BAB III

Configural Frequency Analysis (CFA)

3.1 Pendahuluan

Pada bab ini akan di bahas mengenai beberapa istilah dan konsep dasar yang akan dipergunakan pada *Configural Frequency Analysis* (CFA).

3.1.1 Tabel Kontingensi

Data kategori yang memiliki dua atau lebih variabel kategori dapat diklasifikasikan silang, sehingga setiap variabel dapat diamati pada setiap keadaan pada variabel lainnya. Hubungan dalam tabel kontingensi termasuk koefisien asosiasi dapat ditafsirkan dengan cara yang analog dengan korelasi, atau interaksi yang menunjukkan bahwa asosiasi berbeda pada seluruh bagian variabel. Metode untuk analisis hubungan antar variabel dalam tabel kontingensi termasuk pemodelan *log-linear* dan teknik dekomposisi *chi-square* (Von Eye, 2002:5). Berikut ini merupakan tabel kontingensi untuk prediktor dan kriteria: (tabel lengkap terlampir pada lampiran)

Tabel 3 1: Tabel Kontingensi Prediktor-Kriteria

<table>
<tr><th rowspan="2">I</th><th rowspan="2">J</th><th rowspan="2">K</th><th rowspan="2">L</th><th colspan="5">M</th></tr>
<tr><th>$y_{....m}$</th><th>$y_{....m}$</th><th>$y_{....m}$</th><th>$y_{....m}$</th><th>$y_{....m}$</th></tr>
<tr><td rowspan="6">$y_{i.....}$</td><td rowspan="6">$y_{.j...}$</td><td rowspan="3">$y_{..k..}$</td><td>$y_{...l.}$</td><td>$\vdots$</td><td>$\cdots$</td><td>$\cdots$</td><td>$\cdots$</td><td>$\cdots$</td></tr>
<tr><td>$y_{...l.}$</td><td>$\vdots$</td><td>$\cdots$</td><td>$\cdots$</td><td>$\cdots$</td><td>$\cdots$</td></tr>
<tr><td>$y_{...l.}$</td><td>$\vdots$</td><td>$\cdots$</td><td>$\cdots$</td><td>$\cdots$</td><td>$\cdots$</td></tr>
<tr><td rowspan="3">$y_{..k..}$</td><td>$y_{...l.}$</td><td>$\vdots$</td><td>$\cdots$</td><td>$\cdots$</td><td>$\cdots$</td><td>$\cdots$</td></tr>
<tr><td>$y_{...l.}$</td><td>$\vdots$</td><td>$\cdots$</td><td>$\cdots$</td><td>$\cdots$</td><td>$\cdots$</td></tr>
<tr><td>$y_{...l.}$</td><td>$y_{....m}$</td><td>$y_{....m}$</td><td>$y_{....m}$</td><td>$y_{....m}$</td><td>$y_{....m}$</td></tr>
</table>

dengan

I,J,K,L menyatakan prediktor;

M menyatakan kriteria dan

$y_{i....}$: Prediktor I (1,2,3)

$y_{.j...}$: Prediktor J (1,2,3)

$y_{..k..}$: Prediktor K (1,2)

$y_{...l.}$: Prediktor L (1,2,3)

$y_{....m}$: Kriteria M (1,2,3,4,5).

3.2 *Configural Frequency Analysis* (CFA)

CFA adalah metode multivariat untuk penelitian tipologis yang melibatkan variabel kategori (Von Eye, 2000: 2). CFA digunakan untuk menunjukkan nilai suatu tanda/pola yang berbeda dari frekuensi yang ada pada analisis multivariat. Pada CFA dapat ditentukan apakah suatu peristiwa yang terjadi sesuai dengan yang diharapkan atau terjadi penyimpangan. Tentunya dalam statistika hal yang telah diharapkan tersebut tergambar oleh suatu model. Dalam model CFA ini, tidak melihat pada ada atau tidaknya interaksi antar variabel melainkan akan melihat ada atau tidaknya interaksi antar kategori yang ada pada tiap variabel (konfigurasi). Pada hasil akhir akan diperlihatkan suatu nilai dari frekuensi yang diharapkan, kemudian nilai tersebut akan dibandingkan dengan frekuensi pada pengamatan yang dilakukan. CFA akan memunculkan konfigurasi dari beberapa kategori yang berasal dari beberapa variabel yang berbeda.

CFA tidak hanya melihat karakteristik berdasarkan pada hubungan antar variabelnya saja tetapi sudah memasuki taraf yang lebih dalam yaitu konfigurasi kategori dari setiap variabelnya. Konfigurasi yang dimaksud pada analisis ini adalah sekumpulan kategori-kategori yang berasal dari beberapa variabel yang sedang diamati. Sehingga CFA akan memperlihatkan konfigurasi bukan pada interaksi antar variabel. Pada dasarnya, metode CFA tidak memfokuskan apakah suatu model akan cocok dengan data. Karena pada analisis ini hanya ingin diperlihatkan fenomena atau konfigurasi yang memang secara signifikan kejadiannya jauh dari apa yang telah diharapkan dari model yang terbentuk. Jika terjadi penyimpangan atau ketidakcocokan maka output CFA akan muncul *Type* dan *Antitype*:

1. CFA *type*:

   Suatu peristiwa lebih sering terjadi atau jumlah peristiwa yang terjadi lebih besar dari yang diharapkan.

2. CFA *antitype*:

   Suatu peristiwa lebih jarang terjadi atau jumlah peristiwa yang terjadi lebih kecil dari yang diharapkan.

Cara membandingkan antara frekuensi hasil pengamatan (*observed frequencies*) dengan frekuensi yang diharapkan (*expected frequencies*) adalah bergantung pada pemilihan *base model* yang akan digunakan untuk melihat perbandingan nilai dari frekuensi-frekuensi tersebut, di mana nantinya akan diperoleh interpretasi mengenai ada tidaknya perbedaan antara frekuensi pengamatan suatu sel dan frekuensi harapan tersebut. Frekuensi harapan suatu sel ditaksir berdasarkan *base model* yang ditetapkan untuk menggambarkan hubungan di antara variabel. Perbedaan antara frekuensi pengamatan suatu sel dan frekuensi harapan sel tersebut yang nantinya akan diteliti lebih lanjut dengan menggunakan *Configural Frequency Analysis* (*CFA*).

Dalam beberapa penelitian yang telah dilakukan dengan menggunakan CFA, jarang sekali terjadi adanya kesamaan hasil antara frekuensi pengamatan suatu sel dan frekuensi harapan tersebut. Dalam CFA, perbedaan nilai antara frekuensi pengamatan suatu sel dan frekuensi harapan sel tersebut dijelaskan dengan munculnya *type* dan *antitype*. Munculnya *type* dan *antitype* akan melalui suatu proses pengujian statistik tertentu.

Dalam CFA, suatu model dapat menjelaskan apakah dalam model tersebut variabel-variabel terbagi menjadi prediktor dan kriteria ataukah semua variabel dianggap mempunyai status yang sama. CFA dapat menjelaskan ada atau tidaknya hubungan antara prediktor dan kriteria yang ditandai dengan munculnya suatu *type* dan *antitype*. Jika *type* dan *antitype* muncul artinya bahwa suatu prediktor dapat memprediksi terjadinya suatu kriteria tertentu.

3.3 Langkah-langkah Pengujian CFA

Dalam pengujian konfigurasi dengan menggunakan CFA, terdapat empat langkah yang harus dilakukan, yaitu sebagai berikut (Von Eye, 2002: 10):

1. Pemilihan *base model* dan pengestimasian frekuensi harapan dari tiap konfigurasi

   Pada tahapan ini, perlu diperhatikan asumsi yang mendasar mengenai variabel yang ada apakah variabel-variabel tersebut akan terbagi menjadi prediktor dan kriteria ataukah tidak ada perbedaan antar variabel.

2. Uji kecocokan model

   Uji kecocokan model ini (uji kecocokan model) digunakan untuk melihat apakah model sudah dapat menggambarkan fenomena pada data dengan baik.

3. Uji signifikansi konfigurasi yang menyimpang dari model

   Uji signifikansi ini digunakan untuk mencari *Type* dan *Antitype* mana yang benar-benar signifikan dengan α^* tertentu.

4. Penjelasan *Type* dan *Antitype*

   Hal ini penting dilakukan, agar fenomena-fenomena yang terjadi diluar yang telah diharapankan model (penyimpangan) dapat dijelaskan dengan baik.

3.4 Penentuan *Base model* CFA

Dalam CFA *base model* digunakan untuk merefleksikan asumsi teorikal mengenai sifat dari variabel apakah memiliki status yang sama atau terbagi menjadi prediktor dan kriteria. *Base model* digunakan juga untuk mendapatkan frekuensi harapan, mempertimbangkan skema pengambilan sampel bagaimana data diperoleh. *Base model CFA* memperhitungkan semua efek yang tidak menjadi perhatian bagi peneliti, dan diasumsikan bahwa *base model* gagal untuk menggambarkan data dengan baik. Jika *type* dan *antitype* muncul, menunjukkan bahwa terdapat perbedaan yang nyata antara *base model* dengan data (Pontoh, 2014: 4).

3.4.1 Log-linear sebagai base model CFA

Pada penelitian ini, *base model* yang digunakan adalah model *log-linear*. Secara umum model *log-linear* dapat digunakan untuk permasalahan sebagai berikut:

1. Untuk melihat hubungan pemodelan antara dua atau lebih variabel kategori.
2. Untuk menyelidiki pola asosiasi dan interaksi antar variabel kategori.
3. Untuk menghitung nilai harapan dari pengamatan (Dobson, 1983: 78).

Model *log-linear* umum digunakan sebagai *base model* dalam CFA. Hal ini dikarenakan *log-linear* sebagai suatu *base model* dapat menjelaskan asumsi teorikal mengenai sifat suatu parameter serta keterbagian variabel menjadi prediktor dan kriteria.

Dalam model *log-linear*, terdapat suatu asumsi bahwa model tersebut mengasumsikan semua variabel tidak dibedakan prediktor dan kriteria sebagai suatu respon (Pontoh, 2008: 8). Namun jika ternyata pada suatu penelitian diasumsikan bahwa variabel-variabel tersebut terbagi menjadi prediktor dan kriteria maka model *log-linear* dapat pula memodelkannya.

Perlu diketahui bahwa CFA mengasumsikan suatu *base model* tidak dapat menjelaskan data dengan baik. Karena itu, parameter bukanlah fokus dari pengujian CFA, tetapi yang difokuskan dalam CFA adalah penyimpangan yang terjadi pada model ditandai dengan munculnya *type* dan *antitype* artinya bahwa hasil akhir dari CFA bukanlah melihat apakah suatu model sudah dapat menjelaskan data dengan baik seperti yang dilakukan dengan menggunakan metode *log-linear*. Oleh karena itu, uji kecocokan model dengan uji khi-kuadrat nilai χ^2 yang menjelaskan tentang kecocokan model dengan data tidak menjadi perhatian dalam CFA.

Model umum dari *log-linear* adalah sebagai berikut (Von Eye, 2000: 131):

$$\text{Log}\, E = \lambda_0 + \sum_{main\ effects} \lambda_i + \sum_{first\ order\ interaction} \lambda_{ij} + \sum_{second\ order\ interaction} \lambda_{ijk} + \ \dots \qquad \dots (3.1)$$

dimana λ_0 adalah *intercept* dan i,j,k adalah indeks variabel.

Pada dasarnya, *base model* pada CFA bersifat hirarki. Jika yang ingin dilihat adalah efek pada order pertama (*first-order*), maka *base model* memperhatikan *main effect* pada variabel yang ada. Jika *second-order* yang digunakan, maka *first-order* pun akan diperhatikan. Berikut ini akan dijelaskan beberapa contoh model *log-linear* yang biasa digunakan.

Jika tidak ada variabel mempengaruhi (*zero-order*), model *log-linear* secara umum adalah sebagai berikut:

$$Log\ E(Y) = \hat{\mu} \qquad \dots (3.2)$$

dimana $E(Y) = \text{frekuensi harapan dalam setiap sel}$

$\hat{\mu} \quad = intercept \text{ atau rata} - \text{rata umum.}$

Jika variabel tidak dibedakan menjadi prediktor dan kriteria, dan hanya *main effect* yang digunakan (*first order*), model *log-linear* secara umum adalah sebagai berikut:

$$Log\ E\left(Y_{ij\dots}\right) = \hat{\mu} + \hat{\alpha}_i + \hat{\beta}_j + \cdots \qquad \dots (3.3)$$

dimana

$E\left(Y_{ij..}\right)$ =frekuensi harapan setiap sel

µ =*intercept* atau *constant* atau rata-rata umum

A_i =parameter pengaruh tingkat ke-i faktor α

B_j =parameter pengaruh tingkat ke-j faktor β.

Jika variabel yang diteliti terbagi menjadi prediktor dan kriteria, dimisalkan terdapat dua prediktor α dan β dan dua kriteria γ dan δ maka, model *log-linear* (Von Eye, 2000: 132) yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$Log\ E\left(Y_{ijkl}\right) = \hat{\mu} + \hat{\alpha}_i + \hat{\beta}_j + \hat{\alpha}\hat{\beta}_{ij} + \hat{\gamma}_k + \hat{\delta}_l + \hat{\gamma}\hat{\delta}_{kl} \qquad \dots (3.4)$$

dimana

$E(Y_{ij..})$ =frekuensi harapan setiap sel

$\hat{\mu}$ =*intercept* atau *constant* atau rata-rata umum

$\hat{\alpha}_i$ = parameter pengaruh tingkat ke-i faktor α

$\hat{\beta}_j$ = parameter pengaruh tingkat ke-j faktor β

$\hat{\alpha}\hat{\beta}_{ij}$ = parameter pengaruh interaksi tingkat ke-i dan j faktor α dan β

$\hat{\gamma}_k$ = parameter pengaruh tingkat ke-k faktor γ

$\hat{\delta}_l$ = parameter pengaruh tingkat ke-l faktor δ

$\hat{\gamma}\hat{\delta}_{kl}$ = parameter interaksi tingkat ke-k dan l faktor γ dan δ.

Model *log-linear* tersebut diasumsikan bahwa peneliti tidak menginginkan adanya interaksi antar prediktor dan kriteria. Apabila peneliti menginginkan tidak adanya interaksi antar prediktor tetapi terdapat interaksi antar kriteria, model *log-linear* yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$Log\ E(Y_{ijkl}) = \hat{\mu} + \hat{\alpha}_i + \hat{\beta}_j + \hat{\alpha}\hat{\beta}_{ij} + \hat{\gamma}_k + \hat{\delta}_l \qquad \ldots(3.5)$$

dimana

$E(Y_{ij..})$ =frekuensi harapan setiap sel

$\hat{\mu}$ =*intercept* atau *constant* atau rata-rata umum

$\hat{\alpha}_i$ = pengaruh tingkat ke-i faktor α

$\hat{\beta}_j$ = pengaruh tingkat ke-j faktor β

$\hat{\alpha}\hat{\beta}_{ij}$ = interaksi tingkat ke-i dan j faktor α dan β

$\hat{\gamma}_k$ = pengaruh tingkat ke-k faktor γ

$\hat{\delta}_l$ = pengaruh tingkat ke-l faktor δ.

Pada penelitian ini *base model log-linear* yang digunakan terbagi menjadi empat prediktor dan satu kriteria. Maka, model *log-linear* yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$Log\ E(Y_{ijklm}) = \hat{\mu} + \hat{\alpha}_i + \hat{\beta}_j + \hat{\gamma}_k + \hat{\delta}_l + \hat{\varepsilon}_m + \hat{\alpha}\hat{\beta}_{ij} + \hat{\alpha}\hat{\gamma}_{ik} + \hat{\alpha}\hat{\delta}_{il} + \hat{\beta}\hat{\gamma}_{jk} + \hat{\beta}\hat{\delta}_{jl} + \hat{\gamma}\hat{\delta}_{kl} + \hat{\alpha}\hat{\beta}\hat{\gamma}\hat{\delta}_{ijkl} \qquad \ldots(3.6)$$

dimana

$E(Y_{ij..})$ = frekuensi harapan setiap sel

$\hat{\mu}$ = *intercept* atau *constant* atau rata-rata umum

$\hat{\alpha}_i$ = parameter pengaruh tingkat ke-i faktor α

$\hat{\beta}_j$ = parameter pengaruh tingkat ke-j faktor β

$\hat{\gamma}_k$ = parameter pengaruh tingkat ke-k faktor γ

$\hat{\delta}_l$ = parameter pengaruh tingkat ke-l faktor δ

$\hat{\varepsilon}_m$ = parameter pengaruh tingkat ke-m faktor ε

$\hat{\alpha}\hat{\beta}_{ij}$ = parameter pengaruh interaksi tingkat ke-i dan j faktor α dan β

$\hat{\alpha}\hat{\gamma}_{ik}$ = parameter pengaruh interaksi tingkat ke-i dan k faktor α dan γ

$\hat{\alpha}\hat{\delta}_{il}$ = parameter pengaruh interaksi tingkat ke-i dan l faktor α dan δ

$\hat{\beta}\hat{\gamma}_{jk}$ = parameter pengaruh interaksi tingkat ke-j dan k faktor β dan γ

$\hat{\beta}\hat{\delta}_{jl}$ = parameter pengaruh interaksi tingkat ke-j dan l faktor β dan δ

$\hat{\gamma}\hat{\delta}_{kl}$ = parameter pengaruh interaksi tingkat ke-k dan l faktor γ dan δ

$\hat{\alpha}\hat{\beta}\hat{\gamma}\hat{\delta}_{ijkl}$ = parameter pengaruh interaksi tingkat ke-i, j, k,l faktor α, β , γ dan δ.

3.5 Pengestimasian Frekuensi Harapan

Pengujian dengan analisis konfigurasi frekuensi difokuskan pada konfigurasi kategori antar variabel dan tidak difokuskan pada nilai dari parameternya dan kecocokan model, yaitu perbandingan antara frekuensi sel hasil pengamatan terhadap frekuensi sel hasil harapan. Frekuensi hasil harapan ini diperoleh melalui pendugaan. Metode dugaan yang umum digunakan adalah estimasi maksimum likelihood dengan bergantung pada sebaran peluang dari data kategori. Adapun sebaran peluang dari data kategori yang umum adalah sebaran Poisson dan sebaran multinomial.

Fungsi dari distribusi multinomial dengan frekuensi sel $Y_1, Y_2, \dots, Y_N$ dengan peluang tiap sel adalah $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N$ dengan nilai n yang telah ditentukan sebelumnya (Dobson, 1983:) adalah sebagai berikut:

$$f(y;\theta|n) = n!\frac{{\theta_1}^{y_1}{\theta_2}^{y_2}\dots{\theta_N}^{y_N}}{y_1!\,y_2!\dots y_N!} = n!\prod_{i=1}^{N}\frac{\theta_i^{y_i}}{y_i!} \qquad \dots(3.7)$$

dimana $n = \sum_{i-1}^{N} y_i$adalah banyaknya sampel yang telah ditentukan sebelumnya.

Pendugaan nilai untuk fungsi Log Likelihood dari distribusi multinomial yaitu:

$$f(y;\theta|n) = n!\prod_{i=1}^{N}\frac{\theta_i^{y_i}}{y_i!}$$

$$L = \log f(y;\theta|n) = \log\left(n!\prod_{i=1}^{N}\frac{\theta_i^{y_i}}{y_i!}\right)$$

$$L = \log n! + \sum_{i=1}^{N}(y_i\log\theta_i - \log y_i!) \qquad \dots(3.8)$$

yang mana dapat ditulis dalam bentuk:

$$L = k + \sum_{i=1}^{N} y_i log\theta_i \qquad \dots(3.9)$$

dimana $n = \sum_{i=1}^{N} y_i \; dan \sum\theta_i = 1$ dan k adalah konstanta.

Untuk memperoleh penaksir maksimum likelihood dari parameter θ_i diperoleh dengan memaksimalkan fungsi Likelihood dengan *constraint* nya yaitu

$$n = \sum_{i=1}^{N} y_i \; dan \sum\theta_i = 1 \qquad \dots(3.10)$$

yang dapat dilakukan dengan menggunakan *Lagrange multiplier* yang akan meminimalkan λ dan θ_i dari persamaan berikut:

$$t = k + \sum_i y_i\log\theta_i - \lambda\left(\sum\theta_i - 1\right) \qquad \dots(3.11)$$

solusinya adalah $\frac{\partial t}{\partial\lambda} = 0$ dan $\frac{\partial t}{\partial\theta_i} = 0$ untuk $i = 1, 2, \dots, N$ diperoleh:

$$\lambda = n$$

dengan mensubtitusi $\lambda = n$ ke dalam persamaan 3.3 maka diperoleh:

$$t = k + \sum_i y_i\log\theta_i - n\left(\sum\theta_i - 1\right) \qquad \dots(3.12)$$

akan ditaksir nilai dari parameter θ_i dan diperoleh:

$$\frac{\partial t}{\partial \theta_i} = \frac{y_i}{\theta_i} - n = 0$$

$$\hat{\theta}_i = \frac{y_i}{n}$$

$$n\hat{\theta}_i = y_i \quad \text{....(3.13)}$$

Jadi dapat disimpulkan bahwa Estimasi maksimum likelihood dari $\mathrm{E}(Y_i)$ adalah:

$$Y_i = \mathrm{E}(Y_i) = n\,\hat{\theta}_i \quad \text{...(3.14)}$$

Sehingga $\mathrm{E}(Y_{ijklm}) = n\hat{\theta}_{....m}\hat{\theta}_{ijkl}$ ...(3.15)

dan $\mathrm{E}(Y_{ijklm}) = n\hat{\theta}_{i...}\hat{\theta}_{.j..}\hat{\theta}_{..k.}\hat{\theta}_{...l}$ ...(3.16)

keterangan:

n= jumlah kategori

$\hat{\theta}_{i...}$ = prediktor ke-i

$\hat{\theta}_{.j..}$ = prediktor ke-j

$\hat{\theta}_{..k.}$ = prediktor ke-k

$\hat{\theta}_{...l}$ = prediktor ke-l

$\hat{\theta}_{....m}$ =kriteria ke-m

$\hat{\theta}_{ijkl}$ =prediktor ke-ijkl

3.6 Uji Independensi *Base Model*

Dalam CFA *base model, type* dan *antitype* muncul ketika perbedaan/ketidakcocokan antara *Antitype* menggambarkan deviasi dari *base model*. Jika variabel terbagi menjadi prediktor dan kriteria maka jika *type* dan *antitype* muncul berarti adanya hubungan antara prediktor dan kriteria. Hubungan antara prediktor dan kriteria tersebut diperlihatkan pada konfigurasi yang ditelti lebih banyak atau lebih sedikit dari yang diperkirakan melalui *base model* .

3.6.1 Uji Independensi Prediktor

Untuk pengujian independensi dari prediktor, menggunakan *main effect* dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0: Tidak terdapat asosiasi antar variabel prediktor

H_1: Terdapat asosiasi antar variabel prediktor.

Secara matematis dapat ditulis sebagai berikut:

H_0: $E(Y_{ijklm}) = n\hat{\theta}_{i...}\hat{\theta}_{.j..}\hat{\theta}_{..k.}\hat{\theta}_{...l}$

H_1: $E(Y_{ijklm}) \neq n\hat{\theta}_{i...}\hat{\theta}_{.j..}\hat{\theta}_{..k.}\hat{\theta}_{...l}$.

dengan n menyatakan jumlah kategori

$\hat{\theta}_{i...}$ menyatakan prediktor ke-i dan didefinisikan $\hat{\theta}_{i...} = \frac{y_{i...}}{n}$

$\hat{\theta}_{.j..}$ menyatakan prediktor ke-j dan didefinisikan $\hat{\theta}_{.j..} = \frac{y_{.j..}}{n}$

$\hat{\theta}_{..k.}$ menyatakan prediktor ke-k dan didefinisikan $\hat{\theta}_{..k.} = \frac{y_{..k.}}{n}$

$\hat{\theta}_{...l}$ menyatakan prediktor ke-l dan didefinisikan $\hat{\theta}_{...l} = \frac{y_{...l}}{n}$

Y_{ijklm} disebut juga frekuensi harapan untuk sel pada tabel kontingensi (e_{ijkl}) dan η_{ijkl} disebut juga frekunsi pengamatan

sehingga

$$e_{ijkl} = \frac{y_{i...}y_{.j..}y_{..k.}y_{...l}}{n^2} \text{ di mana } i = 1,2,3 \,; j = 1,2,3 \,; k = 1,2; l = 1,2,3 \qquad ...(3.17)$$

Model log-linear untuk prediktor:

$$\eta_{ijkl} = \log E(Y_{ijklm}) = \hat{\mu} + \hat{\alpha}_i + \hat{\beta}_j + \hat{\gamma}_k + \hat{\delta}_l \qquad ...(3.18)$$

dengan asumsi bahwa

$$\sum_i \hat{\alpha}_i = \sum_j \hat{\beta}_j = \sum_k \hat{\gamma}_k = \sum_l \hat{\delta}_l = 0$$

log e_{ijkl} diestimasi oleh η_{ijkl}

$$\log y_{i...} + \log y_{.j..} + \log y_{..k.} + \log y_{...l} - 2\log n = \hat{\mu} + \hat{\alpha}_i + \hat{\beta}_j + \hat{\gamma}_k + \hat{\delta}_l \quad ...(3.19)$$

dengan mensubstitusikan $\sum i\,, j, k, l$ ke persamaan di atas, akan diperoleh estimasi varians minimum yaitu sebagai berikut:

$$\hat{\mu} = \frac{1}{i}\sum_i \log y_{i...} + \frac{1}{j}\sum_j \log y_{.j..} + \frac{1}{k}\sum_k \log y_{..k.} + \frac{1}{l}\sum_l \log y_{...l} - 2\log n \quad ...(3.20)$$

$\hat{\alpha}$ dapat diperoleh dengan mensubsitusikan $\sum_i \sum_k$ ke dalam persamaan ...(3.21)

$$\hat{\alpha}_i = \sum_i \log y_{i...} - \frac{1}{I}\sum_i \log y_{i...} \quad ...(3.22)$$

dengan cara yang sama dengan di atas, diperoleh nilai $\hat{\beta}_j\,, \hat{\gamma}_k$ sebagai berikut:

$$\hat{\beta}_j = \sum_j \log y_{.j..} - \frac{1}{j}\sum_j \log y_{.j..} \quad ...(3.23)$$

$$\hat{\gamma}_k = \sum_k \log y_{..k.} - \frac{1}{k}\sum_k \log y_{..k.} \quad ...(3.24)$$

$$\hat{\delta}_l = \sum_l \log y_{...l} - \frac{1}{l}\sum_l \log y_{...l} \quad ...(3.25)$$

Statistik uji yang digunakan adalah khi-kuadrat dengan rumus sebagai berikut:

$$\chi^2 = \sum_i \sum_j \sum_k \sum_l \frac{(\eta_{ijkl} - e_{ijkl})^2}{e_{ijkl}} \quad .... (3.26)$$

dengan

η_{ijk} menyatakan frekuensi pengamatan

e_{ijk} menyatakan frekunsi harapan

derajat bebasnya adalah (i-1)(j-1)(k-1)(l-1)

Kriteria uji:

- Tolak H_0 jika χ^2 hitung ≥ $\chi^2 a$
  (terdapat asosiasi antar variabel)
- Terima H_0 jika χ^2 hitung < $\chi^2 a$
  (model ($\log E(Y_{ijkl}) = \hat{\mu} + \hat{\alpha}_i + \hat{\beta}_j + \hat{\gamma}_k + \hat{\delta}_l$ diterima).

Karena pada CFA difokuskan pada konfigurasi kategori antar variabel dan tidak difokuskan pada nilai dari parameternya dan kecocokan model, maka digunakan χ^2 untuk maisng-masing konfigurasi dengan rumus sebagai berikut:

$$\chi^2 = \frac{(\eta_i - e_i)^2}{e_i} \qquad \ldots(3.27)$$

dengan ${\chi^2}_{tabel}$ adalah ${\chi^2}_{(i-1)(j-1)(k-1)(l-1)};\ \alpha, i$ =konfigurasi ke-(1,2,…).

Kriteria uji:

- Tolak H_0 jika χ^2 hitung ≥ ${\chi^2}_{(i-1)(j-1)(k-1)(l-1)};\ \alpha$

  (muncul *type* atau *antitype*)
- Terima H_0 jika χ^2 hitung < ${\chi^2}_{(i-1)(j-1)(k-1)(l-1)};\ \alpha$

  (model $\log E(Y_{ijkl}) = \hat{\mu} + \hat{\alpha}_i + \hat{\beta}_j + \hat{\gamma}_k + \hat{\delta}_l$ diterima)

3.6.2 Uji Independensi Prediktor dan Kriteria

Uji independensi interaksi prediktor dan kriteria yaitu dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0: Tidak terdapat asosiasi antara variabel prediktor dan kriteria

H_1: Terdapat asosiasi antar variabel prediktor dan kriteria.

Secara matematis dapat ditulis sebagai berikut:

$H_0: E\left(Y_{ijklm}\right) = n\hat{\theta}_{....m}\hat{\theta}_{ijkl.}$

$H_1: E\left(Y_{ijklm}\right) \neq n\hat{\theta}_{....m}\hat{\theta}_{ijkl.}$

dengan

$\hat{\theta}_{ijkl.}$ menyatakan prediktor ke-ijkl dan didefinisikan $\hat{\theta}_{ijkl.} = \frac{y_{ijkl.}}{n}$

$\hat{\theta}_{....m}$ menyatakan kriteria ke-m dan didefiniskan $\hat{\theta}_{....m} = \frac{y_{....m}}{n}$

sehingga $e_{ijkl} = \frac{y_{ijk.}}{y_{...l}}$

dimana i= kategori prediktor 1,2,…; j=kategori prediktor 1,2,… ; k= kategori prediktor 1,2,… ; l= kategori kriteria 1,2,…

Model *log-linear* untuk interaksi prediktor dan kriteria adalah sebagai berikut:

$$\eta_{ijklm} = Log\ E(Y_{ijklm}) = \hat{\mu} + \hat{\alpha}_i + \hat{\beta}_j + \hat{\gamma}_k + \hat{\delta}_l + \hat{\varepsilon}_m + \hat{\alpha}\hat{\beta}_{ij} + \hat{\alpha}\hat{\gamma}_{ik} + \hat{\alpha}\hat{\delta}_{il} + \hat{\beta}\hat{\gamma}_{jk} + \hat{\beta}\hat{\delta}_{jl} + \hat{\gamma}\hat{\delta}_{kl} + \hat{\alpha}\hat{\beta}\hat{\gamma}\hat{\delta}_{ijkl} \quad \ldots(3.28$$

dengan asumsi bahwa:

$$\sum_i \hat{\alpha}_i = \sum_j \hat{\beta}_j = \sum_k \hat{\gamma}_k = \sum_l \hat{\delta}_l = \sum_m \hat{\varepsilon}_m = \sum_{i,j} \hat{\alpha}\hat{\beta}_{ij} = \sum_{i,k} \hat{\alpha}\hat{\gamma}_{ik} = \sum_{i,l} \hat{\alpha}\hat{\delta}_{il}$$
$$= \sum_{j,k} \hat{\beta}\hat{\gamma}_{jk} = \sum_{j,l} \hat{\beta}\hat{\delta}_{jl} = \sum_{k,l} \hat{\gamma}\hat{\delta}_{kl} = \sum_{i,j,k,l} \hat{\alpha}\hat{\beta}\hat{\gamma}\hat{\delta}_{ijkl} = 0$$

$loge_{ijklm}$ diestimasi oleh η_{ijklm}

$$\log \hat{\theta}_{....m} + \log \hat{\theta}_{ijkl} - \log n = \hat{\mu} + \hat{\alpha}_i + \hat{\beta}_j + \hat{\gamma}_k + \hat{\delta}_l + \hat{\varepsilon}_m + \hat{\alpha}\hat{\beta}_{ij} + \hat{\alpha}\hat{\gamma}_{ik} + \hat{\alpha}\hat{\delta}_{il} + \hat{\beta}\hat{\gamma}_{jk} + \hat{\beta}\hat{\delta}_{jl} + \hat{\gamma}\hat{\delta}_{kl} + \hat{\alpha}\hat{\beta}\hat{\gamma}\hat{\delta}_{ijkl} \quad \ldots(3.29)$$

dengan mensubtitusikan

$$\sum i\,, j, k, l, m$$

ke dalam persamaan (3.26) , akan diperoleh estimasi varians minimum yaitu sebagai berikut:

$$\hat{\mu} = \frac{1}{IJKL}\sum_l \log y_{ijkl.} + \frac{1}{M}\sum_m \log y_{....m} - \log n$$

$$\hat{\alpha}_i = \frac{1}{M}\sum_m \log y_{....m} + \frac{1}{KL}\sum_{k,l} \log y_{ijkl.} - \log n - \hat{\mu} \quad \ldots(3.30)$$

Dengan cara yang sama dengan di atas, maka diperoleh nilai $\hat{\beta}_j$, $\hat{\gamma}_k$, $\hat{\delta}_l, \hat{\varepsilon}_m$ sebagai berikut:

$$\hat{\beta}_j = \frac{1}{M}\sum_l \log y_{....m} + \frac{1}{IL}\sum_{i,l} \log y_{ijkl.} - \log n - \hat{\mu}$$

$$\hat{\gamma}_k = \frac{1}{M}\sum_l \log y_{....m} + \frac{1}{IK}\sum_{i,k} \log y_{ijkl.} - \log n - \hat{\mu}$$

$$\hat{\delta}_l = \frac{1}{M}\sum_l \log y_{....m} + \frac{1}{JK}\sum_{jk} \log y_{ijkl.} - \log n - \hat{\mu}$$

$$\hat{\varepsilon}_m = \log y_{....m} + \frac{1}{IJKL}\sum_{i,j,k,l} \log y_{ijkl.} - \log n - \hat{\mu}$$

$$\hat{\alpha}\hat{\beta}_{ij} = \frac{1}{M}\log y_{...m} + \frac{1}{L}\sum_{l} \log y_{ijkl.} - \log n - \hat{\mu} - \hat{\gamma} - \hat{\delta} - \hat{\varepsilon}$$

$$\hat{\alpha}\hat{\gamma}_{ik} = \frac{1}{M}\log y_{...m} + \frac{1}{K}\sum_{k} \log y_{ijkl.} - \log n - \hat{\mu} - \hat{\beta} - \hat{\delta} - \hat{\varepsilon}$$

$$\hat{\alpha}\hat{\delta}_{il} = \frac{1}{M}\log y_{...m} + \frac{1}{J}\sum_{j} \log y_{ijkl.} - \log n - \hat{\mu} - \hat{\gamma} - \hat{\delta} - \hat{\varepsilon}$$

$$\hat{\beta}\hat{\gamma}_{jk} = \frac{1}{M}\log y_{...m} + \frac{1}{I}\sum_{i} \log y_{ijkl.} - \log n - \hat{\mu} - \hat{\alpha} - \hat{\delta} - \hat{\varepsilon}$$

$$\hat{\beta}\hat{\delta}_{jl} = \frac{1}{M}\log y_{...m} + \frac{1}{I}\sum_{i} \log y_{ijkl.} - \log n - \hat{\mu} - \hat{\alpha} - \hat{\delta} - \hat{\varepsilon}$$

$$\hat{\gamma}\hat{\delta}_{kl} = \frac{1}{M}\log y_{...m} + \frac{1}{I}\sum_{i} \log y_{ijkl.} - \log n - \hat{\mu} - \hat{\alpha} - \hat{\delta} - \hat{\varepsilon}$$

$$\hat{\alpha}\hat{\beta}\hat{\gamma}\hat{\delta}_{ijkl} = \frac{1}{M}\log y_{....m} + \frac{1}{IJKL}\textstyle\sum_{l} \log y_{ijkl.} - \log n - \hat{\mu} - \hat{\varepsilon} \qquad \text{…(3.31)}$$

Statistik uji yang digunakan adalah khi-kuadrat dengan rumus sebagai berikut:

$$\chi^2 = \sum_{i}^{I}\sum_{j}^{J}\sum_{k}^{K}\sum_{l}^{L}\sum_{m}^{M} \frac{(\eta_{ijklm} - e_{ijklm})^2}{e_{ijklm}}$$

…(3.32)

dengan derajat kebebasan adalah (ijkl-1) (m-1)

ijkl menyatakan prediktor dan

m menyatakan kriteria

Kriteria uji:

- Tolak H_0 jika ${\chi^2}_{hitung} \geq {\chi^2}_{\alpha}$ (terdapat asosiasi antar variabel)
- Terima H_0 jika ${\chi^2}_{hitung} < {\chi^2}_{\alpha}$ (model ($Log\ E(Y_{ijklm}) = \hat{\mu} + \hat{\alpha}_i + \hat{\beta}_j + \hat{\gamma}_k + \hat{\delta}_l + \hat{\varepsilon}_m + \hat{\alpha}\hat{\beta}_{ij} + \hat{\alpha}\hat{\gamma}_{ik} + \hat{\alpha}\hat{\delta}_{il} + \hat{\beta}\hat{\gamma}_{jk} + \hat{\beta}\hat{\delta}_{jl} + \hat{\gamma}\hat{\delta}_{kl} + \hat{\alpha}\hat{\beta}\hat{\gamma}\hat{\delta}_{ijkl}$) diterima).

Karena pada CFA difokuskan pada konfigurasi kategori antar variabel dan tidak difokuskan pada nilai dari parameternya dan kecocokan model, maka digunakan χ^2 untuk masing-masing konfigurasi dengan rumus sebagai berikut:

$$\chi^2 = \frac{(\eta_i - e_i)^2}{e_i} \qquad \ldots(3.33)$$

dengan $\chi^2{}_{tabel}$ adalah $\chi^2{}_{(i-1)(j-1)(k-1)(l-1)};\ \alpha, i$ =konfigurasi ke-(1,2,…).

Kriteria uji:

- Tolak H_0 jika χ^2 hitung ≥ $\chi^2{}_{(i-1)(j-1)(k-1)(l-1)};\ \alpha$

  (muncul *type* atau *antitype*)
- Terima H_0 jika χ^2 hitung < $\chi^2{}_{(i-1)(j-1)(k-1)(l-1)};\ \alpha$

  (model $Log\ E(Y_{ijklm}) = \hat{\mu} + \hat{\alpha}_i + \hat{\beta}_j + \hat{\gamma}_k + \hat{\delta}_l + \hat{\varepsilon}_m + \hat{\alpha}\hat{\beta}_{ij} + \hat{\alpha}\hat{\gamma}_{ik} + \hat{\alpha}\hat{\delta}_{il} + \hat{\beta}\hat{\gamma}_{jk} + \hat{\beta}\hat{\delta}_{jl} + \hat{\gamma}\hat{\delta}_{kl} + \hat{\alpha}\hat{\beta}\hat{\gamma}\hat{\delta}_{ijkl}$) diterima)

3.7 Metode *Bonferroni* untuk Melihat Signifikansi Konfigurasi

Metode *Bonferroni* merupakan metode penyesuaian untuk α. Karena nilai α untuk setiap konfigurasi berbeda dengan α keseluruhan, maka perlu dilakukan penyesuaian untuk menetapkan signifikansi nominal α terhadap kesalahan pengujian. Penyesuaian dapat dilakukan dengan memperhitungkan total jumlah tampilan pengujian atau banyaknya konfigurasi yang terjadi yaitu dengan rumus sebagai berikut:

$$\alpha^* = \frac{\alpha}{banyaknya\ konfigurasi} \qquad \ldots(3.34)$$

Jika statistika hitung lebih kecil dari α^*, akan terdapat *type* atau *antitype* pada konfigurasi tersebut. Untuk melihat signifikansi konfigurasi apakah terdapat penyimpangan dari *base model* yang terbentuk maka dilakukan pengujian dengan hipotesis sebagai berikut:

Hipotesis:

H_0: nilai frekuensi pengamatan sama dengan nilai frekuensi harapan

H_1: nilai frekuensi pengamatan tidak sama dengan nilai frekuensi harapan.

Secara matematis dapat ditulis:

$H_0: E(N_i) = E_i$

$H_1: E(N_i) \neq E_i$

Statistik uji:

$$z = \frac{N_i - E_i}{\sqrt{E_i}} \qquad \text{…. (3.35)}$$

dimana:

i = konfigurasi ke-i

N_i = frekuensi pengamatan konfigurasi ke-i

E_i = frekuensi harapan konfigurasi ke-i

Kriteria uji:

- Tolak H_0 jika *p-value* $\leq \alpha^*$
  (muncul *type* atau *antitype*, dengan kata lain model tersebut tidak mewakili keberadaan konfigurasi tersebut)
- Terima H_0 jika *p-value* $> \alpha^*$
  (tidak akan muncul *type* atau *antitype*, dengan kata lain *base model* telah mewakili keberadaan dari konfigurasi tersebut)

3.7.1 Identifikasi Hasil Tes Signifikansi

Pada langkah ini dilakukan pengidentifikasian hasil dari tes signifikansi konfigurasi apakah konfigurasi tersebut merupakan *type, antitype*, atau telah sesuai dengan *base model*. Perlu diingat bahwa eksplorasi CFA melibatkan tes signifikansi untuk setiap sel dalam tabel silang. Prosedur ini dapat menyebabkan kesalahan pengujian α. Oleh karena itu, setelah melakukan tes signifikansi, dan sebelum pengidentifikasian konfigurasi sebagai *type* dan *antitype*, perlu dilakukan penyesuaian untuk α seperti yang telah dijelaskan pada sub-bab sebelumnya.

Setelah dilakukan pengujian signifikansi konfigurasi menggunakan *Bonferroni*, dilakukan pengidentifikasian apakah konfigurasi termasuk ke dalam *type* atau *antitype*. Jika *p-value* lebih besar dari α^* (α setelah penyesuaian) berarti tidak munculnya *type* atau *antitype* dengan kata lain konfigurasi tersebut sudah sesuai dengan *base model* yang terbentuk. Sedangkan jika *p-value* lebih kecil sama dengan dari α^* maka akan muncul *type* atau *antitype* yang berarti terjadi penyimpangan dari *base model* yang terbentuk.

3.8 Interpretasi *Type* dan *Antitype*

Pada tahap ini dilakukan penentuan dari model CFA yang diajukan berdasarkan hasil uji signifikansi konfigurasi. Apakah model menghasilkan *type* atau *antitype*. Interpretasi difokuskan pada masing-masing konfigurasi yang menghasilkan *type* dan *antitype*.

Interpretasi *type* dan *antitype* bergantung pada arti dari konfigurasi itu sendiri. *Type* menunjukkan bahwa konfigurasi tersebut terjadi lebih sering dari yang diharapankan. Sedangkan *antitype* menunjukkan konfigurasi tertentu lebih jarang terjadi dari yang telah diharapankan. Dengan kata lain, karena dalam penelitian ini data variabel terbagi menjadi prediktor dan kriteria maka *type* menunjukkan bahwa konfigurasi prediktor tertentu memungkinkan untuk terjadinya kriteria tertentu. Sedangkan *antitype* menunjukkan bahwa konfigurasi prediktor tertentu tidak diikuti oleh terjadinya kriteria tertentu.