

**PENGELOMPOKAN RUMAH TANGGA MISKIN DI KECAMATAN
TABIR BARAT MENGGUNAKAN METODE
*LATENT CLASS CLUSTER ANALYSIS***

Irtania Muthia Rizki

Magister Statistika, FMIPA Unpad, Bandung
irtaniamuthiarizki@gmail.com

Septiadi Padmadisastra

Departemen Statistika, FMIPA Universitas Padjadjaran, Bandung

Bertho Tantular

Departemen Statistika, FMIPA Universitas Padjadjaran, Bandung

ABSTRACT. *Poverty is one of the problems that becomes concern in all countries. In Indonesia, one of the provinces that has high poverty rates is Jambi (9.12% in 2015). Result of coordination meeting of all Camat in Jambi Province, reported that the Tabir Barat is the poorest sub-district. The condition is caused mostly by inadequate household infrastructure. Therefore it is necessary for grouping households based on the household infrastructure condition to find the household groups which should be prioritized in the development of poverty alleviation. To describe the poverty variable based on household infrastructure, Bappeda uses 9 indicators, that are residential building status, the widest type of floor, the widest type of wall, the widest type of roof, drinking water source, defecation facility, stool drainage, main lighting and cooking fuel. Because of the following reasons: the poverty is an unmeasurable latent variable, and indicators of poverty are categorical variables, the Latent Class Cluster analysis were used in this research as a grouping method. The result shows that there are 5 clusters / latent classes with their respective characteristics of the household in the Tabir Barat.*

Keywords: *Latent Class Cluster, Poverty, Tabir Barat*

ABSTRAK. Kemiskinan merupakan salah satu masalah yang menjadi perhatian semua negara. Di Indonesia, salah satu provinsi yang angka kemiskinannya cukup tinggi adalah Jambi, yaitu sebesar 9,12% pada tahun 2015. Hasil rapat koordinasi seluruh camat di Provinsi Jambi menyatakan bahwa kecamatan termiskin di Jambi adalah Kecamatan Tabir Barat. Hal ini terjadi karena kondisi infrastruktur rumah di daerah tersebut yang tidak memadai. Mengingat keadaan tersebut, maka perlu dilakukan pengelompokan terhadap rumah tangga berdasarkan keadaan infrastrukturnya. Dengan pengelompokan ini dapat diperoleh kelompok rumah tangga yang menjadi prioritas dalam pembangunan pengentasan kemiskinan. Untuk menggambarkan variabel kemiskinan berdasarkan infrastruktur pada rumah tangga, Bappeda menggunakan 9 indikator, yaitu status bangunan tempat tinggal, jenis lantai terluas, jenis dinding terluas, jenis atap terluas, sumber air minum, fasilitas buang air besar, tempat pembuangan air tinja, sumber

penerangan utama dan bahan bakar untuk memasak. Oleh karena kemiskinan merupakan variabel laten yang tidak dapat diukur secara langsung dan indikator dari variabel kemiskinan memiliki skala ukur kategori maka dalam penelitian ini dilakukan pengelompokan dengan metode *Latent Class Cluster Analysis*. Hasil analisis menunjukkan terdapat 5 klaster/kelas laten dengan karakteristiknya masing-masing dari rumah tangga di Kecamatan Tabir Barat.

Kata Kunci: *Latent Class Cluster*, Kemiskinan, Tabir Barat

1. PENDAHULUAN

Menurut Biro Pusat Statistik dalam Internawati (2013), kemiskinan adalah ketidakmampuan untuk memenuhi standar tertentu dari kebutuhan dasar makanan yang setara dengan 2100 kalori perkapita perhari, ditambah nilai pengeluaran untuk kebutuhan dasar bukan makanan yang paling pokok. Semakin miskin seseorang maka semakin tinggi proporsi makanannya, sementara semakin kaya seseorang maka semakin tinggi proporsi nonmakanannya.

Kemiskinan merupakan salah satu masalah mendasar yang menjadi perhatian semua negara. Di Indonesia kemiskinan tidak hanya terjadi di perkotaan namun juga terjadi di perdesaan. Menurut BPS (2017), kemiskinan di Indonesia tahun 2014 mencapai 10,96% dan kemudian meningkat pada tahun 2015 menjadi 11,13%. Peningkatan kemiskinan yang terjadi ini perlu diperhatikan pemerintah agar kesejahteraan dari masyarakat dapat tercapai. Dalam melakukan pengentasan kemiskinan di Indonesia terdapat Tim Nasional Percepatan Penanggulangan Kemiskinan (TNP2K) yang dibentuk dengan tujuan memperbaiki sasaran program berbasis rumah tangga.

Provinsi Jambi merupakan salah satu provinsi yang angka kemiskinannya cukup tinggi. Provinsi Jambi terdiri dari 9 Kabupaten dan 2 Kota dengan 138 Kecamatan (BPS, 2016). Sejak tahun 2011 angka kemiskinan di Jambi selalu mengalami peningkatan dan pada tahun 2015 angka kemiskinan di Jambi mencapai 9,12%, Berdasarkan hasil rapat koordinasi seluruh camat di Provinsi Jambi pada tanggal 20 Desember 2016 diperoleh informasi bahwa Kecamatan Tabir Barat merupakan Kecamatan paling miskin di Provinsi Jambi. Hal ini terjadi karena kondisi infrastruktur rumah di daerah tersebut yang sangat minim. Mengingat keadaan tersebut, maka perlu dilakukan pengelompokan terhadap

rumah tangga berdasarkan keadaan infrastruktur rumahnya. Dengan melakukan pengelompokan rumah tangga miskin maka dapat diperoleh kelompok rumah tangga yang menjadi prioritas dalam pembangunan pengentasan kemiskinan.

Kemiskinan merupakan salah satu variabel laten, yaitu variabel yang tidak dapat diukur secara langsung. Badan Perencanaan Pembangunan Daerah (BAPPEDA) dalam menggambarkan variabel kemiskinan berdasarkan infrastruktur pada rumah tangga menggunakan 9 indikator, yaitu status bangunan tempat tinggal, jenis lantai terluas, jenis dinding terluas, jenis atap terluas, sumber air minum, fasilitas buang air besar, tempat pembuangan air tinja, sumber penerangan utama dan bahan bakar untuk memasak.

Peneliti ingin melakukan analisis kluster dalam mengelompokkan rumah tangga miskin yang terdapat di Kecamatan Tabir Barat berdasarkan keadaan infrastruktur. Untuk melakukan analisis kluster pada variabel laten dan indikator dari variabel kemiskinan memiliki skala ukur kategori maka dalam penelitian ini dilakukan pengelompokan dengan metode Analisis *Latent Class Cluster* (LCC). Analisis LCC adalah analisis pengelompokan yang didasarkan pada kemiripan objek berbasis model yang mengidentifikasi keanggotaan kelas laten dari respon multivariat.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Analisis Kluster

Analisis kluster merupakan suatu teknik multivariat yang tujuannya untuk mendapatkan pengelompokan objek dengan cara mengatur objek ke dalam kelompok-kelompok sedemikian rupa sehingga dalam suatu kelompok memiliki kesamaan yang maksimal (Rencher, 2002). Secara umum, terdapat dua jenis metode yang digunakan untuk pengklasteran, yaitu metode hierarki dan metode non hierarki.

Analisis kluster hierarki dilakukan dengan melakukan pengelompokan pada dua atau lebih objek yang memiliki kesamaan yang paling dekat dan seterusnya, sehingga tingkatan antara kelompok menjadi terlihat jelas. Pada analisis kluster hirarki, hasil pengelompokan ditampilkan dalam bentuk

dendogram. Sementara itu, pada analisis kluster non hirarki pengklasteran dimulai dengan menentukan terlebih dahulu banyaknya kluster yang akan terbentuk.

Kedua metode pengklasteran tersebut tidak dapat digunakan pada penelitian ini. Hal ini dikarenakan variabel kemiskinan merupakan variabel laten yang tidak dapat diukur secara langsung. Karena itu diperlukan metode pengklusteran lain yang dapat menangani masalah tersebut yaitu metode *Latent Class Cluster Analysis*.

2.2 *Latent Class Cluster Analysis*

Pada tahun 1950 Lazarsfeld memperkenalkan analisis kelas laten dengan sebutan analisis struktur laten (Linzer dan Jerey, 2011) Ide dasar analisis kelas laten adalah beberapa parameter dari model statistic yang dialihkan berbeda pada subkelompok yang tidak teramati (latent). Menurut Magidson J. dan J.K. Vermunt (2005b) bahwa analisis *latent class cluster* merupakan salah satu metode pengelompokan pada kasus data multivariat yang bersifat fleksibel, hal ini dikarenakan analisis *latent class cluster* dapat diterapkan dengan kasus multivariat pada data yang memiliki skala kategorik, kontinu, maupun campuran (katagorik dan kontinu). Pada analisis ini, pengelompokan dilakukan didasarkan pada peluang keanggotaan yang dihitung langsung dari model (*model-based analysis*).

Langkah pertama dalam *latent class cluster* yaitu terlebih dahulu membentuk model dari *latent class cluster*, model *latent class cluster* didefinisikan sebagai metode statistik yang digunakan untuk mengidentifikasi keanggotaan dari kelas *latent* (tidak terukur) antara subjek dan peubah yang diamati (Vermunt dan Magidson, 2002a).

Misalkan $(\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_p)$ merupakan vektor dari p indikator yang masing-masing indikator memiliki distribusi bersyarat dalam keluarga eksponensial seperti Bernoulli, multinomial, atau normal. Kemudian dimisalkan pula \mathbf{y}_{ih} adalah nilai sampel/objek/observasi ke h untuk indikator ke i , untuk $h = 1, 2, \dots, n$ dan $i = 1, 2, \dots, p$.

Dalam analisis *latent class cluster*, diasumsikan bahwa *factor space* terdiri K kelas. Misalkan $\boldsymbol{\eta}_j$ menyatakan peluang prior suatu objek masuk kelas ke j ($j =$

1, 2, ..., K) dan $g(\mathbf{y}_h|j)$ adalah fungsi peluang bersyarat dari sampel ke- h , dengan $\mathbf{y}_h = (\mathbf{y}_{h1}, \mathbf{y}_{h2}, \dots, \mathbf{y}_{hp})$ yang termasuk kelas j . Fungsi peluang bersama dari indikator-indikator yang diamati membentuk distribusi peluang campuran (Moustaki dan Papageorgiou, 2004):

$$f(\mathbf{y}_h) = \sum_{j=1}^K \eta_j [g(\mathbf{y}_h|j)] , \quad (1)$$

Untuk indikator y_i dengan skala data ordinal, indikator y_i dapat diasumsikan mengikuti distribusi multinomial, dengan fungsi peluang

$$g_i(y_i|j) = \prod_{s=1}^{m_i} \pi_{ij(s)}^{y_{i(s)}} = \prod_{s=1}^{m_i} (\gamma_{ij(s)} - \gamma_{ij(s-1)})^{y_{i(s)}} , \quad (2)$$

dengan $\pi_{ij(s)}$ peluang objek akan memberikan respon ke- s untuk variabel indikator ke- i dalam kelas j ($\pi_{ij(s)} = \frac{n_{is}}{n_j}$), s adalah indeks kategori jawaban yang bergerak dari kategori 1 sampai kategori m_i , dan $y_{i(s)}$ akan bernilai 1 jika respon dari y_i adalah kategori s dan bernilai 0 untuk lainnya. Sementara itu, $\gamma_{ij(s)}$ merupakan peluang kumulatif variabel indikator ke- i yang termasuk kelas j .

$$\gamma_{ij(s)} = \pi_{ij(1)} + \pi_{ij(2)} + \dots + \pi_{ij(s)} , \quad (j = 1, \dots, K ; s = 1, \dots, m_i).$$

Fungsi peluang bersama *latent class cluster* dapat diperoleh dengan mensubstitusikan persamaan (2) ke persamaan (1) sebagai berikut:

$$\begin{aligned} f(\mathbf{y}_h) &= \sum_{j=1}^K \eta_j g(\mathbf{y}_h|j) \\ &= \sum_{j=1}^K \eta_j \prod_{i=1}^p \left(\prod_{s=1}^{m_i} (\gamma_{ij(s)} - \gamma_{ij(s-1)})^{y_{i(s)}} \right) \end{aligned} \quad (3)$$

Langkah selanjutnya adalah mengestimasi parameter pada persamaan (3). Estimasi parameter dilakukan dengan memaksimumkan fungsi *log-likelihood*. Fungsi *log-likelihood* adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} L &= \log \prod_{h=1}^n f(\mathbf{y}_h) = \sum_{h=1}^n \log f(\mathbf{y}_h) \\ &= \sum_{h=1}^n \log \sum_{j=1}^K \eta_j \prod_{i=1}^p \left(\prod_{s=1}^{m_i} (\gamma_{ij(s)} - \gamma_{ij(s-1)})^{y_{i(s)}} \right) \end{aligned} \quad (4)$$

Parameter yang memaksimumkan fungsi *log-likelihood* L dapat dicari dengan proses iterasi menggunakan metode *Expectation Maximum* (EM) dan dilanjutkan dengan iterasi *Newton Raphson*. Menurut Vermunt dan Magidson (2005b) kedua metode iterasi ini digunakan karena memiliki kelebihan yaitu Algoritma EM yang bersifat stabil bahkan ketika nilainya jauh dari optimal, dan metode *Newton*

Raphson yang cepat dalam mengestimasi ketika nilainya sudah mendekati optimal.

Pada algoritma EM terdapat dua proses yaitu E-step dan M-step. Pada tahap E-step, dicari suatu fungsi yang merupakan ekspektasi dari fungsi *log-likelihood* data lengkap berdasarkan dari data terobservasi yang digunakan guna mengganti keanggotaan dari setiap individu pada setiap klaster yang tidak diketahui. Sementara itu, pada tahap kedua M-step, dicari nilai estimator yang dapat memaksimumkan fungsi *log-likelihood* yang telah didefinisikan dalam tahap E-step dengan asumsi bahwa data hilang telah diketahui (Chadidjah, 2016)

Setelah diperoleh nilai estimasi parameter, kemudian dipilih model terbaik yang mampu menjelaskan data. Model terbaik merupakan model dengan nilai *Bayesian Information Criterion* (BIC) terkecil. Nilai BIC dapat diperoleh menggunakan rumus (Vermunt dan Magidson, 2005b):

$$BIC = -2(maxL) + 2m \log(n) \quad (5)$$

dengan n banyaknya pengamatan, m jumlah parameter, dan $maxL$ adalah nilai maksimum fungsi *log-likelihood* dari suatu model yang diestimasi.

Selain nilai BIC, diperlukan pula kriteria untuk menilai kualitas model klasifikasi, yang memperhatikan kesalahan objek h masuk ke dalam kelas j . Dalam menghitung proporsi kesalahan klasifikasi atau *classification error* (E), dapat didefinisikan kriteria berikut (Vermunt dan Magidson, 2013):

$$E = \frac{\sum_{i=1}^p W_i [1 - \max \hat{h}(j|y_h)]}{n} \quad (6)$$

dengan W_i banyaknya objek yang mempunyai kesamaan nilai-nilai indikator (*case weight*), $\hat{h}(j|y_h)$ peluang posterior dan n adalah banyak observasi. Model dengan kesalahan klasifikasi E yang terkecil di antara model-model yang lain merupakan model terbaik.

Setelah diperoleh model terbaik berdasarkan nilai BIC kesalahan klasifikasi E , langkah selanjutnya adalah pengecekan asumsi, yaitu asumsi *local independency*. Asumsi ini mengharuskan antar indikator dalam satu klaster saling bebas satu dan lainnya. Pengujian asumsi ini, dapat didasarkan pada nilai statistik *Bivariate Residual* (BVR) sebagai berikut (Magidson dan Vermunt, 2004):

$$BVR = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \frac{(O_{ij} - E_{ij})^2}{E_{ij}}}{db} \quad (7)$$

Dengan O_{ij} merupakan frekuensi observasi, E_{ij} adalah frekuensi harapan $\left(\frac{n_i m_j}{N}\right)$. Jika nilai $BVR < \chi^2_{(0.05, db)}$ maka asumsi *local independency* terpenuhi. Sebaliknya jika $BVR > \chi^2_{(0.05, db)}$ maka terjadi pelanggaran asumsi *local independency*. Apabila asumsi ini dilanggar maka dapat dilakukan penanganan dengan menggunakan *direct effect* (Budiati dkk., 2014).

2.3 Data Penelitian

Pada penelitian ini, data yang digunakan adalah Basis Data Terpadu (BDT) yang bersumber dari BAPPEDA Provinsi Jambi. Data ini merupakan data dari rumah tangga miskin di Provinsi Jambi sampai dengan Desil-4 (40%) pada tahun 2015. Pada Tabel 1 ditampilkan 9 indikator yang terlibat dalam menjelaskan variabel kemiskinan berdasarkan infrastruktur untuk pengelompokan rumah tangga.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebelum dilakukan analisis *latent class cluster*, perlu dilakukan eksplorasi data. Tujuannya adalah untuk mengetahui pola dari data yang digunakan. Dari hasil eksplorasi data, diperoleh bahwa terdapat enam indikator yang relatif homogen, yaitu: indikator status bangunan tempat tinggal 89% miliki sendiri, indikator jenis dinding terluas 75% menggunakan kayu, indikator jenis atap terluas 99% menggunakan seng, indikator sumber air minum 72% menggunakan air sungai/danau/waduk, indikator penggunaan fasilitas buang air besar 92% tidak ada, dan indikator tempat pembuangan akhir tinja 92% menggunakan kolam/sawah/sungai/danau/laut. Karena indikator tersebut relatif homogen pada kategori tertentu dan tidak dapat digunakan sebagai pembeda dalam melakukan pengelompokan, maka indikator tersebut tidak diikuti sertakan dalam analisis. Dengan demikian hanya terdapat tiga indikator yang digunakan untuk menggambarkan variabel kemiskinan berdasarkan infrastruktur (Tabel 2).

Tabel 1. Indikator Penelitian

No	Indikator	Keterangan	Kategori
1	Y1	Status Bangunan Tempat Tinggal	1. Milik sendiri 2. Kontrak/sewa 3. Bebas sewa 4. Lainnya
2	Y2	Jenis Lantai Terluas	1. Marmer/granit 2. Keramik 3. Ubin/tegel/teraso 4. Kayu/papan kualitas tinggi 5. Semen/bata merah 6. Kayu/papan kualitas rendah 7. Tanah
3	Y3	Jenis Dinding Terluas	1. Tembok 2. Kayu 3. Lainnya
4	Y4	Jenis Atap Terluas	1. Beton/genteng beton 2. Genteng keramin 3. Genteng metal 4. Genteng tanah liat 5. Asbes 6. Seng 7. Bambu
5	Y5	Sumber Air Minum	1. Air kemasan / Air isi ulang 2. Sumur bor/pompa/ Mata air terlindung 3. Sumur tak terlindung/ Mata air tak terlindung 4. Air sungai/danau/waduk 5. Air hujan 6. Lainnya
6	Y6	Penggunaan Fasilitas Buang Air Besar	1. Sendiri 2. Bersama 3. Tidak ada
7	Y7	Tempat Pembuangan Air Tinja	1. Tangki 2. Lubang tana 3. Kolam/sawah/sungai/danau/laut 4. Pantai/tanah lapang/kebun 5. Lainnya
8	Y8	Sumber Peneranan Utama	1. Listrik PLN 2. Listrik non PLN 3. Bukan listrik
9	Y9	Bahan Bakar untuk Memasak	1. Gas 3kg 2. Kayu bakar 3. Tidak memasak di rumah

Tabel 2. Indikator Penelitian

No	Indikator	Keterangan
1	Y2	Jenis Lantai Terluas
2	Y8	Sumber Peneranan Utama
3	Y9	Bahan Bakar untuk Memasak

Langkah pertama analisis *latent class cluster* yaitu membuat beberapa model yang membentuk klaster/kelas laten. Penentuan banyaknya klaster/kelas

laten dilakukan bersamaan dengan penentuan parameter model untuk menghindari *refitting* model. Dalam membentuk model *latent class cluster* dilakukan dengan *Software Latent GOLD 4.0 trial version*. Hasil pembentukan model dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Pembentukan Model *Latent Class Cluster*

Model	Banyak Kelas Laten	Maximum Log-Likelihood	BIC	N par	Jumlah Pengamatan	Class. Err.
1	2	-4576,7624	9256,8572	14	1605	0,1036
2	3	-4547,8255	9228,5067	18	1605	0,1788
3	4	-4437,4415	9037,2624	22	1605	0,0999
4	5	-4399,2830	8990,4688	26	1605	0,0960
5	6	-4390,3933	9002,2129	30	1605	0,1252
6	7	-4379,0059	9008,9616	34	1605	0,1939
7	8	-4373,9172	9028,3077	38	1605	0,2059
8	9	-4373,5720	9057,1409	42	1605	0,2258
9	10	-4371,5559	9082,6322	46	1605	0,2426

Dalam melakukan pemilihan model *latent class cluster* yang terbaik dapat memperhatikan nilai BIC terkecil. Selain itu, perlu juga memperhatikan performa dari hasil pengklasifikasian, model yang baik merupakan model yang memiliki kesalahan dalam pengklasifikasian paling kecil, yang dapat dilihat dari nilai kesalahan klasifikasi. Meskipun begitu, perlu juga diperhatikan prinsip parsimoni, yaitu kesederhanaan model. Model yang baik adalah model dengan jumlah parameter lebih sedikit.

Dari Tabel 3, model yang paling memenuhi kriteria yang telah dijelaskan sebelumnya adalah model 4 yaitu model dengan 5 klaster/kelas laten. Model 4 yang dipilih karena memiliki nilai BIC paling kecil dan nilai *classification error* paling kecil pula. Model 4 yang telah dipilih akan diuji asumsi kebebasan lokal dengan nilai BVR. Berdasarkan uji asumsi kebebasan lokal dari 3 indikator pada model, diperoleh nilai statistik BVR antara 0,2412 sampai dengan 0,6579 yang masih berada di bawah nilai kritis $\chi^2_{(0,05,db)}$. Jadi, dapat disimpulkan bahwa indikator jenis rantai terluas, sumber penerangan utama, dan bahan bakar untuk memasak sudah memenuhi asumsi *local independency*.

Setelah dilakukan pengecekan asumsi, selanjutnya dihitung nilai kesalahan klasifikasi menggunakan persamaan (6). Dengan menggunakan *software* diperoleh nilai kesalahan klasifikasi untuk model 4 klaster adalah 0,0960. Hal ini menunjukkan bahwa kualitas model klasifikasi lebih baik jika dibandingkan dengan model lain.

Dari 5 klaster yang terbentuk maka dapat dilihat banyaknya rumah tangga yang masuk ke dalam klaster (Tabel 4).

Tabel 4. Ukuran Klaster

Klaster	Banyaknya Rumah Tangga
1	615
2	311
3	322
4	253
5	104
Jumlah	1605

Setiap klaster/kelas laten yang terbentuk memiliki karakteristik masing-masing yang dapat dijelaskan pada Tabel 5.

Tabel 5. Karakteristik Klaster

Indikator	Kategori	Klaster				
		1	2	3	4	5
Jenis Lantai Terluas (Y2)	Marmer/ Granit					
	Keramik					
	Ubin/ tegel/ teraso					
	Kayu/ papan kualitas tinggi		√			√
	Semen/ bata merah				√	
	Kayu/ papan kualitas rendah	√		√		
Sumber Penerangan Utama (Y8)	Tanah					
	Listrik PLN				√	√
	Listrik Non PLN	√	√			
Bahan Bakar Untuk Memasak (Y9)	Bukan Listrik			√		
	Gas 3 kg				√	√
	Kayu Bakar	√	√	√		
	Tidak Memasak di Rumah					

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Pengelompokan responden menggunakan *latent class cluster* dari rumah tangga miskin berdasarkan kemiskinan infrastruktur di Kecamatan Tabir Barat

menghasilkan 5 klaster. Terdapat 615 rumah tangga (38,32%) masuk ke klaster 1 (keadaan infrastruktur kurang) dengan karakteristik: jenis lantai terluas menggunakan papan kualitas rendah, sumber penerangan non PLN, dan bahan bakar dari kayu bakar. Kemudian terdapat 311 rumah tangga (19,38%) masuk ke klaster 2 (keadaan infrastruktur cukup) dengan karakteristik: jenis lantai terluas kayu/papan kualitas tinggi, sumber penerangan utama non PLN, dan bahan bakar dari kayu bakar. Selanjutnya terdapat 322 rumah tangga (20,06%) masuk ke klaster 3 (keadaan infrastruktur sangat kurang) dengan karakteristik: jenis lantai kayu/papan kualitas rendah, sumber penerangan utama bukan listrik, dan bahan bakar dari kayu bakar. Sementara itu, terdapat 253 rumah tangga (15,76%) masuk ke klaster 4 (keadaan infrastruktur sangat baik) dengan karakteristik: jenis lantai semen/bata merah, sumber penerangan utama PLN, dan bahan bakar gas 3 kg. Selanjutnya untuk klaster 5 (keadaan infrastruktur baik) terdiri dari 104 rumah tangga (6,48%) dengan karakteristik: jenis lantai kayu/papan kualitas tinggi, sumber penerangan utama listrik PLN, dan bahan bakar gas 3 kg.

Berdasarkan kesimpulan tersebut, telah diketahui klaster/ kelas laten beserta karakteristik yang terbentuk. Penulis berharap hasil penelitian ini dapat digunakan oleh BAPPEDA dalam memberikan bantuan terhadap rumah tangga miskin di Kecamatan Tabir Barat.

DAFTAR PUSTAKA

- Badan Pusat Statistik, *Provinsi Jambi dalam Angka 2016*, BPS Provinsi Jambi, 2016.
- Badan Pusat Statistik, *Persentase Penduduk Miskin Menurut Provinsi 2007-2017, 2017*, <https://www.bps.go.id/linkTableDinamis/view/id/1219>, diakses pada 11 Juli 2017.
- Budiati, S., Susanto, I., dan Wibowo, S., *Pengelompokan Daerah Penghasil Bahan Dasar Tepung Komposit di Indonesia Menggunakan Metode Latent Class Cluster Analysis (LCCA)*, Media Statistika, 7(1) (2014), 21-28.
- Chadidjah, A., *Latent Class Clustering dalam Pengelompokan Kelurahan di DKI Jakarta Berdasarkan Keterlantaran Lansia*, Prosiding Seminar Nasional

- Pendidikan Matematika: Transformasi Pola Pikir Pendidikan Matematika Menuju Generasi Emas Indonesia, Universitas Muhammadiyah Surakarta, 2016.
- Internawati, S., *Studi Pelaksanaan Pendataan Keluarga Miskin dan Pemberdayaan Masyarakat dalam Mengentaskan Kemiskinan di Desa Danau Redan Kecamatan Teluk Pandan*, Universitas Mulawarman eJournal Administrasi Negara, **1**(2) (2013), 309-323.
- Linzer, D. A. dan Jerrey B. L., *poLCA: An R Package for Polytomous Variable Latent Class Analysis*, Journal of Statistical Software, **42**(10) (2004), 1-29.
- Magidson J. dan J.K. Vermunt, *Latent Class Models*. D. Kaplan (ed.), The Sage Handbook of Quantitative Methodology for the Social Sciences, Thousand Oaks: Sage Publications, 2004.
- Magidson J. dan J.K. Vermunt, *Latent Class Model for Clustering: A Comparison with K-means*, Canadian Journal of Marketing Research, **20** (2002), 37-44.
- Magidson J. dan J.K. Vermunt, *Latent Gold 4.0 User's Guide*, Statistical Innovations Inc, 2005.
- Moustaki, I., dan Papageorgiou, I., *Latent Class Models for Mixed Outcomes with Applications in Archaeometry*, Journal of Computational Statistics and Data Analysis, **48**(3) (2005), 4-8.
- Renceher, C. A., *Method of Multivariate Analysis*, Edisi Kedua, John Wiley & Sons, Inc., 2002.