PENERAPAN ANALISIS CLUSTER ENSEMBLE DENGAN METODE *ROCK* UNTUK MENGELOMPOKKAN PROVINSI DI INDONESIA BERDASARKAN INDIKATOR KESEJAHTERAAN RAKYAT

NADIRA SRI BELINDA, IZZATI RAHMI HG, HAZMIRA YOZZA

*Program Studi S1 Matematika,
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Andalas,
Kampus UNAND Limau Manis Padang, Indonesia.
email : nadirasri100@gmail.com*

Diterima 22 Juni 2019 Direvisi 6 Juli 2019 Dipublikasikan 4 Agustus 2019

Abstrak. Kesejahteraan rakyat pada suatu daerah dapat dilihat dari indikator-indikator yang mampu mengukur kesejahteraan rakyat. Kesejahteraan rakyat pada masing-masing daerah berbeda-beda. Oleh karena itu dapat dilakukan pengelompokan daerah di Indonesia untuk melihat kemiripan kondisi kesejahteraan rakyat di suatu daerah dengan daerah lain sehingga dapat membantu pemerintah dalam menyusun dan menentukan prioritas pembangunan. Data indikator kesejahteraan berupa data campuran. Metode pengelompokan yang dapat digunakan untuk menangani data campuran yaitu metode *cluster ensemble* dengan menggunakan algoritma CEBMDC (*Cluster Ensemble Based Mixed Data Clustering*) dengan melakukan pengelompokan untuk data numerik dan data kategorik secara terpisah, selanjutnya hasil pengelompokan digabungkan. Objek pengamatan pada penelitian ini adalah 34 provinsi di Indonesia. pengelompokan untuk data numerik menggunakan metode hirarki *agglomerative* menghasilkan pengelompokan terbaik dengan nilai CP terkecil diperoleh pada metode *Ward* dengan 2 *cluster*. pengelompokan data kategorik menggunakan metode ROCK (*Robust Clustering Using Links*) dengan nilai CP* terbesar diperoleh pada $\theta = 0.30$ yang menghasilkan 4 *cluster*. Tahap penggabungan (*ensemble*) menggunakan metode ROCK menghasilkan pengelompokan terbaik pada $\theta = 0.30$ dengan nilai CP* terbesar yang menghasilkan 4 *cluster* yang terdiri dari 1 provinsi pada *cluster* 1, 19 provinsi pada *cluster* 2, 10 provinsi pada *cluster* 3, dan 4 provinsi pada *cluster* 4.

Kata Kunci: Cluster Ensemble, CEBMDC, ROCK, CP, CP*

1. Pendahuluan

Kesejahteraan pada setiap daerah dapat dilihat berdasarkan indikator-indikator yang mampu mengukur kesejahteraan rakyat dan dapat dijadikan sebagai ukuran tercapai atau tidaknya pembangunan di suatu daerah. Kesejahteraan rakyat pada masing-masing daerah berbeda-beda. Oleh karena itu dapat dilakukan pengelompokan daerah di Indonesia untuk melihat kemiripan kondisi kesejahteraan rakyat

di suatu daerah dengan daerah lain sehingga dapat membantu pemerintah dalam menyusun dan menentukan prioritas pembangunan.

Data indikator kesejahteraan berupa data campuran. Metode pengelompokan yang dapat digunakan untuk menangani data campuran yaitu metode *cluster ensemble* dengan menggunakan algoritma CEBMDC (*Cluster Ensemble Based Mixed Data Clustering*) dengan mengelompokkan data numerik dan kategorik secara terpisah menggunakan metode pengelompokan untuk masing-masing data tersebut, selanjutnya hasil pengelompokan digabungkan dan dipandang sebagai data kategorik yang kemudian dilakukan pengelompokan dengan metode pengelompokan untuk data kategorik [2].

Analisis statistika yang dapat digunakan untuk mengelompokkan objek yaitu analisis *cluster*. pengelompokan disesuaikan dengan jenis data yang digunakan. Untuk data numerik, pengelompokan dapat menggunakan metode hirarki dan nonhirarki. Untuk data kategorik dapat digunakan metode ROCK, squeezer, dan lainnya. Untuk data campuran (numerik dan kategorik) dapat menggunakan *cluster ensemble* dengan algoritma CEBMDC.

Penelitian ini akan membahas mengenai pengelompokan provinsi di Indonesia berdasarkan indikator kesejahteraan rakyat. Data indikator kesejahteraan berupa data campuran, sehingga metode yang sesuai untuk digunakan yaitu metode *cluster ensemble* dengan pengelompokan data numerik menggunakan metode hirarki, sedangkan pengelompokan data kategorik dilakukan dengan metode ROCK. Metode ROCK ini selanjutnya akan digunakan lagi pada tahap penggabungan.

2. Landasan Teori

2.1. Analisis Cluster

Analisis *cluster* merupakan salah satu teknik analisis multivariat yang digunakan untuk mengelompokkan n objek ke dalam m *cluster* dengan $m < n$ berdasarkan karakteristiknya [4]. pengelompokan dilakukan berdasarkan kemiripan atau ketakmiripan antar objek pengamatan sehingga objek yang berada dalam *cluster* yang sama akan lebih mirip dibandingkan dengan objek antar *cluster*.

(1) Ukuran kemiripan.

Ukuran kemiripan digunakan untuk mencari pasangan objek yang mirip dalam data. Kemiripan pasangan objek x dan y dinyatakan dengan $sim(x, y)$. Semakin besar nilai $sim(x, y)$ menunjukkan semakin mirip pasangan objek x dan y .

Untuk setiap pasangan objek x dan y berlaku kondisi berikut [6]:

- (a) $0 \leq sim(x, y) \leq 1$.
- (b) $sim(x, x) = 1$.
- (c) $sim(x, y) = sim(y, x)$.

(2) Ukuran ketakmiripan.

Ukuran ketakmiripan biasanya digunakan pada data numerik. Ukuran ketakmiripan antara pasangan objek x dan y dinyatakan dengan $d(x, y)$. Untuk setiap pasangan objek x dan y berlaku kondisi berikut [6]:

- (a) $d(x, y) \geq 0$.

- (b) $d(x, x) = 0$.
- (c) $d(x, y) = d(y, x)$.

Ukuran jarak merupakan salah satu ukuran ketakmiripan. Ukuran ketakmiripan disebut ukuran jarak jika memenuhi satu kondisi lagi yaitu $d(x, z) \leq d(x, y) + d(y, z)$. Semakin besar nilai ukuran ketakmiripan antara dua objek berarti semakin besar perbedaan antara kedua objek tersebut, sehingga makin cenderung untuk tidak berada dalam *cluster* yang sama.

2.2. Metode Pengelompokan

Pengelompokan dalam analisis *cluster* dibedakan menurut jenis data yang digunakan yaitu numerik dan kategorik. Berikut akan dijelaskan pengelompokan untuk kedua jenis data tersebut.

- (1) Pengelompokan data numerik.

Pengelompokan data numerik dilakukan berdasarkan ukuran ketakmiripan. Ukuran ketakmiripan yang biasa digunakan adalah jarak *Euclidean*. Misalkan terdapat dua objek dengan $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ dan $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)$, maka jarak *Euclidean* antara dua objek tersebut adalah [6]:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} = \sqrt{(\mathbf{x} - \mathbf{y})^T (\mathbf{x} - \mathbf{y})}. \quad (2.1)$$

Metode yang dapat digunakan untuk pengelompokan data numerik adalah metode hirarki dan non hirarki. Metode hirarki biasanya digunakan bila banyaknya *cluster* yang akan dibentuk tidak diketahui, sedangkan metode non hirarki biasanya digunakan bila banyaknya *cluster* yang akan dibentuk ditentukan terlebih dahulu oleh peneliti [5].

Terdapat dua teknik pengelompokan metode hirarki yaitu teknik penggabungan (*agglomerative*) dan teknik pembagian (*divisive*). Dalam metode *agglomerative* setiap kali dilakukan penggabungan *cluster*, perbaikan jarak antar *cluster* juga dilakukan. Misalkan $d_{u,w}$ adalah jarak antara *cluster* u dan w , $d_{v,w}$ adalah jarak antara *cluster* v dan w , $d_{u,v}$ adalah jarak antara *cluster* u dan v , n_u dan n_v masing-masing adalah jumlah objek dalam *cluster* u dan v , dinotasikan $d_{(uv)w}$ sebagai jarak baru antara *cluster* w dengan *cluster* uv yang merupakan gabungan antara *cluster* u dan v . Jarak antara *cluster* uv dengan w dapat ditentukan dengan metode perbaikan jarak berikut [4]:

- (a) *Single Linkage* (Pautan Tunggal).

Jarak dua *cluster* (uv) dengan w menggunakan *single linkage* ditentukan dengan:

$$d_{(uv),w} = \min\{d_{(uw)}, d_{(vw)}\}. \quad (2.2)$$

- (b) *Complete Linkage* (Pautan Lengkap).

Jarak dua *cluster* (uv) dengan w menggunakan *complete linkage* ditentukan dengan:

$$d_{(uv),w} = \max\{d_{(uw)}, d_{(vw)}\}. \quad (2.3)$$

- (c) *Average Linkage* (Pautan Rataan).

Jarak dua *cluster* (uv) dengan w menggunakan *average linkage* ditentukan dengan:

$$d_{(uv,w)} = \frac{n_u d_{uw} + n_v d_{vw}}{n_u + n_v}. \quad (2.4)$$

- (d) *Ward*.

Jarak dua *cluster* (uv) dengan w menggunakan metode *ward* ditentukan dengan:

$$d_{(uv,w)} = \frac{(n_u + n_w)d_{uw} + (n_v + n_w)d_{vw} - n_w d_{uv}}{n_u + n_v + n_w}. \quad (2.5)$$

- (e) *Centroid*.

Jarak dua *cluster* (uv) dengan w menggunakan metode *centroid* ditentukan dengan:

$$d_{(uv,w)} = \frac{n_u d_{uw} + n_v d_{vw}}{n_u + n_v} - \frac{n_u n_v d_{uv}}{(n_u + n_v)^2} \quad (2.6)$$

- (2) Pengelompokan Data Kategorik.

Pengelompokan data kategorik dilakukan dengan menggunakan ukuran kemiripan. Salah satu metode yang dapat digunakan dalam pengelompokan data kategorik yaitu metode ROCK (*Robust Clustering Using Links*). Metode ini menggunakan suatu ukuran kemiripan yang disebut *link* dalam membentuk *cluster*. Langkah-langkah pengelompokan data kategorik dengan metode ROCK yaitu [1] :

- (a) Menghitung kemiripan (*similarity*).

Ukuran kemiripan antara pasangan objek ke- i (p_i) dengan objek ke- j (p_j) dihitung dengan rumus berikut.

$$sim(p_i, p_j) = \frac{|p_i \cap p_j|}{|p_i \cup p_j|}, \quad (2.7)$$

dimana :

$|p_i \cap p_j|$ = banyak kategori yang sama antara objek ke- i dan objek ke- j ,

$|p_i \cup p_j|$ = banyak seluruh kategori pada objek ke- i dan objek ke- j .

- (b) Menentukan tetangga (*neighbors*).

Objek p_i dan p_j didefinisikan sebagai tetangga jika $sim(p_i, p_j) \geq \theta$. *Threshold* (θ) merupakan parameter yang ditentukan oleh peneliti yang dapat digunakan untuk mengontrol seberapa dekat hubungan antar objek. Nilai θ yang dapat digunakan adalah $0 < \theta < 1$.

- (c) Menghitung *link* antar objek pengamatan.

Link (p_i, p_j) didefinisikan sebagai banyaknya tetangga antara p_i dan p_j . Besarnya *link* dipengaruhi oleh θ yang ditentukan. Cara menghitung *link* untuk semua kemungkinan pasangan dari n objek dapat menggunakan matriks **A**. Matriks **A** merupakan matriks berukuran $n \times n$ yang bernilai 1 jika p_i dan p_j dinyatakan mirip (tetangga) dan bernilai 0 jika p_i dan p_j tidak mirip (bukan tetangga). Jumlah *link* antar pasangan p_i dan p_j diperoleh

dari hasil kali antara matriks $\mathbf{A}$ dengan matriks $\mathbf{A}$ itu sendiri. Jika *link* antara p_i dan p_j semakin besar, maka semakin besar kemungkinan p_i dan p_j berada dalam suatu *cluster* yang sama.

- (d) Menghitung *goodness measure* masing-masing pasangan objek.

Ukuran kebaikan (*goodness measure*) untuk menggabungkan dua *cluster* C_i dan C_j didefinisikan sebagai berikut:

$$g(C_i, C_j) = \frac{\text{link}(C_i, C_j)}{(n_i + n_j)^{(1+2f(\theta))} - n_i^{(1+2f(\theta))} - n_j^{(1+2f(\theta))}}, \quad (2.8)$$

dengan $\text{link}(C_i, C_j) = \sum_{p_i \in C_i, p_j \in C_j} \text{link}(p_i, p_j)$ yang menyatakan jumlah *link* dari semua kemungkinan pasangan objek yang ada dalam C_i dan C_j , serta n_i dan n_j masing-masing adalah jumlah anggota dalam *cluster* ke- C_i dan ke- C_j , sedangkan $f(\theta) = \frac{1-\theta}{1+\theta}$. Penggabungan objek-objek untuk berada dalam *cluster* yang sama dilakukan dengan melihat nilai *goodness measure* tertinggi.

2.3. Cluster Ensemble

Cluster ensemble merupakan metode pengelompokan data dengan menggabungkan hasil pengelompokan dari beberapa metode berbeda sehingga diperoleh solusi gabungan sebagai solusi akhir. Hasil pengelompokan dari berbagai metode berupa data kategorik, oleh karena itu kasus *cluster ensemble* dapat dipandang sebagai kasus pengelompokan data kategorik. *Cluster ensemble* dapat digunakan dalam menangani data campuran yaitu dengan menggunakan algoritma CEBMDC (*Cluster Ensemble Based Mixed Data Clustering*). Langkah-langkah algoritma CEBMDC sebagai berikut [2]:

- (1) Memisahkan data campuran menjadi dua bagian data yaitu data kategorik murni dan data numerik murni.
- (2) Melakukan pengelompokan dengan algoritma pengelompokan untuk masing-masing jenis data tersebut.
- (3) Menggabungkan hasil pengelompokan (*output*) dari data numerik dan data kategorik. Penggabungan ini disebut proses *ensemble*.
- (4) Melakukan pengelompokan *ensemble* menggunakan algoritma pengelompokan data kategorik untuk mendapatkan *cluster* akhir.

2.4. Evaluasi Hasil Pengelompokan

Salah satu pengukuran validitas yang dapat digunakan yaitu *Compactness* (CP). CP merupakan salah satu kategori pengukuran yang paling umum digunakan. CP mengukur jarak rata-rata antara setiap pasang titik data yang termasuk dalam *cluster* yang sama. Berikut rumus yang digunakan untuk menghitung CP untuk data numerik [3]:

$$CP = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^K n_k \left(\frac{\sum_{x_i, x_j \in C_k} d(x_i, x_j)}{n_k(n_k - 1)/2} \right), \quad (2.9)$$

dengan K adalah banyaknya *cluster* yang terbentuk, n_k adalah jumlah objek pengamatan yang termasuk ke dalam cluster ke- K , $d(x_i, x_j)$ adalah jarak antara objek ke- i dan objek ke- j , dan N adalah jumlah seluruh objek. Semakin kecil nilai CP, maka *cluster* yang dihasilkan semakin baik.

Pengukuran validitas untuk data kategorik juga dapat menggunakan *compactness* dengan mengukur kemiripan rata-rata antara setiap pasang titik data yang termasuk dalam *cluster* yang sama. Rumus yang digunakan sebagai berikut :

$$CP^* = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^K n_k \left(\frac{\sum_{x_i, x_j \in C_k} sim(x_i, x_j)}{n_k(n_k - 1)/2} \right), \quad (2.10)$$

dengan $sim(x_i, x_j)$ adalah kemiripan antara objek ke- i dan objek ke- j . Semakin besar nilai CP^* maka *cluster* yang dihasilkan semakin baik.

3. Metode Penelitian

Data yang digunakan adalah data indikator kesejahteraan rakyat tahun 2017, data tersebut merupakan data publikasi Badan Pusat Statistik (BPS). Objek pengamatan pada penelitian ini adalah 34 provinsi di Indonesia. Dalam penelitian ini digunakan 8 peubah yang terdiri dari 6 peubah numerik dan 2 peubah kategorik yang berupa indikator kesejahteraan dalam bidang ekonomi, pendidikan dan kesehatan. Peubah yang digunakan sebagai indikator ekonomi yaitu persentase penduduk miskin dan tingkat pengangguran terbuka yang berupa data numerik serta kepadatan penduduk dan indeks gizi yang berupa data kategorik. Peubah yang digunakan sebagai indikator pendidikan yaitu angka melek huruf dan angka partisipasi sekolah yang berupa data numerik, dan peubah yang digunakan sebagai indikator kesehatan yaitu angka harapan hidup dan angka morbiditas yang berupa data numerik.

Dalam melakukan pengolahan data digunakan bantuan *software R* dan *software mintab 17*. Adapun langkah-langkah penelitian sebagai berikut:

- (1) Membagi data menjadi dua bagian, yaitu data numerik murni dan kategorik murni.
- (2) Melakukan pengelompokan untuk data numerik menggunakan metode hirarki *agglomerative*.
- (3) Melakukan pengelompokan data kategorik menggunakan metode ROCK.
- (4) Pengelompokan terbaik untuk data numerik dilihat dari nilai CP terkecil, dan untuk data kategorik dari CP^* terbesar.
- (5) Menggabungkan hasil dari pengelompokan terbaik (tahapan *ensemble*).
- (6) Melakukan pengelompokan kembali dengan metode ROCK.

4. Pembahasan

4.1. Hasil Pengelompokan Data Numerik

Pengelompokan data numerik dilakukan dengan menggunakan metode hirarki *agglomerative*. Tahap pertama yang dilakukan yaitu menyatakan setiap objek pengamatan sebagai suatu *cluster* dengan anggota tunggal. Selanjutnya membentuk

matriks jarak antar objek pengamatan dari data numerik yang telah dilakukan standardisasi. Berdasarkan nilai standardisasi data numerik, dihitung jarak *Euclidean* antar provinsi di Indonesia dengan menggunakan Persamaan 2.1. Jarak *Euclidean* yang diperoleh dari 34 provinsi dinyatakan dalam matriks **D** yang berukuran 34 x 34.

$$D = \begin{matrix} & \begin{matrix} 1 & 2 & 3 & 4 & \dots & 31 & 32 & 33 & 34 \end{matrix} \\ \begin{matrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ \vdots \\ 31 \\ 32 \\ 33 \\ 34 \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0.00 & 1.89 & 1.90 & 2.05 & & 2.08 & 2.69 & 2.28 & 5.09 \\ 1.89 & 0.00 & 1.81 & 1.30 & & 2.09 & 1.04 & 2.80 & 4.67 \\ 1.90 & 1.81 & 0.00 & 1.53 & & 3.11 & 1.94 & 3.55 & 5.89 \\ 2.05 & 1.30 & 1.53 & 0.00 & & 3.17 & 1.56 & 3.72 & 5.31 \\ \vdots & & & & \ddots & & & & \\ 2.08 & 2.09 & 3.11 & 3.17 & & 0.00 & 2.78 & 0.93 & 4.08 \\ 2.69 & 1.04 & 1.94 & 1.56 & & 2.78 & 0.00 & 3.44 & 4.72 \\ 2.28 & 2.80 & 3.55 & 3.72 & & 0.93 & 3.44 & 0.00 & 4.01 \\ 5.09 & 4.67 & 5.89 & 5.31 & & 4.08 & 4.72 & 4.01 & 0.00 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

Selanjutnya setelah diperoleh jarak antar provinsi dilakukan penggabungan *cluster* dengan jarak terdekat dengan memperbarui matriks jarak menggunakan metode hirarki *agglomerative* yaitu *single linkage*, *complete linkage*, *average linkage*, *ward*, dan *centroid*. Tahap berikutnya yaitu menghitung nilai *compactness* (CP) dari masing-masing metode untuk menentukan hasil pengelompokan terbaik. Pemilihan pengelompokan terbaik dilakukan dengan melihat nilai CP terkecil. Adapun nilai CP hasil pengelompokan dari masing-masing metode dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Nilai CP Metode Hirarki *Agglomerative*

Jumlah <i>Cluster</i>	Metode	CP
3	<i>Single linkage</i>	2.7488
2	<i>Complete linkage</i>	2.7777
3	<i>Average linkage</i>	2.7488
2	<i>Ward</i>	2.7486
3	<i>Centroid</i>	2.7488

Berdasarkan Tabel 1, dapat diamati bahwa metode *ward* memiliki nilai CP terkecil, sehingga metode ini dipilih sebagai metode terbaik untuk pengelompokan data numerik yang menghasilkan 2 *cluster*. Pada Tabel 2 diberikan anggota *cluster* untuk metode *ward*.

4.2. Hasil Pengelompokan Data Kategorik

Pengelompokan data kategorik dilakukan dengan menggunakan metode ROCK. Tahap pertama yang dilakukan yaitu menyatakan (inisialisasi) setiap objek pengamatan sebagai suatu *cluster* dengan anggota tunggal. Selanjutnya membentuk matriks kemiripan antar objek pengamatan dengan menggunakan rumus pada Persamaan (2.7). Kemiripan dari 34 objek pengamatan tersebut dinyatakan dalam matriks similarity (*sim*) yang berukuran 34 x 34.

Tabel 2. Anggota Cluster Metode Ward

Cluster	Anggota Cluster
1	Aceh, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Riau, Jambi, Sumatera Selatan, Bengkulu, Lampung, Bangka Belitung, Kepulauan Riau, DKI Jakarta, Jawa Barat, Jawa Tengah, D.I Yogyakarta, Jawa Timur, Banten, Bali, Kalimantan Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Selatan, Kalimantan Timur, Kalimantan Utara, Sulawesi Utara, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tenggara, dan Maluku Utara
2	Nusa Tenggara Barat, Nusa Tenggara Timur, Sulawesi Tengah, Gorontalo, Sulawesi Barat, Maluku, Papua Barat dan Papua

$$sim = \begin{bmatrix} & 1 & 2 & 3 & 4 & \dots & 31 & 32 & 33 & 34 \\ 1 & 1.00 & 1.00 & 1.00 & 1.00 & & 0.33 & 0.33 & 0.33 & 0.33 \\ 2 & 1.00 & 1.00 & 1.00 & 1.00 & & 0.33 & 0.33 & 0.33 & 0.33 \\ 3 & 1.00 & 1.00 & 1.00 & 1.00 & & 0.33 & 0.33 & 0.33 & 0.33 \\ 4 & 1.00 & 1.00 & 1.00 & 1.00 & & 0.33 & 0.33 & 0.33 & 0.33 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 31 & 0.33 & 0.33 & 0.33 & 0.33 & & 1.00 & 1.00 & 1.00 & 1.00 \\ 32 & 0.33 & 0.33 & 0.33 & 0.33 & & 1.00 & 1.00 & 1.00 & 1.00 \\ 33 & 0.33 & 0.33 & 0.33 & 0.33 & & 1.00 & 1.00 & 1.00 & 1.00 \\ 34 & 0.33 & 0.33 & 0.33 & 0.33 & & 1.00 & 1.00 & 1.00 & 0.00 \end{bmatrix}$$

Tahap selanjutnya ditentukan nilai θ sebagai batas penentuan tetangga. Informasi mengenai hubungan tetangga antar objek pengamatan dinyatakan dengan matriks **A**. Matriks **A** merupakan matriks berukuran 34 x 34 yang bernilai 1 jika objek tersebut bertetangga dan bernilai 0 jika objek tersebut tidak bertetangga. Suatu objek dikatakan bertetangga dengan objek lain jika nilai $sim > \theta$. Selanjutnya, dilakukan perhitungan jumlah *link* dan *goodness measure*. Perhitungan jumlah *link* diperoleh dengan melakukan perkalian matriks **A** dengan matriks **A** itu sendiri. Dalam penelitian ini digunakan beberapa nilai *threshold* (θ) yaitu $\theta = 0.05$, $\theta = 0.10$, $\theta = 0.15$, $\theta = 0.20$, $\theta = 0.25$, dan $\theta = 0.30$. Nilai tersebut ditentukan oleh peneliti yang disesuaikan dengan kemiripan objek pengamatan.

Hasil pengelompokan terbaik ditentukan dari nilai *compactness* (CP*) terbesar dari masing-masing dengan menggunakan Persamaan 2.10. Semakin besar nilai CP* menunjukkan objek-objek dalam *cluster* yang sama semakin mirip. Adapun nilai CP* dari masing-masing nilai θ disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Nilai CP* Hasil pengelompokan Data Kategorik

Nilai θ	CP*
0.05	0.4672
0.10	0.4648
0.15	0.4516
0.20	0.4406
0.25	0.4708
0.30	0.4971

Hasil *cluster* terbaik data kategorik dengan metode ROCK diperoleh pada $\theta = 0.30$ dengan menghasilkan 4 *cluster*. Berikut merupakan anggota setiap *cluster* yang ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil *Cluster* Data Kategorik dengan Metode ROCK

<i>Cluster</i>	<i>Anggota Cluster</i>
1	Gorontalo
2	Aceh, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Riau, Kepulauan Riau, DKI Jakarta, Jawa Barat, Jawa Tengah, D.I Yogyakarta, Jawa Timur, Banten, Bali, Kalimantan Timur, Kalimantan Utara, Sulawesi Utara, Sulawesi Tenggara, Maluku, Maluku Utara, dan Papua Barat
3	Jambi, Sumatera Selatan, Bengkulu, Lampung, Bangka Belitung, Nusa Tenggara Barat, Nusa Tenggara Timur, Kalimantan Selatan, Sulawesi Selatan, dan Sulawesi Barat,
4	Kalimantan Barat, Kalimantan Tengah, Sulawesi Tengah, dan Papua

4.3. Hasil Pengelompokan Data Campuran

Pengelompokan data campuran dilakukan dengan analisis *cluster ensemble* dengan menyatakan solusi hasil pengelompokan data numerik dan hasil pengelompokan data kategorik sebagai data baru bertipe kategorik. Selanjutnya, dilakukan tahap analisis yang sama seperti pengelompokan data kategorik yang telah dilakukan sebelumnya dengan metode ROCK. Nilai CP* hasil pengelompokan disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Nilai CP* Hasil *Cluster Ensemble* dengan Metode ROCK

Nilai θ	CP*
0.05	0.4527
0.10	0.4237
0.15	0.4591
0.20	0.4527
0.25	0.4287
0.30	0.6897

Berdasarkan Tabel 5 dapat diamati bahwa nilai CP* terbesar diperoleh pada $\theta = 0.30$ dengan menghasilkan 4 *cluster*. Pada Tabel 6 dapat dilihat anggota dari masing-masing *cluster*.

Karakteristik setiap *cluster* dapat dilihat dari nilai rata-rata setiap *cluster* nya. Data rata-rata hasil pengelompokan dapat dilihat pada tabel di Gambar 4.3.

Berdasarkan nilai rata-rata peubah numerik untuk setiap *cluster*, maka dapat diketahui karakteristik tiap *cluster* sebagai berikut.

- (1) *Cluster* 2 merupakan provinsi dengan kesejahteraan rakyat yang lebih unggul

Tabel 6. Hasil *Cluster Ensemble* dengan Metode ROCK

<i>Cluster</i>	<i>Anggota Cluster</i>
1	Gorontalo
2	Aceh, Sumatera Utara, Sumatera Barat, Riau, Kepulauan Riau, DKI Jakarta, Jawa Barat, Jawa Tengah, D.I Yogyakarta, Jawa Timur, Banten, Bali, Kalimantan Timur, Kalimantan Utara, Sulawesi Utara, Sulawesi Tenggara, Maluku, Maluku Utara, dan Papua Barat
3	Jambi, Sumatera Selatan, Bengkulu, Lampung, Bangka Belitung, Nusa Tenggara Barat, Nusa Tenggara Timur, Kalimantan Selatan, Sulawesi Selatan, dan Sulawesi Barat,
4	Kalimantan Barat, Kalimantan Tengah, Sulawesi Tengah, dan Papua

Peubah	<i>Rata – rata Cluster</i>				Indonesia
	1	2	3	4	
Persentase penduduk miskin (X_1)	17.14	9.65	11.67	13.78	10.12
Tingkat pengangguran terbuka (X_2)	3.65	5.73	3.75	3.57	5.33
Angka melek huruf (X_3)	99.06	98.38	97.46	97.93	97.78
Angka partisipasi sekolah (X_4)	69.86	76.57	71.49	68.09	71.42
Angka harapan hidup (X_5)	69.20	72.39	70.16	69.92	73.06
Angka morbiditas (X_6)	20.56	13.48	13.70	13.00	14.31

dibandingkan *cluster* lainnya, yaitu dalam bidang ekonomi, pendidikan, dan kesehatan. Dalam bidang ekonomi, persentase penduduk miskin *cluster* ini rendah dibandingkan dengan *cluster* lainnya, walaupun tingkat pengangguran terbuka nya tinggi. Dalam bidang pendidikan, untuk angka melek huruf dan angka partisipasi sekolah *cluster* ini cukup tinggi. Untuk bidang kesehatan, *cluster* ini juga baik ditandai dengan angka harapan hidup penduduknya yang lebih tinggi dari *cluster* lain, dan angka morbiditasnya yang rendah.

- (2) *Cluster* 1 merupakan provinsi yang membutuhkan prioritas dalam bidang kesehatan, yang ditandai dengan angka harapan hidup yang lebih rendah dibandingkan *cluster* lainnya, dan angka morbiditas yang tinggi dibandingkan *cluster* lainnya. Dilihat dari bidang ekonomi, *cluster* ini juga kurang baik, ditandai dengan persentase penduduk miskin yang lebih tinggi dibandingkan *cluster* lainnya, walaupun tingkat pengangguran terbuka nya rendah. Untuk bidang pendidikan yang dilihat dari angka melek huruf dan angka partisipasi sekolah *cluster* ini cukup baik.
- (3) *Cluster* 3 dan 4 merupakan provinsi dengan kesejahteraan rakyat yang relatif mirip dalam bidang ekonomi yang dilihat dari persentase penduduk miskin dan tingkat pengangguran terbuka, serta dalam bidang kesehatan yang dilihat dari angka harapan hidup dan angka morbiditas. Kedua *cluster* ini membutuhkan

prioritas dalam bidang pendidikan. Untuk *cluster* 3, angka melek huruf nya lebih rendah dibandingkan *cluster* lainnya. Untuk *cluster* 4 angka partisipasi sekolahnya lebih rendah dibandingkan *cluster* lainnya.

Tabel 7. Karakteristik Peubah Kategorik *Cluster Ensemble* ROCK

Peubah	Kategori	<i>Cluster</i> 1	<i>Cluster</i> 2	<i>Cluster</i> 3	<i>Cluster</i> 4
Kepadatan penduduk	Tidak padat	0%	26%	0%	100%
	Kurang padat	100%	37%	90%	0%
	Cukup padat	0%	0%	10%	0%
	Sangat padat	0%	37%	0%	0%
indeks gizi	Rendah	0%	84%	90%	100%
	Sedang	100%	16%	10%	0%

Tabel 7 memperlihatkan bahwa *cluster* 1 merupakan provinsi dengan kepadatan penduduknya tergolong kurang padat, dan indeks gizinya sedang. Untuk *cluster* 2 didominasi oleh provinsi dengan kepadatan penduduknya kurang padat dan sangat padat, sedangkan indeks gizinya rendah. *Cluster* 3 didominasi oleh provinsi dengan kepadatan penduduknya kurang padat dan indeks gizinya rendah. *Cluster* 4 kepadatan penduduknya berkategori tidak padat dan indeks gizinya rendah.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengolahan data dapat disimpulkan bahwa:

- (1) Hasil pengelompokan *cluster ensemble* terbaik diperoleh pada $\theta=0.30$ yang menghasilkan 4 *cluster*. *Cluster* 1 terdiri dari 1 provinsi yaitu Gorontalo. *Cluster* 4 terdiri dari 4 provinsi yaitu Kalimantan Barat, Kalimantan Tengah, Sulawesi Tengah, dan Papua. *Cluster* 3 terdiri dari 10 provinsi yaitu Jambi, Sumatera Selatan, Bengkulu, Lampung, Bangka Belitung, Nusa Tenggara Barat, Nusa Tenggara Timur, Kalimantan Selatan, Sulawesi Selatan, dan Sulawesi Barat. Untuk 19 provinsi lainnya termasuk ke dalam *cluster* 2.
- (2) *Cluster* 2 merupakan *cluster* yang lebih unggul kesejahteraan rakyatnya dibandingkan *cluster* lainnya yaitu dalam bidang ekonomi, pendidikan, dan kesehatan. Kepadatan penduduk *cluster* ini didominasi oleh provinsi dengan kepadatan penduduk yang kurang padat dan sangat padat, serta indeks gizi yang rendah. *Cluster* 1, 3, dan 4 relatif mirip kesejahteraan rakyatnya. *Cluster* 1 membutuhkan prioritas dalam bidang kesehatan, yang ditandai dengan angka harapan hidup yang lebih rendah dibandingkan *cluster* lainnya, dan angka morbiditas yang tinggi dibandingkan *cluster* lainnya. Kepadatan penduduk *cluster* ini tergolong kurang padat dan indeks gizi nya sedang. *Cluster* 3 dan 4 membutuhkan prioritas dalam bidang pendidikan. *Cluster* 3 merupakan provinsi dengan angka melek huruf yang lebih rendah dibandingkan *cluster* lainnya. Kepadatan penduduk *cluster* ini didominasi oleh provinsi yang tergolong kurang padat dan indeks gizi yang rendah. Untuk *cluster* 4 angka partisipasi

sekolahnya lebih rendah dibandingkan *cluster* lainnya. Kepadatan penduduk *cluster* ini tergolong tidak padat dan indeks gizi yang rendah.

Daftar Pustaka

- [1] Guha, S., R. Rastogi, dan K. Shim. 1999. ROCK: A Robust Clustering Algorithm for Categorical Attributes. *Proceedings of the IEEE Conference on Data Engineering*: 512 – 521
- [2] He, Z., Xu. X dan S. Deng. 2005. A Cluster Ensemble Method For Clustering Categorical Data. *Information Fusion*. **6**(2): 143 – 151
- [3] Iam-on N, Garret S. 2010. LinkCluE: A MATLAB Package for Link-Based Cluster Ensemble. *Journal of Statistical Software*. **36**(9): 1 – 3
- [4] Johnson, R. A. dan D.W. Winchurn. 2007. *Applied Multivariate Statistical Analysis (sixth ed)*. Prentice Hall, New Jersey
- [5] Mattjik, A.A. dan I.M. Sumertajaya. 2011. *Sidik Peubah Ganda dengan Menggunakan SAS*. IPB Press, Bogor
- [6] Spath, Helmuth. 1982. *Cluster Analysis Algorithms: For Data Reduction and Classification of Objects*. University of Oldenburg, Germany