# EVALUASI TINGKAT PENDIDIKAN ANAK DI PROVINSI JAWA BARAT MENGGUNAKAN FIRST ORDER CONFIGURAL FREQUENCY ANALYSIS

Resa Septiani Pontoh Departemen Statistika Universitas Padjadjaran resa.septiani@unpad.ac.id

ABSTRAK. Tingkat pendidikan masyarakat di Indonesia perlu terus-menerus ditingkatkan. Dalam hal efektivitas pelaksanaannya, perlu adanya target khusus daerah mana yang tingkat pendidikannya masih kurang dan perlu dilakukan peninjauan khusus kedaerah tersebut. Beberapa karakteristik yang akan diamati adalah tingkat pendidikan anak, tingkat pendidikan orang tua (ayah dan ibu), lokasi sekolah, dan jenis kelamin. Penelitian ini dikhususkan dilakukan pada wilayah Jawa Barat dengan melibatkan 1050 sampel masyarakat di wilayah ini. First Order Configural Frequency Analysis adalah salah satu metode yang tepat digunakan untuk melihat karakteristik masyarakat dengan tingkat pendidikan tertentu sehingga nantinya akan terlihat ciri-ciri atau karakteristik masyarakat mana yang perlu lebih ditingkatkan level pendidikannya. Kelebihan dari analisis ini adalah dapat menemukan konfigurasi mana yang menyimpang dari model sehingga dapat ditemukan karakteristik masyarakat mana yang menyimpang dari base model yaitu model log linear ditandai dengan munculnya antitype, dan sebaliknya yang benarbenar mendukung model atau muncul type. Dengan kata lain, diharapkan target tidak salah sasaran. Hasil dari penelitian ini adalah bahwa ternyata masyarakat dengan karakteristik sekolah di perkotaan, dengan tingkat pendidikan kedua orang tua tamat SMA berjenis kelamin perempuan dan laki-laki cenderung tamat SMA, sedangkan yang bersekolah di pedesaan cenderung tidak tamat SMA.

**Kata Kunci:** Configural Frequency Analysis; Tingkat Pendidikan Kabupaten Bandung; Analisis Data Kategori

#### 1. PENDAHULUAN

Tingkat pendidikan masyarakat di Indonesia perlu terus-menerus ditingkatkan.Dalam hal efektivitas pelaksanaannya, perlu adanya target khusus daerah mana yang tingkat pendidikannya masih kurang dan perlu dilakukan peninjauan khusus kedaerah tersebut. Beberapa karakteristik yang akan diamati adalah tingkat pendidikan anak, tingkat pendidikan orang tua (ayah dan ibu), lokasi sekolah, dan jenis kelamin. Penelitian ini dikhususkan dilakukan pada Provinsi jawa Barat dengan melibatkan 1050 sampel masyarakat di Provinsi Jawa Barat.

Configural Frequency Analysis (CFA) merupakanmetode statistika yang memungkinkan seseorang untuk menentukan apakah kejadian yang tak terduga secara signifikan berbeda dari yang diharapkan. Idenya adalah bahwa untuk setiap peristiwa frekuensi yang diharapkan ditentukan, kemudian dibandingkan dengan frekuensi yang diamati apakah berbeda dari apa yang diperkirakan secara acak. CFA (Lienert dalam Von Eye 2002) adalah sebuah metode dari analisis data eksplorasi. Tujuan dari Configural Frequency Analysis adalah untuk mendeteksi pola konfigurasi dalam data yang terjadi secara signifikan lebih atau kurang dari yang diekspektasikan (diharapkan). Selain itu, CFA (Von Eye, [3]) merupakan metode untuk mengidentifikasi konfigurasi dari variabel

kategori dalam tabel silang multidimensi. *CFA* memiliki beberapa kelebihan dibandingkan dengan metode lain, yaitu:

- 1. CFA dapat melihat konfigurasi dari kategori dalam variabelnya.
- 2. Dengan CFA kita dapat melihat penyimpangan dari base model yang terbentuk.

Jenis data yang digunakan dalam *CFA* adalah pasangan kategori.Hal ini didasarkan atas pengertian dari konfigurasi (Lienert dalam Von Eye [3]) yaitu pasangan kategori yang menjelaskan suatu sel dari suatu tabel silang.

First Order Configural Frequency Analysis adalah salah satu metode yang tepat digunakan untuk melihat karakteristik masyarakat dengan tingkat pendidikan tertentu sehingga nantinyaakan terlihat ciri-ciri atau karakteristik masyarakat mana yang perlu lebih ditingkatkan level pendidikannya. Kelebihan dari analisis ini adalah dapat menemukan konfigurasi mana yang menyimpang dari model sehingga dapat ditemukan karakteristik masyarakat mana yang menyimpang dari base model yaitu model log linear ditandai dengan munculnya antitype, dan sebaliknya yang benar-benar mendukung model atau muncul type. Dengan kata lain, diharapkan target tidak salah sasaran.

#### 2. METODE PENELITIAN

Data yang akan digunakan adalah data sekunder PendidikanProvinsi Jawa Barat dengan variabel-variabel penelitian sebagai berikut:

- 1. Tingkat Pendidikan Anak; Tidak Tamat SMA (1) dan Tamat SMA (2),
- 2. Jenis Kelamin; Pria (1) dan Wanita (2),
- 3. Tingkat Pendidikan Ibu; Tidak Tamat SMA (1) dan Tamat SMA (2),
- 4. Tingkat Pendidikan Ayah; Tidak Tamat SMA (1) dan Tamat SMA (2),
- 5. Lokasi; Urban (1) dan Non Urban (2)

Configural Frequency Analysis (CFA) adalah suatu metode yang digunakan untuk mengidentifikasi pola (konfigurasi) dari variabel kategori apakah terjadi ketidak cocokan (discrepancies) dengan apa yang telah diek spektasikan sebelumnya, ketidak cocokan (discrepancies) terjadi jika:

- 1. Suatu peristiwa yang terjadi lebih besar dari yang diekspektasikan atau dengan kata lain lebih sering terjadi (*CFAtype*), dan
- 2. Suatu peristiwa yang terjadi lebih kecil dari yang diekspektasikan atau dengan kata lain lebih jarang terjadi (*CFAantitype*).

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. Beberapa tahapan pada pengujian CFA adalh sebagai berikut:

- 1. Pemilihan*base model* dan pengestimasian nilai frekuensi ekspektasi dari suatu sel
- 2. Melakukan tes signifikansi dan pengidentifikasian apakah konfigurasi masuk ke dalam *type* dan *antitype*.
- 3. Melakukan interpretasi type dan antitype.

## 2.1 Penentuan Base ModelCFA

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* juga digunakan untuk mempertimbangkan skema pengambilan sampel bagaimana data diperoleh. *Base modelCFA* 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, menunjukan bahwa terdapat perbedaan yang nyata antara *base model* dan data.

CFA base model harus memenuhi tiga kriteria berikut:

- 1. Paling tidak ada satu alasan untuk *discrepancies* (ketidakcocokan) antara frekuensi observasi dan frekuensi ekspektasi (diharapkan) yang ditandai dengan munculnya *type* atau *antitype*.
- 2. Parsimoni: model-model dasar harus sesederhana mungkin dan order serendah mungkin.
- 3. Pertimbangan skema pengambilan sampel: skema pengambilan sampel dari seluruh variabel harus dipertimbangkan. Skema pengambilan sampel dapat mempengaruhi *base model* yang dipilih. Data yang diambil diasumsikan telah diambil dari suatu populasi dimana *base model* memberikan gambaran yang valid dari distribusi frekuensi dalam tabel silang tersebut. Skema pengambilan sampel digunakan untuk menentukan estimasi nilai frekuensi ekspektasi suatu sel (Von Eye, [3]).

Berikut ini akan dijelaskan beberapa contoh model log linier yang biasa digunakan. Jika tidak ada variabel yang mempengaruhi model (*zero order*), model log linier (Von Eye, [3]) secara umum adalah sebagai berikut:

$$LogE(Y) = \mu$$
 (1)

dimana E(Y) = frekuensi diharapkan setiap sel.

 $\mu$  = intercept atau constant atau rata-rata umum

Jika semua variabel mempunyai status yang sama, dan hanya *main effect* yang digunakan (*first order*), model log linier (Von Eye, 2002) secara umum adalah sebagai berikut:

$$LogE(Y_{ij...}) = \mu + A_i + B_j + ...$$
(2)

dimana  $E(Y_{iik})$  = frekuensi diharapkan setiap sel.

 $\mu$  = intercept atau constant atau rata-rata umum

 $A_i$  = Efek utama faktor A pada kategori ke-i

 $B_i$  = Efek utama faktor B pada kategori ke-j

Jika variabel yang akan diteliti terbagi menjadi prediktor dan kriteria, misal terdapat dua prediktor A dan B dan dua kriteria C dan D maka, model log linier (Von Eye, 2002) yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$LogE(Y_{ijkl}) = \mu + A_i + B_j + AB_{ij} + C_k + D_l + CD_{kl}$$
(3)

dimana  $E(Y_{iik})$  = frekuensi diharapkan setiap sel.

 $\mu$  = intercept atau constant atau rata-rata umum

 $A_i$  = Efek utama faktor A pada kategori ke-i

 $B_{\perp}$  = Efek utama faktor B pada kategori ke-j

 $C_{\nu}$  = Efek utama faktor C pada kategori ke-k

 $D_i$  = Efek utama faktor D pada kategori ke-l

AB.. = Interaksi faktor A dan B pada kategori ke-i dan ke-j

 $CD_{kl}$  = Interaksi faktor C dan D pada kategori ke-k dan ke-l

Model log linier 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 linier (Von Eye, [3]) yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$LogE(Y_{ijkl}) = \mu + A_i + B_j + AB_{ij} + C_k + D_l$$
(4)

dimana  $E(Y_{ijk})$  = frekuensi diharapkan setiap sel.

 $\mu$  = intercept atau constant atau rata-rata umum

 $A_i$  = Efek utama faktor A pada kategori ke-i

 $B_i$  = Efek utama faktor B pada kategori ke-j

 $C_k$  = Efek utama faktor C pada kategori ke-k

 $D_i$  = Efek utama faktor D pada kategori ke-l

 $AB_{ii}$  = Interaksi faktor A dan B pada kategori ke-i dan ke-j

## 2.2 Sampling Scheme (Skema Pengambilan Sampel)

Terdapat dua skema pengambilan sampel yang dapat digunakan yaitu *Multinomial Sampling* dan *ProductMultinomial Sampling* yang berguna untuk menentukan estimasi nilai dari frekuensi harapan suatu sel (Von Eye,[3]). Pada penelitian ini akan digunakan *Multinomial Sampling*. *Multinomial Sampling* digunakan apabila jumlah sampel ditentukan terlebih dahulu baru kemudian dimasukan ke dalam sel tabel silang berdasarkan pengamatan yang telah dilakukan. Suatu distribusi multinomial dengan frekuensi sel  $Y_1,...,Y_N$  dengan peluang tiap sel adalah  $\theta_1,...,\theta_N$  dengan nilai n yang telah ditentukan sebelumnya (Dobson, [2]) adalah sebagai berikut:

$$f(y;\theta \mid n) = n! \prod_{i=1}^{N} \frac{\theta_{i}^{y_{i}}}{y_{i}!}$$
(5)

nana 
$$n = \sum_{i=1}^{N} y_i \sum_{\text{dan } i=1}^{N} \theta_i = 1$$

#### 2.3 Base Model Log Linier dan Pengestimasian Expected Frequency

Base model Log Linier dapat menjelaskan asumsi teorikal bahwa pada Model Log Linier terdapat suatu asumsi bahwa model tersebut mengasumsikan semua variabel mempunyai status yang sama sebagai suatu respon (Agresti, [1]). Tetapi apabila suatu penelitian mengasumsikan variabel-variabel tersebut terbagi menjadi prediktor dan kriteria maka terdapat beberapa hal yang harus diperhatikan (Von Eye, [2] Jika peneliti tidak menginginkan adanya efek yang menghubungkan antar prediktor dan antar kriteria maka dapat dibuat interaksi antar prediktor dan antar kriteria pada base model. Jika terdapattype dan antitype, menjelaskan bahwa adanya hubungan antar prediktor dan antar kriteria tetapi bukan antar prediktor dan kriteria

*Type* dan *antitype* dapat muncul hanya jika ada hubungan yang bukan bagian dari *base model*. Jika peneliti berharap bahwa *type* dan *antitype* mencerminkan kejadian selain asosiasi variabel, efek utama harus menjadi bagian dari *base model*.

## **Model Log Linier untuk Prediktor**

Untuk melihat adanya interaksi antar prediktor, dapat dilakukan dengan menggunakan pengujian *main effect* antar prediktor. Jika terdapat *type* atau *antitype* artinya memang terdapat interaksi antar prediktor. Model Log Linier untuk melihat ada atau tidaknya interaksi antarprediktor(Von Eye, [3])adalah sebagai berikut:

$$Log E(Y_{ijklm}) = \mu + A_i + B_j + C_k + D_l$$
 (6)

dimana  $E(Y_{iik})$  = frekuensi diharapkan setiap sel.

= intercept atau constant atau rata-rata umum

= Efek utama Faktor Tingkat pendidikan anak pada kategori ke-i

= Efek utama Faktor Jenis kelamin pada kategori ke-j

= Efek utama Faktor Pendidikan Ibu pada kategori ke-k

= Efek utama Faktor Pendidikan Ayah pada kategori ke-l

## Model Log Linier dengan Interaksi Prediktor dan Kriteria

Apabila terdapat interaksi antar prediktornya maka model log linier untuk data (Von Eye, [3]) adalah sebagai berikut:

$$Log E(Y_{ijklm}) = \mu + A_i + B_j + C_k + D_l + E_m + BC_{jk} + BD_{jl} + \dots + BCD_{ijk} + \dots + BCDE_{jklm}$$

## 2.4 Pengestimasian Frekuensi Ekspektasi

Penaksiran terhadap ekspektasi frekuensi konfigurasi (E(Yikl)) digunakan dengn menggunakan metode Maksimum Likelihood.

Fungsi dari distribusi multinomial dengan frekuensi sel Y<sub>1</sub>,...,Y<sub>N</sub> dengan peluang tiap sel adalah  $\theta_1,...,\theta_N$ dengan nilai n yang telah ditentukan sebelumnya (Dobson, [2]) adalah sebagai berikut:

$$f(y;\theta \mid n) = n! \prod_{i=1}^{N} \frac{\theta_{i}^{y_{i}}}{y_{i}!}$$
(8)

Dimana  $n = \sum_{i=1}^{N} y_i \operatorname{dan} \sum_{i=1}^{N} \theta_i = 1$ 

*Maximum Likelihood Estimator* dari parameter  $\theta_i$  untuk  $E(Y_i)$  yaitu:

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

$$n\theta_i = Y_i \tag{9}$$

Sehingga diperoleh $E(Y_{jklm}) = n\theta_{i...}n\theta_{.k.}n\theta_{..l.}n\theta_{...m} dan E(Y_{ijklm}) = n\theta_{i...}n\theta_{.jklm}$ 

## Uji Independensi Prediktor

Untuk menguji independensi dari prediktor, menggunakan main effect dengan hipotesis (Dobson, 1983)adalah sebagai berikut:

$$H_0$$
:  $E(Y_{jklm}) = n\theta_{j...}n\theta_{.k..}n\theta_{..l.}n\theta_{...m}$  (tidak terdapat asosiasi antar variabel prediktor)

 $H_1$ :  $E(Y_{jklm}) \neq n\theta_{j...}n\theta_{.k..}n\theta_{..l.}n\theta_{...m}$  (terdapat asosiasi antar variabel

$$H_1: E(Y_{jklm}) \neq n\theta_{j...}n\theta_{.k..}n\theta_{..l.}n\theta_{...m}$$
 (terdapat asosiasi antar variabel prediktor)

Apabila pada uji independensi secara parsial antar prediktor muncul type dan antitype artinya terdapat asosiasi di antara prediktor. Dengan demikian dibuat interaksi antar prediktor.

#### Uji Independensi Interaksi Prediktor dan Kriteria

Untuk menguji independensi interaksi prediktor dan kriteria, menggunakan *main effect* dengan hipotesis (Dobson, [3]) adalah sebagai berikut:

 $H_0$ :  $E(Y_{ijklm}) = n\theta_{i...}n\theta_{.jklm}$  (tidak terdapat interaksi antar variabel prediktor dan kriteria)

 $H_1$ :  $E(Y_{ijklm}) \neq n\theta_{i...}n\theta_{.jklm}$  (terdapat interaksi antar variabel prediktor dan kriteria)

Apabila pada uji independensi secara parsial antara prediktor dan kriteria muncul *type* dan *antitype* artinya terdapat asosiasi di antarakeduanya.

# 2.5 Metode Bonferroni untuk Melihat Signifikansi Konfigurasi

Metode *Bonferroni* merupakan metode penyesuaian untuk  $\alpha$ . Karena nilai  $\alpha$  untuk setiap konfigurasi berbeda dengan  $\alpha$  keseluruhan maka perlu dilakukan penyesuaian untuk menetapkan signifikansi nominal  $\alpha$  terhadap kesalahan pengujian. Jika  $\alpha_i$  adalah kesalahan  $\alpha$  dari test untuk konfigurasi ke-i dan T adalah jumlah konfigurasi, maka  $\alpha^*$  merupakan probabilitas bahwa setidaknya satu tes mengarah pada penolakan  $H_0(Von Eye, [2])$ . Penyesuaian dapat dilakukan dengan rumusan sebagai berikut:

$$\alpha^* = \frac{\alpha}{T} \tag{10}$$

dimana: T= banyaknya konfigurasi

Untuk melihat signifikansi konfigurasi apakah terdapat penyimpangan dari *base model* yang terbentuk maka dilakukan pengujian dengan hipotesis sebagai berikut:

 $H_0$ : E(Ni) = Ei (nilai frekuensi observasi sama dengan nilai frekuensi ekspektasi)  $H_1$ :  $E(Ni) \neq Ei$  (nilai frekuensi observasi tidak sama dengan nilai frekuensi ekspektasi)

Statistik uji:

$$z = \frac{N_i - E_i}{\sqrt{E_i}} \tag{11}$$

dimana: i = konfigurasi ke-i

N<sub>i</sub>= frekuensi observasi konfigurasi ke-i

E<sub>i</sub>= frekuensi ekspektasi konfigurasi ke-i

Kriteria uji:

Tolak  $H_0$  jika p-value  $\leq \alpha^*$ 

Terima  $H_0$  jika p-value  $>\alpha^*$ 

#### 2.6 Identifikasi Hasil Tes Signifikansi

Pada langkah ini dilakukan pengidentifikasian hasil dari tes signifikansi konfigurasi apakah konfigurasi merupakan *type*, *antitype*, atau telah sesuai dengan *base model*. Eksplorasi dalam*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* atau *antitype*, perlu dilakukan penyesuaian untuk α.

Setelah dilakukan pengujian signifikansi konfigurasi menggunakan *Bonferroni*, dilakukan pengidentifikasian apaka konfigurasi termasuk ke dalam *type* atau *antitype*. Jika *p-value* lebih besar dari pada  $\alpha^*$  ( $\alpha$  yang disesuaikan) berarti tidak munculnya *type* atau *antitype* dengan kata lain konfigurasi tersebut sudah sesuai dengan *base model* yang

6

terbentuk. Sedangkan jika *p-value* lebih kecil sama dengan dari  $\alpha^*$  maka akan muncul *type* atau *antitype* yang berarti terjadi penyimpangan dari *base model* yang terbentuk.

## 2.7 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* atau *antitype*.

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

## 3. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Langkah pertama akan dilakukan analisis untuk melihat independensi di antara prediktor. Setelah itu akan dilakukan analisis antara prediktor dan kriteria.

#### **Analisis Prediktor**

Untuk uji independensi prediktor secara parsial dijelaskan pada tabel 3.1

Configuration fo fe statistic p 1111 218. 230.280 20919072 -.809 5. 522 -2. 943 1112 1121 1122 1211 211. 47. 15. 144.594 71.963 .00000002 .00162727 Type Antitype 45.186 33.687 -4.491 -5.287 Antitype Antitype 00000355 .00000006 -4.599 17.713 -1.793 1212 0. 21.152 10.527 .00000212 Antitype 1221 1222 00000000 туре 6.610 .03647689 198.433 124.597 .324 .37288589 203. Туре 163. 49. 10. 62.010 38.937 -1.652 -4.637 .04925011 Antitype 29.028 18.227 9.071 -5.017 -4.269 2211 .00000026 Antitype .00000981 Antitype 15, 249 . 000000000 туре chi2 for CFA model = 738.6781 df = 11 p = .00000000

Tabel 3.1 Tabel Hasil Analisis Prediktor

Berdasarkan tabel 3.1, asosiasi di antara variabel ditandai dengan munculnya *type*atau*antitype*, dalam hal ini munculnya keduanya yang menjelaskan bahwa terdapat asosiasi di antara variabel prediktor artinya dapat dilanjutkan pada analisis antara prediktor dan kriteria.

#### Analisis Antara Prediktor dan Kriteria

Analisis antara prediktor dan kriteria dilakukan untuk melihat penyimpangan yang terjadi seperti dijelaskan pada tabel 3.2.

Configuration statistic fo fe 128. 133.914 -.511 .30464751 .25947246 .00001577 .645 4.162 -5.253 -2.768 90. 177. 12 21 22 31 32 41 84.086 129.614 Type Antitype 34. 81.386 .00000008 28.871 .00282275 3.493 18.129 .00023906 Туре 9.21423285944 42 51 52 61 72 71 72 81 91 8. 921 .17863840 2. 1. 0. 1.843 .116 .45392236 .000 .000 . 49999081 .000 000 49999272 .00000426 13. -4.452 Antitype 5.618 .00000001 Type 1. 1. 118. -.206 .260 1.229 41831123 .771 124.700 .39733939 -. 600 . 757 78.300 .22447367 4.984 -6.290 -2.205 2.783 101 102 100.129 62.871 150. . 00000031 Type Antitype .00000000 111 112 18. 30.100 18.900 .01371035 461 582 121 6.143 .32235903 122 3.857 .28031215 131 132 -1.108 1.399 .13384256 229 771 0. 000 000 49999081 142 0. . 000 .49999272 000 -3.920 .00004428 Antitype 4.947 152 21.214 .00000038 Type 930 1.543 1.173 .12037563 chi2 for CFA model = df = 15 p =

Tabel 3.2 Tabel Hasil Analisis antara Prediktor dan Kriteria

Berdasarkan tabel di atas dapat dilihat munculnya *type* menunjukan bahwa terdapat penyimpangan dari *base model* yang terbentuk. Penyimpangan ini merupakanhasil konfigurasi dari variabel.

Kolom ketiga menunjukan variabel kriteria yaitu tingkat pendidikan anak . Dua digit angka pertama menunjukan konfigurasi variabel prediktor.

#### Interpretasi Konfigurasi

Dalam*CFA* difokuskan terhadap konfigurasi hasil analisis yang ditandai dengan munculnya *type* atau*antitype*, hasil analisis tersebut menunjukan bahwa model konfigurasi tersebut signifikan. Sedangkan untuk konfigurasi yang tidak muncul *type* atau*antitype* menjelaskan bahwa konfigurasi tersebut sudah sesuai dengan *base model*.

Berdasarkan hasil analisis data, type muncul pada:

- 2 1 : Seorang anak laki-laki dengan ibu dan ayah yang tidak tamat SMA serta bersekolah di pedesaan cenderung tidak tamat SMA,
- 3 2 : Seorang anak laki-laki dengan ibu tidak tamat SMA dan ayah yang tamat SMA serta bersekolah di perkotaan cenderung tamat SMA,
- Seorang anak laki-laki dengan ibu tamat SMA dan ayah yang tamat SMA serta bersekolah di perkotaan cenderung tamat SMA,
- 10 1 : Seorang anak perempuan dengan ibu dan ayah yang tidak tamat SMA serta bersekolah di pedesaan cenderung tidak tamat SMA,
- 15 2 : Seorang anak perempuan dengan ibu tamat SMA dan ayah yang tamat SMA serta bersekolah di perkotaan cenderung tamat SMA,

Berdasarkan hasil analisis data, antitype muncul pada:

2 4 : Seorang anak laki-laki dengan ibu dan ayah yang tidak tamat SMA serta bersekolah di pedesaan cenderung tidak tamat SMA,

 $7\,1$  : Seorang anak laki-laki dengan ibu tidak tamat SMA dan ayah yang tamat

SMA serta bersekolah di perkotaan cenderung tamat SMA,

10 2 : Seorang anak perempuan dengan ibu dan ayah yang tidak tamat SMA serta

bersekolah di pedesaan cenderung tidak tamat SMA,

15 1 : Seorang anak perempuan dengan ibu tamat SMA dan ayah yang tamat SMA

serta bersekolah di perkotaan cenderung tamat SMA.

Tabel 3.3 menjelaskan konfigurasi dari tabel frekuensi.

Tabel 3.3. Tabel Kontingensi

Tour!	D 1' 1'1			Day 4: 4:1	Observed	Expected
Jenis Kelamin	Pendidikan Ibu	Pendidikan Ayah	Lokası Sekolah	Pendidikan Anak	Count	Count
Pria	Tidak	Tidak	Urban	Tidak	128	141.458
PHa	Tamat	Tamat	Orban	Tamat	128	141.438
	SMA	SMA		SMA		
	SMA	SMA		Tamat	90	88.822
				SMA	90	00.022
			Non	Tidak	177	88.822
			Urban	Tamat	1//	88.822
			Orban	SMA		
				Tamat	34	55.772
				SMA	34	33.112
		Tamat	Urban	Tidak	14	44.206
		SMA	Orban	Tamat	14	44.200
		SMA		SMA		
				Tamat	33	27.757
				SMA	33	21.131
			Non	Tidak	7	27.757
			Urban	Tamat	,	27.737
			Croun	SMA		
				Tamat	8	17.429
				SMA	O .	17.129
	Tamat	Tidak	Urban	Tidak	2	20.694
	SMA	Tamat		Tamat	_	
		SMA		SMA		
				Tamat	1	12.994
				SMA		
			Non	Tidak	0	12.994
			Urban	Tamat		
				SMA		
				Tamat	0	8.159
				SMA		
		Tamat	Urban	Tidak	13	6.467
		SMA		Tamat		
				SMA		
				Tamat	55	4.061
				SMA		
			Non	Tidak	1	4.061
			Urban	Tamat		

				SMA		
				Tamat SMA	1	2.550
Wanita	Tidak Tamat	Tidak Tamat	Urban	Tidak Tamat	118	121.894
	SMA	SMA		SMA Tamat SMA	85	76.538
			Non Urban	Tidak Tamat	150	76.538
				SMA Tamat SMA	13	48.059
		Tamat SMA	Urban	Tidak Tamat	18	38.092
				SMA Tamat SMA	31	23.918
			Non Urban	Tidak Tamat	5	23.918
				SMA Tamat SMA	5	15.018
	Tamat SMA	Tidak Tamat	Urban	Tidak Tamat	0	17.832
		SMA		SMA Tamat SMA	2	11.197
			Non Urban	Tidak Tamat	0	11.197
				SMA Tamat SMA	0	7.030
		Tamat SMA	Urban	Tidak Tamat SMA	11	5.572
				Tamat SMA	44	3.499
			Non Urban	Tidak Tamat SMA	1	3.499
				Tamat SMA	3	2.197

# 4. SIMPULAN

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa hasil *type* dan *antitype* saling mendukung. Terlihat bahwa pendidikan orang tua dan lokasi sekolah di perkotaan cenderung memacu seorang anak untuk dapat lulus dari SMA. Hal ini

mengindikasikan bahwa sekolah di pedesaan perlu dilakukan peningkatan baik dalam segala bidang dan perlu adanya sosialisasi khususnya bagi para orang tua yang itdak tamat SMA untuk dapat mendukung anak-anaknya bersekolah paling tidak sampai dengan SMA.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Agresti, A. 2007. *An Introductional to Categorical Analysis*. John Willey & Sons, Inc. New York.
- [2] Dobson, A. J. 1983. *Introduction to Statistical Modelling*. Chapman and Hall Ltd: London
- [3] Von Eye, A. 2002. Configural Frequency Analysis: Methods, Models, and Aplications. Lawrence Erlbaum Associates: London.