



**PENERAPAN *LATENT CLASS CLUSTER ANALYSIS*
PADA DATA RESPONDEN PENGGUNA *FLEXY TRENDY*
DI KABUPATEN JEMBER**

SKRIPSI

Oleh

**Gusti Rendra Dwi Prayoga
NIM 091810101036**

**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS JEMBER
2014**



**PENERAPAN *LATENT CLASS CLUSTER ANALYSIS*
PADA DATA RESPONDEN PENGGUNA *FLEXY TRENDY*
DI KABUPATEN JEMBER**

SKRIPSI

diajukan guna melengkapi tugas akhir dan memenuhi salah satu syarat
untuk menyelesaikan Program Studi Matematika (S1)
dan mencapai gelar Sarjana Sains

Oleh

**GUSTI RENDRA DWI PRAYOGA
NIM 091810101036**

**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS JEMBER
2014**

PERSEMBAHAN

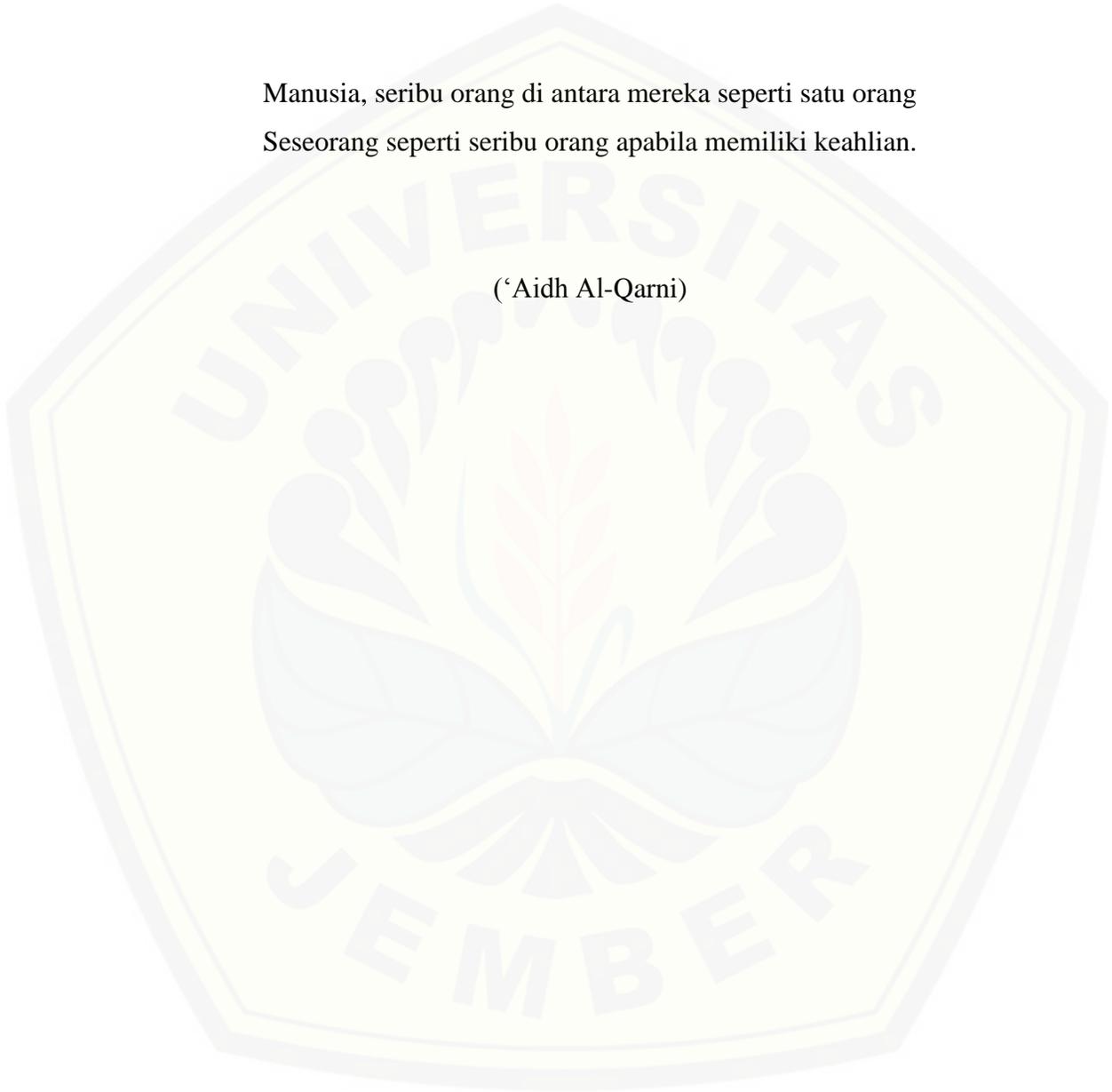
Skripsi ini saya persembahkan untuk:

1. Ibunda Siti Aminah dan Ayahanda Zaifudin yang memberikan kasih sayang, doa dan restu dalam perjalanan hidupku;
2. kakakku Agusti Rangga, adik-adikku Destrian Rendra Defranata dan Robeta Risna Dewi Rasati yang selalu memberikan dukungan tanpa henti;
3. guru-guruku sejak sekolah dasar sampai dengan perguruan tinggi yang telah mengajarku tentang pentingnya ilmu dalam kehidupan ini;
4. Almater Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.

MOTTO

Manusia, seribu orang di antara mereka seperti satu orang
Seseorang seperti seribu orang apabila memiliki keahlian.

(‘Aidh Al-Qarni)



PERNYATAAN

Saya yang bertandatangan di bawah ini:

nama : Gusti Rendra Dwi Prayoga

NIM : 091810101036

menyatakan dengan sesungguhnya bahwa karya ilmiah yang berjudul “*Latent Class Cluster Analysis* pada Data Responden Pengguna *Flexy Trendy* di Kabupaten Jember” adalah benar-benar hasil karya sendiri, kecuali kutipan yang sudah saya sebutkan sumbernya, belum pernah diajukan pada institusi manapun, dan bukan karya jiplakan. Saya bertanggung jawab atas keabsahan dan kebenaran isinya sesuai dengan sikap ilmiah yang harus dijunjung tinggi.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya, tanpa ada tekanan dan paksaan dari pihak manapun serta bersedia mendapat sanksi akademik jika ternyata di kemudian hari pernyataan ini tidak benar.

Jember, 16 Juli 2014

Yang menyatakan,

Gusti Rendra Dwi Prayoga

NIM. 091810101036

SKRIPSI

**PENERAPAN *LATENT CLASS CLUSTER ANALYSIS*
PADA DATA RESPONDEN PENGGUNA *FLEXY TRENDY*
DI KABUPATEN JEMBER**

Oleh

Gusti Rendra Dwi Prayoga
NIM 091810101036

Pembimbing:

Dosen Pembimbing Utama : Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si, M.Si.

Dosen Pembimbing Anggota : Dian Anggraeni, S.Si, M.Si.

PENGESAHAN

Skripsi berjudul “*Latent Class Cluster Analysis* Pada Data Responden Pengguna *Flexy Trendy* di Kabupaten Jember” telah diuji dan disahkan pada:

hari :

tanggal :

tempat : Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas
Jember.

Tim Penguji:

Ketua,

Sekretaris

Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si, M.Si.

Dian Anggraeni S.Si, M.Si.

NIP197407192000121001

NIP.198202162006042002

Penguji I,

Penguji II,

Yuliani Setia Dewi, S.Si, M.Si.

Ahmad Kamsyakawuni, S.Si, M.Kom

NIP. 197407162000032001

NIP. 197211291998021001

Mengesahkan

Dekan,

Prof. Drs. Kusno, DEA., Ph.D.

NIP 196101081986021001

RINGKASAN

Latent Class Cluster Analysis Pada Data Responden Pengguna Flexy Trendy di Kabupaten Jember; Gusti Rendra Dwi Prayoga, 091810101036; 2014; 58 halaman; Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.

Variabel laten merupakan variabel yang tidak dapat diukur secara langsung, melainkan harus melalui beberapa indikator. Ada beberapa metode statistik yang menggunakan variabel laten sebagai objek penelitian seperti *Latent Class Regresion Analysis*, *Latent Class Discriminant Analysis*, dan *Latent Class Cluster Analysis*. *Latent class cluster analysis* merupakan metode untuk mengelompokkan objek penelitian ke dalam kelompok-kelompok laten, dimana variabel laten dan variabel indikator bersifat kategorik. Metode yang digunakan untuk menduga parameter-parameter pada *latent class cluster analysis*, yaitu Algoritma EM (ekspektasi-maksimisasi) kemudian dilanjutkan dengan metode Newton-Raphson. Algoritma EM adalah metode yang digunakan untuk menduga klasifikasi objek pada tahap ekspektasi, kemudian metode maksimum likelihood digunakan pada tahap maksimisasi sedangkan metode Newton-Raphson merupakan metode iteratif yang bisa digunakan untuk menghitung estimasi maksimum likelihood. Prodesur iteratif dari metode ini dilakukan sampai konvergen, sehingga didapatkan estimasi parameter yang stabil.

Pada penelitian ini, data kategorik yang digunakan yaitu data sekunder tentang pengaruh bauran pemasaran terhadap kepuasan konsumen pengguna *Flexy Trendy* di kota Jember. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui pengelompokan responden berdasarkan persepsinya terhadap pengaruh pemasaran *Flexy Trendy*. Analisis ini menggunakan *software* R dengan paket *poLCA*.

Hasil analisis pada penelitian ini didapatkan 2 kelompok responden. Pada kelompok pertama memiliki karakteristik mayoritas yang berusia 27-30 tahun

dengan profesi sebagai pegawai swasta. Responden kelompok pertama ragu-ragu terhadap faktor produk, harga, dan personal yang menentukan responden dalam menentukan pilihannya menggunakan *Flexy Trendy*, sedangkan responden menjawab setuju terhadap faktor promosi, tempat dan proses akan mempengaruhi responden untuk menggunakan *Flexy Trendy*. Pada kelompok kedua dapat diketahui bahwa mayoritas responden berusia 19-22 tahun dengan profesi sebagai pelajar atau mahasiswa, responden setuju bahwa faktor tempat, harga, proses, dan produk akan mempengaruhi responden untuk menggunakan *Flexy Trendy*. Responden ragu bahwa faktor personal dan promosi akan mempengaruhi responden dalam menggunakan *Flexy Trendy* sebagai alat komunikasi.

PRAKATA

Alhamdulillah, puji syukur kehadiran Allah SWT, atas segala rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “*Latent Class Cluster Analysis* Pada Data Pengguna *Flexy Trendy* di Kabupaten Jember”. Skripsi ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat menyelesaikan pendidikan strata satu (S1) pada Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.

Penyusunan skripsi ini tidak lepas dari bantuan berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan terima kasih kepada:

1. Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si, M.Si., selaku Dosen Pembimbing Utama dan Dian Anggraeni, S.Si, M.Si., selaku Dosen Pembimbing Anggota yang telah meluangkan waktu, pikiran, dan perhatian dalam penulisan skripsi ini;
2. Yuliani Setia Dewi, S.Si, M.Si., dan Ahmad Kamsyakawuni S.Si, M.Kom., selaku dosen penguji atas saran-saran yang diberikan;
3. Seluruh staf pengajar Jurusan Matematika Fakultas MIPA Universitas Jember yang telah memberikan ilmu serta bimbingannya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini;
4. Teman-teman angkatan 2009 Jurusan Matematika yang telah memberikan motivasinya;
5. teman-teman semua angkatan di Jurusan Matematika dan semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu.

Penulis juga menerima segala kritik dan saran dari semua pihak demi kesempurnaan skripsi ini. Akhirnya penulis berharap, semoga skripsi ini dapat bermanfaat.

Jember, 16 Juli 2014

Penulis

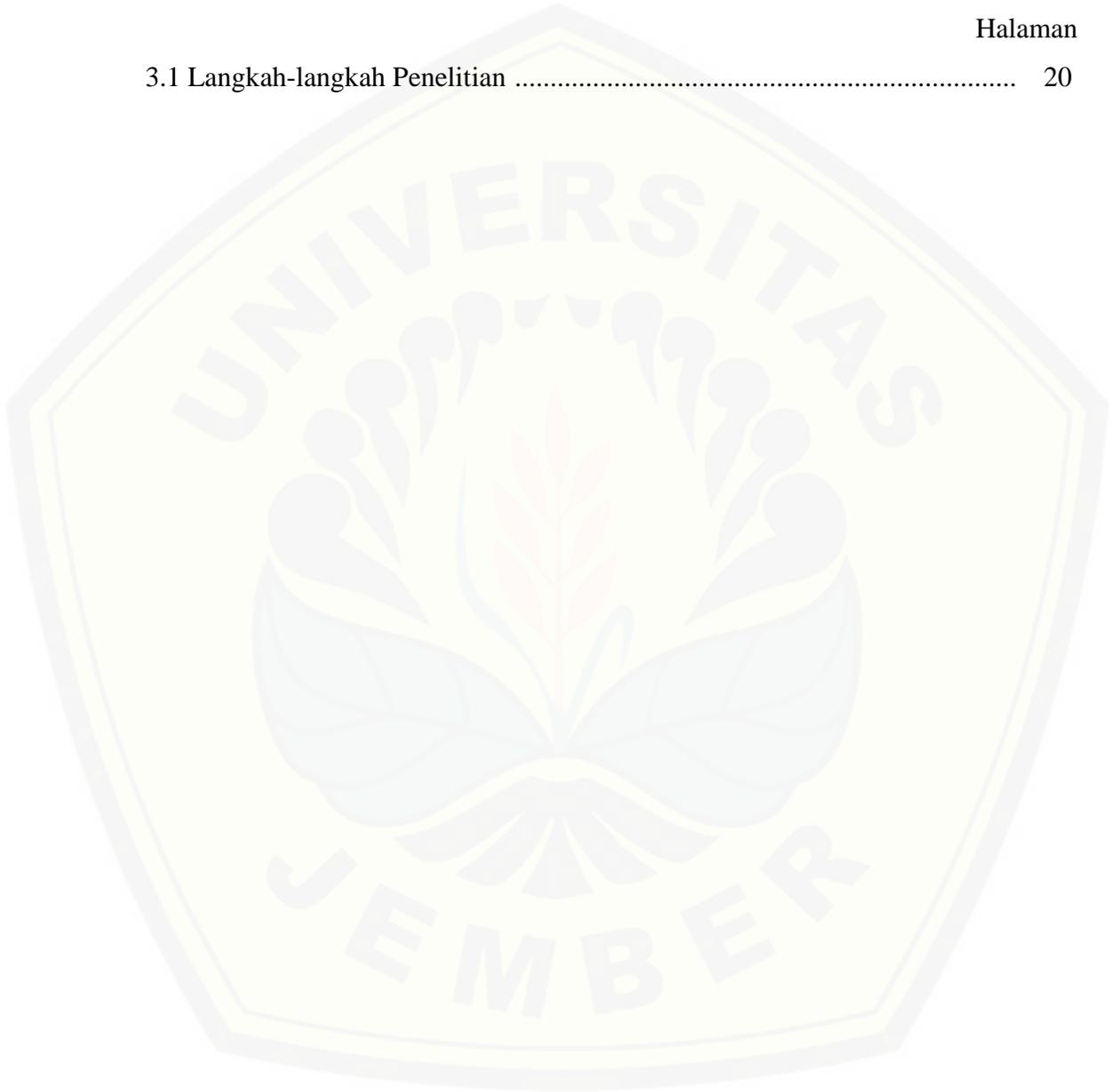
DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
DAFTAR ISI	x
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR LAMPIRAN	xiv
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Permasalahan	3
1.3 Tujuan	4
1.4 Manfaat	4
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Analisis Multivariat	5
2.2 Metode Estimasi Parameter dengan Maksimum Likelihood	6
2.2.1 Algoritma EM (<i>Expectation-Maximization</i>)	7
2.2.2 Metode Newton-Raphson	7
2.3 Cluster Analysis	8
2.4 Latent Class Analysis	9
2.4.1 Pengertian <i>Latent Class Model</i>	10
2.4.2 Estimasi Parameter <i>Latent Class Model</i>	11
2.5 Latent Class Cluster Analysis	12
2.5.1 <i>Latent Class Cluster Analysis</i> untuk Variabel Respon Kontinu	13
2.5.2 <i>Latent Class Cluster Analisis</i> untuk Variabel Respon Kategori	14

2.5.3 <i>Latent Class Cluster Analisis</i> untuk Variabel	
Respon Campuran	14
2.6 Uji Kecocokan Model	15
2.6.1 AIC (<i>Akaike's Information Criterion</i>)	15
2.6.2 BIC (<i>Bayesian Information Criterion</i>)	16
BAB 3 METODE PENELITIAN	17
3.1 Data	17
3.1.1 Sumber Data	17
3.1.2 Identifikasi Variabel	17
3.2 Metode Analisis Data	18
3.2.1 Paket poLCA (<i>Polytomous Variable Latent Class Analysis</i>)	19
3.2.2 Struktur Fungsi poLCA pada R	19
3.2.3 Langkah-langkah Penelitian	20
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN	
4.1 Hasil	22
4.1.1 Estimasi Parameter dalam <i>Latent Class Cluster Analysis</i>	22
4.1.2 Uji Kecocokan Model	24
4.1.3 Estimasi Peluang Kelas Laten Berdasarkan	
Kelompok dan Variabel Indikator	24
4.2 Pembahasan	27
BAB 5 PENUTUP	
5.1 Kesimpulan	30
5.2 Saran	30
DAFTAR PUSTAKA	31
LAMPIRAN	33

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
3.1 Langkah-langkah Penelitian	20

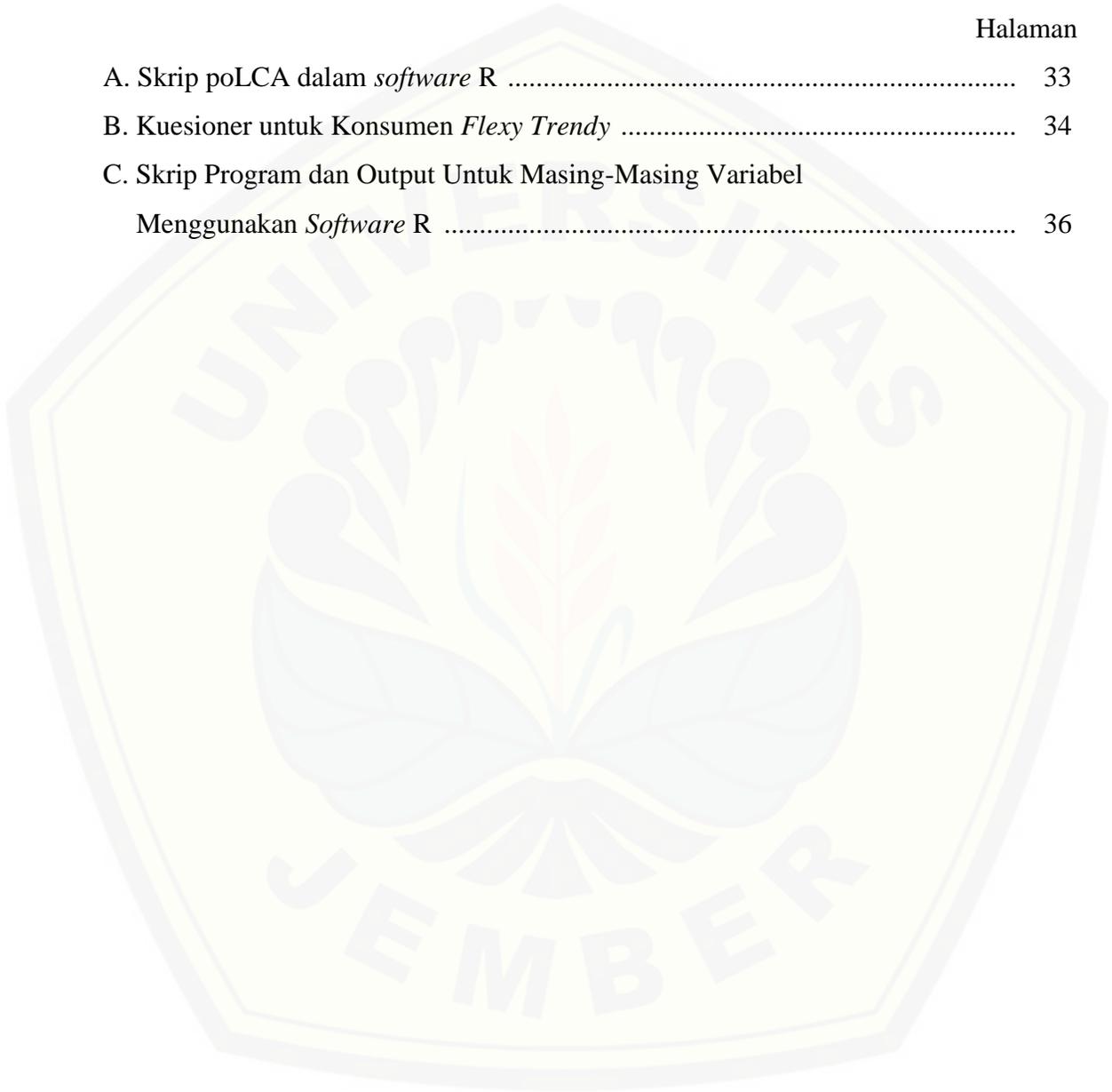


DAFTAR TABEL

	Halaman
3.1. Definisi Variabel Laten Pada Kuesioner	18
4.1. Peluang Awal Kelas Laten Untuk Masing-Masing Model Pada Variabel Laten Laten	23
4.2. Nilai AIC dan BIC pada Masing-Masing Variabel.....	24
4.3. Hasil Estimasi π_{jrk} untuk Model 2 Kelompok Pada Masing-Masing Variabel.....	25
4.4. Pengelompokan Mayoritas Responden pada Masing-Masing Variabel Laten dan Variabel <i>Manifest</i>	27

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
A. Skrip poLCA dalam <i>software R</i>	33
B. Kuesioner untuk Konsumen <i>Flexy Trendy</i>	34
C. Skrip Program dan Output Untuk Masing-Masing Variabel Menggunakan <i>Software R</i>	36



BAB 1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Salah satu ciri dari pendekatan kuantitatif adalah data harus bersifat kuantitatif yang diperoleh melalui pengukuran. Penelitian di bidang ekonomi, manajemen, sosial, dan lain sebagainya sering melibatkan variabel yang tidak dapat diukur secara langsung, sehingga pengukuran variabel merupakan bagian yang sangat penting. Dalam statistika variabel yang tidak dapat diukur secara langsung adalah variabel laten, dimana variabel yang akan diukur harus melalui variabel indikator yang bisa teramati.

Penentuan variabel-variabel yang akan diukur dilakukan sebelum mengukur variabel. Penentuan didasarkan pada permasalahan dan hipotesis penelitian serta lingkungan dimana akan dilakukan penelitian. Langkah penting dalam proses pengukuran adalah membuat definisi operasional variabel. Data dari variabel laten dapat diperoleh dengan metode, yaitu total skor, rata-rata skor, *rescoring* faktor, dan skor komponen utama, dimana metode tersebut digunakan pada variabel yang teramati atau variabel *manifest*.

Ada beberapa metode statistika yang menggunakan variabel laten sebagai objek penelitian seperti *Latent Class Regresion Analysis* dan *Latent Class Cluster Analysis*. *Latent class regression analysis* digunakan untuk mengetahui pengaruh variabel pengiriring atau kovariat dalam pembentukan kelas-kelas laten. Berbeda dengan *latent class cluster analysis* yang menggunakan beberapa faktor, *latent class regression analysis* menggunakan kovariat yang berulang kali diamati. Adanya kovariat ini pula yang membedakan antara *latent class analysis* standar dengan *latent class regression analysis* (Vermunt, 2004).

Latent class cluster analysis merupakan salah satu metode analisis yang berasal dari analisis *cluster* yang menggunakan skala data minimal interval sebagai objek pengamatan. Hal ini menjadi kendala jika analisis *cluster* diterapkan pada kasus-kasus dengan variabel yang tidak bisa diukur (laten) dan skala data yang tidak hanya interval melainkan nominal, ordinal, jumlah (*count*), atau pun campuran. Dalam perkembangannya, terdapat analisis pengelompokan yang dapat mengatasi kendala tersebut, yaitu *Latent Class Cluster* (LCC). Analisis *Cluster* menggunakan pendekatan jarak, sedangkan LCC menggunakan pendekatan peluang pengelompokan melalui suatu fungsi distribusi peluang bersama yang diduga melalui metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) (Vermunt & Magidson, 2003). Penggunaan pendekatan peluang pengelompokan tersebut memberikan hasil pengelompokan yang lebih meyakinkan karena terdapat bukti secara eksak berupa nilai peluang yang digunakan sebagai dasar penentuan anggota setiap kelompok yang terbentuk. *Latent class cluster analysis* banyak digunakan dalam ilmu sosial, metode ini digunakan untuk mengelompokkan responden berdasarkan persepsinya, dimana persepsi tersebut merupakan anggapan atau penilaian konsumen terhadap kualitas produk yang digunakan atau yang akan digunakan. Kelompok-kelompok yang terbentuk bersifat homogen antar anggota dalam satu kelompok dan bersifat heterogen antara kelompok yang satu dengan kelompok yang lain. Pada tiap kelompok memiliki karakteristik dari persepsi yang diberikan oleh responden. Hal ini dapat mempermudah produsen atau pihak lain dalam menentukan strategi pemasaran atau penanggulangan suatu permasalahan yang dihadapi.

Penelitian yang menggunakan variabel laten dilakukan oleh Maulidya (2009) yang menggunakan *latent class cluster analysis* untuk segmentasi pasar membentuk model 3 kelompok. Penelitian tersebut terdiri dari beberapa variabel respon campuran yang teramati (*manifest*) dibentuk menjadi 5 variabel laten.

Pada tahun yang sama, yaitu 2009, Utami menggunakan metode *latent class cluster analysis* pada data yang memiliki variabel campuran untuk mengelompokkan

pasien Demam Berdarah Dengue Rumah Sakit Cipto Mangunkusumo (RSCM). Dalam penelitian tersebut didapatkan model 3 kelompok pasien.

Pada penelitian skripsi ini akan dilakukan pengklasifikasian dan penentuan karakteristik tiap kelompok responden pengguna *Flexy Trendy* di Kabupaten Jember dari data Rizal (2013) yang mengandung variabel diskrit dan beberapa variabel laten menggunakan *latent class cluster analysis*. Pengklasifikasian didasarkan pada parameter yang akan diestimasi, sehingga nantinya akan didapatkan nilai parameter dan akan terbentuk kelompok-kelompok yang terbentuk dari peluang-peluang yang didapatkan melalui estimasi MLE yang dilanjutkan dengan metode EM (*Expectation-Maximization*) dan Newton-Raphson yang pada tiap anggota kelompoknya memiliki karakteristik sama. Berbeda dengan dua penelitian sebelumnya menggunakan variabel campuran dan program Latent Gold sebagai media pengklasifikasian. Latent Gold merupakan *software* yang digunakan untuk mengklasifikasikan responden dari variabel-variabel laten yang ada. Pada penelitian ini variabel yang digunakan adalah variabel kategorik dan *software* yang akan digunakan adalah *software R*.

1.2 Permasalahan

Dalam *latent class cluster analysis* diperlukan variabel laten yang di bentuk melalui beberapa variabel indikator (manifest). Variabel laten yang terbentuk adalah konsumen, produk, harga, personal, proses, tempat, dan promosi. Permasalahan yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Bagaimana penerapan *latent class cluster analysis* pada pengelompokan responden berdasarkan persepsinya terhadap kualitas *Flexy Trendy* dari beberapa variabel laten yang terbentuk?
- b. Bagaimana karakteristik tiap kelompok responden berdasarkan persepsinya terhadap kualitas *Flexy Trendy* menggunakan *latent class cluster analysis*?

1.3 Tujuan

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui penerapan *latent class cluster analysis* pada sejumlah responden berdasarkan persepsinya terhadap kualitas *Flexy Trendy* dan mengetahui karakteristik responden berdasarkan persepsinya terhadap kualitas *Flexy Trendy*.

1.4 Manfaat

Adapun manfaat yang dapat diambil dari penelitian ini adalah:

- a. mengetahui bagaimana pengelompokan responden berdasarkan persepsinya dengan *latent class cluster analysis*;
- b. hasil dari penelitian ini bisa menjadi acuan atau referensi pihak pemasaran *Flexy Trendy* untuk mendapat penjualan secara maksimal .

BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA

Latent class cluster analysis merupakan bagian dari analisis multivariat untuk data bersifat kategorik dan kontinu yang merupakan variabel yang tidak dapat diketahui secara langsung. Metode yang digunakan untuk menduga parameter-parameter pada *latent class cluster analysis* yaitu Algoritma *Expectation-Maximization* (EM) kemudian dilanjutkan dengan metode *Newton-Raphson*, sedangkan metode maksimum likelihood digunakan pada tahap maksimisasi untuk menentukan estimasi parameter yang paling baik.

2.1 Analisis Multivariat

Dalam metode statistik, salah satu teknik yang digunakan untuk menganalisis variabel adalah analisis multivariat. Analisis statistik multivariat merupakan metode dalam melakukan penelitian terhadap lebih dari dua variabel secara bersamaan. Teknik analisis ini dapat menganalisis pengaruh beberapa variabel terhadap variabel lainnya dalam waktu yang bersamaan. Berdasarkan hubungan antar variabel, analisis multivariat dapat dibedakan menjadi *dependence techniques* dan *interdependence techniques*. Dalam *dependence techniques*, terdapat dua jenis variabel, yaitu variabel terikat dan variabel bebas. *Dependence techniques* ini digunakan untuk menyelesaikan permasalahan-permasalahan mengenai hubungan antara dua kelompok variabel tersebut. Sedangkan dalam *interdependence techniques*, kedudukan setiap variabel sama, tidak ada variabel terikat dan variabel bebas. Biasanya *interdependence techniques* ini digunakan untuk melihat saling keterkaitan hubungan antar semua variabel tanpa memperhatikan bentuk variabel yang dilibatkan (Simamora, 2005).

2.2 Metode Estimasi Parameter dengan Maksimum Likelihood

Metode maksimum likelihood merupakan salah satu cara untuk mengestimasi parameter yang tidak diketahui. Metode ini digunakan untuk menentukan nilai dari uji model yang dilakukan sehingga didapatkan nilai yang diinginkan. Prosedur estimasi ini menguji apakah estimasi maksimum yang tidak diketahui dari fungsi likelihood suatu sampel nilainya sudah memaksimumkan fungsi likelihood.

Misalkan x_1, x_2, \dots, x_n adalah variabel acak yang saling independen dan mempunyai fungsi kepadatan peluang $f(x, \theta)$ dimana θ merupakan parameter, maka fungsi likelihood dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$L(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta) = f(x_1, \theta)f(x_2, \theta) \dots f(x_n, \theta) \quad (2.1)$$

Bila fungsi likelihood terdifferensialkan pada θ , maka estimasi maksimum likelihood dapat diperoleh melalui persamaan berikut:

$$(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \dots, \hat{\theta}_n) \rightarrow \frac{\partial L(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta)}{\partial \hat{\theta}_i} = 0$$

dengan $i = 1, 2, \dots, n$

Dalam banyak kasus, penggunaan differensiasi akan lebih mudah digunakan pada logaritma natural dari $L(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta)$, yaitu:

$$K(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta) = \ln L(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta) \quad (2.2)$$

Langkah-langkah untuk menentukan estimasi maksimum likelihood dari θ_i adalah:

- Menentukan fungsi likelihood seperti pada persamaan (2.1)
- Membentuk logaritma natural likelihood seperti pada persamaan (2.2)
- Membentuk persamaan likelihood dan menyelesaikan:

$$\frac{\partial \ln L(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta)}{\partial \hat{\theta}_i} = 0$$

- Mendapatkan estimasi maksimum likelihood dari θ_i , yaitu $\hat{\theta}_i$

(Chandra, 2009)

2.2.1 Algoritma EM (*Expectation - Maximization*)

Algoritma EM merupakan metode untuk estimasi Maksimum Likelihood (ML). Dalam algoritma EM digunakan istilah data lengkap dan data tidak lengkap. Menurut Dempster *et al* (1997), Algoritma EM terdiri dari dua tahap, yaitu tahap E (Ekspektasi) dan M (Maksimasi).

Pada tahap *E-step* bertujuan menemukan ekspektasi bersyarat dari *missing data* dengan syarat data yang diketahui nilainya (*observed*) dan penduga parameternya, kemudian mensubstitusikan nilai ekspektasi yang diperoleh terhadap *missing data*. Dalam hal ini *missing data* yang dimaksud bukanlah Y_{miss} tapi fungsi dari Y_{miss} yang muncul dalam *complete data* loglikelihood, yaitu $\ell(\theta | Y)$. *M step* bertujuan untuk memaksimumkan fungsi loglikelihood dengan cara mencari turunan parsial dari fungsi *log-likelihood* tersebut. Secara ringkas, langkah-langkah dalam algoritma EM sebagai berikut,

- a. E-step : estimasi statistik cukup (*sufficient statistic*) untuk data lengkap Y_t dengan cara menghitung nilai ekspektasinya.
- b. M-step: Tentukan $\theta^{(t+1)}$ dengan metode MLE (*Maximum Likelihood Estimation*) dari Y_t
- c. Iterasi sampai nilai $\theta^{(t)}$ konvergen, atau $\theta^{(t+1)} - \theta^{(t)}$ mendekati nol. Hasilnya adalah barisan dari nilai – nilai $\theta^{(0)} \geq \theta^{(1)} \geq \dots$ dimulai dari suatu nilai $\theta^{(0)}$ tertentu.

(Budi, 2010).

2.2.2 Metode Newton-Raphson

Quinn (2001) menyatakan bahwa metode Newton-Raphson merupakan metode iteratif yang bisa digunakan untuk menghitung estimasi maksimum likelihood. Prosedur iteratif dari metode ini dilakukan sampai konvergen, sehingga didapatkan estimasi parameter yang stabil.

Menurut Tirta (2009), algoritma pokok dari metode Newton-Raphson ini dapat diuraikan sebagai berikut,

- a. Menentukan nilai awal, misalkan x_0
- b. melakukan iterasi dengan rumus,

$$x_1 = x_0 - \frac{f'(x_0)}{f''(x_0)} \quad (2.3)$$

- c. melakukan iterasi sampai konvergen (sampai kriteria konvergensi terpenuhi).

Apabila peubah atau parameternya berdimensi tinggi, maka fungsi turunan pertamanya berupa vektor \mathbf{T} dan turunan keduanya berupa matrik yang disebut matrik Hessian \mathbf{H} . Bentuk multivariat dari metode Newton-Raphson yaitu sebagai berikut,

$$\mathbf{x}_1 = \mathbf{x}_0 - \mathbf{H}(\mathbf{x}_0)^{-1}\mathbf{T}(\mathbf{x}_0) \quad (2.4)$$

Misalkan $\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_m)$, maka vektor \mathbf{T} dan matrik Hessian \mathbf{H} dapat ditunjukkan sebagai sebagai berikut:

$$\mathbf{T}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1} \\ \frac{\partial f}{\partial x_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_m} \end{bmatrix} \text{serta } \mathbf{H}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_m} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_m \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_m \partial x_2} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_m^2} \end{bmatrix}$$

2.3 Cluster Analysis

Teknik pengelompokan yang didasarkan pada kemiripan obyek adalah *Cluster Analysis*. Menurut Sharma (1996), *cluster analysis* adalah suatu teknik yang digunakan untuk menggabungkan observasi ke dalam kelompok sedemikian rupa sehingga masing-masing kelompok homogen atau mempunyai karakteristik tertentu dan observasi pada suatu kelompok berbeda dari observasi pada kelompok lain. *Cluster analysis* didasarkan pada kemiripan objek dengan menggunakan alat ukur jarak, sehingga individu yang dikelompokkan dalam satu kelompok adalah individu yang jaraknya berdekatan. Secara umum ada dua teknik di dalam *cluster analysis*,

yaitu teknik pengelompokan berhirarki dan teknik pengelompokan non hirarki contohnya *K-Means Clustering*. *Cluster Analysis* merupakan teknik pengelompokan yang didasarkan pada kemiripan obyek yang bersifat non probabilistik. Teknik pengelompokan yang didasarkan model statistika yang bersifat probabilistik dikenal dengan nama model *latent class* (LC).

Menurut Kaufman dan Rousseeuw (1990); Everitt (1993) (dalam Zhang, 2004), analisis *cluster* merupakan pembagian objek yang mempunyai sifat sama ke dalam kelompok-kelompok yang bermakna. Ketika objek yang diamati bersifat kontinu, analisis *cluster* disebut *latent profile analysis*. Ketika objek yang diamati bersifat kategorik, analisis *cluster* disebut *latent class analysis*. Selain itu, ada juga analisis *cluster* yang digunakan ketika objek yang diamati bersifat campuran (kontinu dan kategorik).

2.4 Latent Class Analysis

Analisis *Latent Class* (LCA) merupakan suatu metode analisis khusus untuk variabel laten yang didasarkan pada beberapa parameter dari model statistik yang berbeda pada subgroup yang tidak teramati (laten). Analisis ini diperkenalkan pertama kali pada tahun 1968 oleh Lazarfeld dan Henry sebagai salah satu alat untuk membangun pengelompokan berdasarkan variabel dikotomus dan yang teramati (*manifest*). Selanjutnya Lazarfeld dan Henry memperkenalkan model LC sebagai suatu cara untuk memformulasikan variabel laten dari survey dengan item dikotomus (Hagernaas and McCutcheon, 2002).

Hagernaas and McCutcheon (2002) menyatakan bahwa model LC bergantung pada asumsi dasar yaitu kebebasan lokal (*local independency*). Ketidakcocokan model *latent class* disebabkan karena pelanggaran asumsi ini. Hasil analisis LC berupa segmen-segmen yang disebut dengan *Latent Class* (LC). Dalam perkembangannya, analisis LC tidak hanya berlaku untuk analisis dengan variabel berskala kategorik saja, namun juga dapat diterapkan pada variabel berskala campuran (nominal, ordinal, kontinu, dan jumlah) dalam analisis yang sama.

2.4.1 Pengertian *Latent Class Model*

Latent class model merupakan suatu model matematika yang menghubungkan probabilitas respon suatu individu untuk variabel indikator kategorik, dengan suatu variabel laten yang bersifat kategorik dalam beberapa kelompok (Novianti, 2008).

Misalkan J merupakan variabel manifest yang bersifat kategorik, tiap variabel manifest mempunyai K_j respon. Y_{ijk} merupakan hasil penelitian, dengan $j = 1, 2, \dots, J$, i dinotasikan sebagai individu ke- i ($i = 1, 2, \dots, N$) dan $k = 1, 2, \dots, K_j$. Dalam hal ini, $Y_{ijk} = 1$ jika individu ke- i memberikan respon ke- k pada variabel manifest ke- j , dan $Y_{ijk} = 0$ untuk yang lainnya.

Menurut Moutsaki dan Papageorgiu (2004), pada model kelas laten diasumsikan bahwa ruang vektor terdiri dari R kelompok. Untuk setiap kelompok r dihubungkan dengan p_r . Sebaran bersama dari peubah-peubah yang diamati adalah campuran terbatas (*finite mixture*) dari peluang,

$$P(Y_i|\pi, p) = \sum_{r=1}^R p_r f(Y_i; \pi_r) \quad (2.5)$$

dengan,

$f(Y_i|\pi_r)$ = Sebaran Y_i yang diberikan oleh parameter model π

p_r = peluang awal kelas laten atau kelompok R pada data y , dimana $p_r = \frac{n_r}{N}$

π_r = peluang suatu objek pada kelompok R

R = banyaknya kelompok ($r=1, 2, \dots, R$), dimana $\sum_{r=1}^R \pi_r = 1$ dan $\sum_{r=1}^R p_r = 1$

Sebaran Y_i yang diberikan oleh parameter model π dapat dihasilkan (Linzer & Lewis, 2011) yaitu,

$$f(Y_i; \pi_r) = \prod_{j=1}^J \prod_{k=1}^{K_j} (\pi_{jrk})^{Y_{ijk}} \quad (2.6)$$

Sehingga fungsi kepadatan peluang dari semua kelas dapat dituliskan sebagai berikut,

$$P(Y_i|\pi, p) = \sum_{r=1}^R p_r \prod_{j=1}^J \prod_{k=1}^{K_j} (\pi_{jrk})^{Y_{ijk}} \quad (2.7)$$

dengan,

π_{jrk} = peluang suatu objek memberikan respon ke- k untuk variabel manifest ke- j dalam kelompok r

2.4.2 Estimasi Parameter *Latent Class Model*

Dua metode utama untuk menduga parameter-parameter pada model kelas laten adalah *maximum likelihood* (ML) dan metode Newton-Raphson. Fungsi log-likelihood yang disyaratkan pada pendekatan ML dapat diturunkan dari fungsi kepadatan peluang yang mendefinisikan model. Algoritma EM merupakan alat untuk menduga ML dari parameter model kelas laten. Fungsi likelihood dari model kelas laten yaitu,

$$\begin{aligned} L &= P(Y_1|\pi, p)P(Y_2|\pi, p) \dots P(Y_N|\pi, p) \\ &= \prod_{i=1}^N \sum_{r=1}^R p_r \prod_{j=1}^J \prod_{k=1}^{K_j} (\pi_{jrk})^{Y_{ijk}} \end{aligned} \quad (2.8)$$

Sehingga fungsi log-likelihood dari model kelas kelas tersebut dapat dinyatakan seperti di bawah ini,

$$\ln L = \ln \prod_{i=1}^N \sum_{r=1}^R p_r \prod_{j=1}^J \prod_{k=1}^{K_j} (\pi_{jrk})^{Y_{ijk}} = \sum_{i=1}^N \ln \sum_{r=1}^R p_r \prod_{j=1}^J \prod_{k=1}^{K_j} (\pi_{jrk})^{Y_{ijk}} \quad (2.9)$$

Menurut Nainggolan (2009), algoritma pertama mengikuti titik awal $\theta^{(0)} = (p^{(0)}, \pi^{(0)})$. Misalkan urutan pengulangan dinotasikan m . Proses pendugaan pada algoritma EM dimulai dengan iterasi dari EM. Setiap lingkaran proses pada algoritma EM terdiri dari dua langkah, yaitu pada langkah *Expectation* dan *Maximization* dengan tahapan,

- mendefinisikan nilai awal $\theta^{(0)} = (p^{(0)}, \pi^{(0)})$.
- menghitung nilai dari:

$$P(Y_i|\pi, p)^{(m)} = \sum_{r=1}^R p_r^{(m)} \prod_{j=1}^J \prod_{k=1}^{K_j} (\pi_{jrk})^{Y_{ijk}^{(m)}} \quad (2.10)$$

- c. Tahapan E: menghitung $(\hat{P}(r_i|Y_i)^{(m)}, i = 1, \dots, n, r_i = 1, \dots, R)$ dimana $\hat{P}(r_i|Y_i)^{(m)}$ adalah peluang bersyarat yang menyatakan Y_i muncul dari R kelompok yang dirumuskan sebagai berikut,

$$\hat{P}(r_i|Y_i)^{(m)} = \frac{\hat{p}_r^{(m)} f(Y_i; \hat{\pi}_r)^{(m)}}{\sum_{q=1}^R \hat{p}_q^{(m)} f(Y_i; \hat{\pi}_q)^{(m)}} \quad (2.11)$$

- d. Tahapan M: menghitung nilai maksimum likelihood dengan mengasumsikan parameter sama dengan nilai dugaan dari tahapan ekspektasi, sehingga diperoleh penduga parameter yang baru,

$$\hat{p}_r^{(m+1)} = \frac{\sum_{i=1}^N \hat{P}(r_i|Y_i)^{(m)}}{N} \quad (2.12)$$

$$\hat{\pi}_r^{(m+1)} = \frac{\sum_{i=1}^N Y_{ij} \hat{P}(r_i|Y_i)^{(m)}}{\sum_{i=1}^N \hat{P}(r_i|Y_i)^{(m)}} \quad (2.13)$$

- e. Ulangi tahap 2, 3 dan 4 sampai konvergen.

Ketika estimasi parameter dengan algoritma EM sudah konvergen, maka \hat{p}_r^{m+1} dan $\hat{\pi}_r^{m+1}$ yang baru dijadikan sebagai nilai dari \hat{p}_r dan $\hat{\pi}_r$.

2.5 Latent Class Cluster Analysis

Model *latent class cluster* digunakan dalam ilmu-ilmu sosial untuk mengklasifikasikan individu atau objek ke dalam kelompok / kelas yang berbeda berdasarkan pada respon untuk sekumpulan indikator yang diamati. Tujuan dari analisis *latent class cluster* adalah pertama untuk mengidentifikasi jumlah kelas yang dibutuhkan untuk menjelaskan hubungan antara variabel-variabel yang diamati dan kedua untuk mengalokasikan responden / objek ke dalam kelas laten (Moustaki dan Papageorgiou, 2004).

Latent class cluster memiliki banyak kesamaan dengan metode klasifikasi untuk data multivariate seperti analisis cluster. Perbedaan utama dengan teknik

tersebut di atas adalah bahwa *latent class cluster* adalah pendekatan berbasis model yang memberikan kemungkinan untuk menguji kesesuaian antara model secara statistik. Sedangkan analisis cluster yang berdasarkan ukuran jarak dan kesamaan menjadi terbatas digunakan. Pada prinsipnya, *Latent Class (LC) Cluster Analysis* tidak jauh berbeda dengan *K-Means Cluster Analysis*, yaitu mengelompokkan sejumlah objek yang terdekat dengan pusat kelompoknya sehingga jarak setiap individu ke pusat kelompok dalam satu kelompok adalah minimum. Perbedaannya adalah, jika pada *K-Means Cluster* digunakan pendekatan jarak untuk menyatakan kedekatan objek pada pusatnya sedangkan pada *LC Clustering*, untuk menyatakan bahwa satu objek dekat dengan pusatnya didasarkan pada probabilitas pengelompokan posterior yang diestimasi melalui metode *maximum likelihood (ML)* (Vermunt dan Magidson, 2003).

Perbedaan penting yang lain antara teknik *cluster analysis* dan *latent class cluster* adalah bahwa *latent class cluster* merupakan suatu pendekatan berdasarkan model. Ini berarti bahwa model statistik dipostulatkan untuk populasi dimana data sampel didapatkan (Vermunt dan Magidson, 2003).

Ada beberapa *latent class cluster* untuk jenis variabel respon yang berbeda, yaitu *latent class cluster* untuk variabel respon kontinu, *latent class cluster* untuk variabel respon kategori, dan *latent class cluster* untuk variabel respon campuran.

2.5.1 *Latent Class Cluster Analisis* untuk Variabel Respon Kontinu

Menurut Vermunt dan Magidson (2003), analisis *latent class* sebagai suatu alat untuk analisis cluster dengan indikator kontinu mengasumsikan variabel-variabel kontinu tersebut berdistribusi normal di dalam kelas laten. Bentuk model *latent class* untuk variabel kontinu dimana masing-masing kelas laten mempunyai sekelompok *means*, *varians* dan *covarians* adalah sebagai berikut:

$$f(y_i|\theta) = \sum_{k=1}^k \pi_k f_k(y_i|\theta_k) \quad (2.14)$$

dimana :

$f(y_i|\theta)$ = distribusi dari variabel acak y_i

π_k = probabilitas untuk berada di dalam kelas laten k

$f_k(y_i|\theta_k)$ = distribusi dari y_i didalam kelas laten k.

Dalam *latent class cluster* untuk variabel indikator kontinu, tidaklah penting untuk mengasumsikan *local independence* diantara indikator.

2.5.2 *Latent Class Cluster Analisis* untuk Variabel Respon Kategori

Model *latent class cluster* dengan tiga indikator kategori ($T = 3$) adalah sebagai berikut:

$$P(y_{i1} = m_1, y_{i2} = m_2, y_{i3} = m_3) = \sum_{y=1}^k P(x) \prod_{t=1}^3 P(y_{it} = m_t|x) \quad (2.15)$$

dimana :

$$\prod_{t=1}^3 P(y_{it} = m_t|x) = P(y_{i1} = m_1|x)P(y_{i2} = m_2|x)P(y_{i3} = m_3|x)$$

indikator y_{i1} , y_{i2} , dan y_{i3} diasumsikan saling independen untuk masuk ke dalam kelas tertentu. Kendala independen bersyarat ini seringkali mengarah pada asumsi *local independence* (Vermunt dan Magidson, 2003)

2.5.3 *Latent Class Cluster Analisis* untuk Variabel Respon Campuran

Model kelas laten yang digunakan oleh Moustaki dan Papageorgiou (2005) adalah sebagai berikut:

Misalkan (x_1, x_2, \dots, x_p) menunjukkan vektor dari p variabel *manifest* dimana masing-masing variabel memiliki distribusi bersyarat dalam keluarga eksponensial seperti Bernoulli, Poisson, Multinomial, dan Normal. Variabel X dapat memiliki jenis yang sama, baik diskrit atau kontinu ataupun kombinasi dari kedua jenis tersebut. Misalkan x_{ij} menjadi nilai elemen *sample/objek* ke- h untuk variabel ke- i , ($h = 1, 2, \dots, n$). Baris vector $x'_h = (x_{1h}, x_{2h}, \dots, x_{ph})$ disebut sebagai pola respon dari objek ke h. Variabel kategori dapat berupa nominal atau ordinal. Dalam *latent class cluster*, diasumsikan bahwa *factor space* terdiri dari K kelas. Untuk masing-masing kelas j ada probabilitas yang bersesuaian, η_j . Hal ini mengarah pada probabilitas *prior* karena memberikan

probabilitas *prior* untuk mengamati data x . Distribusi bersama dari variabel-variabel yang diamati adalah probabilitas campuran:

$$f(x_h) = \sum_{j=1}^k \eta_j g(x_h|j) \quad (2.16)$$

dengan $g(x_h|j)$ adalah fungsi distribusi dari variabel *manifest*, yang dapat berupa variabel biner, ordinal, nominal dan kontinu.

2.6 Uji Kecocokan Model

Asumsi kebebasan lokal merupakan asumsi yang mendasar dalam *latent class analysis*. Ketidacocokan model dalam *latent class analysis* disebabkan oleh pelanggaran pada asumsi ini (Hanifah, 2010). Apabila ada lokal dependensi, maka hal ini dapat diatasi dengan menambah jumlah kelompok atau mengurangi variabel indikator sehingga didapatkan model yang cocok. Uji kecocokan model *latent class cluster analysis* dapat dilakukan dengan beberapa uji statistik, diantaranya yaitu AIC (*Akaike's Information Criterion*) dan BIC (*Bayesian Information Criterion*).

2.6.1 AIC (*Akaike's Information Criterion*)

Menurut Fraley dan Raftery (1998) (dalam Nainggolan, 2008), Pendekatan paling luas dalam memilih kecocokan model pada *latent class analysis* yaitu dengan menggunakan kriteria informasi Akaike (AIC, *Akaike's Information Criterion*) dengan rumus:

$$AIC = -2l(\hat{\theta}) + 2q \quad (2.17)$$

Dengan $l(\hat{\theta})$ adalah nilai maksimum *log-likelihood* dari model dan q adalah banyaknya parameter dalam model.

Secara umum, semakin kecil nilai AIC maka model yang dipakai semakin cocok. Model yang dianggap terbaik adalah model dengan nilai AIC minimum. Namun demikian, dengan pertimbangan aspek lain, perbedaan AIC yang tidak terlalu besar mungkin dapat diabaikan (Tirta, 2009).

2.6.2 BIC (*Bayesian Information Criterion*)

Selain menggunakan kriteria statistik AIC (*Akaike's Information Criterion*), untuk memilih model yang terbaik bisa digunakan juga BIC (*Bayesian Information Criterion*). Menurut Hanifah (2010), *Bayesian Information Criterion*(BIC) adalah sebuah kriteria statistik untuk memilih model. Nilai BIC mencerminkan peningkatan nilai jumlah kuadrat residual dan jumlah parameter dari model yang digunakan. Variasi yang tidak bisa dijelaskan oleh model mengakibatkan peningkatan BIC. Model dengan nilai BIC yang lebih kecil dipilih sebagai model yang terbaik, karena nilai BIC yang lebih kecil menunjukkan bahwa model yang dihasilkan lebih bisa menjelaskan variasi dari data. BIC yang dihitung berdasarkan *log likelihood* dirumuskan sebagai berikut:

$$BIC = -2l(\hat{\theta}) + \ln(N)q \quad (2.18)$$

Dengan $l(\hat{\theta})$ adalah nilai maksimum fungsi *log likelihood* dari suatu model yang diestimasi, N adalah banyaknya observasi dan q adalah banyaknya parameter.

BAB 3. METODE PENELITIAN

Pada bab ini, akan dijelaskan mengenai deskripsi serta analisis yang digunakan dalam penelitian ini. Metode penelitian ini meliputi data dan metode analisis data menggunakan *latent class cluster analysis*.

3.1 Data

3.1.1 Sumber Data

Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah data sekunder dari Rizal (2013) yang meneliti tentang pengaruh bauran pemasaran terhadap kepuasan konsumen pengguna *Flexy Trendy* di kota Jember.

Pada penelitian ini akan dianalisis faktor-faktor yang mempengaruhi responden dalam pembelian *Flexy Trendy* di kota Jember. Faktor-faktor tersebut adalah usia, pekerjaan, produk, harga, personal, proses, tempat, dan promosi. Faktor-faktor tersebut adalah variabel laten yang akan dianalisis.

3.1.2 Identifikasi variabel

Rizal (2013) menggunakan sampel berjumlah 102 responden dimana tingkat pengukuran dalam penelitian ini menggunakan skala *likert* dengan rentang skala yang digunakan untuk setiap indikator variabel adalah 1 (satu) sampai 5 (lima) dengan tingkatan sebagai berikut:

- a. Sangat setuju (SS) bernilai 5
- b. Setuju bernilai (S) bernilai 4
- c. Ragu-ragu (R) bernilai 3
- d. Tidak setuju bernilai (TS) 2
- e. Sangat tidak setuju bernilai (STS) 1

skala *likert* ini digunakan sebagai penilaian responden terhadap variabel indikator dalam mengukur variabel laten sehingga dari penilaian tersebut diketahui informasi mengenai pengelompokan objek berdasarkan karakteristik yang sama.

Variabel *manifest* yang terdapat pada kuesioner pada data penelitian tersebut digunakan untuk menentukan variabel laten. Variabel laten ditentukan menggunakan metode skor komponen utama, dimana data variabel *manifest* yang memiliki kemiripan akan dijadikan dalam satu variabel laten yang terdiri dari beberapa variabel *manifest* seperti pada Lampiran B.

Tabel 3.1 Definisi Variabel Laten Pada Kuesioner

No	Variabel Laten	Variabel <i>Manifest</i>	Tipe
1	Konsumen (X_1)	Umur (Y_1)	Kategorik
		Pekerjaan (Y_2)	Kategorik
2	Produk (X_2)	Variasi Model (Y_3)	Kategorik
		Nyaman digunakan karena ukurannya (Y_4)	Kategorik
		Nyaman digunakan karena jaringannya (Y_5)	Kategorik
3	Harga (X_3)	Murah (Y_6)	Kategorik
		Harga sesuai fitur (Y_7)	Kategorik
		Harga pulsa (Y_8)	Kategorik
4	Personal (X_4)	Pemahaman Petugas (Y_9)	Kategorik
		Pelayanan Petugas (Y_{10})	Kategorik
5	Proses (X_5)	Administrasi Mudah (Y_{11})	Kategorik
		Registrasi Mudah (Y_{12})	Kategorik
6	Tempat (X_6)	Lokasi Counter (Y_{13})	Kategorik
		Kondisi Counter (Y_{14})	Kategorik
7	Promosi (X_7)	Promosi Menarik (Y_{15})	Kategorik
		Intensitas Promosi (Y_{16})	Kategorik

3.2 Metode Analisis Data

Metode analisis yang digunakan dalam penelitian ini adalah *latent class cluster analysis*. Adapun *software* yang digunakan yaitu *software open source* (paket R) versi 2.14.1. Tujuan dari penggunaan aplikasi ini yaitu untuk mengelompokkan responden pada kelas-kelas laten berdasarkan indikator-indikator. Nama paket R yang

digunakan dalam penelitian ini adalah *poLCA* (*Polytomous Variable Latent Class Analysis*).

3.2.1 Paket *poLCA* (*Polytomous Variable Latent Class Analysis*)

Paket *poLCA* merupakan paket yang digunakan untuk mengestimasi model kelas laten dan model regresi kelas laten di program R. Paket *poLCA* bisa didapatkan dengan cara men-download di <http://CRAN.R-project.org/> atau di website <http://userwww.sservice.emory.edu/~dlinzer/poLCA>. Pada paket ini, *latent class cluster analysis* digunakan untuk mengetahui keanggotaan kelompok kelas laten dan karakteristik dari setiap kelompok yang terbentuk.

3.2.2 Struktur Fungsi *poLCA* pada R

Model kelas laten mempunyai lebih dari satu variabel indikator, sehingga penulisan skrip mengenai variabel ini dalam *software* R misalnya `fbind(Y11, Y12, Y13, Y14, y15)`. Pada *latent class cluster model*, contoh fungsi yang digunakan yaitu: `formula<- cbind(X1, X2, X3, X4, X5, X6, X7, X8, X9, X10, X11, X12, X13, X14, X15,X16, X17, X18, X19) ~ 1`

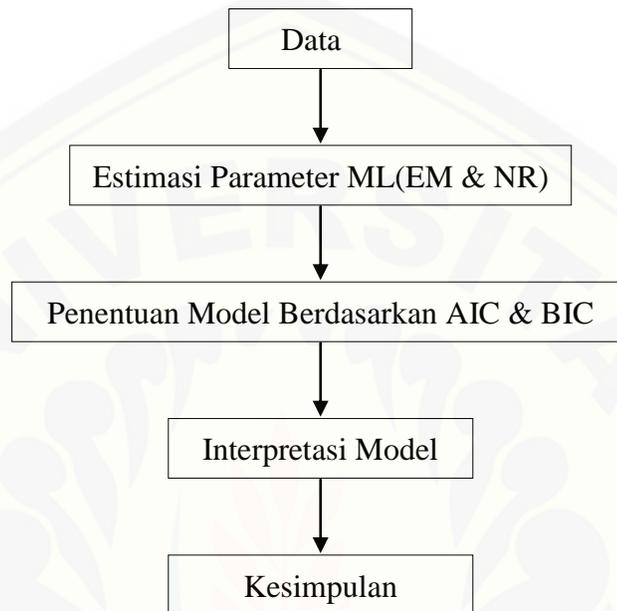
Dalam hal ini, (X1, X2, X3, X4, X5, X6, X7, X8, X9, X10, X11, X12, X13, X14, X15,X16, X17, X18, X19) merupakan variabel indikator. Struktur fungsi *poLCA* yang digunakan adalah sebagai berikut,

```
lc.peluang <- poLCA(formula, data, nclass = 2, maxiter = 1000,
                    graphs = FALSE,tol = 1e-10, na.rm = TRUE, probs.start
                    = NULL, nrep = 1,verbose = TRUE, calc.se = TRUE)
```

uraian lengkap mengenai perintah-perintah fungsi ini bisa dilihat pada lampiran A.

3.2.3 Langkah-langkah Penelitian

Langkah-langkah yang akan dilakukan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.1



Gambar 3.1 Langkah-langkah Penelitian

Langkah penelitian pada Gambar 3.1 dapat dijelaskan sebagai berikut:

a. Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini seperti yang dijelaskan pada 3.1.1 kemudian data tersebut dimasukkan dalam *software* program R.2.14.1

b. Estimasi parameter

Estimasi parameter ini menggunakan metode maksimum likelihood melalui algoritma EM (*Expectation-Maximization*), kemudian dilanjutkan dengan metode Newton-Raphson. Parameter yang diestimasi yaitu p_r dan π_{jrk} dengan kelompok-kelompok yang berbeda. Parameter p_r dan π_{jrk} digunakan untuk mengetahui model dari klasifikasi responden berdasarkan persepsinya.

- c. Menentukan model laten dari beberapa variabel *manifest*.

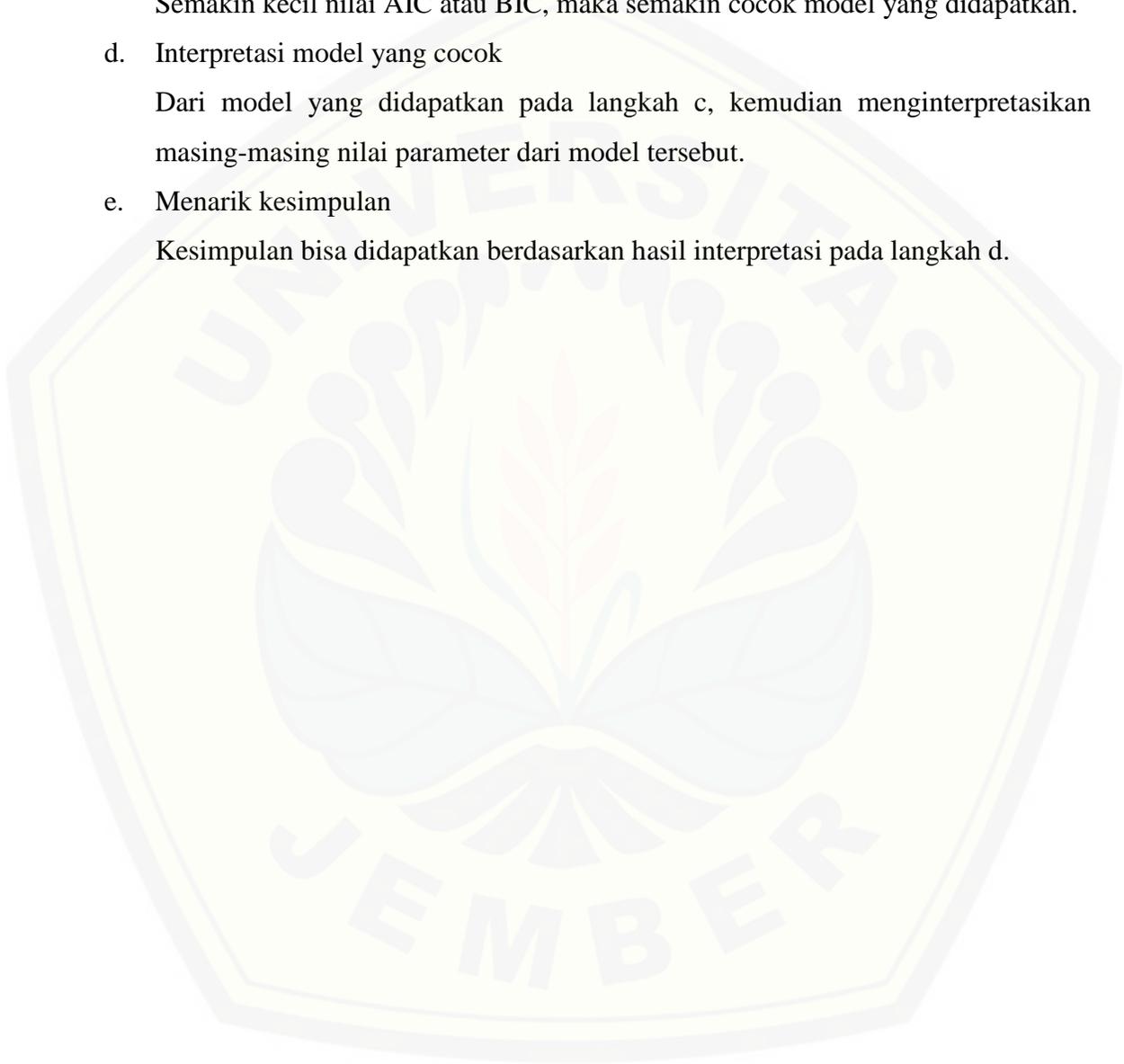
Menentukan model yang cocok bisa dilakukan dengan membandingkan nilai AIC dan BIC pada model kelompok yang satu dengan kelompok yang lain. Semakin kecil nilai AIC atau BIC, maka semakin cocok model yang didapatkan.

- d. Interpretasi model yang cocok

Dari model yang didapatkan pada langkah c, kemudian menginterpretasikan masing-masing nilai parameter dari model tersebut.

- e. Menarik kesimpulan

Kesimpulan bisa didapatkan berdasarkan hasil interpretasi pada langkah d.



BAB 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini, akan dibahas mengenai hasil dari penelitian tentang *latent class cluster analysis* untuk pengelompokan responden berdasarkan karakteristik yang sama. Dalam hal ini data yang digunakan merupakan data sekunder dari penelitian yang sudah dilakukan. Pada data tersebut terdapat 102 responden dengan 16 variabel indikator yang dibentuk menjadi 7 variabel laten. *Latent class cluster analysis* ini menggunakan *software R*. 2.14.1 dengan paket *poLCA*.

4.1 Hasil

4.1.1 Estimasi Parameter dalam *Latent Class Cluster Analysis*

Estimasi parameter merupakan sesuatu yang sangat diperlukan untuk mengetahui pengelompokan kelas laten dari masing-masing pengelompokan yang diujikan. Estimasi parameter pada data sekunder terhadap 102 responden dilakukan dengan metode Metode yang digunakan untuk menduga parameter-parameter pada *latent class cluster analysis* adalah Algoritma EM (*Expectation-Maximization*) kemudian dilanjutkan dengan metode Newton-Raphson. Algoritma EM adalah metode yang digunakan untuk menduga klasifikasi objek pada tahap ekspektasi, kemudian metode maksimum likelihood digunakan pada tahap maksimisasi sedangkan metode Newton-Raphson merupakan metode iteratif yang bisa digunakan untuk menghitung estimasi maksimum likelihood *software R*. Estimasi parameter untuk masing-masing variabel yang diujikan masing-masing terdiri dari dua kelompok, tiga kelompok dan empat kelompok. Parameter yang diestimasi antara lain π_{jrk} dan p_r .

p_r merupakan peluang awal kelas laten untuk kelompok ke- r dan R merupakan banyaknya kelompok pada masing-masing pengelompokan, dimana $\sum_{r=1}^R p_r = 1$. Peluang kelas laten pada data responden pengguna *Flexy Trendy* di Kabupaten Jember untuk penilaian responden terhadap kualitas *Flexy Trendy* dari beberapa faktor dapat dilihat pada tabel Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Peluang Awal Kelas Laten Untuk Masing-masing Pengelompokan pada Variabel Laten

Variabel	R = 2 Kelompok		R = 3 Kelompok			R = 4 Kelompok			
	p_1	p_2	p_1	p_2	p_3	p_1	p_2	p_3	p_4
Konsumen	0,4035	0,5965	0,4253	0,2943	0,2804	0,2349	0,5210	0,1853	0,0588
Produk	0,6492	0,3508	0,1820	0,5521	0,2658	0,1009	0,2647	0,0686	0,5686
Harga	0,5318	0,4682	0,0686	0,3766	0,5547	0,2856	0,4602	0,2083	0,0459
Personal	0,1604	0,8396	0,3867	0,1852	0,4281	0,0708	0,3144	0,2692	0,3457
Proses	0,6320	0,3680	0,1362	0,4235	0,4403	0,3122	0,2655	0,1409	0,2815
Tempat	0,7499	0,2501	0,4628	0,3174	0,2198	0,2762	0,2737	0,2443	0,2058
Promosi	0,5355	0,4645	0,1556	0,3816	0,4628	0,3127	0,2197	0,1310	0,3366

Berdasarkan tabel 4.1, dapat diketahui peluang pengelompokan responden pada setiap kelompok berdasarkan masing-masing variabel. Pada masing-masing variabel laten memiliki peluang jumlah kelompok responden yang berbeda-beda. Pada variabel laten konsumen dan personal untuk pengelompokan 2 kelompok responden, jumlah responden kelompok pertama lebih kecil dari jumlah responden kelompok kedua, sedangkan untuk variabel laten produk, harga, proses, tempat, dan promosi jumlah responden kelompok pertama lebih besar dari jumlah responden kelompok kedua. Untuk pengelompokan 3 dan 4 kelompok responden, persentase jumlah responden di setiap kelompok bervariasi pada setiap variabel latennya.

4.1.2 Uji Kecocokan Model

Setelah dilakukakn uji pada beberapa variabel laten dengan estimasi kelompok yang diujikan yaitu 2 kelompok, 3 kelompok, dan 4 kelompok, kemudian menentukan pengelompokan yang cocok berdasarkan nilai AIC dan BIC masing-masing pengelompokan. Semakin kecil nilai tersebut, maka semakin baik kelompok yang didapatkan. Nilai AIC dan BIC untuk masing-masing variabel laten dan dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Nilai AIC dan BIC pada Masing-Masing Variabel Laten

Variabel	R = 2 Kelompok		R = 3 Kelompok		R = 4 Kelompok	
	AIC	BIC	AIC	BIC	AIC	BIC
Konsumen	450,9016	490,2762	454,377	515,1121	467,436	548,8102
Produk	619,7988	685,4231	619,7988	685,4231	619,7988	685,4231
Harga	656,752	722,3764	678,3256	778,0746	692,9849	826,8585
Personal	426,1766	470,8011	426,1766	470,8011	426,1766	470,8011
Tempat	410,3802	455,0048	426,1889	494,4382	444,094	535,968
Proses	441,6342	486,2588	458,5609	526,8102	476,2097	568,0837
Promosi	401,0696	445,6941	416,718	484,9673	433,0139	524,888

Berdasarkan tabel 4.2, diketahui bahwa nilai AIC dan BIC pada masing-masing kelompok memiliki perbedaan yang cukup signifikan. Nilai AIC dan BIC pada masing-masing variabel memiliki nilai tertinggi pada pengelompokan 4 kelompok, sedangkan untuk nilai AIC dan BIC terkecil pada pengelompokan 2 kelompok. Dari semua variabel yang diuji memiliki nilai AIC dan BIC terkecil pada pengelompokan yang sama, sehingga pengelompokan yang cocok adalah 2 kelompok.

4.1.3 Estimasi Peluang Kelas Laten Berdasarkan Kelompok Dan Variabel Indikator

Pada tabel 4.1 dan dan 4.2 telah ditunjukkan peluang awal kelas laten dan nilai AIC dan BIC masing-masing kelompok, pengelompokan terbaik adalah pengelompokan 2 kelompok responden. Setiap kelompok mengandung informasi

yang berkaitan dengan variabel indikator dan pilihan jawaban responden. Peluang kelas laten (π_{jrk}) dihitung berdasarkan variabel indikator dan pilihan jawaban responden, dimana $\sum_k^{K_j} \pi_{jrk} = 1$ dengan π_{jrk} merupakan peluang kelas laten ketika responden menjawab pilihan ke- k untuk variabel indikator ke- j pada masing-masing kelas dan K_j merupakan banyak pilihan jawaban untuk variabel indikator ke- j . Setelah ditentukan pengelompokan yang cocok dari nilai AIC dan BIC, hasil estimasi π_{jrk} untuk 2 kelompok responden untuk masing-masing variabel dapat ditunjukkan pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Hasil Estimasi π_{jrk} untuk Pengelompokan 2 Kelompok pada Masing-Masing Variabel

Variabel Laten	Variabel Manifest	Kelompok	Pilihan Jawaban ke-				
			1	2	3	4	5
Konsumen	1	1	0	0,0000	0,3925	0,4374	0,1701
		2	0,0493	0,5588	0,3919	0,0000	0,0000
	2	1	0,3888	0,6112	0,0000	0,0000	0,0000
		2	0,0000	0,1125	0,0329	0,8546	0,0000
Produk	3	1	0	0,0000	0,9045	0,0851	0,0103
		2	0	0,3633	0,1147	0,4573	0,0648
	4	1	0	0,0771	0,7318	0,1793	0,0118
		2	0	0,1369	0,3225	0,4786	0,0621
	5	1	0	0,0546	0,7097	0,1903	0,0453
		2	0	0,0387	0,5590	0,4023	0,0000
Harga	6	1	0	0,1475	0,4556	0,3178	0,0790
		2	0	0,0000	0,2782	0,7069	0,0149
	7	1	0	0,0553	0,5899	0,2614	0,0934
		2	0	0,0000	0,0000	0,9595	0,0405
	8	1	0	0,0420	0,3184	0,6036	0,0360
		2	0	0,0360	0,2875	0,5499	0,1266

Tabel 4.3 Hasil Estimasi π_{jrk} untuk Pengelompokan 2 Kelompok pada Masing-Masing Variabel (Lanjutan)

Personal	9	1	0	0,0000	0,5723	0,0000	0,4277
		2	0	0,1285	0,6146	0,2569	0,0000
	10	1	0	0,1507	0,6031	0,1240	0,1222
		2	0	0,0646	0,6788	0,2566	0,0000
Proses	11	1	0	0,0000	0,1166	0,6950	0,1884
		2	0	0,1066	0,4125	0,4050	0,0760
	12	1	0	0,0000	0,3878	0,5581	0,0541
		2	0	0,0533	0,0000	0,7199	0,2268
Tempat	13	1	0	0,0000	0,1621	0,4980	0,3399
		2	0	0,0392	0,0627	0,8981	0,0000
	14	1	0	0,0523	0,1633	0,7844	0,0000
		2	0	0,0000	0,8432	0,0000	0,1568
Promosi	15	1	0	0,1098	0,4874	0,4027	0,0000
		2	0	0,0000	0,8522	0,0000	0,1478
	16	1	0	0,2014	0,6481	0,1505	0,0000
		2	0	0,0000	0,7514	0,2064	0,0422

Tabel 4.3 menunjukkan bahwa peluang responden menjawab indikator ke- j dengan jawaban ke- k pada kelompok ke- r . Peluang pada setiap variabel indikator yang terdapat pada masing-masing variabel laten berbeda-beda. Pada variabel laten konsumen untuk indikator pertama pada kelompok pertama, sebanyak 43,74% responden yang menjawab pilihan ke-4 dan 55,88% responden kelompok kedua menjawab pilihan ke-2. Pada indikator kedua responden kelompok pertama mayoritas menjawab pilihan ke-2 sebanyak 61,12%, sedangkan pada kelompok kedua mayoritas responden menjawab pilihan ke-4 sebanyak 85,46%. Peluang responden pada setiap variabelnya memiliki peluang-peluang jawaban yang bervariasi dengan mayoritas pilihan jawaban ke-3 dan jawaban ke-4, dapat dilihat pada tabel 4.3.

4.2 Pembahasan

Berdasarkan hasil penelitian yang dijelaskan pada subbab sebelumnya dengan menggunakan *software* R dengan menggunakan *Latent Class Cluster Analysis* didapatkan pengelompokan 2 kelompok sebagai pengelompokan yang terbaik berdasarkan kriteria pemilihan pengelompokan terbaik, yaitu nilai AIC dan BIC terkecil.

Pada variabel konsumen, responden dikelompokkan menjadi 2 kelompok. Kelompok pertama memiliki responden sebanyak 40,35% dan kelompok kedua memiliki responden sebanyak 59,65%, sedangkan pada variabel produk 64,92% responden berada pada kelompok pertama dan 35,08% responden pada kelompok kedua.

Pada variabel harga, responden pada kelompok pertama sebanyak 53,18% dan responden pada kelompok kedua sebanyak 46,82%. Selain itu, pada variabel personal, 16,04% responden pada kelompok pertama dan 83,96% responden pada kelompok kedua, sedangkan pada variabel proses, kelompok pertama terdiri dari responden sebanyak 63,20% dan kelompok kedua sebanyak 36,80% responden.

Selanjutnya, pada variabel tempat, responden dibagi menjadi 2 kelompok, masing-masing adalah 74,99% responden kelompok pertama dan 25,01% responden kelompok kedua. Kelompok pada variabel promosi, responden dikelompokkan menjadi 2 kelompok dengan responden pada kelompok pertama sebanyak 53,55% responden dan kelompok kedua sebanyak 46,45% responden.

Tabel 4.4 Pengelompokan Mayoritas Responden pada Masing-Masing Variabel Laten dan Variabel *Manifest*

Variabel Laten	Variabel Indikator	Kelompok 1	Kelompok 2
Konsumen	Umur	43,74% (27 – 30 tahun)	55,88% (19 – 22 tahun)
	Pekerjaan	61,12% (Pegawai Swasta)	85,46% (Pelajar/ Mahasiswa)
Konsumen	Variasi Model	90,45% (Ragu-ragu)	45,73% (Setuju)
	Ukuran	73,18% (Ragu-ragu)	47,86% (Setuju)
	Jaringan	70,97% (Ragu-ragu)	55,90% (Ragu-ragu)

Tabel 4.4 Pengelompokan Mayoritas Responden pada Masing-Masing Variabel Laten dan Variabel *Manifest* (Lanjutan)

Harga	Harga Murah	45,56% (Ragu-ragu)	70,69% (Setuju)
	Kesesuaian Fitur	58,99% (Ragu-ragu)	95,95% (Setuju)
	Pulsa Murah	60,36% (Setuju)	54,99% (Setuju)
Personal	Pemahaman Petugas	57,23% (Ragu-ragu)	61,46% (Ragu-ragu)
	Pelayanan	60,31% (Ragu-ragu)	67,88% (Ragu-ragu)
Proses	Administrasi	69,50% (Setuju)	41,25% (Ragu-ragu)
	Registrasi	55,81% (Setuju)	71,99% (Setuju)
Tempat	Lokasi <i>Counter</i>	49,80% (Setuju)	89,81% (Setuju)
	Kondisi <i>Counter</i>	78,44% (Setuju)	84,32% (Ragu-ragu)
Promosi	Promosi Menarik	48,74% (Ragu-ragu)	85,22% (Ragu-ragu)
	Intensitas Promosi	64,81% (Ragu-ragu)	75,14% (Ragu-ragu)

Berdasarkan tabel 4.4 dapat diketahui bahwa pengelompokan 2 kelompok yang terbentuk memiliki karakteristik pada setiap kelompok. Pada kelompok pertama, mayoritas responden berusia 27-30 tahun dan pekerjaan sebagai pegawai swasta. Sedangkan pada kelompok kedua, mayoritas responden berusia 19-22 tahun dan berprofesi sebagai pelajar atau mahasiswa.

Pada variabel laten produk dapat diketahui bahwa kelompok pertama ragu-ragu terhadap variasi model, ukuran, dan jaringan sebagai faktor yang mempengaruhi responden untuk menggunakan *Flexy Trendy*, hal ini menunjukkan bahwa responden menggunakan *Flexy Trendy* tidak berdasarkan pada variasi, ukuran, dan jaringan. Pada kelompok kedua, mayoritas responden menjawab setuju terhadap variasi model dan ukuran sebagai acuan untuk menggunakan *Flexy Trendy*, sedangkan responden pada kelompok kedua ragu-ragu terhadap jaringan, hal ini menunjukkan bahwa responden pada kelompok kedua lebih mengutamakan variasi model dan jaringan dan tidak terpengaruh dengan jaringan untuk menggunakan *Flexy Trendy*.

Selanjutnya, untuk variabel laten harga menunjukkan bahwa responden pada kelompok pertama setuju dengan harga pulsa yang disediakan dan memilih ragu-ragu dengan harga dan kesesuaian fitur yang didapatkan. Hal ini menunjukkan bahwa responden pada kelompok pertama menggunakan *Flexy Trendy* karena harga pulsa

murah. Pada kelompok kedua responden menjawab setuju dengan harga telepon genggam, kesesuaian fitur, dan harga pulsa yang diberikan. Hal ini menunjukkan bahwa responden kelompok pertama menggunakan *Flexy Trendy* atas dasar harga yang diberikan.

Selain itu, pada variabel laten personal terdapat persamaan persepsi antara 2 kelompok responden. Pada kelompok pertama, responden menjawab ragu-ragu terhadap faktor pemahaman petugas dan pelayanan dalam menentukan keputusan untuk menentukan pilihan menggunakan *Flexy Trendy*. Pada kelompok kedua responden memilih ragu-ragu terhadap faktor pemahaman petugas dan pelayanan untuk mempengaruhi responden dalam menggunakan *Flexy Trendy* sebagai alat komunikasi, sedangkan pada variabel laten proses dapat ditunjukkan bahwa kelompok pertama memilih setuju dengan faktor registrasi dan administrasi yang diberikan sebagai pertimbangan untuk memilih *Flexy Trendy*. Hal ini menunjukkan bahwa kelancaran dalam proses administrasi dan registrasi dapat mempengaruhi responden kelompok pertama untuk menggunakan *Flexy Trendy*. Pada kelompok kedua, responden memilih ragu-ragu terhadap faktor administrasi dan memilih setuju terhadap faktor registrasi. Hal ini menunjukkan bahwa responden lebih mengutamakan proses registrasi dalam memilih *Flexy Trendy*.

Pada variabel laten tempat dapat diketahui bahwa, responden pada kelompok pertama setuju dengan lokasi dan kondisi *counter* yang mempengaruhi responden menggunakan *Flexy Trendy*. Pada kelompok kedua responden menjawab ragu-ragu terhadap kondisi *counter* dan menjawab setuju dengan lokasi *counter* akan mempengaruhi responden dalam menentukan pilihannya. Berdasarkan variabel laten promosi, dapat diketahui kelompok pertama dan kelompok kedua menjawab ragu-ragu terhadap promosi yang dilakukan akan mempengaruhi responden dalam menentukan pilihannya. Hal ini menunjukkan bahwa responden menggunakan *Flexy Trendy* tidak berdasarkan promosi yang didapatkan.

BAB 5. PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan pada Bab 4, didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

- a. Persepsi responden pengguna *Flexy Trendy* terhadap variabel konsumen, produk, harga, personal, proses, tempat, dan promosi dapat dikelompokkan menjadi 2 kelompok responden.
- b. Kelompok pertama memiliki karakteristik mayoritas yang berusia 27-30 tahun dengan profesi sebagai pegawai swasta. Responden kelompok pertama ragu-ragu terhadap faktor produk, harga, dan personal yang menentukan responden dalam menentukan pilihannya menggunakan *Flexy Trendy*, sedangkan responden menjawab setuju terhadap faktor promosi, tempat dan proses akan mempengaruhi responden untuk menggunakan *Flexy Trendy*. Pada kelompok kedua mayoritas responden berusia 19-22 tahun dengan profesi sebagai pelajar atau mahasiswa, responden setuju bahwa faktor tempat, harga, proses, dan produk akan mempengaruhi responden untuk menggunakan *Flexy Trendy*. Responden ragu-ragu bahwa faktor personal dan promosi akan mempengaruhi minat responden untuk menggunakan *Flexy Trendy* sebagai pilihan.

5.2 Saran

Berdasarkan penelitian yang dilakukan, disarankan kepada peneliti selanjutnya yang akan menggunakan variabel laten sebagai objek penelitian untuk kasus yang sama atau kasus terbaru dengan menggunakan metode *Latent Class Discriminant Analysis*.

DAFTAR PUSTAKA

- Budi. 2010. *Analisis Missing Data Menggunakan Algoritma EM*. <http://statistikakomputasi.wordpress.com/2010/04/08/analisis-missing-data-menggunakan-algoritma-em-2/> [3 April 2012].
- Candra, Y. 2009. “Pembentukan Model Probit Bivariat”. Skripsi. Tidak Diterbitkan. Semarang: FMIPA Universitas Diponegoro.
- Dempster, A. P., N. M. Laird, D. B. Rubin. 1997. *Maximun Likelihood from Incomplete Data via EM Algorithm*. *Journal of the Royal Statistic Society. Series B (Methodological)*.
- Hagenaars, J.A. dan McCutcheon, A.L.. (2002). *Applied Latent Class Analysis*. UK: Cambridge University Press.
- Hanifah, E. 2010. “Metode *Latent Class Cluster* Untuk Variabel Indikator Bertipe Campuran Dalam Rangka Pengelompokan Desa”. Tesis. Tidak Diterbitkan. Bandung: Universitas Padjadjaran.
- Linzer, D. A, & Lewis, J. B. 2011. *poLCA: An R Package for Polytomous Variable Latent Class Analysis*. *Journal of Statistical Software*: **42**: 10: 3- 12
- Maulidya, F. D. 2009. “Penerapan Analisis *Latent Class Cluster* (LCC) Dalam Segmentasi Pasar”. Skripsi. Tidak Diterbitkan. Malang: Universitas Brawijaya.
- Moustaki, I. & Papageorgiou, I. 2004. *Latent Class Models for Mixed Variables with Applications in Archaeometry*. Yunani: Athens University.
- Nainggolan, B. M. H. 2009. “Perbandingan Analisis Laten Kelas dengan Kriteria WHO Untuk Penggerombolan Pasien Demam Dangué (DD) dan Demam Berdarah Dangué (DBD)”. Tesis. Tidak Diterbitkan. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Novianti. 2008. “Latent Class Model”. Skripsi. Tidak Diterbitkan. Depok: Universitas Indonesia.
- Quinn, K. 2001. *The Newton Raphson Algorithm for Function Optimization*. USA: University of Washington.

- Rizal, A. J. 2013. “Pengaruh Bauran Pemasaran Terhadap Kepuasan Konsomen Pengguna *Flexy Trendy* Di Kota Jember”. Skripsi. Tidak Diterbitkan. Jember: Universitas Jember.
- Sharma, S. 1996. *Applied Multivariate Techniques*. New York: John Willey and Sons, Inc
- Simamora, B. 2005. Analisis Multivariat Pemasaran. Jakarta: Gramedia Pustaka
- Tirta, I. M. 2009. *Analisis Regresi dengan R*. Jember: Jember University Press
- Utami, T. A. 2009. “Pengelompokan Pasien Demam Berdarah Dengue (DBD) Menggunakan *Latent Class Cluster Analisis*”. Skripsi. Tidak Diterbitkan. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Vermunt, J. K.. 2004. *Latent Class Regression Analysis*. Germany: Jena University
- Vermunt, J. K. & Magidson, J. 2003. *Latent Class Models*. Artikel. Statistical Innovations Inc. <http://www.statisticalinnovations.com/articles/lcclurev.pdf> [15 Oktober 2013].
- Zhang, N. L.. 2002. Hierarchical Latent Class Model for Cluster Analisis. *Journal Of Machine Learning Research* 5: 4: 02: 697

LAMPIRAN A. Skrip *poLCA* dalam *software R*

```
poLCA(formula, data, nclass = 2, maxiter = 1000, graphs =  
FALSE, tol = 1e-10, na.rm = TRUE, probs.start = NULL, nrep =  
1, verbose = TRUE, calc.se = TRUE)
```

`nclass` : banyaknya kelas-kelas laten yang dibentuk dalam model

`maxiter` : iterasi (pengulangan) maksimum ketika menjalankan algoritma, seperti algoritma EM.

`graphs` : memberikan tampilan (grafik) dari hasil estimasi model. Jika TRUE, maka grafik akan ditampilkan. Jika FALSE, maka tidak ditampilkan.

`tol` : nilai toleransi kekonvergenan dalam algoritma

`na.rm` : mengatasi kasus untuk variabel manifest yang responnya ada yang tidak ada. Jika TRUE, maka variabel manifest dalam kasus ini akan dihapus sebelum estimasi model dijalankan.

`prob.start` : nilai awal dalam rangka menjalankan proses estimasi menggunakan algoritma EM

`nreps` : banyaknya model yang ingin didapatkan, sehingga bisa dipilih model yang cocok berdasarkan besarnya maksimum log-likelihood.

`verbose` : mengeluarkan hasil model dalam layar. Jika FALSE, tidak ada keluaran yang dihasilkan.

`calc.se` : menghitung standard error dari model. Jika FALSE, maka mengestimasi model tanpa adanya variabel cocok yang dikhususkan dalam formula.

`condition` : menggambarkan respon dari variabel manifest untuk mencari distribusi frekuensi dari suatu variabel manifest yang lain.

LAMPIRAN B. Kuesioner Untuk Konsumen *Flexy Trendy*

a. No. Responden

b. Umur (Y_1)

() 15 – 18 tahun (1) () 27 – 30 tahun (4)

() 19 – 22 tahun (2) () > 30 tahun (5)

() 23 – 26 tahun (3)

c. Pekerjaan (Y_2)

() PNS (1) () Pelajar / Mahasiswa (4)

() Swasta (2) () Lainnya (5)

() Wiraswasta (3)

No	Variabel	Pernyataan	Pilihan Jawaban				
			STS	TS	R	S	SS
1	Laten	Produk (X_1)					
	<i>Manifest</i>	Pilihan variasi model <i>Flexy Trendy</i> cukup banyak (Y_3)					
		<i>Flexy Trendy</i> adalah telepon seluler yang nyaman digunakan karena ukurannya sesuai dengan genggamannya (Y_4)					
		<i>Flexy Trendy</i> adalah telepon seluler yang nyaman digunakan karena jaringan luas dan stabil (Y_5)					
2	Laten	Harga (X_2)					
	<i>Manifest</i>	<i>Flexy Trendy</i> adalah telepon seluler yang harganya cukup murah (Y_6)					
		Harga telepon seluler <i>Flexy Trendy</i> sesuai dengan kelengkapan fitur-fiturnya (Y_7)					
		<i>Flexy Trendy</i> adalah telepon seluler yang biaya pulasanya cukup murah (Y_8)					
3	Laten	Personal (X_3)					
	<i>Manifest</i>	Petugas penjualan memahami produk sehingga dapat menjelaskan produk dengan baik (Y_9)					
		Petugas penjualan memberikan pelayanan dengan ramah dan sopan (Y_{10})					
4	Laten	Proses (X_4)					
	<i>Manifest</i>	Proses administrasi pembelian tidak berbelit- belit (Y_{11})					
		Proses registrasi nomor kepada provider mudah, sehingga telepon bisa segera digunakan (Y_{12})					

5	Laten	Tempat (X₅)					
	<i>Manifest</i>	Lokasi counter penjualan <i>Flexy Trendy</i> mudah untuk didatangi (Y ₁₃)					
		Counter tempat penjualan <i>Flexy Trendy</i> cukup baik, sehingga memberikan kenyamanan kepada konsumen pada saat melakukan transaksi pembelian (Y ₁₄)					
6	Laten	Promosi (X₆)					
	<i>Manifest</i>	Saya membeli <i>Flexy Trendy</i> karena promosi cukup menarik (Y ₁₅)					
		Promosi <i>Flexy Trendy</i> cukup banyak sehingga saya selalu teringat tentang kenyamanan dan kehandalan telepon seluler <i>Flexy Trendy</i> (Y ₁₆)					

Sumber: Rizal (2013)

LAMPIRAN C. Skrip Program dan Output Untuk Masing-Masing Variabel
Menggunakan *Software R*

a. Model kelompok untuk variabel konsumen

1. Model 2 Kelompok

```
> f <- cbind(y1,y2)~1
> M1 <- poLCA(f,konsumen,nclass=2)

Conditional item response (column) probabilities,
by outcome variable, for each class (row)

$y1
      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1: 0.0000 0.0000 0.3925 0.4374 0.1701
class 2: 0.0493 0.5588 0.3919 0.0000 0.0000

$y2
      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4)
class 1: 0.3888 0.6112 0.0000 0.0000
class 2: 0.0000 0.1125 0.0329 0.8546

Estimated class population shares
0.4035 0.5965

Predicted class memberships (by modal posterior prob.)
0.4412 0.5588

=====

Fit for 2 latent classes:

=====

number of observations: 102
number of estimated parameters: 15
residual degrees of freedom: 4
maximum log-likelihood: -210.4508

AIC(2): 450.9016
BIC(2): 490.2762
G^2(2): 15.4656 (Likelihood ratio/deviance statistic)
```

X²(2): 19.04829 (Chi-square goodness of fit)

2. Model 3 Kelompok

```
> M2 <- poLCA(fkons, konsumen, nclass=3)
Conditional item response (column) probabilities,
by outcome variable, for each class (row)
$y1
      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1: 0.0000 0.1609 0.8391 0.0000 0.0000
class 2: 0.0999 0.9001 0.0000 0.0000 0.0000
class 3: 0.0000 0.0000 0.1257 0.6295 0.2448
$y2
      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4)
class 1: 0.0000 0.4473 0.0000 0.5527
class 2: 0.0000 0.0000 0.0666 0.9334
class 3: 0.5595 0.4405 0.0000 0.0000
Estimated class population shares
0.4253 0.2943 0.2804
Predicted class memberships (by modal posterior prob.)
0.402 0.3333 0.2647
=====
Fit for 3 latent classes:
=====
number of observations: 102
number of estimated parameters: 23
residual degrees of freedom: -4
maximum log-likelihood: -204.3689

AIC(3): 454.7377
BIC(3): 515.1121
G2(3): 3.301682 (Likelihood ratio/deviance statistic)
X2(3): 4.762191 (Chi-square goodness of fit)
```

ALERT: negative degrees of freedom; respecify model

3. Model 4 Kelompok

```
> M3 <- poLCA(fkons, konsumen, nclass=4)
Conditional item response (column) probabilities,
by outcome variable, for each class (row)
$y1
      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1:  0.0 0.0000 0.7007 0.2812 0.0181
class 2:  0.0 0.5833 0.4167 0.0000 0.0000
class 3:  0.0 0.0000 0.0567 0.5959 0.3474
class 4:  0.5 0.5000 0.0000 0.0000 0.0000
$y2
      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4)
class 1:  0.0709 0.9291 0.0000 0.0000
class 2:  0.0000 0.0968 0.0000 0.9032
class 3:  0.7567 0.2433 0.0000 0.0000
class 4:  0.0000 0.0000 0.3333 0.6667
Estimated class population shares
  0.2349 0.521 0.1853 0.0588
Predicted class memberships (by modal posterior prob.)
  0.2843 0.5196 0.1569 0.0392
=====
Fit for 4 latent classes:
=====
number of observations: 102
number of estimated parameters: 31
residual degrees of freedom: -12
maximum log-likelihood: -202.718
AIC(4): 467.436
BIC(4): 548.8102
G^2(4): 3.692654e-10 (Likelihood ratio/deviance statistic)
X^2(4): 3.692602e-10 (Chi-square goodness of fit)
```

b. Model kelompok untuk variabel produk

1. Model 2 kelompok

```

> f <- cbind(y3,y4,y5)~1
> M1 <- poLCA(f,produk,nclass=2)

Conditional item response (column) probabilities,
  by outcome variable, for each class (row)
$y3
      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1:   0 0.0000 0.9045 0.0851 0.0103
class 2:   0 0.3633 0.1147 0.4573 0.0648
$y4
      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1:   0 0.0771 0.7318 0.1793 0.0118
class 2:   0 0.1369 0.3225 0.4786 0.0621
$y5
      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1:   0 0.0546 0.7097 0.1903 0.0453
class 2:   0 0.0387 0.5590 0.4023 0.0000

Estimated class population shares
0.6492 0.3508

Predicted class memberships (by modal posterior prob.)
0.6373 0.3627

=====
Fit for 2 latent classes:
=====

number of observations: 102
number of estimated parameters: 25
residual degrees of freedom: 77
maximum log-likelihood: -284.8994

AIC(2): 619.7988
BIC(2): 685.4231
G^2(2): 26.03984 (Likelihood ratio/deviance statistic)

```

X²(2): 23.53881 (Chi-square goodness of fit)

2. Model 3 kelompok

```
> M2 <- poLCA(f,produk,nclass=3)
```

Conditional item response (column) probabilities,
by outcome variable, for each class (row)

\$y3

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)	Pr(4)	Pr(5)
class 1:	0	0.2979	0.6260	0.0000	0.0761
class 2:	0	0.0000	0.8975	0.1025	0.0000
class 3:	0	0.2754	0.0675	0.5985	0.0585

\$y4

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)	Pr(4)	Pr(5)
class 1:	0	0.3025	0.2669	0.2691	0.1616
class 2:	0	0.0000	0.8165	0.1835	0.0000
class 3:	0	0.1617	0.3342	0.5041	0.0000

\$y5

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)	Pr(4)	Pr(5)
class 1:	0	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000
class 2:	0	0.0645	0.6504	0.2318	0.0533
class 3:	0	0.0503	0.4354	0.5143	0.0000

Estimated class population shares

0.182 0.5521 0.2658

Predicted class memberships (by modal posterior prob.)

0.1176 0.6373 0.2451

=====
Fit for 3 latent classes:
=====

number of observations: 102
number of estimated parameters: 38
residual degrees of freedom: 64
maximum log-likelihood: -281.148

AIC(3): 638.2961
BIC(3): 738.045

```
G^2(3): 18.53715 (Likelihood ratio/deviance statistic)
X^2(3): 14.53991 (Chi-square goodness of fit)
```

3. Model 4 kelompok

```
> M3 <- poLCA(f,produk,nclass=4)
```

```
Conditional item response (column) probabilities,
```

```
by outcome variable, for each class (row)
```

```
$y3
```

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)	Pr(4)	Pr(5)
class 1:	0	0.6711	0.3289	0.0000	0.0000
class 2:	0	0.2290	0.0000	0.7233	0.0477
class 3:	0	0.0000	0.8002	0.1227	0.0771
class 4:	0	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000

```
$y4
```

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)	Pr(4)	Pr(5)
class 1:	0	0.0000	0.1473	0.5611	0.2915
class 2:	0	0.1393	0.4055	0.4552	0.0000
class 3:	0	0.2802	0.7198	0.0000	0.0000
class 4:	0	0.0000	0.7394	0.2606	0.0000

```
$y5
```

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)	Pr(4)	Pr(5)
class 1:	0	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000
class 2:	0	0.0752	0.3986	0.5262	0.0000
class 3:	0	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000
class 4:	0	0.0703	0.5545	0.3048	0.0703

```
Estimated class population shares
```

```
0.1009 0.2608 0.2202 0.4181
```

```
Predicted class memberships (by modal posterior prob.)
```

```
0.098 0.2647 0.0686 0.5686
```

```
=====  
Fit for 4 latent classes:  
=====
```

```
number of observations: 102
```

```

number of estimated parameters: 51
residual degrees of freedom: 51
maximum log-likelihood: -276.6509

AIC(4): 655.3018
BIC(4): 789.1754
G^2(4): 9.542842 (Likelihood ratio/deviance statistic)
X^2(4): 7.988237 (Chi-square goodness of fit)

```

c. Model 4 kelompok untuk variabel harga

1. Model 2 kelompok

```

> f <- cbind(y6,y7,y8)~1
> M1 <- poLCA(f,harga,nclass=2)
Conditional item response (column) probabilities,
by outcome variable, for each class (row)
$y6
      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1:   0 0.1475 0.4556 0.3178 0.0790
class 2:   0 0.0000 0.2782 0.7069 0.0149
$y7
      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1:   0 0.0553 0.5899 0.2614 0.0934
class 2:   0 0.0000 0.0000 0.9595 0.0405
$y8
      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1:   0 0.042 0.3184 0.6036 0.0360
class 2:   0 0.036 0.2875 0.5499 0.1266
Estimated class population shares
0.5318 0.4682
Predicted class memberships (by modal posterior prob.)
0.451 0.549
=====
Fit for 2 latent classes:
=====
number of observations: 102

```

```

number of estimated parameters: 25
residual degrees of freedom: 77
maximum log-likelihood: -303.376

AIC(2): 656.752
BIC(2): 722.3764
G^2(2): 32.07567 (Likelihood ratio/deviance statistic)
X^2(2): 42.74788 (Chi-square goodness of fit)

```

2. Model 3 kelompok

```
> M2 <- poLCA(f,harga,nclass=3)
```

```
Conditional item response (column) probabilities,
by outcome variable, for each class (row)
```

```
$y6
```

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)	Pr(4)	Pr(5)
class 1:	0	0.2857	0.2857	0.4286	0.0000
class 2:	0	0.1562	0.5473	0.2455	0.0510
class 3:	0	0.0000	0.2646	0.6816	0.0538

```
$y7
```

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)	Pr(4)	Pr(5)
class 1:	0	0.0000	0.0000	0.0001	0.9999
class 2:	0	0.0781	0.6302	0.2917	0.0000
class 3:	0	0.0000	0.1376	0.8624	0.0000

```
$y8
```

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)	Pr(4)	Pr(5)
class 1:	0	0.0000	0.1429	0.7143	0.1429
class 2:	0	0.0490	0.3535	0.5974	0.0000
class 3:	0	0.0374	0.2902	0.5487	0.1237

```
Estimated class population shares
```

```
0.0686 0.3766 0.5547
```

```
Predicted class memberships (by modal posterior prob.)
```

```
0.0686 0.3529 0.5784
```

```
=====  
Fit for 3 latent classes:  
=====
```

```
number of observations: 102
```

```

number of estimated parameters: 38
residual degrees of freedom: 64
maximum log-likelihood: -301.1628

AIC(3): 678.3256
BIC(3): 778.0746
G^2(3): 27.64926 (Likelihood ratio/deviance statistic)
X^2(3): 46.99983 (Chi-square goodness of fit)

```

3. Model 4 kelompok

```
> M3 <- poLCA(f,harga,nclass=4)
```

Conditional item response (column) probabilities,
by outcome variable, for each class (row)

\$y6

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)	Pr(4)	Pr(5)
class 1:	0	0.0000	0.2123	0.7190	0.0687
class 2:	0	0.1704	0.4765	0.3531	0.0000
class 3:	0	0.0000	0.3654	0.6346	0.0000
class 4:	0	0.0000	0.3595	0.0000	0.6405

\$y7

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)	Pr(4)	Pr(5)
class 1:	0	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000
class 2:	0	0.0639	0.5819	0.2757	0.0785
class 3:	0	0.0000	0.0000	0.8439	0.1561
class 4:	0	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000

\$y8

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)	Pr(4)	Pr(5)
class 1:	0	0.0687	0.4737	0.4576	0.0000
class 2:	0	0.0000	0.3664	0.6336	0.0000
class 3:	0	0.0000	0.0000	0.6705	0.3295
class 4:	0	0.4270	0.0000	0.3595	0.2135

Estimated class population shares

0.2856 0.4602 0.2083 0.0459

Predicted class memberships (by modal posterior prob.)

0.402 0.3529 0.2059 0.0392

```
=====
```

```
Fit for 4 latent classes:
```

```
=====
```

```
number of observations: 102
number of estimated parameters: 51
residual degrees of freedom: 51
maximum log-likelihood: -295.4924
```

```
AIC(4): 692.9849
BIC(4): 826.8585
G^2(4): 16.30853 (Likelihood ratio/deviance statistic)
X^2(4): 15.77512 (Chi-square goodness of fit)
```

d. Model kelompok untuk variabel personal

1. Model 2 kelompok

```
> f <- cbind(y9,y10)~1
```

```
> M1 <- poLCA(f,personal,nclass=2)
```

```
Conditional item response (column) probabilities,
```

```
by outcome variable, for each class (row)
```

```
$y9
```

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)	Pr(4)	Pr(5)
class 1:	0	0.0000	0.5723	0.0000	0.4277
class 2:	0	0.1285	0.6146	0.2569	0.0000

```
$y10
```

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)	Pr(4)	Pr(5)
class 1:	0	0.1507	0.6031	0.1240	0.1222
class 2:	0	0.0646	0.6788	0.2566	0.0000

```
Estimated class population shares
```

```
0.1604 0.8396
```

```
Predicted class memberships (by modal posterior prob.)
```

```
0.0784 0.9216
```

```
=====
```

```
Fit for 2 latent classes:
```

```
=====
```

```

number of observations: 102
number of estimated parameters: 17
residual degrees of freedom: 7
maximum log-likelihood: -196.0883

AIC(2): 426.1766
BIC(2): 470.8011
G^2(2): 2.585526 (Likelihood ratio/deviance statistic)
X^2(2): 1.908705 (Chi-square goodness of fit)

ALERT: negative degrees of freedom; respecify model

```

2. Model 3 kelompok

```

> M2 <- poLCA(f, personal, nclass=3)

Conditional item response (column) probabilities,
by outcome variable, for each class (row)

$y9
      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1:   0 0.2789 0.6880 0.0331 0.0000
class 2:   0 0.0000 0.6296 0.0000 0.3704
class 3:   0 0.0000 0.5260 0.4739 0.0000

$y10
      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1:   0 0.0000 0.7751 0.2249 0.0000
class 2:   0 0.1722 0.5983 0.1236 0.1059
class 3:   0 0.1087 0.5983 0.2930 0.0000

Estimated class population shares
0.3867 0.1852 0.4281

Predicted class memberships (by modal posterior prob.)
0.5294 0.0784 0.3922
=====

Fit for 3 latent classes:
=====

number of observations: 102
number of estimated parameters: 26
residual degrees of freedom: -2
maximum log-likelihood: -195.1163

AIC(3): 442.2326
BIC(3): 510.4819
G^2(3): 0.6415095 (Likelihood ratio/deviance statistic)

```

$X^2(3)$: 0.6504617 (Chi-square goodness of fit)

3. Model 4 kelompok

```
> M3 <- poLCA(f, personal, nclass=4)
```

Conditional item response (column) probabilities,
by outcome variable, for each class (row)

\$y9

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)	Pr(4)	Pr(5)
class 1:	0	0.000	0.5000	0.0000	0.5000
class 2:	0	0.343	0.4082	0.2287	0.0200
class 3:	0	0.000	0.5504	0.4493	0.0003
class 4:	0	0.000	0.8562	0.0661	0.0777

\$y10

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)	Pr(4)	Pr(5)
class 1:	0	0.2288	0.3433	0.1509	0.277
class 2:	0	0.0000	0.7273	0.2727	0.000
class 3:	0	0.1502	0.4636	0.3862	0.000
class 4:	0	0.0631	0.8359	0.1010	0.000

Estimated class population shares

0.0708 0.3144 0.2692 0.3457

Predicted class memberships (by modal posterior prob.)

0.0392 0.1078 0.3922 0.4608

=====
Fit for 4 latent classes:
=====

number of observations: 102
number of estimated parameters: 35
residual degrees of freedom: -11
maximum log-likelihood: -194.7955

AIC(4): 459.5911
BIC(4): 551.4651
 $G^2(4)$: 2.861047e-09 (Likelihood ratio/deviance statistic)
 $X^2(4)$: 1.430521e-09 (Chi-square goodness of fit)

ALERT: negative degrees of freedom; respecify model

e. Model kelompok untuk variabel proses

1. Model 2 kelompok

```

> f <- cbind(y11,y12)~1
> M1 <- poLCA(f,proses,nclass=2)
Conditional item response (column) probabilities,
by outcome variable, for each class (row)
$y11
      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1:   0 0.0000 0.1166 0.695 0.1884
class 2:   0 0.1066 0.4125 0.405 0.0760
$y12
      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1:   0 0.0000 0.3878 0.5581 0.0541
class 2:   0 0.0533 0.0000 0.7199 0.2268
Estimated class population shares
0.632 0.368
Predicted class memberships (by modal posterior prob.)
0.7059 0.2941
=====
Fit for 2 latent classes:
=====
number of observations: 102
number of estimated parameters: 17
residual degrees of freedom: 7
maximum log-likelihood: -203.8171
AIC(2): 441.6342
BIC(2): 486.2588
G^2(2): 1.424571 (Likelihood ratio/deviance statistic)
X^2(2): 1.109153 (Chi-square goodness of fit)

```

2. Model 3 kelompok

```

> M2 <- poLCA(f,proses,nclass=3)

Conditional item response (column) probabilities,
by outcome variable, for each class (row)

$y11
      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1:   0 0.288 0.1188 0.2037 0.3895
class 2:   0 0.000 0.0549 0.7231 0.2220
class 3:   0 0.000 0.4226 0.5774 0.0000

$y12
      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1:   0 0.0000 0.0000 0.6835 0.3165
class 2:   0 0.0000 0.4830 0.5160 0.0010
class 3:   0 0.0445 0.0921 0.6951 0.1683

Estimated class population shares
0.1362 0.4235 0.4403

Predicted class memberships (by modal posterior prob.)
0.0588 0.2941 0.6471

=====

Fit for 3 latent classes:

=====

number of observations: 102
number of estimated parameters: 26
residual degrees of freedom: -2
maximum log-likelihood: -203.2805

AIC(3): 458.5609
BIC(3): 526.8102
G^2(3): 0.351264 (Likelihood ratio/deviance statistic)
X^2(3): 0.3501082 (Chi-square goodness of fit)
ALERT: negative degrees of freedom; respecify model

```

3. Model 4 kelompok

```
> M3 <- polCA(f,proses,nclass=4)
```

```
Conditional item response (column) probabilities,
```

```
by outcome variable, for each class (row)
```

```
$y11
```

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)	Pr(4)	Pr(5)
class 1:	0	0.0000	0.0092	0.9120	0.0788
class 2:	0	0.0000	0.5000	0.5000	0.0000
class 3:	0	0.0000	0.0013	0.4932	0.5054
class 4:	0	0.1393	0.3187	0.3600	0.1821

```
$y12
```

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)	Pr(4)	Pr(5)
class 1:	0	0.0000	0.3473	0.6516	0.0011
class 2:	0	0.0739	0.2132	0.5865	0.1264
class 3:	0	0.0000	0.5684	0.3366	0.0951
class 4:	0	0.0000	0.0000	0.7500	0.2500

```
Estimated class population shares
```

```
0.3122 0.2655 0.1409 0.2815
```

```
Predicted class memberships (by modal posterior prob.)
```

```
0.5294 0.1961 0.049 0.2255
```

```
=====
```

```
Fit for 4 latent classes:
```

```
=====
```

```
number of observations: 102
number of estimated parameters: 35
residual degrees of freedom: -11
maximum log-likelihood: -203.1048
```

```
AIC(4): 476.2097
BIC(4): 568.0837
G^2(4): 2.402212e-09 (Likelihood ratio/deviance statistic)
X^2(4): 2.112847e-09 (Chi-square goodness of fit)
```

```
ALERT: negative degrees of freedom; respecify model
```

f. Model kelompok untuk variabel tempat

1. Model 2 kelompok

```

> f <- cbind(y13,y14)~1
> M1 <- poLCA(f,lokasi,nclass=2)
Conditional item response (column) probabilities,
  by outcome variable, for each class (row)
$y13
      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1:   0 0.0000 0.1621 0.4980 0.3399
class 2:   0 0.0392 0.0627 0.8981 0.0000
$y14
      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1:   0 0.0523 0.1633 0.7844 0.0000
class 2:   0 0.0000 0.8432 0.0000 0.1568
Estimated class population shares
  0.7499 0.2501
Predicted class memberships (by modal posterior prob.)
  0.7059 0.2941
=====
Fit for 2 latent classes:
=====
number of observations: 102
number of estimated parameters: 17
residual degrees of freedom: 7
maximum log-likelihood: -188.1901

AIC(2): 410.3802
BIC(2): 455.0048
G^2(2): 2.598646 (Likelihood ratio/deviance statistic)
X^2(2): 1.59087 (Chi-square goodness of fit)

```

2. Model 3 kelompok

```

> M2 <- poLCA(f,lokasi,nclass=3)

Conditional item response (column) probabilities,
  by outcome variable, for each class (row)

$y13

      Pr(1)  Pr(2)  Pr(3)  Pr(4)  Pr(5)
class 1:    0 0.0000 0.2966 0.4883 0.2151
class 2:    0 0.0000 0.0000 0.5105 0.4895
class 3:    0 0.0446 0.0000 0.9554 0.0000

$y14

      Pr(1)  Pr(2)  Pr(3)  Pr(4)  Pr(5)
class 1:    0 0.0000 0.2832 0.7168 0.0000
class 2:    0 0.1236 0.0683 0.8081 0.0000
class 3:    0 0.0000 0.8216 0.0000 0.1784

Estimated class population shares

0.4628 0.3174 0.2198

Predicted class memberships (by modal posterior prob.)

0.4706 0.2353 0.2941

=====

Fit for 3 latent classes:

=====

number of observations: 102
number of estimated parameters: 26
residual degrees of freedom: -2
maximum log-likelihood: -187.0945

AIC(3): 426.1889

BIC(3): 494.4382

G^2(3): 0.4073175 (Likelihood ratio/deviance statistic)

X^2(3): 0.2315641 (Chi-square goodness of fit)

ALERT: negative degrees of freedom; respecify model

```

3. Model 4 kelompok

```
> M3 <- poLCA(f,lokasi,nclass=4)

Conditional item response (column) probabilities,
by outcome variable, for each class (row)

$y13

      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1:   0 0.0355 0.0000 0.9645 0.0000
class 2:   0 0.0000 0.0000 0.8905 0.1095
class 3:   0 0.0000 0.0000 0.2243 0.7757
class 4:   0 0.0000 0.6668 0.1610 0.1722

$y14

      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1:   0 0.0000 0.8580 0.0000 0.142
class 2:   0 0.0593 0.0008 0.9400 0.000
class 3:   0 0.0941 0.1531 0.7527 0.000
class 4:   0 0.0000 0.2855 0.7145 0.000

Estimated class population shares

0.2762 0.2737 0.2443 0.2058

Predicted class memberships (by modal posterior prob.)

0.2941 0.3137 0.2549 0.1373

=====

Fit for 4 latent classes:

=====

number of observations: 102
number of estimated parameters: 35
residual degrees of freedom: -11
maximum log-likelihood: -187.047

AIC(4): 444.094
BIC(4): 535.968
G^2(4): 0.3123849 (Likelihood ratio/deviance statistic)
X^2(4): 0.1716461 (Chi-square goodness of fit)
ALERT: negative degrees of freedom; respecify model
```

g. Model kelompok untuk variabel promosi

1. Model 2 kelompok

```

> f <- cbind(y15,y16)~1
> M1 <- poLCA(f,promosi,nclass=2)

Conditional item response (column) probabilities,
by outcome variable, for each class (row)

$y15
      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1:   0 0.1098 0.4874 0.4027 0.0000
class 2:   0 0.0000 0.8522 0.0000 0.1478

$y16
      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1:   0 0.2014 0.6481 0.1505 0.0000
class 2:   0 0.0000 0.7514 0.2064 0.0422

Estimated class population shares
0.5355 0.4645

Predicted class memberships (by modal posterior prob.)
0.3235 0.6765

=====
Fit for 2 latent classes:
=====

number of observations: 102
number of estimated parameters: 17
residual degrees of freedom: 7
maximum log-likelihood: -183.5348

AIC(2): 401.0696
BIC(2): 445.6941
G^2(2): 4.055671 (Likelihood ratio/deviance statistic)
X^2(2): 3.767701 (Chi-square goodness of fit)

```

2. Model 3 kelompok

```

> M2 <- poLCA(f,promosi,nclass=3)

Conditional item response (column) probabilities,
by outcome variable, for each class (row)

$y15

      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1:   0 0.0000 0.7061 0.2538 0.0401
class 2:   0 0.0000 0.8365 0.0000 0.1635
class 3:   0 0.1271 0.4921 0.3807 0.0000

$y16

      Pr(1) Pr(2) Pr(3) Pr(4) Pr(5)
class 1:   0 0.000 0.0075 0.9925 0.0000
class 2:   0 0.000 0.8910 0.0577 0.0514
class 3:   0 0.233 0.7670 0.0000 0.0000

Estimated class population shares

0.1556 0.3816 0.4628

Predicted class memberships (by modal posterior prob.)

0.1765 0.5392 0.2843

=====

Fit for 3 latent classes:

=====

number of observations: 102
number of estimated parameters: 26
residual degrees of freedom: -2
maximum log-likelihood: -182.359

AIC(3): 416.718
BIC(3): 484.9673
G^2(3): 1.70413 (Likelihood ratio/deviance statistic)
X^2(3): 2.146454 (Chi-square goodness of fit)
ALERT: negative degrees of freedom; respecify model

```

3. Model 4 kelompok

```
> M3 <- poLCA(f,promosi,nclass=4)
```

```
Conditional item response (column) probabilities,  
by outcome variable, for each class (row)
```

```
$y15
```

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)	Pr(4)	Pr(5)
class 1:	0	0.0000	0.7500	0.2500	0.0000
class 2:	0	0.1402	0.2942	0.5656	0.0000
class 3:	0	0.0000	0.5000	0.0000	0.5000
class 4:	0	0.0832	0.8681	0.0394	0.0093

```
$y16
```

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)	Pr(4)	Pr(5)
class 1:	0	0.1213	0.3770	0.5017	0.0000
class 2:	0	0.3182	0.6818	0.0000	0.0000
class 3:	0	0.0000	0.7006	0.1497	0.1497
class 4:	0	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000

```
Estimated class population shares
```

```
0.3127 0.2197 0.131 0.3366
```

```
Predicted class memberships (by modal posterior prob.)
```

```
0.2157 0.1863 0.0784 0.5196
```

```
=====  
Fit for 4 latent classes:  
=====
```

```
number of observations: 102
```

```
number of estimated parameters: 35
```

```
residual degrees of freedom: -11
```

```
maximum log-likelihood: -181.507
```

```
AIC(4): 433.0139
```

```
BIC(4): 524.888
```

```
G^2(4): 8.400064e-07 (Likelihood ratio/deviance statistic)
```

```
X^2(4): 4.200039e-07 (Chi-square goodness of fit)
```

```
ALERT: negative degrees of freedom; respecify model
```