Pengelompokan Potensi Ekonomi Provinsi Sulawesi Tenggara menggunakan Metode Fuzzy C-Means Clustering

Laode Muhammad Aznur Syahfajar[1)*], Noviana Riza[2)], Woro Isti Rahayu[3)]
[1,2,3)] Program Studi Sains Data,Sekolah Teknologi dan Informasi, Universitas Logistik dan Bisnis Internasional

Received: 23 June 2026 Accepted: 29 June 2026 Published: 30 June 2026

*lmaznursyahfajar@gmail.com

Kata Kunci: Fuzzy C-Means, Potensi Ekonomi, Sektor Primer, Klasterisasi Wilayah, Sulawesi Tenggara.

DSI: Jurnal Data Science Indonesia is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0).

Abstrak: Penelitian bertujuan untuk mengelompokkan wilayah kabupaten/kota di Provinsi Sulawesi Tenggara berdasarkan potensi ekonomi sumber daya alam menggunakan metode Fuzzy C-Means Clustering (FCM). Analisis difokuskan pada lima sektor ekonomi primer strategis, yaitu pertanian, UMKM, perkebunan, perkebunan buah, dan perikanan, dengan data bersumber dari Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Tenggara melalui Potensi Desa (PODES) dan statistik sektoral tahun 2024. Tahapan penelitian meliputi preprocessing dan normalisasi data menggunakan StandardScaler, penentuan jumlah klaster optimal melalui perbandingan metrik validasi pada berbagai nilai c, penerapan Fuzzy C Means dengan parameter fuzzifier m=2 dan ambang konvergensi ε=0,005, serta evaluasi menggunakan Silhouette Score, Davies-Bouldin Index (DBI), dan Calinski-Harabasz Score. Hasil penelitian menunjukkan terbentuknya tiga klaster pada setiap sektor dengan karakteristik yang berbeda. Evaluasi model menghasilkan nilai Silhouette Score berkisar antara 0,34 hingga 0,51, dengan performa terbaik pada sektor UMKM (0,5111) dan Perikanan (0,4661). DBI yang baik (di bawah 0,7) ditemukan pada tiga sektor, yaitu Pertanian (0,5959), UMKM (0,6362), dan Perikanan (0,6706), sementara sektor Perkebunan dan Perkebunan Buah menunjukkan DBI tinggi yang mengindikasikan tumpang tindih antarklaster. Visualisasi peta tematik memperlihatkan pola distribusi spasial yang jelas, serta memberikan landasan untuk rekomendasi kebijakan sektoral seperti penguatan hilirisasi, peningkatan akses pasar UMKM, dan optimalisasi teknologi budidaya perikanan. Penelitian ini diharapkan menjadi acuan dalam perumusan kebijakan pembangunan daerah yang lebih tepat sasaran dan berbasis data.

PENDAHULUAN

Era Revolusi Industri 4.0 telah mengubah paradigma pembangunan menuju pengambilan keputusan berbasis data, termasuk dalam perencanaan ekonomi daerah. Dalam kerangka desentralisasi fiskal yang diamanatkan oleh Undang-Undang Nomor 23 Tahun 2014 tentang Pemerintahan Daerah, setiap pemerintah daerah dituntut untuk mampu mengidentifikasi dan mengoptimalkan potensi wilayahnya secara mandiri. Pemetaan potensi ekonomi yang akurat menjadi prasyarat utama untuk merumuskan strategi pembangunan yang efektif dan efisien[1]. Provinsi Sulawesi Tenggara (Sultra), sebagai salah satu wilayah segitiga pertumbuhan di Kawasan Timur Indonesia, memiliki sumber daya alam yang melimpah, dengan sektor primer yang berfungsi sebagai tulang punggung ekonomi daerah. Data dari kuartal ketiga tahun 2024 mengungkapkan kontribusi signifikan dari sektor pertanian, kehutanan, dan perikanan yang mencapai 22,47% dari Produk Domestik Regional Bruto (PDRB), diikuti oleh sektor pertambangan sebesar

20,6%, sehingga kedua sektor primer tersebut secara bersama-sama menyumbang lebih dari 43% perekonomian daerah[2]. Namun, besarnya kontribusi sektor primer ini belum sejalan dengan tingkat pemerataan pembangunan antarwilayah. Kesenjangan antarkabupaten/kota dalam hal produktivitas dan akses infrastruktur ekonomi masih cukup signifikan, yang sebagian besar disebabkan oleh tidak adanya pemetaan wilayah yang sistematis berdasarkan analisis data yang komprehensif[3].

Pendekatan statistik dan sains data menggunakan teknik klastering menawarkan solusi inovatif untuk mengelompokkan wilayah berdasarkan kesamaan karakteristik potensi ekonomi[4]. Di antara berbagai algoritma klastering, *Fuzzy C-Means Clustering* (FCM) telah muncul sebagai metode yang sangat relevan untuk analisis data sosial-ekonomi regional[5]. Keunggulan utama Fuzzy C-Means terletak pada kemampuannya mengakomodasi berbagai derajat keanggotaan antara 0 dan 1, sehingga sangat cocok untuk menangani kompleksitas data pembangunan daerah yang sering kali tidak dapat dipisahkan secara tegas. Karakteristik fuzzy ini memungkinkan setiap kabupaten/kota direpresentasikan sebagai anggota parsial dari lebih dari satu klaster, sehingga wilayah transisional dengan karakteristik ekonomi campuran dapat diidentifikasi dengan lebih akurat dibandingkan metode klastering konvensional. Karakteristik fuzzy ini memungkinkan setiap kabupaten/kota direpresentasikan sebagai anggota parsial dari lebih dari satu klaster, sehingga wilayah transisional dengan karakteristik ekonomi campuran dapat diidentifikasi dengan lebih akurat dibandingkan metode klastering konvensional[6], [7].Fleksibilitas ini memungkinkan analisis yang lebih realistis dalam mengidentifikasi wilayah transisi dan wilayah dengan karakteristik ekonomi hibrida. Meskipun studi pengelompokan berbasis data telah banyak dilakukan di berbagai wilayah Indonesia, kajian yang mengintegrasikan analisis multisektor primer secara terpadu di tingkat kabupaten/kota di Sulawesi Tenggara masih sangat terbatas. Sebagian besar penelitian terdahulu hanya berfokus pada satu sektor atau menggunakan indikator komposit yang tidak mencerminkan kekhasan potensi ekonomi lokal. Kesenjangan penelitian ini menjadi dasar dan motivasi utama studi yang dilaporkan dalam artikel ini.

Penelitian bertujuan untuk mengelompokkan 17 kabupaten/kota di Sulawesi Tenggara berdasarkan potensi ekonomi lima sektor primer menggunakan Fuzzy C-Means, mengevaluasi kualitas klasterisasi menggunakan tiga metrik validasi, dan merumuskan rekomendasi kebijakan berbasis klaster yang dapat dijadikan acuan pembangunan daerah.

TINJAUAN LITERATUR

Tinjauan literatur menunjukkan keberhasilan penerapan Fuzzy C-Means (FCM) dalam berbagai studi regional, termasuk klastering kemiskinan[4], [8], pemetaan potensi perikanan[9], analisis UMKM[10],dan klasifikasi wilayah berdasarkan Indeks Pembangunan Manusia[11], serta klastering spasial produksi pertanian tingkat provinsi menggunakan Fuzzy C Means[12]. Selain itu, metode klastering berbasis fuzzy di luar *Fuzzy C-Means* juga telah diterapkan dalam analisis ekonomi regional, misalnya,[6] menggunakan algoritma *fuzzy k-prototypes* yang dimodifikasi untuk mengklasifikasikan wilayah berdasarkan potensi ekonomi guna menentukan target pembangunan desa. Namun, masih terdapat celah penelitian berupa kurangnya studi komprehensif yang mengintegrasikan analisis primer multisektor dalam satu kerangka analitis terpadu di tingkat kabupaten/kota, mengingat sebagian besar studi di Indonesia masih menerapkan pendekatan klastering pada indikator terbatas atau sektor tertentu saja[13], [14]. Sebagian besar studi yang ada masih berfokus pada analisis sektor tunggal tanpa mempertimbangkan keterkaitan dan interaksi antarsektor ekonomi[13]. Pendekatan multisektor yang terintegrasi sangat penting untuk menangkap karakteristik potensi ekonomi daerah yang kompleks dan heterogen, serta untuk mendukung perumusan kebijakan yang lebih efektif dan berbasis bukti[5].

Perkembangan kajian terkini menunjukkan bahwa penggunaan teknik klastering seperti Fuzzy C-Means semakin meluas dalam analisis pembangunan daerah, karena kemampuannya menangkap kompleksitas karakteristik sosial-ekonomi yang tidak dapat direpresentasikan secara memadai oleh metode klasterisasi berbasis keanggotaan tunggal (hard clustering)[5]. Sejumlah penelitian telah menunjukkan efektivitas FCM dalam memetakan potensi ekonomi daerah, termasuk di berbagai provinsi di Indonesia[3], [7], [15] serta pengelompokan hasil panen padi di tingkat provinsi[16]. Pendekatan kombinasi multisektor juga telah diterapkan sebelumnya dalam analisis pertanian dan perikanan[17].

Fuzzy C-Means (FCM) bekerja dengan meminimalkan fungsi objektif yang didasarkan pada jarak antara setiap titik data dengan pusat klaster, di mana kontribusi masing-masing objek ditentukan oleh derajat keanggotaan (*membership degree*) dan parameter *fuzziness exponent* (*m*) yang mengendalikan tingkat kekaburan partisi klaster[7]. Berbeda dengan algoritma K-Means yang menerapkan keanggotaan tegas (*hard clustering*), Fuzzy C Means menggunakan pendekatan *soft clustering* sehingga setiap objek dapat memiliki derajat keanggotaan pada lebih dari satu klaster. Karakteristik tersebut menjadikan Fuzzy C Means lebih sesuai untuk mengelompokkan data sosial-ekonomi yang bersifat heterogen dan memiliki batas antarkelompok yang tidak tegas[18]. Berdasarkan telaah terhadap berbagai penelitian terdahulu, sebagian besar penerapan Fuzzy C Means di Indonesia masih berfokus pada pengelompokan menggunakan satu sektor atau satu kelompok indikator, seperti pertumbuhan ekonomi, faktor sosial-ekonomi, tingkat konsumsi pangan, maupun indeks kebahagiaan, sehingga belum banyak penelitian yang mengintegrasikan analisis multisektor primer secara komprehensif pada tingkat kabupaten/kota[15]. Celah tersebut menjadi dasar penelitian ini untuk mengelompokkan potensi ekonomi lima sektor primer di Provinsi Sulawesi Tenggara dalam satu kerangka analitis berbasis Fuzzy C Means guna menghasilkan profil potensi ekonomi multidimensi setiap kabupaten/kota sebagai landasan penyusunan kebijakan pembangunan daerah.

Secara matematis, FCM bekerja dengan meminimalkan fungsi objektif yang mengukur total jarak berbobot antara setiap data dan pusat klaster. Fungsi objektif tersebut dinyatakan sebagai berikut. Fungsi objektif tersebut dinyatakan sebagai berikut.

$$J_m = = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{c} U_{ij}^{m}.\ ||x_i - c_j||^2$$

dengan (u_{ij})merupakan derajat keanggotaan data ke-(i) terhadap klaster ke-(j), (m) adalah parameter *fuzzifier*, (x_i)adalah data ke-(i), dan (c_j) merupakan pusat klaster.
Nilai derajat keanggotaan kemudian diperbarui menggunakan persamaan

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^{c}\left(\frac{|x_i - c_j|}{|x_i - c_k|}\right)^{\frac{2}{m-1}}}$$

sedangkan pusat klaster dihitung menggunakan

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^{n} u_{ij}^{m}\, x_i}{\sum_{i=1}^{n} u_{ij}^{m}}$$

dengan:

- (J_m) = fungsi objektif Fuzzy C-Means;
- (n) = jumlah data yang dianalisis;
- (c) = jumlah klaster;
- (u_{ij}) = derajat keanggotaan data ke-(i) terhadap klaster ke-(j);
- (m) = parameter *fuzzifier* $((m > 1))$;
- (x_i) = data ke-(i);
- (c_j) = pusat (centroid) klaster ke-(j); dan
- (k) = indeks seluruh klaster yang digunakan dalam proses pembaruan derajat keanggotaan.

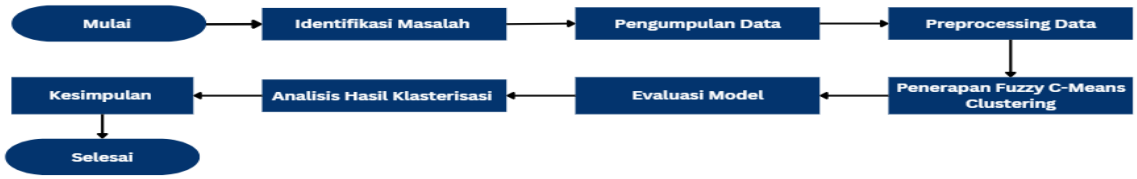
METODE PENELITIAN

1. Sumber dan Deskripsi Data
   Data yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Sulawesi Tenggara melalui publikasi Potensi Desa (PODES) 2024 dan statistik sektoral tahun 2024. Unit analisis adalah 17 kabupaten/kota di Provinsi Sulawesi Tenggara. Data dikumpulkan pada tingkat agregasi kabupaten/kota dan mencakup lima sektor ekonomi primer, sebagaimana diuraikan pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Variabel input per sektor

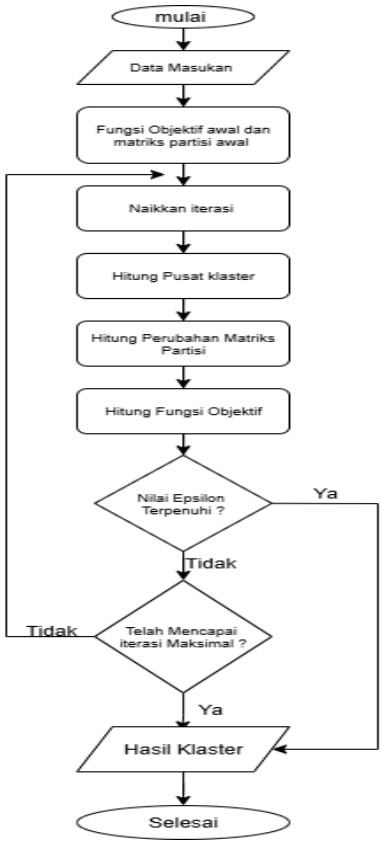
Sektor	Variabel/Indikator	Satuan
Pertanian	produksi beras, jagung, dan kedelai	Ton
UMKM	Jumlah unit usaha mikro-kecil-menengah dan usaha besar dan sedang	Unit
Perkebunan	Hasil produksi komoditas kelapa sawit, kelapa,kopi, kakao, cengkeh,lada, sagu, jembu mete, enau	Ton
Perkebunan Buah	Hasil produksi buah mangga, durian, jeruk siam, pisang, papaya, salak, alpukat, belimbing, duku jambu air, jambu biji, jambu besar, manggis, nangka, nenas, rambutan, sirsak, sukun, buah naga, dan lemon	Ton
Perikanan	Volume produksi perikanan tangkap laut, produksi perikanan budidaya	Ton

2. Alur Metode Penelitian



Gambar 1. Alur penelitian

Gambar 1 menunjukkan alur penelitian yang dimulai dari identifikasi masalah, pengumpulan data, dan preprocessing data. Selanjutnya, metode Fuzzy C-Means Clustering (FCM) diterapkan untuk mengelompokkan data, kemudian dilakukan evaluasi model dan analisis hasil klasterisasi. Hasil analisis digunakan untuk menyusun kesimpulan penelitian sebelum proses penelitian dinyatakan selesai.



Gambar 2. Alur Fuzzy C-Means Clustering

Secara khusus pada tahapan pemodelan, algoritma FCM bekerja secara iteratif untuk mengelompokkan data berdasarkan derajat keanggotaan. Proses ini dimulai dari inisialisasi parameter (jumlah klaster c, parameter fuzzifier m, batas maksimal iterasi, dan ambang batas error ε), dilanjutkan dengan perhitungan pusat klaster awal secara acak. Pada setiap iterasi, algoritma melakukan dua pembaruan utama: (1) pembaruan matriks partisi keanggotaan fuzzy uij berdasarkan jarak setiap titik data ke centroid, dan (2) pembaruan pusat klaster cj sebagai rata-rata tertimbang dari seluruh titik data dengan bobot derajat keanggotaannya. Iterasi akan berhenti apabila selisih antara matriks partisi pada dua iterasi berurutan lebih kecil dari ambang batas ε=0,005, atau ketika jumlah iterasi telah mencapai batas maksimal 1000 kali. Evaluasi kualitas klasterisasi dilakukan menggunakan tiga metrik: Silhouette Score (SS) untuk mengukur seberapa baik pemisahan antara klaster, Davies-Bouldin Index (DBI) untuk mengukur rasio kedekatan dalam klaster terhadap jarak antara klaster (nilai lebih rendah lebih baik), dan Calinski-Harabasz Score (CHS) untuk mengukur rasio dispersi antar klaster terhadap dispersi dalam klaster (nilai lebih tinggi lebih baik).

3. Preprocessing Data

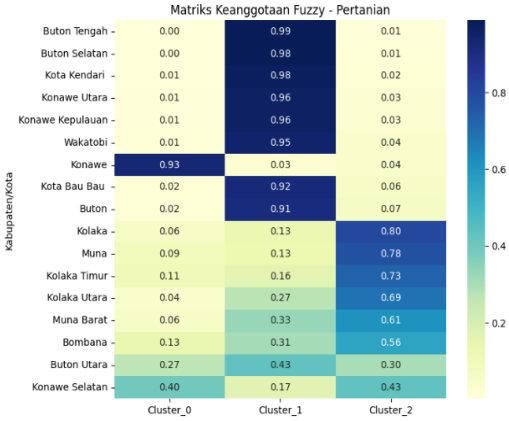
Tahap preprocessing dilakukan melalui penyesuaian struktur data, normalisasi menggunakan metode StandardScaler untuk menyamakan skala antarvariabel, serta penyeragaman nama wilayah agar konsisten dengan data spasial yang digunakan. Proses standarisasi diperlukan untuk mengurangi pengaruh perbedaan satuan dan rentang data sehingga setiap variabel memiliki kontribusi yang seimbang dalam proses klasterisasi. Selanjutnya, analisis dilakukan menggunakan algoritma Fuzzy C-Means (FCM) karena mampu mengakomodasi derajat keanggotaan suatu objek pada lebih dari satu klaster dengan nilai keanggotaan pada rentang 0–1. Karakteristik tersebut menjadikan FCM sesuai untuk pengelompokan data sosial-ekonomi yang umumnya memiliki batas antarkelompok yang tidak tegas dan bersifat heterogen.

4. Fuzzy C-Means Clustering

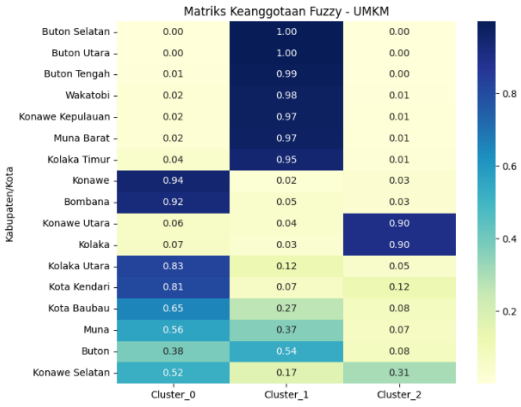
Metode Fuzzy C-Means (FCM) diterapkan untuk mengelompokkan potensi wilayah dengan memberikan derajat keanggotaan pada setiap data, sehingga satu wilayah dapat memiliki kedekatan dengan lebih dari satu klaster. Pada Persamaan fungsi objektif, n melambangkan jumlah titik data, c adalah jumlah klaster optimal yang ditetapkan sebanyak tiga (c=3) berdasarkan hasil pengujian metrik Silhouette Score pada berbagai nilai c (c=2 hingga c=5), di mana c=3 menghasilkan nilai metrik terbaik secara konsisten di sebagian besar sektor berdasarkan hasil pengujian metrik Silhouette Score pada berbagai nilai c (c=2 hingga c=5), di mana c=3 menghasilkan nilai metrik terbaik secara konsisten di sebagian besar sektor, uij merupakan derajat keanggotaan dari titik data ke-i dalam klaster j, m adalah parameter fuzzifier yang ditetapkan sebesar 2, xi adalah nilai data, dan cj mewakili pusat klaster. Pembaruan matriks partisi dan pusat klaster dilakukan secara berulang hingga mencapai ambang batas konvergensi (epsilon) sebesar 0,005 atau hingga proses mencapai batas maksimal 1000 iterasi.

HASIL PENELITIAN

Penerapan model FCM menghasilkan pengelompokan 17 kabupaten/kota ke dalam tiga klaster (Klaster 0, 1, dan 2) untuk masing-masing sektor ekonomi primer. Pemetaan matriks keanggotaan menunjukkan adanya wilayah dengan spesialisasi absolut yang ditunjukkan oleh derajat keanggotaan mendekati 1,00, serta wilayah transisional yang memiliki karakteristik campuran antar klaster. Hasil klasterisasi menunjukkan bahwa setiap kabupaten/kota di Provinsi Sulawesi Tenggara memiliki karakteristik potensi ekonomi yang berbeda pada lima sektor yang dianalisis, yaitu pertanian, UMKM, perkebunan, perkebunan buah, dan perikanan. Interpretasi label klaster pada setiap sektor didasarkan pada nilai centroid hasil konvergensi algoritma FCM, sehingga penamaan klaster mencerminkan karakteristik aktual data. Dengan demikian, urutan numerik klaster (0, 1, 2) tidak secara otomatis berkorespondensi dengan tingkat potensi dari rendah ke tinggi, melainkan bergantung pada centroid yang terbentuk di setiap sektor. Interpretasi substantif setiap klaster diuraikan secara rinci pada bagian pembahasan.

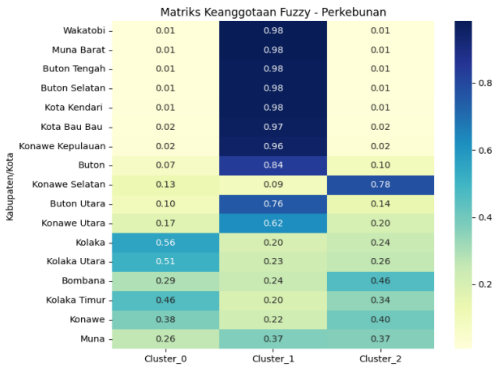


Gambar 3 Matriks Keanggotaan Sektor Pertanian

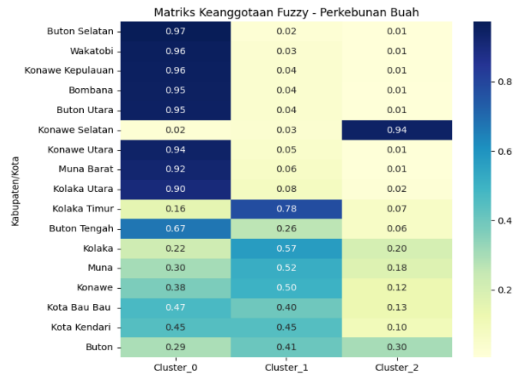


Gambar 4 Matriks Keanggotaan Sektor UMKM

Analisis matriks keanggotaan fuzzy pada sektor pertanian mengungkapkan pola klasterisasi yang cukup tegas, dengan mayoritas kabupaten menunjukkan derajat keanggotaan dominan di atas 0.90 terhadap satu klaster tertentu. Kabupaten Konawe menempati Klaster 0 (sentra produksi) dengan keanggotaan 0.93, sementara Kolaka, Muna, dan Kolaka Timur terkonsentrasi pada Klaster 2 (pertanian menengah) dengan keanggotaan >0.70. Buton Tengah dan Buton Selatan menunjukkan spesialisasi kuat pada Klaster 1 (wilayah pendukung) dengan keanggotaan >0.95, sedangkan Konawe Selatan menunjukkan karakteristik transisional dengan distribusi keanggotaan yang seimbang (0.40, 0.17, 0.43) pada ketiga klaster. Pola serupa terlihat pada sektor UMKM dimana Buton Selatan, Buton Utara, dan Buton Tengah menunjukkan kemiripan absolut (keanggotaan 1.00) terhadap Klaster 1 (aktivitas UMKM rendah), sementara Konawe, Bombana, dan Kota Kendari mendominasi Klaster 0 (usaha skala menengah-besar) dengan keanggotaan >0.90. Kolaka dan Konawe Utara menjadi anggota khas Klaster 2 (usaha mikro-kecil) dengan keanggotaan 0.90, sedangkan wilayah seperti Muna menunjukkan karakteristik campuran dengan distribusi keanggotaan yang menyebar (0.56 dan 0.37) mencerminkan sifat fuzzy dari data UMKM.



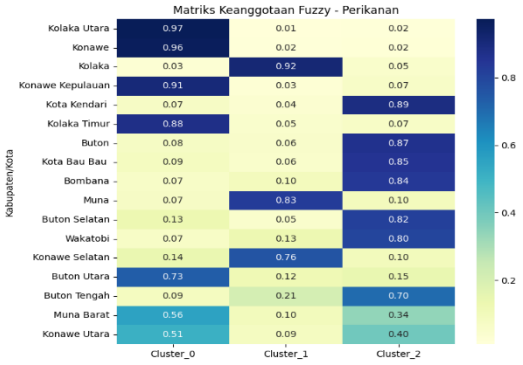
Gambar 5 Matriks Keanggotaan Sektor Perkebunan



Gambar 6 Matriks Keanggotaan Sektor Perkebunan Buah

Analisis matriks keanggotaan fuzzy sektor perkebunan menunjukkan konsentrasi spasial yang jelas, dengan Wakatobi, Muna Barat, dan Buton Selatan menunjukkan spesialisasi kuat pada Klaster 1 (perkebunan kecil) melalui nilai keanggotaan >0.98, sementara Kolaka, Kolaka Utara, dan Kolaka Timur cenderung pada Klaster 0 (sentra kakao) dengan keanggotaan 0.46-0.56. Konawe Selatan menempati posisi unik sebagai satu-satunya anggota Klaster 2 (produksi menengah) dengan keanggotaan 0.78, sedangkan Muna menunjukkan karakteristik transisional dengan distribusi keanggotaan seimbang (0.26, 0.37, 0.37). Pola serupa terlihat pada sektor perkebunan buah dimana Buton Selatan, Wakatobi, dan Konawe Kepulauan mendominasi Klaster 0 (produksi kecil) dengan keanggotaan >0.95, sementara Konawe Selatan kembali

menunjukkan kekhasan sebagai satu-satunya anggota Klaster 2 (sentra unggulan) dengan keanggotaan 0.94. Kolaka Timur menjadi anggota khas Klaster 1 (produksi besar) dengan keanggotaan 0.78, sedangkan wilayah urban seperti Kota Kendari dan Bau-Bau menunjukkan profil kompleks dengan distribusi keanggotaan merata antar klaster, mencerminkan karakteristik perkebunan buah yang lebih terdiversifikasi di wilayah perkotaan.



Gambar 7 Matriks Keanggotaan Sektor Perikanan

Analisis matriks keanggotaan fuzzy sektor perikanan menunjukkan polarisasi klaster yang jelas, dengan Kolaka Utara, Konawe, dan Kolaka menunjukkan spesialisasi kuat pada Klaster 0 (budidaya menengah) dan Klaster 1 (potensi budidaya besar) melalui nilai keanggotaan >0.90, sementara wilayah pesisir seperti Kota Kendari, Bombana, dan Kota Bau-Bau mendominasi Klaster 2 (perikanan tangkap) dengan keanggotaan >0.85. Beberapa kabupaten seperti Konawe Utara menunjukkan karakteristik transisi dengan distribusi keanggotaan yang seimbang antara Klaster 0 (0.51) dan Klaster 2 (0.40), mengindikasikan pola produksi yang mengombinasikan budidaya dan tangkap. Buton Tengah dan Buton Utara further mencerminkan sifat fuzzy dengan profil keanggotaan yang tersebar, menandakan keragaman aktivitas perikanan yang tidak terklasifikasi secara tegas.

Hasil klasterisasi FCM pada lima sektor ekonomi utama Provinsi Sulawesi Tenggara mengungkapkan profil wilayah yang berbeda-beda. Sektor pertanian didominasi Klaster 1 (wilayah non-agraris) dengan hanya Konawe sebagai Klaster 0 (sentra padi-jagung), sementara sektor UMKM menunjukkan distribusi merata dengan sedikit wilayah di Klaster 2 (usaha mikro-kecil). Sektor perkebunan didominasi Klaster 1 (skala rumah tangga) dengan Klaster 0 (sentra kakao) terkonsentrasi di beberapa wilayah. Pada sektor perkebunan buah, mayoritas wilayah masuk Klaster 0 (produksi kecil-menengah) dengan Kolaka sebagai satu-satunya Klaster 2 (sentra unggulan). Sektor perikanan menunjukkan polarisasi jelas antara Klaster 2 (tangkap) di wilayah pesisir dan Klaster 0 (budidaya menengah) di daratan. Variasi karakteristik ini mengindikasikan perlunya pendekatan kebijakan yang berbeda untuk setiap klaster guna mencapai efektivitas pembangunan wilayah yang optimal. Secara keseluruhan, hasil FCM across semua sektor menghasilkan pengelompokan wilayah yang konsisten seperti tersaji pada Tabel berikut.

Tabel 2 Hasil Klaster Sektor

No	Kabupaten/Kota	Pertanian	UMKM	Perkebunan	Perkebunan Buah	Perikanan
1	Buton	1	1	1	1	2
2	Muna	2	0	1	1	1
3	Konawe	0	0	2	1	0
4	Kolaka	2	2	0	2	1
5	Konawe Selatan	2	0	2	0	1
6	Bombana	2	0	2	0	2
7	Wakatobi	1	1	1	0	2
8	Kolaka Utara	2	0	0	0	0
9	Buton Utara	1	1	1	0	0

10	Konawe Utara	1	2	1	0	0
11	Kolaka Timur	2	1	0	1	0
12	Konawe Kepulauan	1	1	1	0	0
13	Muna Barat	2	1	1	0	0
14	Buton Tengah	1	1	1	0	2
15	Buton Selatan	1	1	1	0	2
16	Kota Kendari	1	0	1	1	2
17	Kota Bau Bau	1	0	1	0	2

Tabel 3 menunjukkan evaluasi model menggunakan tiga metrik validasi menunjukkan variasi kualitas klasterisasi antar sektor, dimana sektor UMKM mencatat performa terbaik dengan *Silhouette Score* 0,511 dan *Calinski-Harabasz Score* 16,95 yang mengindikasikan pemisahan klaster yang jelas, diikuti sektor Perikanan yang menunjukkan struktur klaster kuat melalui *CH Score* tertinggi (21,02) meskipun *Silhouette Score*-nya lebih rendah. Sektor Pertanian menghasilkan klasterisasi yang stabil dengan nilai metrik seimbang, sementara sektor Perkebunan dan Perkebunan Buah menunjukkan hasil kurang optimal dengan *Davies-Bouldin Index* tinggi dan *CH Score* rendah yang mengindikasikan tumpang-tindih antar klaster, sehingga memerlukan optimalisasi parameter atau penambahan variabel yang lebih relevan di masa mendatang. Secara keseluruhan, metode FCM terbukti efektif untuk pengelompokan wilayah berbasis indikator ekonomi, khususnya pada sektor UMKM dan Perikanan.

Tabel 3 Evaluasi Model per sektor

Sektor	Silhouette Score	Davies Bouldin Index	Calinski Harabasz
Pertanian	0.4849	0.5959	11.12
UMKM	0.5111	0.6362	16.95
Perkebunan	0.4200	13.559	5.99
Perkebunan Buah	0.3386	11.095	6.38
Perikanan	0.4661	0.6706	21.02

PEMBAHASAN

Pada sektor pertanian, Klaster 0 ditandai sebagai wilayah sentra produksi padi dan jagung skala besar, dengan Kabupaten Konawe sebagai satu-satunya anggota yang memiliki derajat keanggotaan sangat tinggi (0.93). Klaster ini merepresentasikan lumbung pangan utama provinsi. Klaster 1 dikategorikan sebagai wilayah non-agraris atau pendukung, yang mencakup sebagian besar kabupaten/kota seperti Buton, Wakatobi, dan Kota Kendari. Wilayah-wilayah ini memiliki kontribusi sektor pertanian yang relatif kecil. Sementara itu, Klaster 2 merupakan wilayah dengan pertanian menengah dan diversifikasi komoditas, di mana Kabupaten Kolaka, Konawe Selatan, dan Bombana menunjukkan pola produksi yang lebih beragam meskipun tidak didominasi oleh satu komoditas utama tertentu.

Untuk sektor UMKM, pengelompokan menghasilkan pola yang mencerminkan struktur usaha. Klaster 0 didominasi oleh usaha skala menengah dan besar, yang terkonsentrasi di Kota Kendari dan Kabupaten Konawe, mengindikasikan pusat ekonomi formal yang lebih berkembang. Klaster 1 merupakan wilayah dengan aktivitas UMKM yang rendah, yang banyak ditemui di wilayah kepulauan dan terpencil seperti Buton Selatan dan Wakatobi. Sebaliknya, Klaster 2 menunjukkan karakter dominasi usaha mikro dan kecil, seperti yang terlihat di Kabupaten Kolaka dan Konawe Utara, yang merepresentasikan ekonomi rakyat yang luas namun dengan skala usaha yang terbatas.

Analisis sektor perkebunan memunculkan klaster yang jelas berdasarkan skala dan jenis komoditas. Klaster 0 adalah sentra perkebunan kakao dan komoditas ekspor yang diwakili oleh Kabupaten Kolaka, Kolaka Utara, dan Kolaka Timur, yang merupakan penghasil utama komoditas perkebunan bernilai tinggi. Klaster 1, yang beranggotakan mayoritas kabupaten seperti Buton dan Muna, menggambarkan

pola perkebunan kecil skala rumah tangga. Klaster 2, dengan Kabupaten Konawe Selatan sebagai anggotanya, menunjukkan karakter produksi menengah dengan variasi komoditas yang lebih seimbang.

Pada sektor perkebunan buah, tiga klaster yang terbentuk merefleksikan tingkat produktivitas dan keragaman. Klaster 0 terdiri dari wilayah dengan produksi buah skala kecil hingga menengah, seperti Buton Selatan dan Wakatobi. Klaster 1 adalah wilayah dengan produksi besar dan terdiversifikasi, yang diwakili oleh Kabupaten Konawe. Sementara Klaster 2, dengan Kabupaten Kolaka sebagai anggotanya, menunjukan sebagai pusat sentra unggulan untuk jenis buah tertentu.

Untuk sektor perikanan, pengelompokan sangat dipengaruhi oleh geografi. Klaster 0 adalah wilayah dengan fokus budidaya skala menengah, seperti Kolaka Utara dan Konawe. Klaster 1 menunjukkan potensi budidaya skala besar yang dimiliki oleh Konawe Utara. Sedangkan Klaster 2 secara jelas merupakan wilayah dominan perikanan tangkap, yang mencakup kota-kota pesisir dan kepulauan seperti Kota Kendari, Kota Bau-Bau, dan Bombana, yang aktivitas ekonominya sangat bergantung pada hasil tangkapan laut.

Berdasarkan Tabel 1, dapat dilihat bahwa sektor UMKM dan Perikanan menghasilkan kualitas klasterisasi terbaik. Nilai *Silhouette Score* sebesar 0,511 (UMKM) dan 0,466 (Perikanan) mengindikasikan bahwa objek dalam satu klaster cukup mirip dan cukup berbeda dengan objek di klaster lain. Nilai *Davies-Bouldin Index* (DBI) yang di bawah 0,7 untuk kedua sektor ini semakin menguatkan bahwa pemisahan antar klaster berjalan dengan baik. Nilai *Calinski-Harabasz Score* (CH) yang tinggi pada sektor Perikanan (21,02) menunjukkan klaster yang padat dan terpisah dengan jelas.

Sebaliknya, sektor Perkebunan dan Perkebunan Buah menunjukkan hasil evaluasi yang kurang optimal, dengan nilai DBI yang sangat tinggi (masing-masing 13,559 dan 11,095) dan nilai CH yang rendah. Hal ini mengindikasikan adanya *overlap* atau kemiripan yang tinggi antar klaster yang terbentuk. Fenomena ini dapat disebabkan oleh karakteristik data itu sendiri, dimana banyak kabupaten memiliki pola produksi perkebunan yang serupa dan tidak memiliki variasi yang cukup signifikan untuk membentuk pemisahan klaster yang tegas. Kemungkinan lain, variabel-variabel yang digunakan belum sepenuhnya mampu menangkap perbedaan yang mendasar antar wilayah pada sektor tersebut. Sektor Pertanian menempati posisi tengah, dengan nilai metrik yang cukup baik dan stabil, menunjukkan bahwa pengelompokannya cukup dapat diandalkan.

KESIMPULAN

Penelitian berhasil mengaplikasikan algoritma Fuzzy C-Means Clustering (FCM) untuk memetakan potensi ekonomi 17 kabupaten/kota di Provinsi Sulawesi Tenggara ke dalam tiga klaster pada masing-masing dari lima sektor primer. Pembentukan klaster pada setiap sektor mengungkap karakteristik khas wilayah yang berbeda-beda: sentra produksi dengan derajat keanggotaan tinggi, wilayah pendukung dengan karakteristik transisional, serta wilayah dengan diversifikasi potensi. Temuan ini memberikan gambaran profil multisektoral yang tidak dapat diperoleh melalui analisis sektor tunggal. Evaluasi model menggunakan Silhouette Score, Davies-Bouldin Index, dan Calinski-Harabasz Score menunjukkan bahwa kualitas klasterisasi terbaik dicapai pada sektor UMKM (SS=0,51, DBI=0,64) dan Perikanan (SS=0,47, DBI=0,67, CHS=21,02), yang menandakan pemisahan klaster yang baik dan dapat diandalkan. Sebaliknya, sektor Perkebunan (DBI=13,56) dan Perkebunan Buah (DBI=11,10) menghasilkan klasterisasi yang kurang optimal, mengindikasikan homogenitas pola produksi antarwilayah yang membuat pemisahan klaster menjadi kurang tegas.

Hasil klasterisasi yang telah divisualisasikan melalui peta tematik dan matriks keanggotaan fuzzy memberikan landasan data yang kuat untuk perumusan kebijakan pembangunan daerah yang lebih tepat sasaran. Beberapa keterbatasan penelitian ini perlu diakui untuk pengembangan di masa mendatang. Pertama, data PODES yang digunakan memiliki keterbatasan dalam hal granularitas spasial, karena data dikumpulkan di tingkat desa namun diagregasikan ke tingkat kabupaten/kota. Kedua, analisis dilakukan secara sektoral yang terpisah sehingga belum menangkap keterkaitan dan interdependensi antarsektor. Ketiga, penetapan c=3 sebagai jumlah klaster optimal didasarkan pada pengujian metrik pada setiap sektor secara independen, dan belum tentu optimal jika diuji dalam pendekatan multisektoral terpadu. Berdasarkan keterbatasan tersebut, penelitian lanjutan disarankan untuk mengintegrasikan variabel tambahan seperti nilai ekspor komoditas, produktivitas per hektare, dan indeks aksesibilitas infrastruktur

untuk memperkuat diferensiasi klaster pada sektor perkebunan mengembangkan pendekatan klasterisasi multisektoral terpadu menggunakan algoritma seperti Subtractive FCM atau fuzzy k-prototypes yang mampu menangani data campuran; serta memperluas cakupan analisis ke wilayah kepulauan terpencil yang saat ini masih kurang terwakili dalam data PODES.

REFERENCES

[1] R. D. Putri and D. P. Sari, "Regional Clustering in Sumatera Based on Walfare Indicators Using Fuzzy C-Means," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 5, pp. 2399–2409, 2025, doi: 10.30871/jaic.v9i5.10103.

[2] Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Tenggara, "Produk Domestik Regional Bruto Provinsi Sulawesi Tenggara Menurut Lapangan Usaha 2020–2024," Kendari, 2024. [Online]. Available: https://sultra.bps.go.id/id/publication/2025/04/11/5c71a5ae433ccc500c5bc9fe/produk-domestik-regional-bruto-provinsi-sulawesi-tenggara-menurut-lapangan-usaha-2020-2024.html%0A

[3] M. Rivai, N. Frasiska, and Rosni, "Analysis of Fuzzy C-Means Clustering Method on Grouping Provinces in Indonesia Based on Economic Growth in 2023," *Int. J. Sci. Res. Sci. Eng. Technol.*, vol. 11, no. 6, pp. 380–388, 2024, doi: 10.32628/ijsrset2411466.

[4] R. D. Faturahman and N. Hidayati, "Implementasi Fuzzy C-Means Dalam Pengelompokan Tingkat Kemiskinan Pada Kabupaten/Kota Di Provinsi Jawa Tengah," *JIPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.*, vol. 10, no. 1, pp. 137–149, 2025, doi: 10.29100/jipi.v10i1.5747.

[5] S. Hartanto, M. S. Adzan, D. Z. Haq, and D. C. R. Novitasari, "Analisis Indeks Pembangunan Manusia Di Jawa Timur Tahun 2022-2023 Berdasarkan Indikator Menggunakan Metode Fuzzy C-Means," *INTEK J. Inform. dan Teknol. Inf.*, vol. 7, no. 2, pp. 45–54, 2024, doi: 10.37729/intek.v7i2.5358.

[6] H. Prasetyo, "Regional clustering based on economic potential with a modified fuzzy k-prototypes algorithm for village developing target determination," *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 10, no. 1, pp. 46–52, 2022, doi: 10.14710/jtsiskom.2021.14247.

[7] U. Sa'adah, E. W. Handamari, and K. Andawaningtyas, "Seleksi Nilai Fuzziness Exponent Optimal pada Algoritma Fuzzy c-Means untuk Mengelompokkan Provinsi di Indonesia Berdasarkan Indikator Pembangunan Ekonomi," *PYTHAGORAS J. Pendidik. Mat.*, vol. 17, no. 2, pp. 389–399, 2022, doi: 10.21831/pythagoras.v17i2.54897.

[8] N. I. Kalla, S. Annas, and M. Fahmuddin, "Metode Subtractive Fuzzy C-Means (SFCM) dalam Pengelompokan Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan Berdasarkan Indikator Kemiskinan," *VARIANSI J. Stat. Its Appl. Teach. Res.*, vol. 4, no. 2, pp. 95–108, 2022, doi: 10.35580/variansiunm25.

[9] A. Ardini, "Pengelompokan Daerah Provinsi Kepulauan Indonesia Berdasarkan Karakteristik Ekonomi dan Potensi Perikanan Tahun 2020 Penerapan Metode Fuzzy-C-Means (Clustering of Indonesian Archipelago Provinces Based on Economic Characteristics and Fisheries Potential i," *Semin. Nas. Off. Stat.*, vol. 2022, no. 1, pp. 1053–1062, 2022, doi: 10.34123/semnasoffstat.v2022i1.1335.

[10] R. A. N. Apriyanto *et al.*, "Implementasi Fuzzy C-Means Clustering Dalam Pengelompokan Umkm Di Kelurahan Pangongangan Kota Madiun," *Power Elektron. J. Orang Elektro*, vol. 11, no. 2, p. 204, 2022, doi: 10.30591/polektro.v12i1.3713.

[11] M. Qori'atunnadyah, "Fuzzy C-Means for Regional Clustering in East Java Province Based on Human Development Index Indicators," *J Stat. J. Ilm. Teor. dan Apl. Stat.*, vol. 16, no. 2, pp. 524–534, 2023, doi: 10.36456/jstat.vol16.no2.a8240.

[12] H. Yozza, A. Mukhlis, and Maiyastri, "Clustering Provinces in Indonesia Based on The Main Crops Production Using The Spatial Fuzzy C-Means," *EKSAKTA Berk. Ilm. Bid. MIPA*, vol. 25, no. 04, pp. 498–507, 2024, [Online]. Available: https://doi.org/10.24036/eksakta/vol25-iss04/385

[13] I. R. Akolo, A. R. Pratama, and A. Nadjamuddin, "Perbandingan Metode Fuzzy C-Means dan Ward Pada Pengelompokkan Desa Berdasarkan Indikator Potensi Desa," *Euler J. Ilm. Mat. Sains dan Teknol.*, vol. 11, no. 2, pp. 192–204, 2023, doi: 10.37905/euler.v11i2.21820.

[14] E. F. Ramadhani, I. Kumalasari, G. Z. Ramadhani, D. A. Sofi, and D. Nashihah, "PENGELOMPOKAN DAERAH DI KOTA MALANG BERDASARKAN POTENSI WILAYAH DAN SARANA PRASARANA PENUNJANG SOSIAL EKONOMI SEBAGAI DASAR PERUMUSAN KEBIJAKAN," *PANGRIPTA*, vol. 6, no.

1, pp. 1126–1136, 2023, doi: https://doi.org/10.58411/pangripta.v6i1.174.

[15] I. K. M. M. Ningsih and A. W. Wijayanto, "Analisis Cluster Provinsi di Indonesia Berdasarkan Pertumbuhan Ekonomi Tahun 2022," *Komputika J. Sist. Komput.*, vol. 13, no. 1, pp. 103–112, 2024, doi: 10.34010/komputika.v13i1.10520.

[16] I. M. Nur, A. Nur, L. Syifa, M. Kharis, and S. H. Permatasari, "IMPLEMENTASI METODE FUZZY C-MEANS DALAM PENGELOMPOKKAN HASIL PANEN PADI DI PROVINSI BALI Implementation of the Fuzzy C-Means Method in Grouping Rice Yields in the Province of Bali Statistika , Universitas Muhammadiyah Semarang," *Var. J. Stat. Its Appl.*, vol. 5, no. April, pp. 13–24, 2023, doi: 10.30598/variancevol5iss1page13-24.

[17] A. Aziz, A. M. Siregar, and C. Zonyfar, "Penerapan Algoritma K-Means dan Fuzzy C-Means 'untuk Pengelompokan'Kabupaten Kota Berdasarkan Produksi Padi di Provinsi Jawa Barat," *Sci. Student J. Information, Technol. Sci.*, vol. III, no. 1, pp. 1–8, 2022.

[18] Inna Auliya, F. Fitri, Nonong Amalita, and Tessy Octavia Mukhti, "Comparison of K-Means and Fuzzy C-Means Algorithms for Clustering Based on Happiness Index Components Across Provinces in Indonesia," *UNP J. Stat. Data Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 114–121, 2024, doi: 10.24036/ujsds/vol2-iss1/150.