



Implementasi Algoritma K-Means pada Pengelompokan Ketahanan Pangan di Indonesia Menurut Kabupaten/Kota

Kurnianty Indah Hafhari¹, M. Toriq Al Hijrah², Tyas Kurnia Wijayanti³,
Robert Kurniawan⁴

^{1,2,3}Program Studi D4 Statistika, Politeknik Statistika STIS, Jakarta, Indonesia

⁴Program Studi Komputasi Statistik, Politeknik Statistika STIS, Jakarta, Indonesia

¹212112144@stis.ac.id

²212112166@stis.ac.id

³robertk@stis.ac.id

Corresponding author email: ⁴212112403@stis.ac.id

Abstract: Food security is a central issue for a country because it can influence the country's social, economic and political conditions. To improve the condition of low food security in Indonesia, it is important to improve the food security conditions of each area. The purpose of this research is to map and group regencies/cities in Indonesia based on their level of food security. The observation unit is 514 regencies/cities in Indonesia with the variables used as the basis for forming food security clusters, namely FSI, MYS, life expectancy, percentage of poor people, labor force participation rate, per capita expenditure, percentage of households with access to adequate drinking water, percentage of road lengths in good condition, and GRDP per capita. The results obtained from the clustering method with the K-Means algorithm are 4 (four) clusters which are categorized by the number of members sequentially into clusters with high (268), very high (117), medium (18), and medium (111) food security.

Keywords: FSI, food security, K-Means, clustering, data mining

Abstrak: Ketahanan pangan merupakan isu pokok suatu negara karena dapat mempengaruhi kondisi sosial, ekonomi, dan politik negara. Untuk memperbaiki kondisi rendahnya ketahanan pangan di Indonesia, perlu dilakukan pemetaan kondisi ketahanan pangan tiap daerah. Tujuan penelitian ini adalah melakukan pemetaan dan pengelompokan kabupaten/kota di Indonesia berdasarkan tingkat ketahanan pangannya. Unit observasinya adalah 514 kabupaten/kota di Indonesia dengan variabel yang dijadikan dasar pembentukan cluster ketahanan pangan yaitu IKP, RLS, UHH, persentase penduduk miskin, TPAK, pengeluaran per kapita, persentase rumah tangga dengan akses air minum layak, persentase panjang jalan dengan kondisi baik, dan PDRB per kapita. Hasil yang diperoleh dari metode clustering dengan algoritma K-Means berupa 4 (empat) cluster yang dikategorikan sekaligus jumlah anggotanya secara berurutan menjadi cluster dengan ketahanan pangan tinggi (268), sangat tinggi (117), sedang (18), dan menengah (111).

Kata kunci: IKP, ketahanan pangan, K-Means, clustering, data mining

I. PENDAHULUAN

Pangan merupakan salah satu kebutuhan paling mendasar bagi manusia. Setiap negara, termasuk Indonesia memiliki kewajiban untuk menjamin pemenuhan kebutuhan pangan warga negaranya. Hal ini seperti tertuang pada Undang-undang No. 18 Tahun 2012 tentang Pangan menyebutkan bahwa pangan merupakan kebutuhan dasar manusia yang paling utama dan pemenuhannya merupakan bagian dari hak asasi manusia yang dijamin di dalam Undang-undang Dasar Negara Republik Indonesia Tahun 1945. Salah satu dari 17 tujuan SDGs Indonesia juga memiliki tujuan di bidang pemenuhan kebutuhan pangan, yaitu tujuan kedua, tanpa kelaparan. Kebutuhan pangan menjadi isu pokok suatu negara, karena kebutuhan dasar ini memiliki pengaruh besar terhadap kondisi sosial, kestabilan ekonomi, bahkan tensi politik negara [1].

Salah satu ukuran dalam pemenuhan kebutuhan pangan yang digunakan yaitu Indeks Ketahanan Pangan (IKP). Ketahanan pangan merupakan suatu kondisi terpenuhinya pangan bagi negara sampai dengan perseorangan, yang tercermin dari tersedianya pangan yang cukup, baik jumlah maupun mutunya, aman, beragam, bergizi, merata, dan terjangkau serta tidak bertentangan dengan agama, keyakinan, dan budaya masyarakat, untuk dapat hidup sehat, aktif, dan produktif secara berkelanjutan [2]. Konferensi Tingkat Tinggi (KTT) Pangan Dunia 1996 menyebutkan bahwa terdapat empat pilar



ketahanan pangan: ketersediaan, akses, pemanfaatan, dan stabilitas. Ketersediaan pangan merujuk pada kecukupan pangan dalam segi kuantitas dan kualitas untuk masyarakat [3]. Akses berarti bahwa setiap orang memiliki sumber daya yang cukup dalam memperoleh kebutuhan pangan yang diperlukan [4]. Pemanfaatan makanan meliputi penyiapan makanan, distribusi makanan, air, sanitasi, dan praktik perawatan kesehatan. Stabilitas yaitu memastikan keberlanjutan ketiga dimensi seiring berjalannya waktu.

IKP Nasional memiliki peran yang sangat strategis dalam mengukur capaian pembangunan ketahanan pangan di suatu wilayah, mengukur kinerja daerah dalam memenuhi urusan wajib pemerintah, dan merupakan salah satu alat dalam menentukan prioritas pembangunan daerah dan prioritas intervensi program [2]. IKP juga secara khusus dibentuk untuk melakukan evaluasi capaian ketahanan pangan dan gizi suatu daerah, yang selanjutnya dapat dimanfaatkan untuk dasar intervensi program supaya tepat sasaran. Ketahanan pangan nasional memang tidak selalu menjamin ketahanan pangan di tingkat rumah tangga, tetapi hal ini merupakan prasyarat bagi terwujudnya ketahanan pangan di tingkat rumah tangga [4].

Pemantauan Indeks Ketahanan Pangan saja tidak cukup untuk menggambarkan kondisi ketahanan pangan antardaerah. Karakteristik rumah tangga, seperti status pendidikan dan jenis kelamin kepala rumah tangga, serta komposisi rumah tangga juga merupakan penyebab signifikan kerawanan pangan rumah tangga. Oleh karena itu, penting untuk mempertimbangkan banyak variabel dalam pemantauan ketahanan pangan [4].

Indonesia merupakan salah satu negara agraris sekaligus maritim terluas di dunia. Sebagai negara agraris Indonesia memiliki potensi besar untuk memenuhi kebutuhan pangannya sendiri. Namun, pada kenyataannya, pemenuhan kebutuhan pangan masih menjadi tantangan tersendiri bagi Indonesia. Hal ini terlihat dari Global Hunger Index Indonesia yang berada di peringkat 77 dunia, dengan nilai indeks sebesar 17,6 [5]. Angka ini menunjukkan bahwa tingkat ketahanan pangan Indonesia masih cukup rentan dan masih berada di dekat rata-rata dunia. Kondisi tingginya tingkat kelaparan dan rendahnya ketahanan pangan di Indonesia dipengaruhi oleh beberapa faktor, salah satunya kondisi geografis Indonesia yang berbentuk negara kepulauan [6]. Luasnya wilayah Indonesia menjadi penyebab adanya perbedaan kondisi tanah dan kecocokan terhadap jenis-jenis tanaman termasuk tanaman pangan. Perbedaan budaya bercocok tanam dan makanan pokok antardaerah juga mempengaruhi pilihan masyarakat dalam memilih komoditas pertanian [1].

Penelitian sebelumnya dengan judul “Mapping of Provincial Food Security in Indonesia Using Based Clustering Model” menganalisis ketahanan pangan Indonesia pada level provinsi. Pada penelitian ini, dilakukan analisis pemetaan dan clustering Indeks Ketahanan Pangan pada level kabupaten/kota sehingga dengan unit analisis yang lebih spesifik, kebijakan penanganan masalah ketahanan pangan akan lebih merata di seluruh kabupaten/kota di Indonesia.

Menimbang pentingnya aspek ketahanan pangan bagi suatu negara, untuk memperbaiki kondisi rendahnya ketahanan pangan di Indonesia, perlu dilakukan langkah awal berupa pemetaan kondisi ketahanan pangan tiap daerah. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan pemetaan dan clustering tingkat ketahanan pangan suatu daerah di Indonesia pada level kabupaten/kota. Dengan dilakukannya pemetaan, maka akurasi program penunjang ketahanan pangan akan meningkat dan lebih tepat sasaran. Oleh karena itu, diharapkan keadaan ketahanan pangan Indonesia secara menyeluruh akan meningkat dan lebih merata.



II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif yang menghasilkan analisis deskriptif dan analisis inferensial. Analisis deskriptif disajikan dalam bentuk tabel *summary statistics*, plot korelasi, *heatmap*, dan peta spasial untuk melihat gambaran ketahanan pangan yang dilihat dari variabel-variabel tertentu di tiap kabupaten/kota di Indonesia. Sementara itu, analisis inferensial yang digunakan adalah Analisis *Cluster*.

2.1 Data dan Variabel

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari publikasi Badan Pusat Statistik (BPS) seluruh provinsi. Terdapat sembilan variabel yang dijadikan dasar pembentukan *cluster* ketahanan pangan yang unit analisisnya mencakup 514 kabupaten/kota di Indonesia. Berikut kesembilan variabel tersebut beserta keterangannya.

Tabel 1. Keterangan Variabel

Variabel	Keterangan
X ₁	Indeks Ketahanan Pangan (%)
X ₂	Persentase Penduduk Miskin (%)
X ₃	Rata-rata Lama Sekolah (tahun)
X ₄	Umur Harapan Hidup (tahun)
X ₅	Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (%)
X ₆	Pengeluaran per Kapita (ribu rupiah)
X ₇	Rumah Tangga yang Memiliki Akses terhadap Sumber Air Minum Layak (%)
X ₈	Persentase Panjang Jalan dengan Kondisi Baik (%)
X ₉	Produk Domestik Regional Bruto per Kapita Atas Dasar Harga Berlaku (ribu rupiah)

2.2 Data Mining: Clustering

Proses pengumpulan data tersebut tidak terlepas dari proses *data mining*. *Data mining* merupakan kegiatan menggali atau menambang pengetahuan dari data yang berjumlah besar dengan tujuan memperoleh pola untuk kemudian dapat dikembangkan [29]. Salah satu teknik dalam *data mining* adalah *clustering* atau pengelompokan. Dengan teknik ini, objek-objek dengan kemiripan yang tinggi (homogen) di aspek tertentu dikelompokkan dalam satu *cluster* yang sama [29]. Proses *clustering* dalam penelitian ini menggunakan algoritma K-Means dan K-Medoids.

2.3 Uji Hopkins

Sebelum *clustering* dilakukan, tendensi data untuk berkelompok perlu dicek terlebih dahulu melalui penghitungan *Hopkins Statistics*. Nilai *Hopkins Statistics* yang lebih dari 0,5 mengindikasikan bahwa data cocok untuk dikelompokkan dalam *cluster* [30].

2.4 Algoritma K-Means

Tujuan utama dari algoritma K-Means adalah memaksimalkan kesamaan data dalam satu *cluster* dan meminimalkan kesamaan data antar-*cluster* [31]. Algoritma ini diawali dengan mencari pusat *cluster* (*centroid*) pertama, kedua, dan seterusnya, hingga jumlah *centroid* yang diinginkan terpenuhi. Kemudian, jarak dari titik data ke setiap *centroid* dihitung dan dikelompokkan sesuai dengan jarak terdekat ke *centroid*. Penghitungan jarak ini menggunakan rumus *Euclidean*, yaitu:

$$d_{ij} = \sqrt{(X_{1i} - X_{1j})^2 + (X_{2i} - X_{2j})^2 + \dots + (X_{ki} - X_{kj})^2} \quad (1)$$



keterangan::

d_{ij} = tingkat/jarak perbedaan (*dissimilarity degree*)

x_{ki} = data ke-i pada data variabel ke-k

x_{kj} = *centroid* ke-j pada variabel ke-k

2.5 Algoritma K-Medoids

K-Medoids merupakan algoritma *clustering* non-hierarki yang berasal dari algoritma K-Means. Algoritma ini mengelompokkan x objek ke dalam k *cluster*. Di tengah tiap *cluster*, objek yang tahan (*robust*) terhadap *outlier* disebut *medoid*. *Cluster* kemudian dibentuk dengan menghitung jarak antara objek *medoid* dan non-*medoid* [32].

Algoritma K-Medoids diawali dengan menentukan *cluster* sebanyak k , kemudian memasukkan k *medoids* acak ke dalam data sejumlah n . Setelah itu, dilakukan penghitungan jarak Euclidean untuk setiap objek ke setiap *medoid* dengan rumus:

$$d(x_i, \mu_j) = \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_j)^2 \quad (2)$$

di mana μ_j adalah nilai *medoid* pada *cluster* ke-j. Selanjutnya, objek ditetapkan ke *cluster* *medoid* terdekat. Langkah tersebut diulangi kembali, kemudian dihitung simpangan totalnya dengan rumus:

$$S = b - a$$

dengan a adalah jumlah jumlah jarak terdekat antara objek dan *medoid* awal, sedangkan b adalah jumlah jarak terdekat antara objek dengan *medoid* yang baru.

2.6 Metode Elbow

Penentuan banyaknya *cluster* yang akan dibentuk menggunakan Metode Elbow. Metode ini memperhatikan persentase perbandingan jumlah *cluster* yang akan membentuk *elbow* (siku) pada suatu titik. Metode Elbow akan menentukan nilai *cluster* untuk kemudian ditambahkan dan dijadikan model data dalam menentukan *cluster* terbaik. Cara membandingkan jumlah *cluster* adalah dengan menghitung SSE (*Sum of Square Error*) dari setiap nilai *cluster*. Semakin banyak jumlah *cluster*, maka nilai SSE akan semakin kecil [31]. SSE dihitung melalui persamaan berikut.

$$SSE = \sum_{k=1}^K \sum_{x_i \in c_k} |x_i - c_k|^2 \quad (3)$$

K = *cluster* ke-c

x_i = jarak data objek ke-i

c_k = pusat *cluster* ke-i

2.7 Davies Bouldin Index

Davies-Bouldin Index (DBI) merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengukur validitas *cluster*. Baik atau tidaknya hasil *cluster* dilihat dari kuantitas dan kedekatan antarhasil *cluster*. Pengukuran dengan Davies-Bouldin Indeks ini memaksimalkan jarak antara *cluster* c_i dan c_j dan pada saat yang sama mencoba meminimalkan jarak antar titik dalam suatu *cluster* [33]. Jika jarak antar-*cluster* maksimal, berarti kemiripan karakteristik antar-*cluster* kecil sehingga perbedaan keduanya terlihat lebih jelas. Jika jarak intra-*cluster* minimum, setiap objek dalam *cluster* memiliki tingkat kemiripan karakteristik yang tinggi. Nilai DBI yang semakin kecil atau mendekati nol (*non-negative*) menandakan hasil *cluster* yang baik [34]. DBI dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut.

$$DBI = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \max_{i \neq j} (R_{i,j}) \quad (4)$$

di mana



$$R_{i,j} = \frac{SSW_i + SSW_j}{SSB_{i,j}} \quad (5)$$

$$SSB_{i,j} = d(C_i, C_j) \quad (6)$$

$$SSW = \frac{1}{m_i} \sum_{j=1}^{m_i} d(x_j, C_i) \quad (7)$$

keterangan:

k = jumlah *cluster*

$R_{i,j}$ = rasio antara *cluster* i dan j

d = jarak antara *centroid cluster* satu dan lainnya

m_i = jumlah data pada *cluster* ke- i

x_i = data pada *cluster* ke- i

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan data sekunder yang tersedia di *website* Badan Pusat Statistik (BPS) dan publikasi yang tersedia. Data yang digunakan meliputi variabel-variabel yang akan dijadikan dasar *clustering* pada tahun 2023 di level kabupaten/kota. Terdapat sembilan variabel dengan jumlah observasi sebanyak 514 kabupaten/kota.

Variabel yang digunakan sebagai dasar klasterisasi diperoleh berdasarkan hasil kajian pustaka mengenai variabel-variabel yang berpengaruh dan berhubungan dengan ketahanan pangan pada penelitian-penelitian sebelumnya. Terdapat sembilan variabel yang digunakan dalam proses penghitungan, yaitu Indeks Ketahanan Pangan, persentase penduduk miskin (%), Rata-Rata Lama Sekolah (tahun), Umur Harapan Hidup (tahun), Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (%), pengeluaran per kapita (ribu rupiah), persentase rumah tangga yang memiliki akses terhadap air minum layak (%), persentase panjang jalan dengan kondisi baik (%), dan PDRB per kapita (ribu rupiah).

3.2 Preprocessing Data

Preprocessing data adalah proses mengubah data mentah ke dalam bentuk yang siap digunakan sebagai input algoritma. Proses *preprocessing* data yang dilakukan meliputi penyesuaian format data, pengecekan *missing value*, *outlier*, dan normalisasi data. Penyesuaian format data meliputi penyesuaian penggunaan tanda koma untuk pemisah bilangan bulat dan pecahan, tanda titik untuk pemisah angka ribuan, serta perubahan format data non-numerik menjadi numerik. Diperoleh hasil bahwa tidak terdapat *missing value* pada data. Sementara itu, pengecekan *outlier* menggunakan *boxplot* dan diperoleh hasil bahwa terdapat beberapa *outlier* pada data yang digunakan. Namun, karena tujuan penelitian adalah untuk analisis *clustering* dan mengetahui penyebaran pola ketahanan pangan di Indonesia, observasi yang termasuk *outlier* merupakan wilayah dan tidak dihilangkan. Setelah itu, dilakukan normalisasi pada data sebagai langkah awal yang harus dilakukan sebelum melakukan *clustering* sehingga diperoleh jumlah observasi sebanyak 514 kabupaten/kota. Data tersebut selanjutnya digunakan untuk analisis *clustering*.

3.3 Analisis Deskriptif

Untuk mengetahui gambaran umum dan karakteristik dari variabel-variabel yang digunakan, ditampilkan ringkasan statistik sebagai berikut.

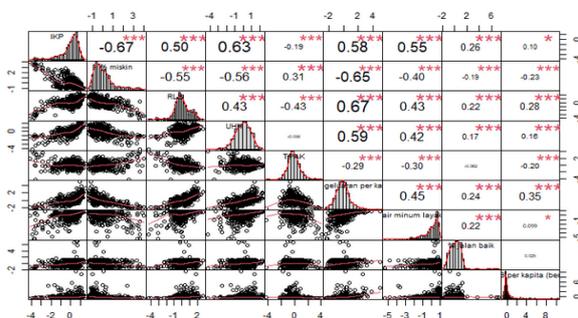
Tabel 2. Ringkasan Statistik

Variabel	Mean	Min	Max	St. Deviasi
IKP(X ₁)	74,43	14,54 (Intan Jaya)	95,80 (Kota Denpasar)	14,4533
PerMiskin (X ₂)	11,55	2,27 (Kota Sawah Lunto)	40,01 (Intan Jaya)	7,1544
RLS (X ₃)	8,652	1,71 (Nduga)	13,04 (Kota Banda Aceh)	1,6148
UHH (X ₄)	70,20	55,72 (Nduga)	77,93 (Kota Salatiga)	3,3852
TPAK (X ₅)	70,42	42,81 (Memberamo Raya)	96,6 (Nduga)	6,5133
PengPK (X ₆)	11.015	4.352 (Nduga)	24.975 (Kota Jakarta Selatan)	2779,371
AksesAir (X ₇)	86,12	2 (Lanny Jaya & Memberamo Tengah)	100 (Kota Tanjung Balai, Kota Jakarta Timur, Kota Magelang, Kota Tegal, Kota Yogyakarta, Kota Probolinggo, Karangasem)	15,6516
AksesJalan (X ₈)	55,804	1,173 (Pacitan)	100 (Kota Tebing Tinggi, Kota Medan, Kota Solok, Kota Lubuklinggau, Kota Malang, Rote Ndao)	25,4144
PDRBp (X ₉)	676.84 9,9	87,3 (Penajam Paser Utara)	927.230 (Morowali)	83306,1

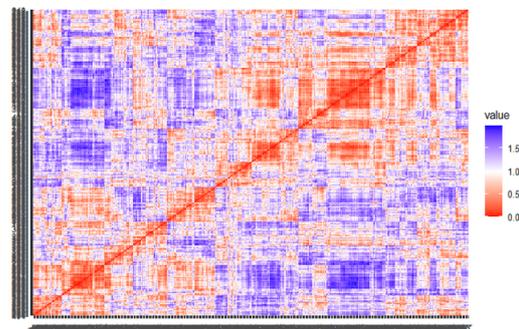
Berdasarkan tabel ringkasan deskriptif di atas, terlihat bahwa nilai rata-rata IKP kabupaten/kota di Indonesia sebesar 74,43 dengan nilai tertinggi sebesar 95,8 di Kota Denpasar dan terendah sebesar 14,54 di Kabupaten Intan Jaya. Dapat dilihat juga bahwa Kabupaten Intan Jaya yang memiliki IKP terendah juga memiliki persentase penduduk miskin tertinggi (40,01%). Hal ini mengindikasikan adanya hubungan negatif antara kedua variabel tersebut.

3.4 Korelasi Antarvariabel

Untuk mengetahui hubungan antarvariabel yang digunakan dalam penelitian, dapat dilihat koefisien korelasi antarvariabel yang disajikan dalam gambar 1.



Gambar 1. Chart Correlation



Gambar 2. Heatmap

Berdasarkan hasil gambar 1, dapat dilihat bahwa IKP memiliki korelasi yang cukup kuat dan positif dengan variabel RLS, UHH, pengeluaran per kapita, dan akses air minum layak. Sebaliknya, variabel persentase penduduk miskin memiliki korelasi yang cukup kuat dan negatif dengan IKP. Sementara itu, TPAK, akses jalan baik, dan PDRB per kapita memiliki korelasi yang cenderung lemah dengan IKP.

3.5 Heatmap

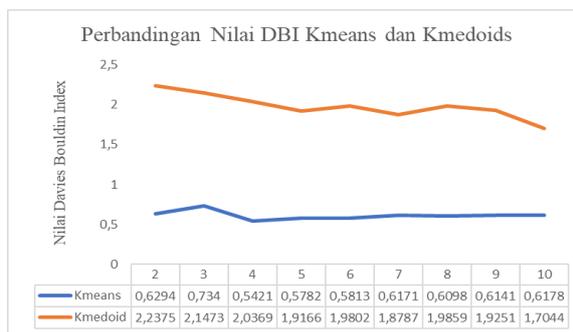
Heatmap merupakan salah satu alat visualisasi data kuat yang dapat mengungkapkan pola, hubungan, dan kemiripan dalam kumpulan data yang besar. *Heatmap* sangat berguna untuk menemukan *cluster* berdasarkan jarak spasial antara titik-titik data. Berdasarkan hasil *heatmap* pada gambar 2, dapat dilihat bahwa *heatmap* tersebut cenderung membentuk pola. Hal ini ditandai dengan kumpulan sel yang membentuk grup berbentuk segi empat dengan warna merah pada diagonal *heatmap*. Hal ini mengindikasikan adanya pengelompokan atau *cluster* pada data yang digunakan.

3.6 Hasil Uji Hopkins

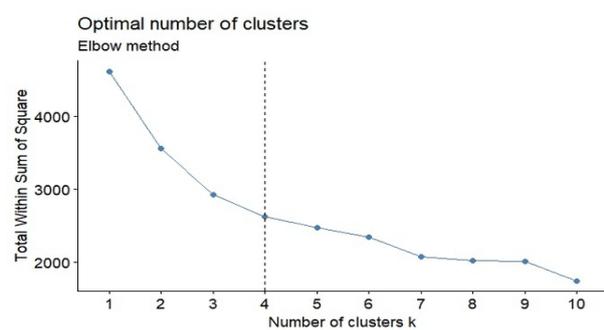
Dari hasil pengujian *Hopkins Statistics*, diperoleh nilai 0,8439 yang lebih besar dari 0,5. Nilai ini menunjukkan bahwa dataset penelitian ini memiliki tendensi untuk berkelompok. Maka, analisis *clustering* dengan metode K-Means dapat dilanjutkan.

3.7 Perbandingan DBI K-Means dan K-Medoid

DBI dapat menjadi salah satu ukuran evaluasi hasil *clustering* sekaligus pemilihan jumlah *cluster* terbaik. Berikut perbandingan nilai DBI *clustering* dengan menggunakan metode K-Means dan K-Medoids.



Gambar 3. Nilai DBI K-Means dan K-Medoids



Gambar 4. Jumlah Cluster yang Optimal (Metode Elbow)

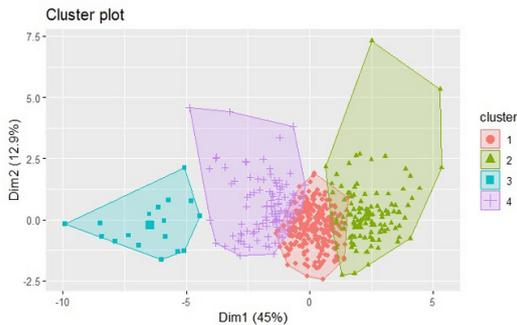
Dari hasil perbandingan pada gambar 3, dengan menggunakan metode K-Means, diperoleh jumlah *cluster* terbaik sebanyak 4 (empat) *cluster* yang ditandai nilai DBI terkecil (0,5421). Sementara itu, dengan metode K-Medoids, jumlah *cluster* terbaik sebanyak 10 (sepuluh) *cluster*. Dapat dilihat juga bahwa *clustering* menggunakan metode K-Means memiliki nilai DBI yang lebih rendah dibandingkan K-Medoids. Dengan demikian, *clustering* dengan metode K-Means dengan jumlah *cluster* sebanyak 4 dipilih sebagai metode terbaik dan akan dianalisis lebih lanjut.

3.8 Hasil Metode Elbow

Berdasarkan hasil Metode Elbow pada gambar 4, jumlah *cluster* optimal yang dapat digunakan untuk penelitian ini sebanyak 4 *cluster* k . Hasil penentuan jumlah *cluster* tersebut ditunjukkan oleh grafik berikut. Saat jumlah *cluster* $k = 1$, nilai SSE terlihat paling tinggi dibandingkan jumlah *cluster* k lainnya. Semakin bertambahnya jumlah *cluster* k , nilai SSE semakin mengalami penurunan. Pada saat jumlah *cluster* $k = 4$, garis pada grafik terlihat membentuk siku (*elbow*), meskipun pada saat jumlah *cluster* $k = 5$ dan seterusnya masih terus mengalami penurunan yang tidak terlalu stabil. Namun, berdasarkan *output* yang dihasilkan, $k = 4$ dianggap sebagai jumlah *cluster* optimal untuk mengelompokkan kabupaten/kota berdasarkan variabel-variabel dasar yang digunakan.

3.9 Hasil Clustering K-Means

Clustering yang dilakukan dengan Algoritma K-Means ini bertujuan mengelompokkan seluruh kabupaten/kota di Indonesia berdasarkan variabel-variabel terkait yang dianggap berkaitan erat dengan ketahanan pangan. Berdasarkan hasil analisis, dihasilkan *clustering plot* kabupaten/kota di Indonesia dengan 4 *cluster* yang ditunjukkan oleh gambar 5.



Gambar 5. Cluster Plot

Tabel 3. Jumlah Kabupaten/Kota di Setiap Cluster

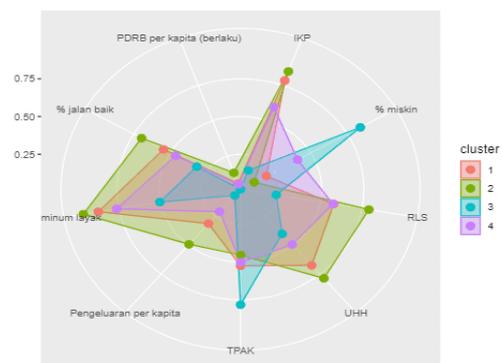
Cluster	Karakteristik Tahan Pangan	Jumlah Kabupaten/Kota
1	Tinggi	268
2	Sangat Tinggi	117
3	Rendah	18
4	Menengah	111

Pada tabel 3, terlihat bahwa *Cluster 1* (Tinggi) memiliki jumlah kabupaten//kota terbanyak, yaitu 268 kabupaten/kota. *Cluster 2* (Sangat Tinggi) dan *Cluster 4* (Menengah) menyusul dengan selisih kabupaten/kota yang tidak terlalu banyak. *Cluster 3* menempati urutan terakhir dengan jumlah kabupaten/kota sebanyak 18. Berdasarkan hal tersebut, dapat dikatakan bahwa sebagian besar kabupaten/kota di Indonesia masih memiliki ketahanan pangan yang cukup tinggi.

Untuk mempermudah identifikasi karakteristik dari setiap *cluster*, dapat dilihat melalui tabel rata-rata variabel untuk tiap *cluster* dan *radar chart* berikut.

Tabel 4. Nilai Rata-Rata Variabel untuk Setiap Cluster

Variabel	Cluster			
	1	2	3	4
X ₁	78,28	83,41	26,81	63,39
X ₂	9,59	6,54	33,92	17,71
X ₃	8,27	10,61	4,35	8,21
X ₄	70,76	73,09	64,67	66,70
X ₅	71,09	67,19	84,90	69,83
X ₆	10845,24	14387,65	5818,72	8713,17
X ₇	87,54	96,49	51,42	77,39
X ₈	55,03	78,01	32,63	47,92
X ₉	55450,56	121204,06	16753,44	49070,96
Rata-Rata	7408,48	15111,89	2541,21	6459,48
Kategori	Tinggi	Sangat Tinggi	Rendah	Menengah



Gambar 6. Radar Chart Karakteristik Cluster

Cluster 1 (Ketahanan Pangan Tinggi)

Pada *cluster* ini, rata-rata seluruh variabel yang dijadikan dasar *clustering* berada di tengah-tengah dibandingkan *cluster* lainnya. Dengan kata lain, *Cluster 1* tidak pernah menjadi *cluster* dengan rata-rata tertinggi atau terendah pada variabel apa pun. Anggota *Cluster 1* diisi oleh banyak kabupaten/kota di pulau-pulau besar, seperti Pulau Jawa, Pulau Kalimantan, Pulau Sulawesi, dan Pulau Sumatera. Kabupaten/kota di Provinsi Jawa Tengah dan Provinsi Jawa Timur paling banyak berada dalam *cluster* ini, yaitu berturut-turut 25 dan 26 kabupaten/kota. Beberapa kabupaten/kota yang masuk ke dalam *cluster* berkategori ketahanan pangan yang tinggi ini antara lain Kabupaten Aceh Barat (Provinsi Aceh), Kabupaten Agam (Provinsi Sumatera Barat), dan Kabupaten Balangan (Provinsi Kalimantan Selatan).



Cluster 2 (Ketahanan Pangan Sangat Tinggi)

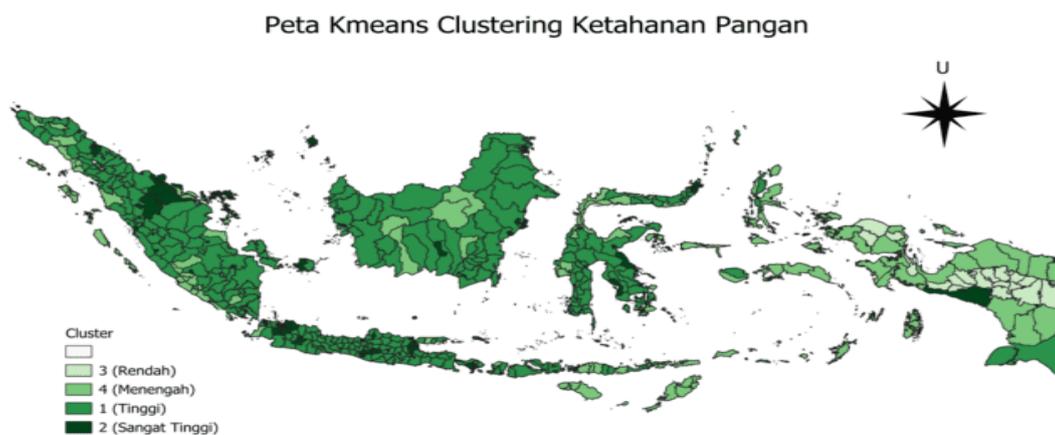
Cluster 2 memiliki rata-rata yang paling tinggi untuk variabel-variabel tertentu, yaitu IKP, RLS, UHH, pengeluaran per kapita, rumah tangga dengan akses air minum layak, persentase jalan baik, dan PDRB per kapita. Sebaliknya, untuk variabel persentase penduduk miskin dan TPAK, *cluster* ini mempunyai rata-rata yang paling rendah dibandingkan tiga *cluster* lainnya. Sama halnya dengan *Cluster 1*, Anggota *Cluster 2* diisi oleh banyak kabupaten/kota di Pulau Jawa, Pulau Kalimantan, Pulau Sulawesi, dan Pulau Sumatera. Kabupaten/kota di Provinsi Jawa Barat dan Provinsi Jawa Timur sama-sama menempatkan 11 kabupaten/kota dalam *cluster* ini. Kabupaten/kota yang masuk ke dalam *cluster* ini antara lain Kabupaten Badung (Provinsi Bali), Kabupaten Bandung (Provinsi Jawa Barat), dan Kabupaten Belitung (Provinsi Kep. Bangka Belitung).

Cluster 3 (Ketahanan Pangan Rendah)

Rata-rata yang dimiliki *Cluster 3* paling rendah di variabel IKP, RLS, UHH, pengeluaran per kapita, rumah tangga dengan akses air minum layak, persentase jalan baik, dan PDRB per kapita. Sebaliknya, untuk variabel persentase penduduk miskin dan TPAK, *cluster* ini mempunyai rata-rata yang jauh lebih tinggi dibandingkan tiga *cluster* lainnya. Perbedaan jumlah anggota *Cluster 2* cukup jauh dibandingkan dengan jumlah anggota ketiga *cluster* lainnya. Pada *cluster* ini, anggota-anggotanya hanya berasal dari Provinsi Papua Barat, Provinsi Papua Barat Daya, Provinsi Papua Pegunungan, dan Provinsi Papua Tengah. Kabupaten/kota yang masuk ke dalam *cluster* ini antara lain Kabupaten Deiyai (Provinsi Papua Tengah), Kabupaten Jayawijaya (Provinsi Papua Pegunungan), dan Kabupaten Maybrat (Provinsi Papua Barat Daya).

Cluster 4 (Ketahanan Pangan Menengah)

Pada *cluster* ini, rata-rata seluruh variabel yang dijadikan dasar *clustering* berada di tengah-tengah dibandingkan *cluster* lainnya. Dengan kata lain, *Cluster 4* tidak pernah menjadi *cluster* dengan rata-rata tertinggi atau terendah pada variabel apa pun. Anggota *Cluster 4* cukup tersebar di Indonesia, dengan didominasi oleh kabupaten/kota dari Provinsi Nusa Tenggara Timur (NTT) sebanyak 11 kabupaten. Beberapa kabupaten/kota yang masuk ke dalam *cluster* ini antara lain Kabupaten Aceh Barat Daya (Provinsi Aceh), Kabupaten Alor (Provinsi NTT), dan Kabupaten Asmat (Provinsi Papua Selatan).



Gambar 7. Peta Sebaran Spasial Ketahanan Pangan Menurut Kabupaten/Kota di Indonesia Tahun 2023



Sebaran spasial dari gabungan seluruh variabel pada tiap-tiap kabupaten/kota ditunjukkan oleh peta tematik pada Gambar 7. Pada peta tersebut, sebaran data berdasarkan variabel-variabel tersebut tidak terlalu beragam. Kabupaten/kota yang berada di dalam Cluster 1 (Tinggi) terlihat mendominasi, terutama daerah-daerah di sebelah timur. Sementara itu, daerah di sebelah barat lebih banyak didominasi warna hijau pekat, yaitu Cluster 3 (Rendah) hingga Cluster 4 (Menengah), yang membuktikan bahwa ketahanan pangan di daerah timur sebagian besar berada di kategori rendah dan menengah. Namun, terlihat juga bahwa Cluster 4 yang berwarna hijau pekat juga tersebar di daerah sebelah barat dan selatan. Hal ini mengindikasikan bahwa di antara daerah-daerah dengan ketahanan pangan tinggi atau sangat tinggi, masih ada beberapa daerah di sekitarnya yang belum mencapai hal serupa.

Berdasarkan hasil penelitian yang diperoleh, pengelompokan kabupaten/kota berdasarkan ketahanan pangan yang didekati dengan kesembilan variabel tersebut sejalan dengan penelitian sebelumnya. Pada penelitian ini, Provinsi Papua di sekitarnya didominasi oleh kabupaten/kota yang berada di Cluster 3 dan 4, yang mana keduanya merupakan kelompok daerah dengan kecukupan pangan yang belum bisa dikatakan aman. Dalam penelitian sebelumnya, dikatakan bahwa sekitar 59,52% kabupaten/kota di Provinsi Papua dan Provinsi Papua Barat (sebelum pemekaran tahun 2022) berada dalam ketahanan pangan di bawah rentan. Selain itu, 16,67% kabupaten/kota memiliki status ketahanan pangan yang rentan. Salah satu hal yang menyebabkan hal ini adalah tidak adanya hasil produksi sereal dan sagu yang tidak bisa ditanami di daerah pegunungan atau dataran tinggi, seperti di Kabupaten Puncak Jaya dan Kabupaten Deiyai [35].

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil yang telah dipaparkan, penelitian terhadap ketahanan pangan dengan menggunakan Clustering Algoritma K-Means menghasilkan pengelompokan ketahanan pangan kabupaten/kota menjadi 4 cluster. Cluster 3 merupakan cluster dengan karakteristik terburuk, yaitu dengan ketahanan pangan yang rendah dan didominasi oleh kabupaten/kota di wilayah Indonesia timur. Meskipun dengan jumlah yang tidak terlalu banyak, yaitu hanya 18, kabupaten pada cluster ini perlu menjadi fokus utama program perbaikan ketahanan pangan daerah. Perlu dilakukan usaha atau program yang mendukung perbaikan ketahanan pangan dengan mengentaskan kemiskinan, meningkatkan kualitas pendidikan, meningkatkan tingkat kesehatan, menambah lapangan pekerjaan baru, meningkatkan akses air minum layak, meningkatkan akses jalan berkondisi baik, dan meningkatkan perekonomian. Dengan memfokuskan program perbaikan ketahanan pangan pada daerah tersebut, diharapkan ketimpangan ketahanan pangan antardaerah dapat teratasi.

REFERENSI

1. Abdullah dkk. Factors affecting household food security in rural northern hinterland of Pakistan. *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences (Online)*, **2019**, Volume 18, no. 2, pp. 201–210, doi: 10.1016/j.jssas.2017.05.003.
2. Ahmadi, D.; Melgar-Quiñonez, H. Determinants of food insecurity in occupied Palestinian territory: a cross-sectional survey. *Lancet*, **2019**, Volume 393, p. S4, doi: 10.1016/s0140-6736(19)30590-2.
3. Akukwe, T.I. Household food security and its determinants in agrarian communities of southeastern Nigeria. *Agro-Science: Journal of Tropical Agriculture, Food, Environment and Extension*, **2020**, Volume 19, no. 1, p. 54, doi: 10.4314/as.v19i1.9.
4. Awoke, W.; Eniyew, K.; Agitew, G.; Meseret, B. Determinants of food security status of household in Central and North Gondar Zone, Ethiopia. *Cogent Social Sciences*, **2022**, Volume 8, no. 1, doi: 10.1080/23311886.2022.2040138.



5. Azizah, A.N; Ratnasari, V. Pemodelan status ketahanan pangan kabupaten/kota di Provinsi Papua dan Provinsi Papua Barat menggunakan Regresi Probit Ordinal. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, **2023**, Volume 12, no. 2, doi: 10.12962/j23373520.v12i2.113044.
6. Badan Pangan Nasional. *Indeks Ketahanan Pangan Indonesia 2023*, 2023. [Online]. Available: https://drive.google.com/file/d/1P5KIdhdmZkVLWIpC82TaCH_3rCxQaLG6/view
7. Collins. S.M. dkk. ‘I know how stressful it is to lack water!’ Exploring the lived experiences of household water insecurity among pregnant and postpartum women in western Kenya. *Global Public Health*, **2018**, Volume 14, no. 5, pp. 649–662, doi: 10.1080/17441692.2018.1521861.
8. Debebe, S.; Zekarias, E.H. Analysis of poverty, income inequality and their effects on food insecurity in southern Ethiopia. *Agriculture & Food Security*, **2020**, Volume 9, no. 1, doi: 10.1186/s40066-020-00269-3.
9. Dinata, R.K.; Retno, S.; Hasdyna, N. Minimization of the number of iterations in K-Medoids Clustering with Purity Algorithm. *Revue D'intelligence Artificielle*, **2021**, Volume 35, no. 3, pp. 193–199, doi: 10.18280/ria.350302.
10. Drammeh, W.; Hamid, N.A.; Rohana, A.J. Determinants of household food insecurity and its association with child malnutrition in Sub-Saharan Africa: A Review of the Literature. *Current Research in Nutrition and Food Science*, **2019**, Volume 7, no. 3, pp. 610–623, doi: 10.12944/crnfsj.7.3.02.
11. FAO, IFAD, UNICEF, WFP, and WHO, *The State of Food Security and Nutrition in the World 2021: Transforming food systems for food security, improved nutrition and affordable healthy diets for all*. FAO: Rome, 2021. [Online]. Available: <https://www.who.int/publications/m/item/the-state-of-food-security-and-nutrition-in-the-world-2021>
12. FAO, IFAD, UNICEF, WFP, and WHO, *The State of Food Security and Nutrition in the World 2020. Transforming food systems for affordable healthy diets*. FAO: Rome, 2020. [Online]. Available: <https://openknowledge.fao.org/items/08c592f2-1962-4e1a-a541-695f9404b26d>
13. Fusco, G.; Coluccia, B.; De Leo, F. Effect of trade openness on food security in the EU: a dynamic panel analysis. *International Journal of Environmental Research and Public Health/International Journal of Environmental Research and Public Health*. **2020**. Volume 17, no. 12, p. 4311, doi: 10.3390/ijerph17124311.
14. Gupta, M.K.; Chandra, P. A comprehensive survey of data mining. *International Journal of Information Technology*, **2020**, Volume 12, pp. 1243–1257, doi: 10.1007/s41870-020-00427-7.
15. Harini, R.; Sukri, I.; Ariani, R.D.; Faroh, E.P.I.; Nadia, H.; Kafafa, U. The study of food Security in the special Region of Yogyakarta, Indonesia. *Forum Geografi/Forum Geografi*, **2022**, Volume 35, no. 2, doi: 10.23917/forgeo.v35i2.15855.
16. Hine, J.; Sasidharan, M.; Torbaghan, M.E.; Burrow, M.; Usman, K. Evidence of the Impact of Rural Road Investment on Poverty Reduction and Economic Development. *K4D Helpdesk Report*, 2019. [Online]. Available: <https://opendocs.ids.ac.uk/opendocs/handle/20.500.12413/14656>
17. Kementerian PUPR, Survey Pemeliharaan Jalan. [Online]. Available: https://simantu.pu.go.id/epel/edok/6606c_Modul_2_-_Survei_pemel_jalan.pdf
18. Kolog, J.D.; Asem, F.E.; Mensah-Bonsu, A. The state of food security and its determinants in Ghana: an ordered probit analysis of the household hunger scale and household food insecurity access scale. *Scientific African*, **2023**, Volume 19, p. e01579, doi: 10.1016/j.sciaf.2023.e01579.
19. Lanclan, R.F. Hopkins Statistic. *ResearchGate*. https://www.researchgate.net/figure/Hopkins-statistic-of-clustering-tendency-for-k-nearest-neighbor-distances-in-chaffinches_fig5_41531093 (accessed May. 31, 2024).
20. Mughnyanti, M.; Efendi, S.; Zarlis, M. Analysis of determining centroid clustering x-means algorithm with davies-bouldin index evaluation. *IOP Conference Series. Materials Science and Engineering*, **2020**, Volume 725, no. 1, p. 012128, doi: 10.1088/1757-899x/725/1/012128.
21. Muhammad, N.A.; Sidique, S.F.B. Determinants of food security among households in Nigeria. *Pakistan Journal of Nutrition*, **2019**, Volume 18, no. 11, pp. 1042–1052, doi: 10.3923/pjn.2019.1042.1052.
22. Nainggolan, R.; Perangin-Angin, R.; Simarmata, E.; Tarigan, A.F. Improved the performance of the K-Means cluster using the Sum of Squared Error (SSE) optimized by using the Elbow Method. *Journal of Physics. Conference Series*, **2019**, Volume 1361, no. 1, p. 012015, doi: 10.1088/1742-6596/1361/1/012015.
23. Nurhemi; Soekro, S.R.I.; Suryani, G. *Pemetaan ketahanan pangan di Indonesia: Pendekatan TFP dan Indeks Ketahanan Pangan*, Dec. 2014.



24. Pobee, R.A.; Aguree, S.; Colecraft, E.K.; Gernand, A.D.; Murray-Kolb, L.E. Food insecurity and micronutrient status among Ghanaian women planning to become pregnant. *Nutrients*, **2020**, Volume 12, no. 2, p. 470, doi: 10.3390/nu12020470.
25. Poudel, D.; Gopinath, M. Exploring the disparity in global food security indicators. *Global Food Security*, **2021**, Volume 29, p. 100549, doi: 10.1016/j.gfs.2021.100549.
26. Rahayu, R.S.; Purwaningsih, Y.; Daerobi, A. Mapping of provincial food security in Indonesia using based clustering model. *Jurnal Ekonomi Pembangunan/Jurnal Ekonomi Pembangunan*, **2019**, Volume 20, no. 1, pp. 69–79, doi: 10.23917/jep.v20i1.7096.
27. Rahman, K.; Hasan, M.; Hasan, M. Determinants of household food security in rural Bangladesh: an imperial analysis of farm level data. *Bangladesh Journal of Agricultural Research*, **2020**, Volume 44, no. 4, pp. 649–658, doi: 10.3329/bjar.v44i4.45700.
28. Rosinger, A.Y. Household water insecurity after a historic flood: Diarrhea and dehydration in the Bolivian Amazon. *Social Science & Medicine*, **2018**, Volume 197, pp. 192–202, doi: 10.1016/j.socscimed.2017.12.016.
29. Sun, Z.; Zhang, D. Impact of trade openness on food security: Evidence from Panel Data for Central Asian Countries. *Foods*, **2021**, Volume 10, no. 12, p. 3012, doi: 10.3390/foods10123012.
30. Thompson, A.L.; Nicholas, K.M.; Watson, E.; Terán, E.; Bentley, M.E. Water, food, and the dual burden of disease in Galápagos, Ecuador. *American Journal of Human Biology*, **2019**, Volume 32, no. 1, doi: 10.1002/ajhb.23344.
31. Thompson, D.; Etim, N.A.; Etim, N. Modelling the factors influencing urban households food and nutrition security status. *Journal La Lifesci*, **2020**. Volume 1, no. 4, pp. 9–19, doi: 10.37899/journallalifesci.v1i4.201.
32. Tora, T.T.; Degaga, D.T.; Utallo, A.U. Drought vulnerability perceptions and food security status of rural lowland communities: An insight from Southwest Ethiopia, **2021**.
33. Utomo, W. The comparison of K-Means and K-Medoids algorithms for clustering the spread of the Covid-19 outbreak in Indonesia. *Ilkom Jurnal Ilmiah*, **2021**, Volume 13, no. 1, pp. 31–35, doi: 10.33096/ilkom.v13i1.763.31-35.
34. WHH, *Global Hunger Index: The Power of Youth in Shaping Food Systems*, 2023.
35. Young, S.L. dkk. Perspective: The importance of water security for ensuring food security, good nutrition, and well-being. *Advances in Nutrition*, **2021**, Volume 12, no. 4, pp. 1058–1073, doi: 10.1093/advances/nmab003.