

Self-Organizing Map Menggunakan Davies-Bouldin Index dalam Pengelompokan Wilayah Indonesia Berdasarkan Konsumsi Pangan

Mujiati Dwi Kartikasari*

Program Studi Statistika, Fakultas MIPA, Universitas Islam Indonesia,
Jl. Kaliurang Km. 14,5 Yogyakarta, Indonesia

* Penulis Korespondensi. Email: mujiatikartikasari@uii.ac.id

ABSTRAK

Kecukupan konsumsi pangan merupakan salah satu penunjang terbentuknya sumber daya manusia unggul yang menjadi fokus kebijakan pembangunan di Indonesia. Agar konsumsi pangan terpenuhi, salah satu cara yang dapat dilakukan adalah melakukan pengelompokan wilayah berdasarkan konsumsi pangan. Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan wilayah Indonesia berdasarkan konsumsi pangan berdasarkan data konsumsi kalori per kapita sehari dari berbagai komoditas pangan. Pengelompokan wilayah dilakukan dengan metode *self-organizing map* (SOM) dengan terlebih dahulu ditentukan jumlah *cluster* optimum menggunakan nilai *Davies-Bouldin Index* (DBI) terkecil. Hasil penelitian menunjukkan bahwa hasil *cluster* optimum yang terbentuk sejumlah 4 *cluster* dengan jumlah anggota untuk *cluster* 1 sebanyak 22 provinsi, *cluster* 2 sebanyak 10 provinsi, *cluster* 3 sebanyak 1 provinsi, dan *cluster* 4 sebanyak 1 provinsi.

Kata Kunci:

Konsumsi Pangan; Cluster; Pengelompokan Wilayah; Self-Organizing Map; Davies-Bouldin Index

ABSTRACT

Adequate food consumption is one of the supports for forming superior human resources, which is the focus of development policies in Indonesia. To fulfill food consumption, one way to be done is to group regions based on food consumption. This study aims to classify regions of Indonesia based on food consumption based on average daily per capita calorie consumption data from various food commodities. Regional grouping is done using the *self-organizing map* (SOM) method by first determining the optimum number of clusters using the smallest *Davies-Bouldin Index* (DBI) value. The results showed that the optimum cluster results were 4 clusters with the number of members for cluster 1 as many as 22 provinces, cluster 2 as many as 10 provinces, cluster 3 as many as 1 province, and cluster 4 as many as 1 province.

Keywords:

Food Consumption; Cluster; Regional Grouping; Self-Organizing Map; Davies-Bouldin Index

Format Sitasi:

M. D. Kartikasari, "Self-Organizing Map Menggunakan Davies-Bouldin Index dalam Pengelompokan Wilayah Indonesia Berdasarkan Konsumsi Pangan," *Jambura J. Math.*, vol. 3, no. 2, pp.187-196, 2021

1. Pendahuluan

Kebijakan pembangunan di Indonesia salah satunya difokuskan pada peningkatan kualitas sumber daya manusia [1]. Sumber daya manusia yang unggul sangat ditentukan oleh kecukupan asupan gizi yang diperoleh dari konsumsi pangan yang baik. Konsumsi pangan berkualitas tidak hanya dinilai dari sisi jumlah, namun juga dari sisi mutu, kandungan gizi, keberagaman jenis, serta jaminan keamanannya. Kurangnya konsumsi pangan dapat menyebabkan kelaparan yang dapat berimbas buruk pada menurunnya kualitas sumber daya manusia. Menurut data dari *Global Hunger Index* (GHI) [2], Indonesia memiliki indeks kelaparan di tahun 2020 sebesar 19,10 dengan kategori moderat [2]. Nilai indeks ini cukup mengkhawatirkan karena hanya selisih 0,90 poin dari kategori tingkat kelaparan serius (20,00-34,90). Melalui program *Sustainable Development Goals* (SDGs), Indonesia berkomitmen untuk mengakhiri kelaparan dengan menciptakan ketahanan pangan yang baik. Sebagai negara dengan wilayah yang luas dan penduduk yang besar, ketahanan pangan menjadi tantangan yang sangat kompleks dan menjadi agenda serius yang harus ditangani karena menyangkut kualitas sumber daya manusia.

Ketahanan pangan terdiri dari beberapa aspek, diantaranya adalah ketersediaan pangan, aksesibilitas (keterjangkauan), dan pemanfaatan pangan [3]. Salah satu upaya untuk mendukung terciptanya ketahanan pangan yang baik di Indonesia adalah dengan melakukan pengelompokan wilayah berdasarkan konsumsi pangan. Hal ini dimaksudkan untuk dapat meningkatkan konsumsi pangan dengan kuantitas dan kualitas yang baik sehingga asupan gizi terpenuhi serta kekhawatiran tentang kelaparan teratasi. Lebih jauh, pengelompokan wilayah berdasarkan konsumsi pangan dapat mendukung peningkatan kualitas sumber daya manusia sebagai generasi penerus calon pemimpin bangsa.

Pengelompokan wilayah berdasarkan konsumsi pangan dapat dilakukan dengan metode statistika, yaitu menggunakan analisis *cluster*. Analisis *cluster* adalah proses pengelompokan sekumpulan objek data menjadi beberapa *cluster* sehingga objek dalam suatu *cluster* memiliki kemiripan yang tinggi, tetapi sangat berbeda dengan objek di *cluster* lain [4]. Terdapat banyak jenis analisis *cluster*, diantaranya adalah *hierarchical clustering*, *neural network-based clustering*, *kernel-based clustering*, dan *sequential data clustering* [5]. Karena memiliki keunggulan berupa kemampuan belajar yang baik, kemampuan adaptasi, kemudahan implemnetasi, kecepatan, dan fleksibilitas, teknik *neural network* banyak diterapkan untuk memecahkan berbagai masalah, termasuk penggunaannya dalam analisis *cluster*. Analisis *cluster* yang paling populer dari teknik *neural network* adalah *self-organizing map* (SOM) [6]. SOM memiliki metode pembelajaran mandiri (*unsupervised learning*) dimana proses pembelajaran yang dilakukan tanpa pengawasan [7]. SOM mampu memberikan visualisasi yang efisien dan pemahaman yang mudah dengan mengubah data dimensi tinggi menjadi peta dua dimensi [8].

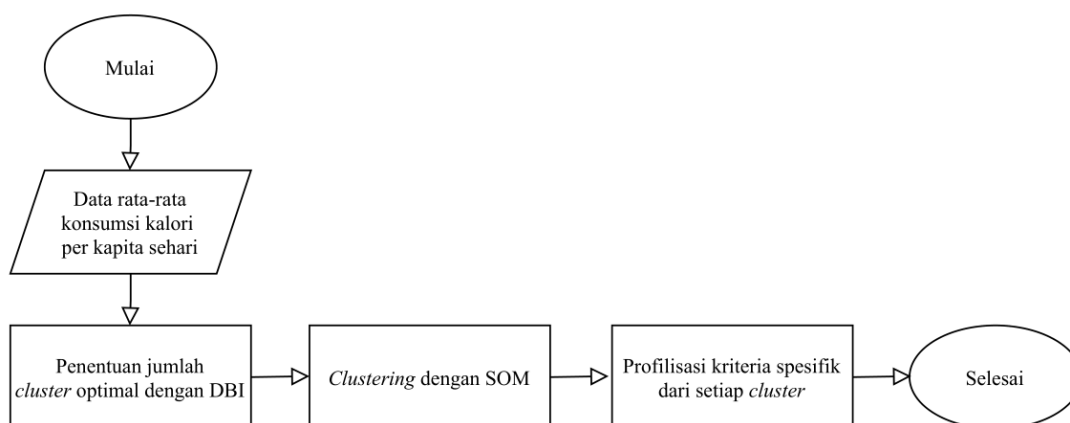
Langkah pertama dalam analisis *cluster* menggunakan SOM adalah menentukan jumlah *cluster*. Dalam menentukan jumlah *cluster*, diperlukan validitas *cluster*. Validitas *cluster* ini bertujuan untuk mengetahui apakah jumlah *cluster* yang terbentuk optimum atau tidak. Salah satu indeks validitas yang dapat digunakan untuk menentukan apakah jumlah *cluster* optimum adalah *Davies-Bouldin Index* (DBI) [9].

SOM telah banyak diimplementasikan untuk memodelkan berbagai masalah, seperti perencanaan produksi perusahaan [10], pemodelan kualitas air dalam pengolahan air

minum [11], pemetaan kekeringan akibat *global warming* [12], pengelompokan negara di dunia berdasarkan data kasus Covid-19 [13], dan lain sebagainya. Implementasi SOM dapat secara efektif memberikan solusi terkait strategi untuk pemerataan konsumsi pangan. Model yang dibangun digunakan untuk menghasilkan peta sebaran pangan di Indonesia. Metode SOM yang diadopsi pada penelitian ini adalah untuk mengetahui kecukupan pangan di Indonesia berdasarkan data rata-rata konsumsi kalori per kapita sehari. Tujuan dari penelitian ini adalah memberikan informasi awal terkait dengan sebaran wilayah di Indonesia berdasarkan kecukupan pangan yang baik.

2. Metode

Penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan. Pertama, penelitian diawali dengan mendeskripsikan data untuk mengetahui gambaran umum dari data yang digunakan. Kemudian, dilanjutkan dengan menentukan jumlah *cluster* optimum menggunakan DBI. Setelah jumlah *cluster* optimum diperoleh, lalu dilakukan analisis *cluster* dengan metode SOM. Analisis SOM digunakan untuk mengelompokkan provinsi-provinsi di Indonesia dengan karakteristik data yang sama masuk dalam *cluster* tertentu. Proses penelitian diakhiri dengan profilisasi *cluster* untuk mengetahui kriteria spesifik dari setiap *cluster* yang terbentuk. Gambar 1 menunjukkan tahapan penelitian dalam sebuah *flowchart*.



Gambar 1. Tahapan penelitian

2.1. Davies-Bouldin Index

Davies-Bouldin Index (DBI) adalah rasio dari jumlah jarak *intra-cluster* dan jarak *inter-cluster* [14]. Untuk mencapai hasil clustering yang baik, jarak *inter-cluster* harus tinggi dan jarak *intra-cluster* harus rendah dan oleh karena itu, nilai DBI yang lebih rendah diperlukan agar menunjukkan hasil *clustering* yang baik.

Langkah-langkah dalam menghitung DBI adalah sebagai berikut [15]:

1. Menghitung jarak *intra-cluster* sebagai standar deviasi antara setiap titik data dalam *cluster* dengan pusat *cluster*,

$$S_i = \left\{ \frac{1}{T_i} \sum_{j=1}^{T_i} |X_j - A_i|^2 \right\}^{\frac{1}{2}}, \quad (1)$$

dengan T_i adalah banyaknya data pada *cluster* i , X_j adalah vektor pada *cluster* i , dan A_i adalah pusat *cluster* i .

2. Menghitung jarak *inter-cluster* sebagai jarak setiap pasangan *cluster*,

$$M_{ij} = \|a_i - a_j\|^2, \quad (2)$$

dengan a_i adalah pusat *cluster* i dan a_j adalah pusat *cluster* j , untuk $i \neq j$.

3. Untuk setiap pasangan *cluster*, sebaran *clusternya* ditambahkan dan kemudian totalnya dibagi dengan jarak antara kedua *cluster*,

$$R_{ij} = \frac{S_i + S_j}{M_{ij}}, \quad (3)$$

sebagai ukuran kesamaan *cluster* yang merepresentasikan kebaikan dari *clustering* antara kedua *cluster* tersebut.

4. Menghitung ukuran kesamaan *cluster* maksimum,

$$R_i = \max_{i \neq j} R_{ij}. \quad (4)$$

5. Menghitung DBI sebagai rata-rata ukuran kesamaan *cluster* maksimum,

$$DBI = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K R_i \quad (5)$$

dengan K adalah banyaknya *cluster*.

2.2. Self-Organizing Map

Self-organizing map (SOM) pertama kali diperkenalkan oleh Teuvo Kohonen pada tahun 1982 [16]. SOM merupakan metode analisis data yang digunakan secara luas untuk analisis *cluster* dan visualisasi, yang terdiri dari kata "*Self-Organizing*" dan "*Map*". Kata "*Self-Organizing*" diberikan karena pada metode ini tidak diperlukan pengawasan dalam proses pembelajaran, dan kata "*Map*" diberikan karena pada metode ini dilakukan pemetaan bobot agar sesuai dengan data input yang diberikan [14].

SOM memiliki sejumlah keunggulan, diantaranya: (1) SOM tidak memerlukan asumsi tentang distribusi variabel dan juga tidak memerlukan independensi di antara variabel, (2) SOM lebih mudah diimplementasikan dan mampu memecahkan masalah nonlinier dengan kompleksitas sangat tinggi, (3) SOM efektif dalam menangani data *noise* dan data *missing*, berdimensi sangat kecil, serta sampel dengan ukuran tidak terbatas [17].

Dalam algoritma SOM, dimisalkan sekumpulan field m untuk setiap record ke- n sebagai vektor input $\mathbf{x}_n = x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{nm}$, dan dimisalkan sekumpulan bobot m untuk setiap node output j sebagai vektor bobot $\mathbf{w}_j = w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{mj}$ [18]. Untuk setiap vektor input \mathbf{x} , lakukan [18]:

1. Kompetisi. Untuk setiap node output j , hitung nilai $D(\mathbf{w}_j, \mathbf{x}_n)$ yang merupakan fungsi jarak Euclidian, yang didefinisikan sebagai berikut:

$$D(w_j, x_n) = \sqrt{\sum_i (w_{ij} - x_{ni})^2}. \tag{6}$$

Temukan nilai jarak yang paling minimum sebagai node pemenang J .

2. Kooperasi. Identifikasi semua node output j dalam lingkungan node pemenang J yang didefinisikan oleh lingkungan berukuran R . Untuk node tersebut, lakukan: Adaptasi. Perbaharui nilai bobot:

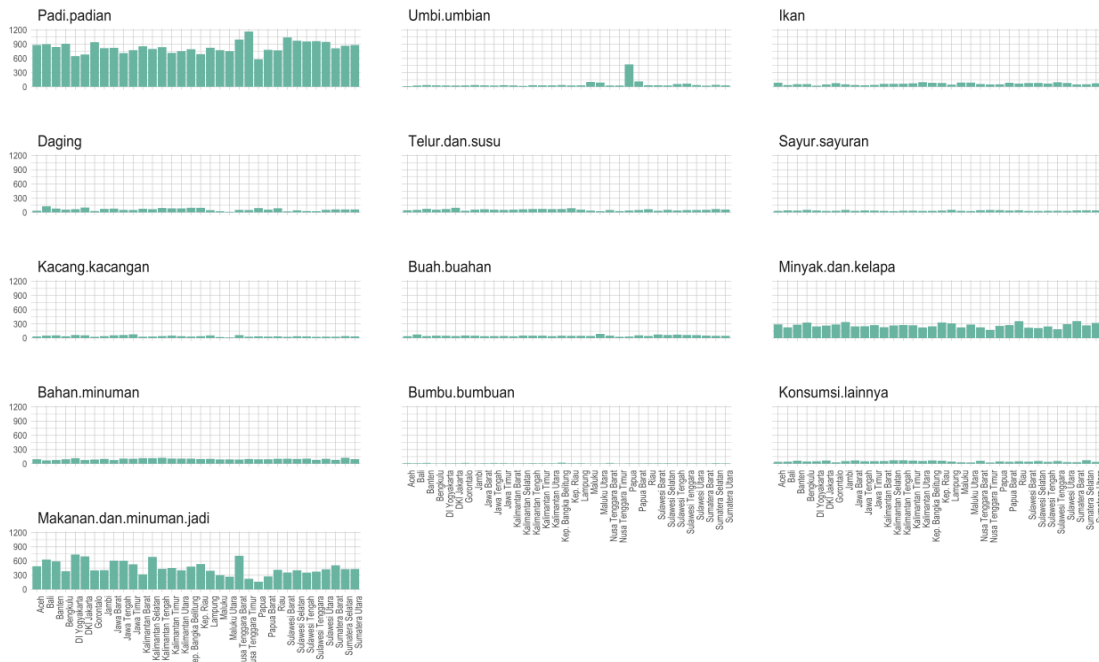
$$w_{ij,new} = w_{ij,current} + \eta(x_{ni} - w_{ij,current}), \tag{7}$$

dengan η adalah *learning rate* dan $0 < \eta < 1$.

3. Perbaharui *learning rate* dan ukuran lingkungan R , seperlunya.
4. Hentikan perlakuan ketika kriteria pemberhentian terpenuhi.

3. Hasil dan Pembahasan

Berdasarkan tujuan penelitian yaitu melakukan profilisasi wilayah Indonesia berdasarkan konsumsi pangan, peneliti menggunakan data rata-rata konsumsi kalori per kapita sehari pada bulan Maret 2020 di seluruh provinsi di Indonesia menurut kelompok komoditas (kcal), seperti padi-padian, umbi-umbian, ikan, daging, telur dan susu, kacang-kacangan, buah-buahan, minyak dan kelapa, bumbu-bumbuan, konsumsi lainnya, serta makanan dan minuman jadi [19] yang disajikan pada Gambar 2.

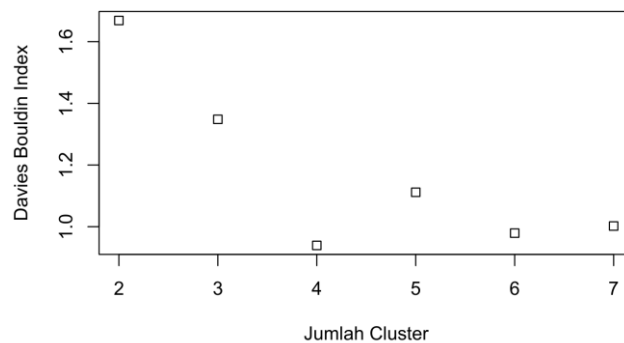


Gambar 2. Data rata rata-rata konsumsi kalori per kapita sehari menurut kelompok komoditas (kcal) di seluruh provinsi di Indonesia

Gambar 2 menunjukkan bahwa konsumsi kalori per kapita sehari terbesar di seluruh Provinsi Indonesia berasal dari komoditas padi-padian, makanan dan minuman jadi,

serta minyak dan kelapa. Provinsi dengan konsumsi kalori dari komoditas padi-padian paling tinggi adalah Provinsi Nusa Tenggara Timur (1166,22 kkal) dan paling rendah adalah Provinsi Papua (579,34 kkal). Konsumsi kalori dari komoditas makanan dan minuman jadi, paling tinggi adalah Provinsi DI Yogyakarta (736,21 kkal) dan paling rendah adalah Provinsi Papua (161,17 kkal). Provinsi dengan konsumsi kalori dari komoditas minyak dan kelapa paling tinggi adalah Provinsi Sumatera Barat (357,22 kkal) dan paling rendah adalah Provinsi Nusa Tenggara Timur (172,72 kkal). Adapun konsumsi kalori per kapita sehari dari komoditas lain relatif lebih kecil dibandingkan dengan komoditas padi-padian, makanan dan minuman jadi, serta minyak dan kelapa.

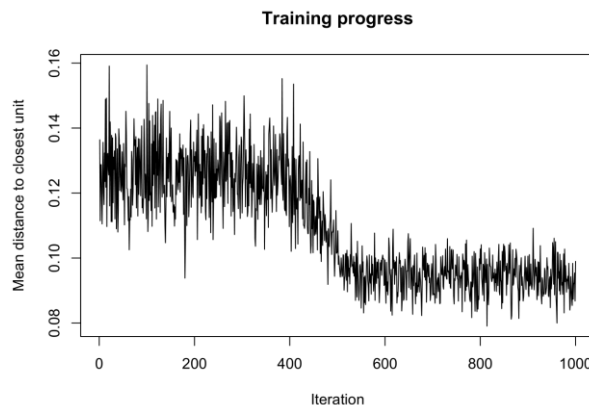
Konsumsi kalori tersebar di seluruh provinsi di Indonesia. Identifikasi karakteristik provinsi di Indonesia berdasarkan konsumsi kalori per kapita dilakukan untuk mengelompokkan provinsi-provinsi tersebut ke dalam *cluster* tertentu. Pengelompokan provinsi dilakukan menggunakan SOM. Sebelum dilakukan analisis SOM, terlebih dahulu ditentukan jumlah *cluster* optimum dengan menggunakan DBI.



Gambar 3. Davies-Bouldin Index

Gambar 3 menunjukkan nilai DBI untuk 2 *cluster* sampai dengan 7 *cluster*. Nilai DBI yang baik adalah nilai yang paling kecil. Pada Gambar 3, nilai DBI yang paling kecil yaitu untuk 4 *cluster*. Dengan demikian, jumlah *cluster* optimum diperoleh sejumlah 4 *cluster*.

Setelah ditentukan jumlah *cluster* optimum, selanjutnya dilakukan analisis dengan SOM. SOM dilatih secara iteratif melalui sejumlah iterasi. Iterasi akan berhenti ketika keanggotaan dalam *cluster* tidak lagi mengalami perubahan atau konvergen. Pada penelitian ini pelatihan dilakukan sampai dengan 1.000 iterasi. Hasil iterasi dapat dilihat pada progres pelatihan yang disajikan pada Gambar 4.

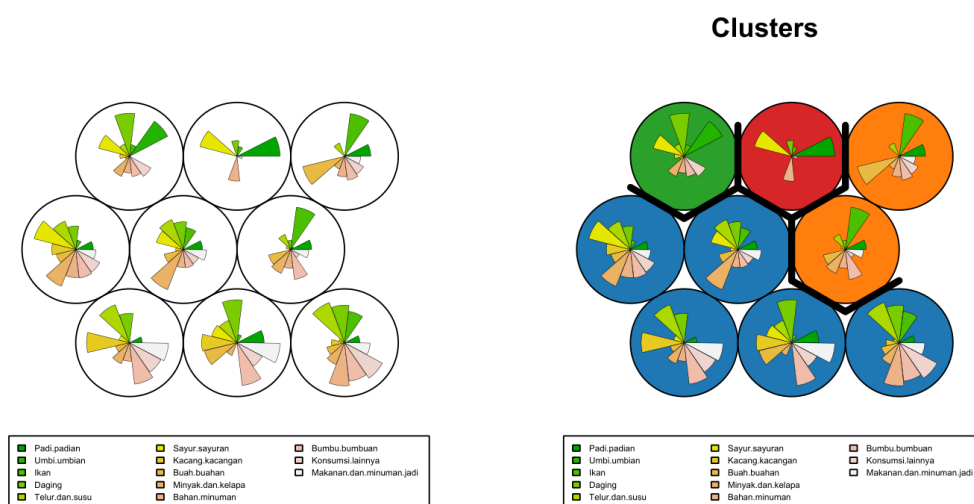


Gambar 4. Progres pelatihan

Self-Organizing Map Menggunakan Davies-Bouldin Index dalam Pengelompokan ...

Gambar 4 menjelaskan progres pelatihan yang menunjukkan jumlah iterasi. Progress pelatihan atau iterasi digunakan untuk mengetahui seberapa besar waktu yang dibutuhkan agar *cluster* menjadi optimal, semakin banyak iterasi yang dilakukan maka jarak *intra-cluster* semakin kecil dan hasil pengelompokan akan semakin baik. Setelah melewati kurang lebih 600 iterasi, dapat dilihat bahwa kemajuan pelatihan mulai stabil dengan rata-rata jarak *intra-cluster* di bawah 0,1.

Pengelompokan menggunakan metode SOM berkonsetrasi pada kesamaan *intra-cluster* terbesar. Tingkat kesamaan tersebut diketahui berdasarkan jaraknya. Semakin kecil jarak *intra-cluster*, artinya semakin tinggi kesamaannya. Proses pengelompokan dengan SOM akan menghasilkan diagram kipas yang disajikan pada Gambar 5.



Gambar 5. Diagram kipas

Gambar 5 merupakan diagram kipas menggunakan tampilan heksagonal dengan grid berukuran 3×3 . Diagram kipas menunjukkan distribusi variabel yang digunakan. Pada diagram kipas di atas terdapat 4 warna berbeda yang menunjukkan hasil *cluster* setiap provinsi, yang rangkumannya disajikan pada Tabel 1. Setiap warna memiliki karakteristik yang berbeda. Jika dilihat secara kasat mata, akan sulit untuk menentukan karakteristik setiap *cluster* karena jumlah variabel yang digunakan cukup banyak. Karakteristik *cluster* dapat dilihat dari nilai rata-rata setiap variabel yang menjadi anggota dari setiap *cluster* yang terbentuk.

Table 1. Jumlah dan anggota *cluster*

<i>Cluster</i>	Jumlah Anggota	Anggota
1	22	Sumatera Utara, Sumatera Barat, Riau, Jambi, Sumatera Selatan, Bengkulu, Lampung, Kep. Bangka Belitung, Kep. Riau, DKI Jakarta, Jawa Barat, Jawa Tengah, DI Yogyakarta, Jawa Timur, Banten, Bali, Nusa Tenggara Barat, Kalimantan Barat, Kalimantan Tengah, Kalimantan Selatan, Kalimantan Timur, Kalimantan Utara
2	10	Aceh, Sulawesi Utara, Sulawesi Tengah, Sulawesi Selatan, Sulawesi Tenggara, Gorontalo, Sulawesi Barat, Maluku, Maluku Utara, Papua Barat
3	1	Papua
4	1	Nusa Tenggara Timur

Dari Tabel 1 diketahui bahwa *cluster* 1 terdiri dari 22 provinsi, *cluster* 2 terdiri dari 10 provinsi, *cluster* 3 terdiri dari 1 provinsi, dan *cluster* 4 terdiri dari 1 provinsi. Setelah itu akan dihitung rata-rata data setiap variabel yang dimiliki oleh masing-masing *cluster*, yang disajikan pada Tabel 2. Langkah ini dilakukan untuk mengetahui karakteristik *cluster* yang terbentuk.

Table 2. Profilisasi *cluster*

Variabel	Rata-rata			
	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4
Padi-padian	819,60	844,24	579,34	1166,22
Umbi-umbian	30,26	38,21	472,09	26,60
Ikan	56,15	64,02	50,95	49,14
Daging	74,76	62,19	90,97	49,77
Telur dan susu	64,12	57,57	40,73	27,32
Sayur-sayuran	40,51	38,30	47,37	50,45
Kacang-kacangan	46,06	40,69	35,59	28,30
Buah-buahan	46,66	51,29	32,56	28,04
Minyak dan kelapa	274,01	267,14	256,14	172,72
Bahan minuman	99,69	98,39	92,20	98,61
Bumbu-bumbuan	9,75	9,36	7,09	3,03
Konsumsi lainnya	55,67	50,69	47,92	24,64
Makanan dan minuman jadi	503,70	461,36	161,17	223,26
Total	2120,92	2083,45	1914,12	1948,10

Tabel 2 menunjukkan bahwa *cluster* 1 memiliki total rata-rata konsumsi kalori yang berasal dari komoditas padi-padian, umbi-umbian, ikan, daging, telur dan susu, kacang-kacangan, buah-buahan, minyak dan kelapa, bumbu-bumbuan, konsumsi lainnya, serta makanan dan minuman jadi sebesar 2120,92 kkal. Nilai ini paling besar dibandingkan dengan *cluster* lainnya. Menurut Permenkes No. 75 Tahun 2013, rata-rata kecukupan kalori penduduk Indonesia per hari adalah sebesar 2150 kkal. Oleh karena itu, berdasarkan profilisasi *cluster* pada Tabel 2, yang memenuhi aturan tersebut hanya *cluster* 1. Hal ini dapat menjadi perhatian pemerintah dalam memperhatikan konsumsi pangan di setiap wilayah *cluster* sehingga dapat meningkatkan standar kecukupan pangan tersebut karena konsumsi pangan yang cukup, baik kuantitas dan kualitas, akan menciptakan sumber daya manusia unggul.

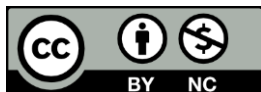
4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis, diperoleh kesimpulan bahwa jumlah *cluster* optimum dalam pengelompokan wilayah Indonesai berdasarkan data konsumsi pangan adalah sejumlah 4 *cluster*, yang ditentukan oleh nilai *Davies-Bouldin Index* terkecil. Penggunaan algoritma *self-organizing map* menghasilkan pengelompokan wilayah dengan jumlah anggota untuk *cluster* 1 sebanyak 22 provinsi, *cluster* 2 sebanyak 10 provinsi, *cluster* 3 sebanyak 1 provinsi, dan *cluster* 4 sebanyak 1 provinsi. Hasil pengelompokan wilayah menyatakan bahwa provinsi-provinsi pada *cluster* 2, *cluster* 3, dan *cluster* 4 masih memiliki rata-rata kecukupan kalori penduduk di bawah standar Permenkes No. 75 Tahun 2013.

Referensi

- [1] Kemenkeu, "3 Fokus Kebijakan Pembangunan Pembangunan Indonesia di Masa Mendatang," *Publikasi Kementerian Keuangan Republik Indonesia*, Jakarta, 2020.
- [2] K. von Grebmer *et al.*, *2020 Global hunger index: One decade to zero hunger, linking health and sustainable food systems*. Dublin: Welthungerhilfe & Concern Worldwide, 2020.
- [3] Kemenpan, *Kebijakan Strategis Ketahanan Pangan dan Gizi 2020-2024*. Jakarta: Badan Ketahanan Pangan Kementerian Pertanian, 2019.
- [4] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, *Data Mining Concepts and Techniques Third Edition*. United States of America: ELSEVIER, 2012.
- [5] R. Xu and D. C. Wunsch, *Clustering*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2009.
- [6] L. Yang, Z. Ouyang, and Y. Shi, "A modified clustering method based on self-organizing maps and its applications," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 9, pp. 1371–1379, 2012, doi: 10.1016/j.procs.2012.04.151.
- [7] T. Kohonen, "The Self-Organizing Map," *Proc. IEEE*, vol. 78, no. 9, pp. 1464–1480, 1990, doi: 10.1109/5.58325.
- [8] Y. Li *et al.*, "Land use pattern, irrigation, and fertilization effects of rice-wheat rotation on water quality of ponds by using self-organizing map in agricultural watersheds," *Agric. Ecosyst. Environ.*, vol. 272, no. November 2018, pp. 155–164, 2019, doi: 10.1016/j.agee.2018.11.021.
- [9] V. J. A. S. Lobo, "Application of self-organizing maps to the maritime environment," *Lect. Notes Geoinf. Cartogr.*, no. June, pp. 19–36, 2009, doi: 10.1007/978-3-642-00304-2_2.
- [10] P. Potočník *et al.*, "SOM-Based Clustering and Optimization of Production," 2017.
- [11] P. Juntunen, M. Liukkonen, M. Lehtola, and Y. Hiltunen, "Cluster analysis by self-organizing maps: An application to the modelling of water quality in a treatment process," *Appl. Soft Comput. J.*, vol. 13, no. 7, pp. 3191–3196, 2013, doi: 10.1016/j.asoc.2013.01.027.
- [12] P. Zeng, F. Sun, Y. Liu, Y. Wang, G. Li, and Y. Che, "Mapping future droughts under global warming across China: A combined multi-timescale meteorological drought index and SOM-Kmeans approach," *Weather Clim. Extrem.*, vol. 31, p. 100304, 2021, doi: 10.1016/j.wace.2021.100304.
- [13] P. Melin, J. C. Monica, D. Sanchez, and O. Castillo, "Analysis of Spatial Spread Relationships of Coronavirus (COVID-19) Pandemic in the World using Self Organizing Maps," *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 138, p. 109917, 2020, doi: 10.1016/j.chaos.2020.109917.
- [14] S. M. Guthikonda, *Kohonen Self-Organizing Maps*. Wittenberg University, 2005.
- [15] D. L. Davies and D. W. Bouldin, "A Cluster Separation Measure," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 1, no. 2A, 1979, doi: <https://doi.org/10.1109/TPAMI.1979.4766909>.
- [16] T. Kohonen, "Self-Organized Formation of Topologically Correct Feature Maps," *Biol. Cybern.*, vol. 43, pp. 59–69, 1982.

- [17] U. Asan and E. Secil, "An Introduction to Self-Organizing Maps," Atlantis Press Book, 2012.
- [18] D. T. Larose and C. D. Larose, *Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining Second Edition*. United States of America: John Wiley & Sons, Inc, 2014.
- [19] BPS, *Konsumsi Kalori dan Protein Penduduk Indonesia dan Provinsi Berdasarkan Hasil Susenas Maret 2020*. Jakarta: Badan Pusat Statistik, 2020.



This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the [Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/). Editorial of JJoM: Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo, Jln. Prof. Dr. Ing. B.J. Habibie, Moutong, Tilongkabila, Kabupaten Bone Bolango, Provinsi Gorontalo 96119, Indonesia.