



**PENERAPAN ALGORITMA *SELF ORGANIZING MAP* DALAM
PENGELOMPOKAN WILAYAH BERDASARKAN KETAHANAN PANGAN DI
KABUPATEN BANTUL**

***IMPLEMENTATION OF SELF ORGANIZING MAP ALGORITHM IN REGIONAL
GROUPING BASED ON FOOD SECURITY IN BANTUL DISTRICT***

An Naffila Putri Prasari, Prodi Matematika FMIPA UNY
Dhoriva Urwatul Wutsqa*, Prodi Matematika FMIPA UNY

*e-mail: dhoriva_uw@uny.ac.id

Abstrak

Ketahanan pangan merupakan faktor krusial dalam memastikan ketersediaan dan akses pangan yang cukup bagi masyarakat. Pengelompokan wilayah ketahanan pangan yang dilakukan Badan Ketahanan Pangan terbatas di tingkat kabupaten, belum ada yang lebih detail sampai ke tingkat yang lebih rendah. Penelitian ini bertujuan untuk mendeskripsikan hasil analisis *cluster* dan karakteristik *cluster* dari hasil *clustering* dengan metode *Self Organizing Map* dan *Davies Bouldin Index* (DBI) untuk pengelompokan wilayah di Kabupaten Bantul berdasarkan indikator ketahanan pangan. Data yang digunakan adalah data indikator ketahanan pangan tahun 2021 yang diperoleh dari laman resmi BPS, dinas kabupaten, dan kementerian terkait. Hasil penelitian menunjukkan bahwa 4 *cluster* adalah jumlah *cluster* terbaik dengan nilai validasi DBI 0.6793819. *Cluster* ke-1 terdiri dari 13 anggota, *cluster* ke-2 terdiri dari 1 anggota, *cluster* ke-3 terdiri dari 2 anggota, dan *cluster* ke-4 terdiri dari 1 anggota. Secara berturut-turut dari *cluster* ke-1 s.d. *cluster* ke-4 dapat dikelompokkan sebagai *cluster* dengan wilayah tahan pangan, tidak tahan pangan, kurang tahan pangan, dan sangat tahan pangan.

Kata kunci: ketahanan pangan, *clustering*, *self organizing map*, *davies bouldin index*.

Abstract

Food security is a crucial factor in ensuring adequate food availability and access for the community. The grouping of areas based on food security carried out by the Food Security Agency is limited to the district level, there is no more detail down to the lower level. This study aims to describe the results of cluster analysis and cluster characteristics from the results of clustering using the *Self Organizing Map* and *Davies Bouldin Index* (DBI) method for grouping areas in Bantul Regency based on food security indicators. The data used is food security indicator data for 2021 obtained from the official BPS website, district offices and related ministries. The results showed that 4 clusters are the best number of clusters with a DBI validation value of 0.6793819. The 1st cluster consists of 13 members, the 2nd cluster consists of 1 member, the 3rd cluster consists of 2 members, and the 4th cluster consists of 1 member. In succession from the 1st cluster to the 4th cluster can be grouped as a cluster with areas of food security, food insecurity, less food security, and very food security.

Keywords: food security, *clustering*, *self organizing map*, *davies bouldin index*.

PENDAHULUAN

Ketahanan pangan dalam Undang-Undang No. 18 Tahun 2012 didefinisikan sebagai 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. Perwujudan ketahanan pangan tidak hanya berfokus pada jumlah yang cukup, namun juga harus disertai upaya peningkatan efektifitas pemanfaatan pangan untuk terciptanya status gizi yang lebih baik.

Timbulan sampah makanan atau *Food Loss and Waste* (FLW) di Indonesia pada tahun 2000-2019 yaitu 23–48 juta ton/tahun atau setara dengan 115–184 kg/kapita/tahun yang seharusnya bisa memberi makan sebanyak 61-125 juta orang atau 29-47% populasi Indonesia (BAPPENAS, 2021). Di samping itu, Indonesia memiliki angka pertumbuhan penduduk yang cukup tinggi. Data Badan Pusat Statistik menyebutkan laju pertumbuhan penduduk Indonesia pada tahun 2022 diperkirakan mencapai 1,17 persen per tahun. Angka pertumbuhan tersebut harus menjadi perhatian bagi pemerintah untuk membangun ketahanan pangan dengan menyeimbangkan jumlah ketersediaan pangan bagi penduduknya.

Selain itu, maraknya alih fungsi lahan pertanian di Kabupaten Bantul berdampak negatif terhadap ketahanan pangan daerah. Luas lahan pertanian di Kabupaten Bantul pada tahun 2021 sebesar 14.861,03 ha (DPPKP, 2021). Hal ini mengalami penurunan sebesar 57,87 ha dibandingkan luas lahan pertanian pada tahun 2019 yang sebesar 14.918,9 ha (BPS, 2019). Akibatnya, produksi bahan pangan seperti padi, jagung dan lainnya dapat menurun sehingga mengganggu pasokan pangan lokal. Stavi dkk. (2022) menyatakan bahwa alih fungsi lahan pertanian menyebabkan degradasi lahan yang berdampak negatif terhadap produksi pangan. Berkurangnya ketersediaan pangan di tingkat rumah tangga mengakibatkan kenaikan harga dan memengaruhi akses pangan. Hal ini dapat menyebabkan ketahanan pangan di Kabupaten Bantul menjadi terganggu.

Beberapa penelitian terdahulu tentang pengelompokan wilayah berdasar ketahanan pangan telah dilakukan, diantaranya adalah Rini dan Ruskan (2020) yang melakukan pengelompokan daerah dengan ketahanan dan kerawanan pangan di Provinsi Sumatra Selatan menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means*. Trimanto dkk (2022), membandingkan metode *K-Means Clustering* dengan *Hierarchical Clustering* dalam pengelompokan provinsi di Indonesia untuk ketahanan pangan selama pandemi Covid-19. Wulandari dan Fauzy (2016), mengimplementasikan *Self Organizing Map* (SOM) dalam pemetaan desa di Kabupaten Magetan berdasarkan indikator ketahanan dan kerawanan pangan tingkat desa.

Dalam penelitian-penelitian di atas, metode yang diusulkan untuk pengelompokan wilayah berdasarkan ketahanan pangan adalah *Fuzzy C-Means*, *K-Means Clustering*, dan *Self Organizing Map*. *Fuzzy C-Means* memiliki kelebihan konvergen lebih cepat menuju optimum global tetapi mungkin juga terjebak pada optimum lokal karena bergantung pada estimasi jumlah *cluster* dan matriks keanggotaan kelompok yang ditetapkan di awal (Le & Altman, 2011). *K-Means Clustering* merupakan metode yang sangat sederhana dan robust, sangat efisien, dan dapat digunakan untuk berbagai macam jenis data, akan tetapi berkinerja buruk untuk cluster non-globular dan peka terhadap *outlier* dalam data (Wu, 2012). *Self Organizing Map* (SOM) diperuntukkan untuk ukuran data besar dan kecil serta mampu memvisualisasikan hasil *clustering* dalam dimensi lebih rendah. Namun, SOM akan memberikan kinerja yang buruk jika terdapat hubungan linier antar variabelnya (Thaha, 2013).

Pada proses penerapan algoritma pembelajaran *Self Organizing Map*, diperlukan adanya validasi *cluster* untuk memastikan bahwa model *cluster* yang diperoleh baik dan dapat digunakan sebagai kesimpulan. Dalam melakukan proses validasi *cluster* terdapat beberapa metode yang dapat digunakan, diantaranya *Elbow method*, *Silhouette method*, dan *Gap statistic* sebagaimana yang digunakan dalam penelitian Abdullah dkk. (2022) untuk validasi hasil

cluster dari proses pembelajaran algoritma *K-means*. Penelitian lain yang menggunakan metode validasi *cluster* adalah penelitian yang dilakukan oleh Wardoyo dan Triuspita (2020) yang menggunakan *Davies Bouldin Index* dalam proses validasi hasil *cluster* dengan proses pembelajaran algoritma *Fuzzy C-Means*. Selain itu, terdapat juga metode *Dunn Index* dan *Connectivity* yang digunakan oleh Susilowati dkk. (2020) dalam proses validasi hasil *cluster* dengan proses pembelajaran algoritma *Self Organizing Map* dan *K-Means*.

Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan wilayah di Kabupaten Bantul berdasarkan status ketahanan pangan wilayah, dengan tujuan akhirnya yaitu menghasilkan suatu peta ketahanan pangan wilayah di Kabupaten Bantul. Metode yang diusulkan adalah Algoritma *Self Organizing Map*. Dari hasil pengelompokan wilayah tersebut, dideskripsikan karakteristik masing-masing *cluster* berdasarkan variabel-variabel yang digunakan dalam proses clustering.

METODE

Deskripsi Data

Dalam penelitian ini, indikator ketahanan pangan akan digunakan sebagai variabel dengan 17 kapanewon di Kabupaten Bantul yang digunakan sebagai sampel. Data indikator ini meliputi rasio luas baku lahan sawah terhadap luas wilayah kapanewon (x_1), rasio jumlah sarana dan prasarana ekonomi terhadap jumlah rumah tangga (x_2), rasio jumlah penduduk dengan tingkat kesejahteraan terendah terhadap jumlah penduduk kapanewon (x_3), jumlah desa yang tidak memiliki akses penghubung memadai melalui darat atau air atau udara (x_4), persentase pengguna air bersih (x_5), dan rasio jumlah tenaga kesehatan terhadap jumlah penduduk kapanewon (x_6). Data diperoleh secara sekunder melalui media publikasi Badan Pusat Statistik (BPS) Kabupaten Bantul, Dinas Pertanian Pangan Kelautan dan Perikanan Kabupaten Bantul, Dinas Kependudukan dan Catatan Sipil Kabupaten Bantul, Kementerian Koordinator Bidang Pembangunan Manusia dan Kebudayaan, dan Dinas Pekerjaan Umum Perumahan dan Kawasan Permukiman Kabupaten Bantul.

Self Organizing Map

Algoritma *Self Organizing Map* merupakan jaringan berbasis pembelajaran kompetitif yang digunakan untuk *data clustering* atau pengelompokan data. Pada jaringan ini, suatu lapisan yang berisi neuron-neuron akan menyusun dirinya sendiri berdasarkan input nilai tertentu ke dalam suatu kelompok (*cluster*). Selama proses penyusunan diri, *cluster* yang memiliki vektor bobot paling cocok dengan pola input (memiliki jarak yang paling dekat) akan dipilih sebagai pemenang. Neuron pemenang dan neuron-neuron tetangganya akan memperbarui bobotnya.

Misalkan x_i adalah nilai variabel input ke- i , w_{ij} adalah nilai bobot ke- j dari variabel ke- i , dan α adalah learning rate. Berikut algoritma pembelajaran *Self Organizing Map* yang digunakan dalam pembentukan *cluster* (Fausett, 1994).

1. Inisialisasi bobot w_{ij} .
Menentukan parameter ketetanggaan (*neighborhood parameters*).
Menentukan parameter learning rate (α).
2. Ketika kondisi berhenti bernilai FALSE, lakukan langkah-langkah berikut.
 - a. Untuk setiap vektor input x , lakukan:
 - 1) Untuk setiap j , hitung:

$$D(j) = \sum_i^n (w_{ij} - x_i)^2 \quad (1)$$

- 2) Untuk setiap unit j dengan spesifikasi tetangga J tertentu, dan untuk setiap i , hitung

$$w_{ij}(\text{new}) = w_{ij}(\text{old}) + \alpha[x_i - w_{ij}(\text{old})]. \quad (2)$$

- b. Perbaiki *learning rate*.
- c. Kurangi radius ketetanggaan pada waktu tertentu.
- d. Uji kondisi berhenti.

Davies Bouldin Index

Dalam analisis *cluster*, perlu dilakukan evaluasi *cluster* untuk mengetahui apakah *cluster* yang terbentuk memiliki jumlah *cluster* terbaik. Pada penelitian ini akan digunakan metode *Davies Bouldin Index* (DBI) untuk mengevaluasi *cluster* yang terbentuk. Dalam perhitungan DBI, semakin kecil nilai DBI yang diperoleh maka akan semakin baik *cluster* yang terbentuk. Penentuan nilai DBI didasarkan pada dispersi *cluster* dan jarak antar *cluster*.

Dispersi *cluster* merupakan ukuran kedekatan data terhadap *centroid* di dalam satu *cluster*. Nilai dispersi *cluster* dapat dihitung dengan rumus berikut.

$$S_k = \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} d(x_{ik}, c_k) \quad (3)$$

dengan n_k adalah banyak objek dalam *cluster* ke- k dan $d(x_{ik}, c_k)$ adalah jarak *Euclidean* setiap objek ke- i ke *centroid cluster* ke- k , untuk $i = 1, 2, \dots, n_k$.

Jarak antar *cluster* adalah jarak antar *centroid* dari *cluster* yang terbentuk. Berikut adalah rumus untuk menghitung jarak antar *cluster*.

$$M_{k,k'} = d(c_k, c_{k'}) \quad (4)$$

dengan c_k adalah *centroid cluster* ke- k dan $c_{k'}$ adalah *centroid cluster* ke- k' .

Selanjutnya, ukuran kesamaan *cluster* dihitung dengan menggunakan rasio. Berikut rumus rasio yang digunakan.

$$R_{k,k'} = \frac{S_k + S_{k'}}{M_{k,k'}} \quad (5)$$

Nilai *Davies Bouldin Index* dapat diartikan sebagai rata-rata dari ukuran kesamaan setiap *cluster* dengan *cluster* yang paling mirip. Nilai DBI dengan dinyatakan sebagai berikut (Davies & Bouldin, 1979).

$$DBI = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \max_{k \neq k'} R_{k,k'} \quad (6)$$

dengan K adalah banyak *cluster*.

Langkah Analisis Data

1. *Preprocessing* data

Preprocessing data dilakukan karena data berasal dari berbagai sumber sehingga perlu untuk dilakukan integrasi data. Proses ini dimulai dari pengumpulan data lalu menyajikan data sesuai dengan kriteria variabel input, misalnya dalam bentuk rasio atau perbandingan.

2. Normalisasi data

Normalisasi data perlu dilakukan agar nilai setiap variabel input berada dalam rentang nilai yang tidak terlalu jauh. Pada penelitian ini, akan digunakan metode *min-max normalization* dengan skala 0 sampai 1. *Min-max normalization* mempertahankan hubungan di antara nilai data asli (Han dkk, 2012).

$$v'_i = \frac{v_i - \min_A}{\max_A - \min_A} (\text{new_max}_A - \text{new_min}_A) + \text{new_min}_A \quad (7)$$

3. Pembentukan *cluster* dengan Algoritma *Self Organizing Map*
4. Menentukan jumlah *cluster* terbaik dengan *Davies Bouldin Index*
5. Analisis karakteristik *cluster*

Setelah pembentukan *cluster* terbaik diperoleh, dilakukan analisis karakteristik *cluster*. Analisis karakteristik *cluster* dilakukan dengan mencari nilai rata-rata untuk masing-masing variabel pada setiap *cluster*. Hasil analisis ini dapat digunakan oleh Pemerintah terkait dalam pengambilan keputusan atau penyusunan program peningkatan ketahanan pangan daerah.

6. Pemetaan *cluster*

Hasil *clustering* terbaik diperoleh setelah pembentukan *cluster* dengan jumlah *cluster* terbaik didapatkan. Hasil *clustering* dapat direpresentasikan dalam bentuk peta interaktif berbasis *web* dengan menggunakan R Shiny.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pembentukan Cluster dengan Self Organizing Map

Algoritma *Self Organizing Map* digunakan untuk mengelompokkan wilayah di Kabupaten Bantul berdasarkan indikator ketahanan pangan. Data yang digunakan adalah data indikator ketahanan pangan Kabupaten Bantul tahun 2021. Objeknya adalah 17 kecamatan di Kabupaten Bantul. Analisis *cluster* dilakukan dengan bantuan *software* R. Adapun parameter-parameter yang digunakan adalah jumlah *cluster* (k) sebanyak 2 s.d. 6 *cluster*, *learning rate* (α) sebesar 0,05, jumlah iterasi sebanyak 1700, dan untuk inialisasi bobot awal dilakukan secara acak menggunakan fungsi `set.seed()`.

Percobaan dilakukan dengan menggunakan ukuran map $(x, y) = 4 \times 4$. Pembentukan *cluster* dengan algoritma *Self Organizing Map* dilakukan dari 2 *cluster* sampai 6 *cluster* dengan metode *hierarchical clustering*. Berikut hasil pembentukan *cluster* disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil clustering

No.	Kapanewon	Pembentukan 2 Cluster	Pembentukan 3 Cluster	Pembentukan 4 Cluster	Pembentukan 5 Cluster	Pembentukan 6 Cluster
1.	Srandakan	1	1	1	1	5
2.	Sanden	1	1	1	1	5
3.	Kretek	1	1	1	1	1
4.	Pundong	1	1	1	1	5
5.	Bambanglipuro	1	1	1	1	5
6.	Pandak	1	1	1	2	2
7.	Bantul	1	1	1	2	2
8.	Jetis	1	1	1	1	5
9.	Imogiri	1	2	3	4	4
10.	Dlingo	1	2	2	3	3
11.	Pleret	1	1	1	2	2
12.	Piyungan	2	3	4	5	6
13.	Banguntapan	1	1	1	1	1
14.	Sewon	1	1	1	2	2
15.	Kasih	1	1	1	2	2
16.	Pajangan	1	2	3	4	4
17.	Sedayu	1	1	1	2	2

Validasi Cluster dengan Davies Bouldin Index

Hasil *clustering* yang diperoleh menggunakan algoritma *Self Organizing Map* divalidasi untuk ditentukan jumlah *cluster* yang optimal menggunakan *Davies Bouldin Index*. Adapun hasil validasi *Davies Bouldin Index* ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Nilai DBI hasil *clustering*

Cluster Set	Nilai DBI
2	0,712606
3	1,117461
4	0,6793819
5	1,177651
6	0,9761243

Berdasarkan Tabel 2, diperoleh bahwa nilai DBI terkecil atau paling rendah yaitu 0,6793819 yang terdapat pada jumlah *cluster* sebanyak 4. Oleh karena itu, hasil dari *clustering* ini diperoleh *cluster* yang optimal berjumlah 4 *cluster*. Berikut anggota masing-masing *cluster* pada pembentukan *cluster* optimal disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil *clustering* optimal dengan 4 *cluster*

Cluster	Jumlah Anggota	Kapanewon
1	13	Srandakan, Sanden, Kretek, Pundong, Bambanglipuro, Pandak, Bantul, Jetis, Pleret, Banguntapan, Sewon, Kasihan, Sedayu
2	1	Dlingo
3	2	Imogiri, Pajangan
4	1	Piyungan

Pemetaan dan Analisis Karakteristik Cluster

Untuk mengetahui karakteristik dari *cluster*, dihitung rata-rata dari setiap variabel yang dimiliki oleh masing-masing *cluster*. Nilai rata-rata variabel dari masing-masing *cluster* disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Nilai rata-rata *clustering*

Variabel	Rata-rata			
	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4
X1	0,3549675	0,1289458	0,1724010	0,3089060
X2	0,001906691	0,004636565	0,001062841	0,003526754
X3	0,1511260	0,3173091	0,2928323	0,1199623
X4	1,153846	4,000000	0,500000	0,000000
X5	98,87923	98,87000	98,31500	105,42000
X6	0,001484991	0,000974951	0,002536399	0,000735502

Untuk memudahkan dalam penentuan level pada hasil *cluster*, maka dibuat tabel skoring karakteristik *cluster* seperti pada Tabel 5.

Tabel 5. Skoring karakteristik *cluster*

	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	Skor	Karakteristik
Cluster 1	4	2	3	2	3	3	17	Tahan Pangan
Cluster 2	1	4	1	1	2	2	11	Tidak Tahan Pangan
Cluster 3	2	1	2	3	1	4	13	Kurang Tahan Pangan
Cluster 4	3	3	4	4	4	1	19	Sangat Tahan Pangan

Berdasarkan Tabel 4 dan 5, diketahui karakteristik untuk masing-masing *cluster*. Tabel 6 memberikan karakteristik masing-masing *cluster* dengan deskripsi variabel. Dari Tabel 6 dapat dilihat bahwa rasio luas baku lahan sawah terhadap luas wilayah kapanewon tertinggi dimiliki oleh *cluster* tahan pangan sedangkan yang terendah dimiliki oleh *cluster* tidak tahan pangan. Rasio jumlah sarana dan prasarana ekonomi terhadap jumlah rumah tangga berada pada level tertinggi untuk *cluster* tidak tahan pangan dan level terendah untuk *cluster* kurang tahan

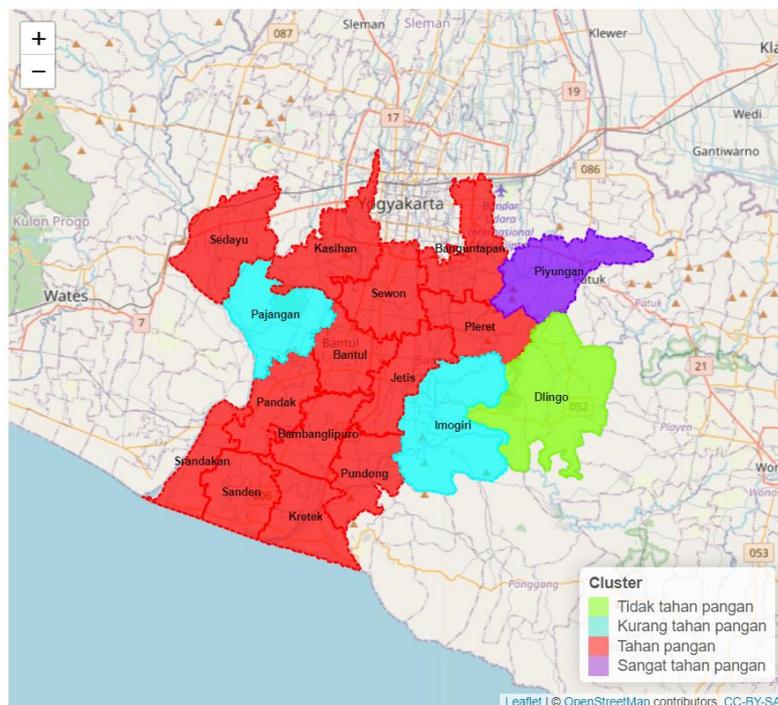
pangan. Rasio jumlah penduduk dengan tingkat kesejahteraan terendah terhadap jumlah penduduk kapanewon berada pada level tertinggi untuk *cluster* tidak tahan pangan dan level terendah untuk *cluster* sangat tahan pangan. Jumlah desa yang tidak memiliki akses penghubung memadai melalui darat atau air atau udara paling banyak berada pada *cluster* tidak tahan pangan dan paling sedikit pada *cluster* sangat tahan pangan. Persentase pengguna air bersih tertinggi berada pada *cluster* sangat tahan pangan dan yang terendah berada pada *cluster* kurang tahan pangan. Rasio jumlah tenaga kesehatan terhadap jumlah penduduk kapanewon berada pada level tertinggi untuk *cluster* kurang tahan pangan dan pada level terendah untuk *cluster* sangat tahan pangan.

Tabel 6. Karakteristik *cluster*

Tingkat Ketahanan Pangan dari Cluster	Kapanewon	Karakteristik
Sangat tahan pangan	Piyungan	<ul style="list-style-type: none"> • Persentase pengguna air bersih tertinggi • Rasio jumlah penduduk dengan tingkat kesejahteraan terendah terhadap jumlah penduduk kapanewon terendah • Jumlah desa yang tidak memiliki akses penghubung memadai melalui darat atau air atau udara paling sedikit • Rasio jumlah tenaga kesehatan terhadap jumlah penduduk kapanewon terendah
Tahan pangan	Srandakan, Sanden, Kretek, Pundong, Bambanglipuro, Pandak, Bantul, Jetis, Pleret, Banguntapan, Sewon, Kasihan, Sedayu	<ul style="list-style-type: none"> • Rasio luas baku lahan sawah terhadap luas wilayah kapanewon tertinggi
Kurang tahan pangan	Imogiri, Pajangan	<ul style="list-style-type: none"> • Rasio jumlah tenaga kesehatan terhadap jumlah penduduk kapanewon tertinggi • Rasio jumlah sarana dan prasarana ekonomi terhadap jumlah rumah tangga terendah
Tidak tahan pangan	Dlingo	<ul style="list-style-type: none"> • Rasio luas baku lahan sawah terhadap luas wilayah kapanewon terendah • Rasio jumlah sarana dan prasarana ekonomi terhadap jumlah rumah tangga paling banyak • Rasio jumlah penduduk dengan tingkat kesejahteraan terendah terhadap jumlah penduduk kapanewon tertinggi • Jumlah desa yang tidak memiliki akses penghubung memadai melalui

darat atau air atau udara paling banyak

Cluster yang terbentuk divisualisasikan dalam bentuk peta interaktif yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Pemetaan cluster

Berdasarkan Gambar 1, terlihat bahwa sebagian besar kapanewon termasuk dalam wilayah yang tahan pangan yaitu Kapanewon Srandakan, Sanden, Kretek, Pundong, Bambanglipuro, Pandak, Bantul, Jetis, Pleret, Banguntapan, Sewon, Kasihan, dan Sedayu. Kapanewon Dlingo merupakan satu-satunya wilayah yang tidak tahan pangan. Wilayah yang kurang tahan pangan yaitu Kapanewon Imogiri dan Pajangan. Kemudian, untuk wilayah yang sangat tahan pangan adalah Kapanewon Piyungan.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa penerapan algoritma *Self Organizing Map* dan *Davies Bouldin Index* dalam pembentukan cluster wilayah di Kabupaten Bantul berdasarkan indikator ketahanan pangan diperoleh jumlah 4 cluster terbaik dengan nilai DBI 0.6793819 dari pengujian skenario jumlah cluster dari 2 s.d. 6 cluster. Cluster ke-1 beranggotakan 13 kapanewon yaitu Srandakan, Sanden, Kretek, Pundong, Bambanglipuro, Pandak, Bantul, Jetis, Pleret, Banguntapan, Sewon, Kasihan, dan Sedayu dikelompokkan sebagai wilayah yang tahan pangan dengan karakteristik memiliki rasio luas baku lahan sawah terhadap luas wilayah kapanewon tertinggi. Cluster ke-2 beranggotakan 1 kapanewon yaitu Dlingo dikelompokkan sebagai wilayah yang tidak tahan pangan dengan karakteristik memiliki rasio luas baku lahan sawah terhadap luas wilayah kapanewon terendah, tetapi memiliki nilai tertinggi pada rasio jumlah sarana dan prasarana ekonomi terhadap jumlah rumah tangga, rasio jumlah penduduk dengan tingkat kesejahteraan terendah terhadap jumlah penduduk kapanewon, dan jumlah desa yang tidak memiliki akses penghubung memadai melalui darat atau air atau udara. Cluster ke-3 beranggotakan 2 kapanewon yaitu Imogiri dan Pajangan dikelompokkan sebagai wilayah yang kurang tahan pangan dengan karakteristik memiliki rasio jumlah tenaga kesehatan terhadap jumlah penduduk kapanewon tertinggi tetapi memiliki rasio

jumlah sarana dan prasarana ekonomi terhadap jumlah rumah tangga terendah. *Cluster* ke-4 beranggotakan 1 kapanewon yaitu Piyungan dikelompokkan sebagai wilayah yang sangat tahan pangan dengan karakteristik memiliki persentase pengguna air bersih tertinggi, rasio jumlah penduduk dengan tingkat kesejahteraan terendah terhadap jumlah penduduk kapanewon terendah, jumlah desa yang tidak memiliki akses penghubung memadai melalui darat atau air atau udara paling sedikit, dan rasio jumlah tenaga kesehatan terhadap jumlah penduduk kapanewon terendah.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Dosen Pembimbing Skripsi, Koordinator Program Studi Matematika, dan seluruh Dosen Departemen Pendidikan Matematika yang telah memberikan ilmu hingga terselesainya artikel ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdullah, D., Susilo, S., Ahmar, A. S., Rusli, R., & Hidayat, R. (2022). The application of K-means clustering for province clustering in Indonesia of the risk of the COVID-19 pandemic based on COVID-19 data. *Quality & Quantity*, 56(3), 1283-1291.
- Badan Perencanaan Pembangunan Nasional. (2021). *Laporan Kajian Food Loss and Waste di Indonesia: Dalam Rangka Mendukung Penerapan Ekonomi Sirkular dan Pembangunan Rendah Karbon*. Jakarta.
- Davies, D. L., & Bouldin, D. W. (1979). A cluster separation measure. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, (2), 224-227.
- Dinas Pertanian Pangan Kelautan dan Perikanan Kabupaten Bantul. (2021). *Album Peta Lahan Pertanian Pangan Berkelanjutan Kapanewon Srandakan*. Bantul.
- Fausett, L. (1994). *Fundamental of neural network (Architectures, Algorithms, and Applications)*. Upper Saddle River, New-Jersey: Prentice-Hall.
- Han, J., Kamber, M., & Pie, J. (2012). *Data Mining: Concepts and Technique Third Edition*. Elsevier.
- Le, T., & Altman, T. (2011). A new initialization method for the Fuzzy C-Means Algorithm using Fuzzy Subtractive Clustering. In *Proceedings of the International Conference on Information and Knowledge Engineering (IKE)* (p. 1). The Steering Committee of The World Congress in Computer Science, Computer Engineering and Applied Computing (WorldComp).
- Republik Indonesia. (2012). *Undang-Undang RI Nomor 18, Tahun 2012, tentang Pangan*.
- Rini, D. P., & Ruskan, E. L. (2020). Clustering of Food Security Status in South Sumatera Using Fuzzy C-Means Algorithm. In *Sriwijaya International Conference on Information Technology and Its Applications (SICONIAN 2019)* (pp. 207-210). Atlantis Press.
- Stavi, I., Roque de Pinho, J., Paschalidou, A. K., Adamo, S. B., Galvin, K., de Sherbinin, A., ... & van der Geest, K. (2022). Food security among dryland pastoralists and agropastoralists: The climate, land-use change, and population dynamics nexus. *The Anthropocene Review*, 9(3), 299-323.
- Susilowati, T., Sugiarto, D., & Mardianto, I. (2020). Validity Test of Self-Organizing Map (SOM) and K-Means Algorithm for Employee Grouping. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 4(6), 1171-1178.
- Thaha, I. (2013). *Kajian Self-Organizing Maps (SOM) dalam Pengelompokan Objek (Studi kasus: pengelompokan desa/kelurahan di Kabupaten Wajo Sulawesi Selatan)* (Doctoral dissertation, Tesis. Jurusan Statistika. Institut Pertanian Bogor).

- Trimanto, R., Yustari, E., Nafisah, Z., Carolina, N., Irsalinda, N., & Setyorini, A. I. (2022). Indonesian provincial clustering using Elbow method for the national food security during pandemic. *Bulletin of Applied Mathematics and Mathematics Education*, 2(2), 51-58.
- Wardoyo, A. E., & Triuspita, N. (2020). Penentuan Cluster Optimum pada Tingkat Pengangguran dan Tingkat Kemiskinan di Jawa Timur Menggunakan Algoritma Fuzzy C-Means. *BIOS: Jurnal Teknologi Informasi dan Rekayasa Komputer*, 1(2), 40-47.
- Wu, J. (2012). *Advances in K-means clustering: a data mining thinking*. Springer Science & Business Media.
- Wulandari, K., & Fauzy, A. (2016). Implementasi Self Organizing Maps untuk Clustering Ketahanan dan Kerentanan Pangan Desa di Kabupaten Magetan 2014. *Jurnal Matematika*, 1.