein kuvastavan allaolevaa jatkuvaa normaalijakamaa, ja niitä on perinteisesti psykologisessa tutkimuksessa käsitelty yleisesti parametrisin testein. Menetellään tässä vastaavasti.

5.2 Mallin sovittaminen maittäin

R-ohjelmiston *lavaan*-paketilla faktorimalli voidaan sovittaa usealle ryhmälle yhtäaikaisesti antamalla *cfa*-funktiolle sovittavan aineiston ja muiden haluttujen asetusten lisäksi ryhmämääritys. Sovitetaan malli yhtäaikaan kullekin maalle antamalla parametri "group='Country'". Koska mallissa ei ole vakiotermejä, asetetaan lisäksi "meanstructure=FALSE".

Taulukko 5.1. Estimoidut faktorilataukset eri maissa, ulkona oleva mie-
lipaikka.

| | Suomi | Espanja | Iso-Britannia | Alankomaat | Australia |
|----------------|-------|---------|---------------|------------|-----------|
| f1 ~ out_ros_1 | 1.000 | 1.000 | 1.000 | 1.000 | 1.000 |
| ~ out_ros_2 | 1.053 | 0.854 | 1.005 | 1.027 | 1.082 |
| ~ out_ros_3 | 0.952 | 0.556 | 0.730 | 0.756 | 0.820 |
| f2 ~ out_ros_4 | 1.000 | 1.000 | 1.000 | 1.000 | 1.000 |
| ~ out_ros_5 | 1.008 | 1.053 | 1.320 | 1.038 | 0.738 |
| ~ out_ros_6 | 1.233 | 1.047 | 1.434 | 1.147 | 0.919 |
| ~ out_ros_10 | 1.002 | 0.877 | 1.510 | 1.035 | 0.864 |
| ~ out_ros_11 | 0.937 | 1.091 | 1.454 | 0.951 | 0.860 |
| f3 ~ out_ros_7 | 1.000 | 1.000 | 1.000 | 1.000 | 1.000 |
| ~ out_ros_8 | 0.825 | 0.501 | 1.047 | 0.904 | 0.821 |
| ~ out_ros_9 | 0.961 | 0.957 | 1.078 | 1.056 | 1.060 |

Taulukko 5.2. Estimoidut faktorilataukset eri maissa, sisällä oleva mie-
lipaikka.

| | Suomi | Espanja | Iso-Britannia | Alankomaat | Australia |
|----------------|-------|---------|---------------|------------|-----------|
| f1 ~ ind_ros_1 | 1.000 | 1.000 | 1.000 | 1.000 | 1.000 |
| ~ ind_ros_2 | 1.186 | 7.358 | 1.029 | 1.027 | 1.070 |
| ~ out_ros_3 | 0.902 | 9.290 | 0.612 | 0.846 | 0.984 |
| f2 ~ ind_ros_4 | 1.000 | 1.000 | 1.000 | 1.000 | 1.000 |
| ~ ind_ros_5 | 1.470 | 0.516 | 2.067 | 1.523 | 1.016 |
| ~ ind_ros_6 | 1.844 | 0.848 | 2.627 | 1.767 | 1.165 |
| ~ ind_ros_10 | 2.029 | 1.101 | 2.291 | 1.392 | 1.096 |
| ~ ind_ros_11 | 1.136 | 1.047 | 1.563 | 0.828 | 0.717 |
| f3 ~ ind_ros_7 | 1.000 | 1.000 | 1.000 | 1.000 | 1.000 |
| ~ ind_ros_8 | 1.010 | 0.823 | 1.111 | 1.027 | 0.898 |
| ~ ind_ros_9 | 0.890 | 0.898 | 0.983 | 0.955 | 0.905 |

Funktio laskee muuttujille automaattisesti otoskovarianssit ja -varianssit. Jotta kovarianssimatriisi lasketaan käyttämällä jakajana lukua (N-1) otoskoon N sijaan,

asetetaan vielä "likelihood=wishart". Aineiston maakohtaiset otoskovarianssit ovat tarkasteltavissa kohdassa Liite: R-tulosteita. Sovitetaan malli ensin ulkona olevaa mielipaikkaa koskevaan aineistoon. Näin sovittamalla saatuja faktorilatauksia on lueteltu taulukossa 5.1.

Menetellään vastaavasti sisätiloissa sijaitsevaa mielipaikkaa koskevien muuttujien suhteen. Saadut maakohtaiset faktorilatausten estimaatit ovat taulukossa 5.2. Sovitetaan sitten vielä molempiin aineistoihin hypoteesien testaamista varten mallit, joissa parametrit on estimoitu niin, että ne on kiinnitetty yhtä suuriksi kaikissa maissa asettamalla *cfa*-funktiolle parametri "group.equal=c('loadings')". Saadut lataukset ovat luettavissa taulukosta 5.3.

Taulukko 5.3. Estimoidut faktorilataukset kaikissa maissa, kun latauksien välille on asetettu yhtäsuuruus.

| Ulkotila | Estimoitu lataus | Sisätila | Estimoitu lataus |
|----------------|------------------|----------------|------------------|
| f1 ~ out_ros_1 | 1.000 | f1 ~ ind_ros_1 | 1.000 |
| ~ out_ros_2 | 1.029 | ~ ind_ros_2 | 1.047 |
| ~ out_ros_3 | 0.791 | ~ out_ros_3 | 0.837 |
| f2 ~ out_ros_4 | 1.000 | f2 ~ ind_ros_4 | 1.000 |
| ~ out_ros_5 | 1.062 | ~ ind_ros_5 | 1.225 |
| ~ out_ros_6 | 1.184 | ~ ind_ros_6 | 1.524 |
| ~ out_ros_10 | 1.108 | ~ ind_ros_10 | 1.465 |
| ~ out_ros_11 | 1.080 | ~ ind_ros_11 | 1.021 |
| f3 ~ out_ros_7 | 1.000 | f3 ~ ind_ros_7 | 1.000 |
| ~ out_ros_8 | 0.889 | ~ ind_ros_8 | 0.967 |
| ~ out_ros_9 | 1.036 | ~ ind_ros_9 | 0.919 |

Osa vapaasti estimoituvista latauksista on hyvin samankaltaisia eri maissa, osassa taas on selkeää vaihtelua. Näissä tapauksissa maakohtaiset arvot myös poikkeavat enemmän yhtäsuuriksi kiinnitetyistä latauksista.

5.3 Tulosten tarkastelu

Tarkastellaan ensin lyhyesti eri mallien sopivuutta aineistoon. Yhtä aikaa sovituille malleille lasketaan yhteinen yhdistetty χ^2 -testisuure sekä mallin sopivuuden tunnusluvut (taulukot 5.4 ja 5.5). Lisäksi *lavan*-tulosteesta ovat luettavissa myös maakohtaisten χ^2 -testisuureiden arvot (taulukot 5.6 ja 5.7). Toisin kuin yhdistetylle testisuureelle, näiden vapausasteita ja p-arvoja ei tulosteesta kuitenkaan raportoida.

Taulukko 5.4. Mallin sopivuuden tunnuslukuja, ulkona oleva mielipaikka.

| Malli | CFI | TLI | RMSEA | SRMR | χ^2 | df | p-arvo |
|--------------------------|-------|-------|-------|-------|----------|-----|--------|
| H_0 : Yhtäsuuruus | 0.893 | 0.876 | 0.131 | 0.095 | 894.389 | 237 | 0.000 |
| H_1 : Vapaa estimointi | 0.896 | 0.861 | 0.139 | 0.083 | 842.396 | 205 | 0.000 |

Taulukko 5.5. Mallin sopivuuden tunnuslukuja, sisällä oleva mielipaikka.

| Malli | CFI | TLI | RMSEA | SRMR | χ^2 | df | p-arvo |
|--------------------------|-------|-------|-------|-------|----------|-----|--------|
| H_0 : Yhtäsuuruus | 0.843 | 0.818 | 0.150 | 0.120 | 1132.516 | 237 | 0.000 |
| H_1 : Vapaa estimointi | 0.866 | 0.820 | 0.149 | 0.088 | 969.877 | 205 | 0.000 |

Taulukko 5.6. Maakohtaiset χ^2 -testisuureet, ulkona oleva mielipaikka.

| Malli | Suomi | Espanja | Iso-Britannia | Alankomaat | Australia |
|--------------------------|---------|---------|---------------|------------|-----------|
| H_0 : Yhtäsuuruus | 166.472 | 136.042 | 308.137 | 141.541 | 142.198 |
| H_1 : Vapaa estimointi | 157.745 | 120.514 | 290.303 | 139.440 | 134.394 |

Taulukko 5.7. Maakohtaiset χ^2 -testisuureet, sisällä oleva mielipaikka.

| Malli | Suomi | Espanja | Iso-Britannia | Alankomaat | Australia |
|--------------------------|---------|---------|---------------|------------|-----------|
| H_0 : Yhtäsuuruus | 179.194 | 215.530 | 321.068 | 252.971 | 163.752 |
| H_1 : Vapaa estimointi | 172.087 | 112.000 | 286.314 | 244.784 | 154.692 |

Molemmissa tapauksissa mallien yhteinen χ^2 -testisuure on tilastollisesti merkitsevä. Yhteensopivuuksien CFI ja TLI arvot jäävät myös kaikilla malleilla alle viitearvojen 0,90/0,95. Lisäksi RMSEA ja SRMR saavat hyvän mallin rajana pidettyjä suurempia arvoja, joten mallin sopivuutta ei näiden perusteella voi pitää erityisen hyvänä. Maakohtaiset χ^2 -testisuureet saavat suurimpia arvoja Ison-Britannian kohdalla. Maasta on eniten havaintoja, ja otoskoko vaikuttaa testisuureeseen, joten tämä ei ole yllättävää. Selvästi suurin maakohtainen ero testisuureessa vapaasti estimoidun mallin ja yhtäsuuruuskiinnityksin estimoidun mallin välillä voidaan havaita Espanjan kohdalla sisätiloja koskevassa aineistossa.

Testataan sitten kummankin paikan suhteen hypoteesia, että lataukset ovat ryhmässä eri suuret. Nollahypoteesina testeissä on

$$H_{0A} : \Lambda_1 = \Lambda_2 = \dots = \Lambda_5,$$

jonka mukaan lataukset ovat yhtäsuuret kaikissa maissa. Testaaminen tapahtuu sisäkkäisten mallien χ^2 -testillä ja sen voi suorittaa *lavan*-paketin *lavTestLRT*-funktiolla.

Taulukko 5.8. Testin tulos, ulkona oleva mielipaikka.

| χ^2 erotus | Vapausasteiden erotus | p-arvo |
|-----------------|-----------------------|--------|
| 51.994 | 32 | 0.014 |

Taulukko 5.9. Testin tulos, sisällä oleva mielipaikka.

| χ^2 erotus | Vapausasteiden erotus | p-arvo |
|-----------------|-----------------------|-----------|
| 162.64 | 32 | < 2.2e-16 |

Testien tulokset ovat luettavissa taulukoista 5.8 ja 5.9. Ulkona olevaa mielipaikkaa koskevien kysymysten kohdalla testituloksen p-arvo on $0,014 < 0,05$, joten nollahypoteesi voidaan hylätä tällä merkitsevyydellä. Sisällä olevaa paikkaa koskevaa

aineistoa testatessa saadaan p-arvoksi likimain nolla. Nollahypoteesi voidaan siis sen kohdalla hylätä kaikilla merkitsevyytasoilla. Latauksia ei tämän perusteella voi olettaa yhtäsuuriksi.

6 Yhteenveto ja pohdinta

Tässä työssä on käsitelty konfirmatorisen faktorimallin rakentamista ja arviointia eri perusjoukoissa. Erityisenä mielenkiinnon kohteena on ollut vertailujen suorittaminen kyselytutkimusaineistolle, joka on kerätty useassa eri maassa. Tarkasteltava aineisto muodostui *Restoration Outcome Scale*-mittarin laajennetun version 11 kysymyksestä. Muuttujat oli mitattu 6-portaisella Likert-asteikolla ja koehenkilöitä oli pyydetty vastaamaan erikseen sekä sisällä että ulkona sijaitsevaa mielipaikkaa koskien. Kysymykset koskivat koettua elpymiskokemusta muodostavia tekijöitä.

Tarkasteluissa ROS-mittarin havaittujen muuttujien taustalla ajateltiin olevan kolme ulottuvuutta: rentoutumista ja rauhallisuutta, keskittymiskyvyn elpymistä sekä ajatusten kirkastumista ja itseluottamusta kuvaavat latentit muuttujat. Malli sovitetiin ulkona ja sisällä olevaa mielipaikkaa koskeville kysymyksille erikseen. Rakenteen pysyvyyden arvioimiseksi testaattiin faktorien kerroinmatriisien yhtäsuuruutta maiden välillä. Faktorilatausten todettiin olevan erisuuret maiden välillä, erityisesti sisätiloissa olevaa mielipaikkaa koskevassa aineistossa. Toisaalta käytetyn mallin sopivuus aineistoon ei ollut kovin hyvä. Sovellatut menetelmät perustuvat oletukseen muuttujien moniulotteisesta normaalijakautuneisuudesta. Tutkittu aineisto koostui Likert-asteikollisista muuttujista, joten ne eivät ole varsinaisesti normaalijakautuneita. Esimerkiksi sisäikkäisten mallien testaamiseen käytettävä testisuure ei välttämättä noudata χ^2 -jakaumaa, mikäli havaitut muuttujat rikkovat normalisuusolettamusta (Satorra ja Bentler 2009). Tämä voi vaikuttaa analyysin tuloksiin. Lisäksi on hyvä huomioda, että analysoituja havaintoja on jokseenkin vähemmän Espanjasta kuin muista maista, Isosta-Britanniasta taas enemmän.

Konfirmatorinen faktorianalyysi on tärkeä menetelmä monenlaisessa tutkimuksessa. Nykyään sen vaatimia laskennallisesti vaativia toimenpiteitä voidaan suorittaa useilla tietokoneohjelmistoilla. R-ohjelmistossa *lavaan*-paketti tarjoaa tähän monia käyttäjäystävällisiä toimintoja ja on yleisesti käytetty. Menetelmää myös kehitetään edelleen, ja tutkimusta on tehty esimerkiksi mallin yhteensopivuusindeksien (Hu ja Bentler 1999) ja käytettävien testisuureiden (Satorra ja Bentler 2009) suhteen. Tässä tutkielmassa aineistoa käsiteltiin perinteisemmin suurimman uskottavuuden menetelmän avulla, mutta myös tarkastelut muilla menetelmillä voisivat olla mielekkäitä.

Tehtäessä tutkimusta, jossa vertaillaan eri kulttuureja, sukupuolta tai ikäryhmiä edustavia ryhmiä on tärkeää varmistua mittausten vertailukelpoisuudesta. Tutkielmassa elpymiskokemuksen mittarin faktorilatauksien havaittiin olevan erisuuria eri maiden välillä. Mittarin sopivuutta rajoitettiin arvioimaan yleisellä tasolla, mutta mittarin toimivuutta voisi myös arvioida esimerkiksi tarkemmin maakohtaisesti. Vastaavia arvioita voisi myös mahdollisesti tehdä toisenlaisella faktorijaolla.

Lähteet

- Baceviciene, M. ja R. Jankauskiene (2022). "The Mediating Effect of Nature Restorativeness, Stress Level, and Nature Connectedness in the Association between Nature Exposure and Quality of Life". *International Journal of Environmental Research and Public Health* 19.4, s. 2098. DOI: 10.3390/ijerph19042098.
- Bartholomew, D. J. (2005). *History of Factor Analysis: A Statistical Perspective*. Teoksessa: *Encyclopedia of Statistics in Behavioural Science*. John Wiley & Sons, Ltd. DOI: 10.1002/0470013192.bsa278.
- Bentler, P. M. (1990). "Comparative Fit Indexes in Structural Models". *Psychological Bulletin* 107.2, s. 238–246.
- Bollen, K. A. (1989). *Structural equations with latent variables*. New York: John Wiley & Sons, Ltd.
- Chen, F. F. (2007). "Sensitivity of Goodness of Fit Indexes to Lack of Measurement Invariance". *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal* 14.3, s. 464–504. DOI: 10.1080/10705510701301834.
- Epskamp, S. (2022). *semPlot: Path Diagrams and Visual Analysis of Various SEM Packages' Output*. R package version 1.1.6. URL: <https://github.com/SachaEpskamp/semPlot>.
- Hu, L.-t. ja P. M. Bentler (1999). "Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives". *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal* 6.1, s. 1–55. DOI: 10.1080/10705519909540118.
- Jöreskog, K. G. ja D. Sörbom (1979). *Advances in factor analysis and structural equation models*. eng. Cambridge, Mass: Abt. ISBN: 0-89011-535-4.
- Korpela, K. M. et al. (2008). "Determinants of restorative experiences in everyday favorite places". *Health & place* 14.4, s. 636–652. DOI: 10.1016/j.healthplace.2007.10.008.
- Leskinen, E. (1987). *Faktorianalyysi : konfirmatoristen faktorimallien teoria ja rakentaminen*. Jyväskylän yliopiston tilastotieteen laitoksen julkaisuja. Jyväskylä: Jyväskylän yliopisto. ISBN: 951-679-685-0.
- Pasanen, T. P. et al. (2018). "Restoration, well-being, and everyday physical activity in indoor, built outdoor and natural outdoor settings". *Journal of Environmental Psychology* 59, s. 85–93. DOI: 10.1016/j.jenvp.2018.08.014.
- R Core Team (2021). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing. Vienna, Austria. URL: <https://www.R-project.org/>.
- Rosseel, Y., T. D. Jorgensen ja N. Rockwood (2022). *lavaan: Latent Variable Analysis*. R package version 0.6-12. URL: <https://lavaan.ugent.be>.
- RStudio Team (2022). *RStudio: Integrated Development Environment for R*. RStudio, PBC. Boston, MA. URL: <http://www.rstudio.com/>.
- Satorra, A. ja P. M. Bentler (2009). "Ensuring Positiveness of the Scaled Difference Chi-square Test Statistic". *Psychometrika* 75.2, s. 243–248. DOI: 10.1007/s11336-009-9135-y.

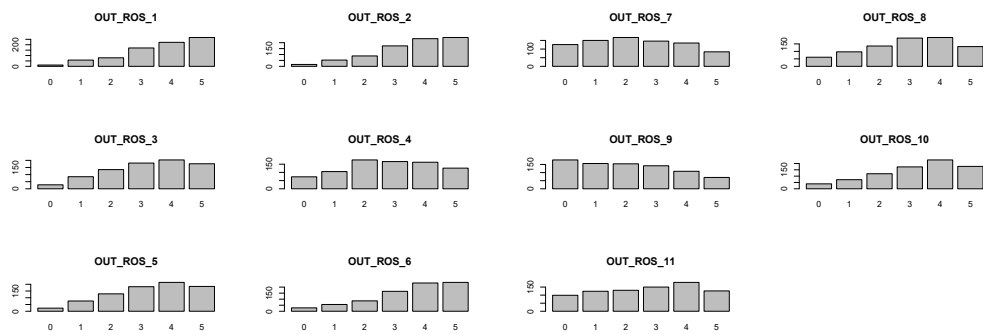
- Subiza-Pérez, M., T. Pasanen et al. (2021). "Exploring psychological restoration in favorite indoor and outdoor urban places using a top-down perspective". *Journal of environmental psychology* 78. DOI: 10.1016/j.jenvp.2021.101706.
- Subiza-Pérez, M., L. Vozmediano ja C. S. Juan (2017). "Restoration in urban settings: pilot adaptation and psychometric properties of two psychological restoration and place bonding scales". *Psychology* 8.2, s. 234–255. DOI: 10.1080/21711976.2017.1311073.
- Svetina, D., L. Rutkowski ja D. Rutkowski (2019). "Multiple-Group Invariance with Categorical Outcomes Using Updated Guidelines: An Illustration Using Mplus and the lavaan/semTools Packages". *Structural Equation Modeling: A Multi-disciplinary Journal* 27.1, s. 111–130. DOI: 10.1080/10705511.2019.1602776.

A Liite: ROS-mittari

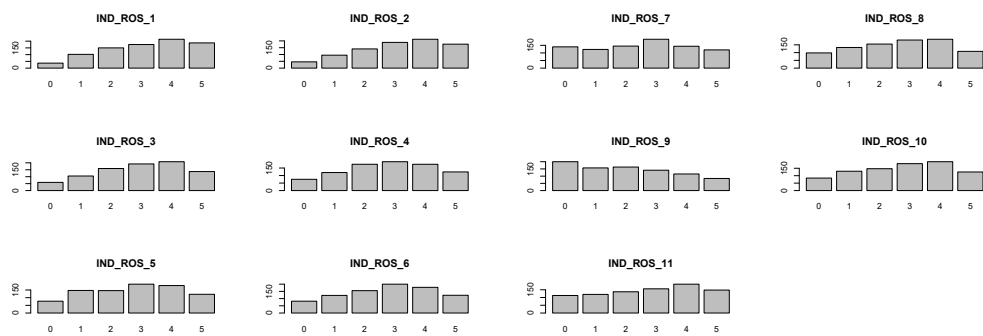
Restoration Outcome Scale -mittarin mielipaikkoja koskevat väittämät ovat aineistossa englanninkielisiä. Väittämät ovat seuraavanlaisia:

1. I feel calmer after being there.
2. After being there I feel renewed and relaxed.
3. Thanks to being there I get new enthusiasm and energy for my everyday routines.
4. My concentration and alertness increase there.
5. I forget my everyday worries there.
6. Visiting there is a way of clearing and clarifying my thoughts.
7. My self-confidence improves there.
8. I gain vitality there.
9. I get trust for each new day from there.
10. There I am able to get some distance from the things that happen to me and get a new perspective.
11. There I think about my priorities and life goals.

B Liite: R-tulosteita



Kuva B.1. Muuttujien jakaumia koko aineistossa, ulkotila.



Kuva B.2. Muuttujien jakaumia koko aineistossa, sisätila.

Havaittujen muuttujien kovarianssit

Suomi

| ## | OUT_ROS_1 | OUT_ROS_2 | OUT_ROS_3 | OUT_ROS_4 | OUT_ROS_5 | OUT_ROS_6 | OUT_ROS_7 | OUT_ROS_8 | OUT_ROS_9 | OUT_ROS_10 | OUT_ROS_11 |
|---------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|------------|------------|
| ## OUT_ROS_1 | 1.469 | 1.240 | 0.967 | 0.731 | 0.853 | 1.178 | 0.857 | 0.786 | 0.860 | 0.854 | 0.835 |
| ## OUT_ROS_2 | 1.240 | 1.488 | 1.133 | 0.709 | 0.859 | 1.167 | 0.899 | 1.000 | 0.972 | 0.887 | 0.824 |
| ## OUT_ROS_3 | 0.967 | 1.133 | 1.793 | 1.191 | 1.013 | 1.222 | 1.294 | 1.191 | 1.307 | 0.839 | 0.807 |
| ## OUT_ROS_4 | 0.731 | 0.709 | 1.191 | 2.425 | 0.831 | 1.047 | 1.300 | 1.122 | 1.188 | 0.738 | 0.665 |
| ## OUT_ROS_5 | 0.853 | 0.859 | 1.013 | 0.831 | 1.501 | 1.047 | 1.022 | 0.959 | 0.994 | 0.927 | 0.708 |
| ## OUT_ROS_6 | 1.178 | 1.167 | 1.222 | 1.047 | 1.047 | 1.796 | 1.196 | 1.010 | 1.067 | 1.035 | 1.014 |
| ## OUT_ROS_7 | 0.857 | 0.899 | 1.294 | 1.300 | 1.022 | 1.196 | 2.405 | 1.326 | 1.664 | 1.028 | 1.079 |
| ## OUT_ROS_8 | 0.786 | 1.000 | 1.191 | 1.122 | 0.959 | 1.010 | 1.326 | 1.567 | 1.289 | 0.924 | 0.731 |
| ## OUT_ROS_9 | 0.860 | 0.972 | 1.307 | 1.188 | 0.994 | 1.067 | 1.664 | 1.289 | 2.117 | 1.005 | 1.096 |
| ## OUT_ROS_10 | 0.854 | 0.887 | 0.839 | 0.738 | 0.927 | 1.035 | 1.028 | 0.924 | 1.005 | 1.568 | 0.815 |
| ## OUT_ROS_11 | 0.835 | 0.824 | 0.807 | 0.665 | 0.708 | 1.014 | 1.079 | 0.731 | 1.096 | 0.815 | 2.214 |

| ## | IND_ROS_1 | IND_ROS_2 | IND_ROS_3 | IND_ROS_4 | IND_ROS_5 | IND_ROS_6 | IND_ROS_7 | IND_ROS_8 | IND_ROS_9 | IND_ROS_10 | IND_ROS_11 |
|---------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|------------|------------|
| ## IND_ROS_1 | 1.956 | 1.482 | 0.926 | 0.690 | 0.610 | 0.897 | 0.922 | 1.146 | 1.179 | 1.040 | 1.094 |
| ## IND_ROS_2 | 1.482 | 1.994 | 1.230 | 0.582 | 1.084 | 1.163 | 1.171 | 1.458 | 1.172 | 1.399 | 0.857 |
| ## IND_ROS_3 | 0.926 | 1.230 | 2.145 | 0.931 | 1.041 | 1.020 | 1.319 | 1.480 | 1.137 | 1.104 | 0.755 |
| ## IND_ROS_4 | 0.690 | 0.582 | 0.931 | 1.981 | 0.591 | 0.824 | 0.745 | 0.699 | 0.658 | 0.652 | 0.553 |
| ## IND_ROS_5 | 0.610 | 1.084 | 1.041 | 0.591 | 2.324 | 1.166 | 1.016 | 1.043 | 0.612 | 1.271 | -0.051 |
| ## IND_ROS_6 | 0.897 | 1.163 | 1.020 | 0.824 | 1.166 | 2.233 | 1.342 | 1.304 | 0.951 | 1.510 | 0.748 |
| ## IND_ROS_7 | 0.922 | 1.171 | 1.319 | 0.745 | 1.016 | 1.342 | 2.625 | 1.832 | 1.731 | 1.271 | 1.037 |
| ## IND_ROS_8 | 1.146 | 1.458 | 1.480 | 0.699 | 1.043 | 1.304 | 1.832 | 2.401 | 1.564 | 1.398 | 0.954 |
| ## IND_ROS_9 | 1.179 | 1.172 | 1.137 | 0.658 | 0.612 | 0.951 | 1.731 | 1.564 | 2.308 | 1.284 | 1.239 |
| ## IND_ROS_10 | 1.040 | 1.399 | 1.104 | 0.652 | 1.271 | 1.510 | 1.271 | 1.398 | 1.284 | 2.485 | 0.908 |
| ## IND_ROS_11 | 1.094 | 0.857 | 0.755 | 0.553 | -0.051 | 0.748 | 1.037 | 0.954 | 1.239 | 0.908 | 2.502 |

Espanja

| ## | OUT_ROS_1 | OUT_ROS_2 | OUT_ROS_3 | OUT_ROS_4 | OUT_ROS_5 | OUT_ROS_6 | OUT_ROS_7 | OUT_ROS_8 | OUT_ROS_9 | OUT_ROS_10 | OUT_ROS_11 |
|---------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|------------|------------|
| ## OUT_ROS_1 | 0.978 | 0.762 | 0.446 | 0.676 | 0.790 | 0.768 | 0.366 | 0.434 | 0.212 | 0.557 | 0.622 |
| ## OUT_ROS_2 | 0.762 | 1.054 | 0.544 | 0.485 | 0.594 | 0.569 | 0.361 | 0.497 | 0.256 | 0.574 | 0.493 |
| ## OUT_ROS_3 | 0.446 | 0.544 | 1.209 | 0.597 | 0.444 | 0.497 | 0.521 | 0.483 | 0.426 | 0.541 | 0.486 |
| ## OUT_ROS_4 | 0.676 | 0.485 | 0.597 | 1.315 | 0.814 | 0.867 | 0.652 | 0.374 | 0.601 | 0.623 | 0.794 |
| ## OUT_ROS_5 | 0.790 | 0.594 | 0.444 | 0.814 | 1.196 | 0.888 | 0.513 | 0.363 | 0.332 | 0.705 | 0.833 |
| ## OUT_ROS_6 | 0.768 | 0.569 | 0.497 | 0.867 | 0.888 | 1.099 | 0.486 | 0.403 | 0.216 | 0.639 | 0.914 |
| ## OUT_ROS_7 | 0.366 | 0.361 | 0.521 | 0.652 | 0.513 | 0.486 | 1.462 | 0.583 | 1.182 | 0.738 | 0.706 |
| ## OUT_ROS_8 | 0.434 | 0.497 | 0.483 | 0.374 | 0.363 | 0.403 | 0.583 | 0.999 | 0.655 | 0.393 | 0.316 |
| ## OUT_ROS_9 | 0.212 | 0.256 | 0.426 | 0.601 | 0.332 | 0.216 | 1.182 | 0.655 | 1.703 | 0.639 | 0.813 |
| ## OUT_ROS_10 | 0.557 | 0.574 | 0.541 | 0.623 | 0.705 | 0.639 | 0.738 | 0.393 | 0.639 | 1.082 | 1.016 |
| ## OUT_ROS_11 | 0.622 | 0.493 | 0.486 | 0.794 | 0.833 | 0.914 | 0.706 | 0.316 | 0.813 | 1.016 | 1.711 |

| ## | IND_ROS_1 | IND_ROS_2 | IND_ROS_3 | IND_ROS_4 | IND_ROS_5 | IND_ROS_6 | IND_ROS_7 | IND_ROS_8 | IND_ROS_9 | IND_ROS_10 | IND_ROS_11 |
|---------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|------------|------------|
| ## IND_ROS_1 | 1.192 | 0.179 | 0.110 | 0.097 | 0.088 | 0.092 | 0.225 | 0.194 | 0.278 | 0.251 | 0.069 |
| ## IND_ROS_2 | 0.179 | 1.401 | 1.149 | 0.937 | 1.004 | 0.870 | 1.236 | 0.914 | 1.116 | 1.010 | 0.890 |
| ## IND_ROS_3 | 0.110 | 1.149 | 1.776 | 1.145 | 1.004 | 1.146 | 1.509 | 1.300 | 1.490 | 1.346 | 1.114 |
| ## IND_ROS_4 | 0.097 | 0.937 | 1.145 | 2.005 | 0.481 | 1.210 | 1.729 | 1.333 | 1.583 | 1.532 | 1.460 |
| ## IND_ROS_5 | 0.088 | 1.004 | 1.004 | 0.481 | 1.576 | 0.602 | 0.764 | 0.816 | 0.711 | 0.823 | 0.385 |
| ## IND_ROS_6 | 0.092 | 0.870 | 1.146 | 1.210 | 0.602 | 1.522 | 1.285 | 1.221 | 1.293 | 1.241 | 1.158 |
| ## IND_ROS_7 | 0.225 | 1.236 | 1.509 | 1.729 | 0.764 | 1.285 | 2.960 | 2.306 | 2.499 | 1.731 | 1.835 |
| ## IND_ROS_8 | 0.194 | 0.914 | 1.300 | 1.333 | 0.816 | 1.221 | 2.306 | 2.413 | 2.006 | 1.446 | 1.406 |
| ## IND_ROS_9 | 0.278 | 1.116 | 1.490 | 1.583 | 0.711 | 1.293 | 2.499 | 2.006 | 2.697 | 1.605 | 1.752 |
| ## IND_ROS_10 | 0.251 | 1.010 | 1.346 | 1.532 | 0.823 | 1.241 | 1.731 | 1.446 | 1.605 | 2.233 | 1.759 |
| ## IND_ROS_11 | 0.069 | 0.890 | 1.114 | 1.460 | 0.385 | 1.158 | 1.835 | 1.406 | 1.752 | 1.759 | 2.805 |

Iso-Britannia

| ## | OUT_ROS_1 | OUT_ROS_2 | OUT_ROS_3 | OUT_ROS_4 | OUT_ROS_5 | OUT_ROS_6 | OUT_ROS_7 | OUT_ROS_8 | OUT_ROS_9 | OUT_ROS_10 | OUT_ROS_11 |
|---------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|------------|------------|
| ## OUT_ROS_1 | 1.540 | 1.223 | 0.603 | 0.489 | 0.911 | 1.072 | 0.490 | 0.745 | 0.703 | 1.029 | 1.054 |
| ## OUT_ROS_2 | 1.223 | 1.378 | 0.677 | 0.565 | 1.083 | 1.072 | 0.498 | 0.740 | 0.741 | 1.072 | 1.015 |
| ## OUT_ROS_3 | 0.603 | 0.677 | 1.848 | 1.158 | 0.752 | 0.825 | 1.080 | 1.012 | 0.943 | 1.099 | 1.089 |
| ## OUT_ROS_4 | 0.489 | 0.565 | 1.158 | 2.121 | 0.667 | 0.737 | 0.845 | 0.849 | 0.861 | 0.934 | 0.696 |
| ## OUT_ROS_5 | 0.911 | 1.083 | 0.752 | 0.667 | 1.824 | 1.199 | 0.846 | 0.901 | 0.857 | 1.032 | 0.898 |
| ## OUT_ROS_6 | 1.072 | 1.072 | 0.825 | 0.737 | 1.199 | 1.697 | 0.685 | 0.875 | 0.781 | 1.152 | 1.171 |
| ## OUT_ROS_7 | 0.490 | 0.498 | 1.080 | 0.845 | 0.846 | 0.685 | 2.429 | 1.366 | 1.480 | 0.882 | 0.739 |
| ## OUT_ROS_8 | 0.745 | 0.740 | 1.012 | 0.849 | 0.901 | 0.875 | 1.366 | 2.075 | 1.391 | 0.964 | 0.828 |
| ## OUT_ROS_9 | 0.703 | 0.741 | 0.943 | 0.861 | 0.857 | 0.781 | 1.480 | 1.391 | 2.334 | 0.942 | 1.096 |
| ## OUT_ROS_10 | 1.029 | 1.072 | 1.099 | 0.934 | 1.032 | 1.152 | 0.882 | 0.964 | 0.942 | 2.093 | 1.557 |
| ## OUT_ROS_11 | 1.054 | 1.015 | 1.089 | 0.696 | 0.898 | 1.171 | 0.739 | 0.828 | 1.096 | 1.557 | 2.605 |

| ## | IND_ROS_1 | IND_ROS_2 | IND_ROS_3 | IND_ROS_4 | IND_ROS_5 | IND_ROS_6 | IND_ROS_7 | IND_ROS_8 | IND_ROS_9 | IND_ROS_10 | IND_ROS_11 |
|--------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|------------|------------|
| ## IND_ROS_1 | 2.352 | 2.028 | 1.086 | 0.401 | 1.039 | 1.444 | 0.966 | 1.151 | 1.119 | 1.306 | 1.223 |
| ## IND_ROS_2 | 2.028 | 2.350 | 1.137 | 0.479 | 1.039 | 1.459 | 0.992 | 1.272 | 1.218 | 1.286 | 1.180 |
| ## IND_ROS_3 | 1.086 | 1.137 | 2.242 | 1.147 | 0.629 | 0.992 | 0.939 | 1.295 | 1.176 | 0.942 | 1.027 |
| ## IND_ROS_4 | 0.401 | 0.479 | 1.147 | 2.182 | 0.403 | 0.606 | 0.730 | 0.903 | 0.654 | 0.529 | 0.589 |

| | | | | | | | | | | | |
|---------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| ## IND_ROS_5 | 1.039 | 1.039 | 0.629 | 0.403 | 2.267 | 1.550 | 1.048 | 0.840 | 0.619 | 1.009 | 0.104 |
| ## IND_ROS_6 | 1.444 | 1.459 | 0.992 | 0.606 | 1.550 | 2.286 | 1.169 | 1.233 | 1.110 | 1.394 | 0.990 |
| ## IND_ROS_7 | 0.966 | 0.992 | 0.939 | 0.730 | 1.048 | 1.169 | 2.759 | 1.747 | 1.605 | 1.116 | 1.096 |
| ## IND_ROS_8 | 1.151 | 1.272 | 1.295 | 0.903 | 0.840 | 1.233 | 1.747 | 2.456 | 1.965 | 1.331 | 1.294 |
| ## IND_ROS_9 | 1.119 | 1.218 | 1.176 | 0.654 | 0.619 | 1.110 | 1.605 | 1.965 | 2.577 | 1.122 | 1.480 |
| ## IND_ROS_10 | 1.306 | 1.286 | 0.942 | 0.529 | 1.009 | 1.394 | 1.116 | 1.331 | 1.122 | 2.292 | 1.178 |
| ## IND_ROS_11 | 1.223 | 1.180 | 1.027 | 0.589 | 0.104 | 0.990 | 1.096 | 1.294 | 1.480 | 1.178 | 2.695 |

Alankomaat

| | | | | | | | | | | | |
|---------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|------------|------------|
| ## | OUT_ROS_1 | OUT_ROS_2 | OUT_ROS_3 | OUT_ROS_4 | OUT_ROS_5 | OUT_ROS_6 | OUT_ROS_7 | OUT_ROS_8 | OUT_ROS_9 | OUT_ROS_10 | OUT_ROS_11 |
| ## OUT_ROS_1 | 1.951 | 1.709 | 1.190 | 1.179 | 1.286 | 1.480 | 0.950 | 1.030 | 1.192 | 1.248 | 1.110 |
| ## OUT_ROS_2 | 1.709 | 2.021 | 1.282 | 1.244 | 1.317 | 1.461 | 0.927 | 1.072 | 1.241 | 1.270 | 1.062 |
| ## OUT_ROS_3 | 1.190 | 1.282 | 2.019 | 1.249 | 1.116 | 1.136 | 1.095 | 1.267 | 1.255 | 1.169 | 1.044 |
| ## OUT_ROS_4 | 1.179 | 1.244 | 1.249 | 2.338 | 1.250 | 1.454 | 1.478 | 1.462 | 1.532 | 1.174 | 1.319 |
| ## OUT_ROS_5 | 1.286 | 1.317 | 1.116 | 1.250 | 2.369 | 1.738 | 1.318 | 1.194 | 1.373 | 1.382 | 0.886 |
| ## OUT_ROS_6 | 1.480 | 1.461 | 1.136 | 1.454 | 1.738 | 2.232 | 1.272 | 1.355 | 1.464 | 1.530 | 1.373 |
| ## OUT_ROS_7 | 0.950 | 0.927 | 1.095 | 1.478 | 1.318 | 1.272 | 2.636 | 1.600 | 1.917 | 1.333 | 1.410 |
| ## OUT_ROS_8 | 1.030 | 1.072 | 1.267 | 1.462 | 1.194 | 1.355 | 1.600 | 2.466 | 1.650 | 1.296 | 1.188 |
| ## OUT_ROS_9 | 1.192 | 1.241 | 1.255 | 1.532 | 1.373 | 1.464 | 1.917 | 1.650 | 2.619 | 1.440 | 1.490 |
| ## OUT_ROS_10 | 1.248 | 1.270 | 1.169 | 1.174 | 1.382 | 1.530 | 1.333 | 1.296 | 1.440 | 2.217 | 1.542 |
| ## OUT_ROS_11 | 1.110 | 1.062 | 1.044 | 1.319 | 0.886 | 1.373 | 1.410 | 1.188 | 1.490 | 1.542 | 2.554 |

| | | | | | | | | | | | |
|---------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|------------|------------|
| ## | IND_ROS_1 | IND_ROS_2 | IND_ROS_3 | IND_ROS_4 | IND_ROS_5 | IND_ROS_6 | IND_ROS_7 | IND_ROS_8 | IND_ROS_9 | IND_ROS_10 | IND_ROS_11 |
| ## IND_ROS_1 | 2.395 | 1.724 | 1.119 | 1.074 | 0.990 | 1.345 | 1.053 | 1.116 | 1.044 | 1.072 | 1.099 |
| ## IND_ROS_2 | 1.724 | 2.256 | 1.245 | 0.725 | 1.292 | 1.435 | 0.828 | 1.206 | 0.923 | 1.158 | 0.819 |
| ## IND_ROS_3 | 1.119 | 1.245 | 2.162 | 1.030 | 1.321 | 1.401 | 1.250 | 1.414 | 1.185 | 0.959 | 0.785 |
| ## IND_ROS_4 | 1.074 | 0.725 | 1.030 | 2.538 | 0.476 | 1.043 | 1.095 | 0.954 | 1.111 | 0.751 | 1.101 |
| ## IND_ROS_5 | 0.990 | 1.292 | 1.321 | 0.476 | 2.826 | 1.880 | 1.032 | 1.068 | 0.606 | 1.308 | 0.059 |
| ## IND_ROS_6 | 1.345 | 1.435 | 1.401 | 1.043 | 1.880 | 2.526 | 1.305 | 1.229 | 1.102 | 1.472 | 0.610 |
| ## IND_ROS_7 | 1.053 | 0.828 | 1.250 | 1.095 | 1.032 | 1.305 | 2.576 | 1.698 | 1.633 | 0.985 | 0.898 |
| ## IND_ROS_8 | 1.116 | 1.206 | 1.414 | 0.954 | 1.068 | 1.229 | 1.698 | 2.445 | 1.611 | 1.071 | 1.000 |
| ## IND_ROS_9 | 1.044 | 0.923 | 1.185 | 1.111 | 0.606 | 1.102 | 1.633 | 1.611 | 2.582 | 1.186 | 1.573 |
| ## IND_ROS_10 | 1.072 | 1.158 | 0.959 | 0.751 | 1.308 | 1.472 | 0.985 | 1.071 | 1.186 | 2.405 | 1.008 |
| ## IND_ROS_11 | 1.099 | 0.819 | 0.785 | 1.101 | 0.059 | 0.610 | 0.898 | 1.000 | 1.573 | 1.008 | 2.657 |

Australia

| | | | | | | | | | | | |
|---------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|------------|------------|
| ## | OUT_ROS_1 | OUT_ROS_2 | OUT_ROS_3 | OUT_ROS_4 | OUT_ROS_5 | OUT_ROS_6 | OUT_ROS_7 | OUT_ROS_8 | OUT_ROS_9 | OUT_ROS_10 | OUT_ROS_11 |
| ## OUT_ROS_1 | 1.795 | 1.640 | 1.316 | 0.986 | 1.093 | 1.355 | 0.740 | 1.185 | 1.082 | 1.065 | 0.997 |
| ## OUT_ROS_2 | 1.640 | 1.831 | 1.360 | 1.040 | 1.062 | 1.363 | 0.764 | 1.231 | 1.122 | 1.097 | 1.023 |
| ## OUT_ROS_3 | 1.316 | 1.360 | 2.209 | 1.456 | 1.320 | 1.322 | 1.293 | 1.564 | 1.531 | 1.257 | 1.264 |
| ## OUT_ROS_4 | 0.986 | 1.040 | 1.456 | 2.372 | 0.892 | 1.055 | 1.305 | 1.382 | 1.416 | 1.272 | 1.222 |
| ## OUT_ROS_5 | 1.093 | 1.062 | 1.320 | 0.892 | 1.893 | 1.188 | 1.076 | 1.344 | 1.148 | 1.087 | 0.811 |
| ## OUT_ROS_6 | 1.355 | 1.363 | 1.322 | 1.055 | 1.188 | 1.904 | 0.975 | 1.266 | 1.277 | 1.301 | 1.258 |
| ## OUT_ROS_7 | 0.740 | 0.764 | 1.293 | 1.305 | 1.076 | 0.975 | 2.489 | 1.670 | 1.932 | 1.177 | 1.262 |
| ## OUT_ROS_8 | 1.185 | 1.231 | 1.564 | 1.382 | 1.344 | 1.266 | 1.670 | 2.402 | 1.629 | 1.389 | 1.167 |
| ## OUT_ROS_9 | 1.082 | 1.122 | 1.531 | 1.416 | 1.148 | 1.277 | 1.932 | 1.629 | 2.813 | 1.537 | 1.588 |
| ## OUT_ROS_10 | 1.065 | 1.097 | 1.257 | 1.272 | 1.087 | 1.301 | 1.177 | 1.389 | 1.537 | 2.218 | 1.600 |
| ## OUT_ROS_11 | 0.997 | 1.023 | 1.264 | 1.222 | 0.811 | 1.258 | 1.262 | 1.167 | 1.588 | 1.600 | 2.726 |

| | | | | | | | | | | | |
|---------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|------------|------------|
| ## | IND_ROS_1 | IND_ROS_2 | IND_ROS_3 | IND_ROS_4 | IND_ROS_5 | IND_ROS_6 | IND_ROS_7 | IND_ROS_8 | IND_ROS_9 | IND_ROS_10 | IND_ROS_11 |
| ## IND_ROS_1 | 2.173 | 1.901 | 1.354 | 0.921 | 1.233 | 1.375 | 1.051 | 1.238 | 1.146 | 1.327 | 0.867 |
| ## IND_ROS_2 | 1.901 | 2.223 | 1.474 | 0.893 | 1.329 | 1.554 | 1.153 | 1.352 | 1.326 | 1.391 | 0.831 |
| ## IND_ROS_3 | 1.354 | 1.474 | 2.309 | 1.266 | 1.351 | 1.559 | 1.458 | 1.541 | 1.478 | 1.439 | 0.931 |
| ## IND_ROS_4 | 0.921 | 0.893 | 1.266 | 2.391 | 0.760 | 1.141 | 1.047 | 1.035 | 1.060 | 0.721 | 1.143 |
| ## IND_ROS_5 | 1.233 | 1.329 | 1.351 | 0.760 | 2.349 | 1.700 | 1.413 | 1.402 | 0.960 | 1.464 | 0.181 |
| ## IND_ROS_6 | 1.375 | 1.554 | 1.559 | 1.141 | 1.700 | 2.497 | 1.558 | 1.564 | 1.389 | 1.617 | 0.883 |
| ## IND_ROS_7 | 1.051 | 1.153 | 1.458 | 1.047 | 1.413 | 1.558 | 2.696 | 1.920 | 1.769 | 1.293 | 0.871 |
| ## IND_ROS_8 | 1.238 | 1.352 | 1.541 | 1.035 | 1.402 | 1.564 | 1.920 | 2.402 | 1.506 | 1.420 | 0.889 |
| ## IND_ROS_9 | 1.146 | 1.326 | 1.478 | 1.060 | 0.960 | 1.389 | 1.769 | 1.506 | 2.903 | 1.594 | 1.392 |
| ## IND_ROS_10 | 1.327 | 1.391 | 1.439 | 0.721 | 1.464 | 1.617 | 1.293 | 1.420 | 1.594 | 2.462 | 1.103 |
| ## IND_ROS_11 | 0.867 | 0.831 | 0.931 | 1.143 | 0.181 | 0.883 | 0.871 | 0.889 | 1.392 | 1.103 | 2.712 |