IMPROVE

ISSN(e): - / ISSN(p): 1979-8342

Implementasi *Unsupervised Learning* untuk Analisis Ketahanan Pangan Nasional Menggunakan Metode *Density-Based Spatial* Clustering of Applications with Noise

Al Khaidar^{1*}, Fajar Azizi Boang Manalu²

¹Program Studi Magister Teknologi Informasi, Universitas Malikussaleh, Lhokseumawe, Indonesia ²Program Studi Teknik Informatika, Politeknik Negeri Lhokseumawe, Lhokseumawe, Indonesia ^{1*}alkhaidarkutablang@gmail.com, ²fajaraziziboangmanalu97902@gmail.com

Abstrak- Indonesia sebagai negara agraris menghadapi tantangan serius dalam sektor pertanian akibat konversi lahan pertanian menjadi kawasan pemukiman dan infrastruktur, yang berdampak negatif terhadap ketahanan pangan nasional. Beras sebagai komoditas pangan utama berperan penting terhadap kesejahteraan masyarakat dan sulit digantikan oleh pangan lain. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis tingkat ketahanan pangan antarprovinsi di Indonesia dengan pendekatan unsupervised learning menggunakan metode Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN). Dataset yang digunakan mencakup data luas panen, produktivitas, dan produksi padi dari tahun 2018 hingga 2023. Hasil klasterisasi menghasilkan dua klaster utama, yaitu klaster "Tahan" dan klaster "Rentan". Klaster "Tahan" terdiri dari tiga provinsi di Pulau Jawa, sedangkan klaster "Rentan" mencakup sebagian besar provinsi lainnya. Nilai indeks Silhouette menunjukkan stabilitas hasil klasterisasi dengan rata-rata 75-78% per tahun. Hasil pengujian black box menunjukkan tingkat keberhasilan sistem sebesar 87.5%.

Kata kunci — Ketahanan Pangan, Unsupervised Learning Klasterisasi, DBSCAN

Abstract— Indonesia, as an agricultural country, faces serious challenges in the agricultural sector due to the conversion of agricultural land into residential areas and infrastructure, which negatively impacts national food security. Rice, as a primary food commodity, plays a vital role in people's welfare and is difficult to replace with other foods. This study aims to analyze the level of food security between provinces in Indonesia using an unsupervised learning approach using the Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN) method. The dataset used includes data on harvested area, productivity, and rice production from 2018 to 2023. The clustering results produce two main clusters, namely the "Resilient" cluster and the "Vulnerable" cluster. The "Resilient" cluster consists of three provinces on the island of Java, while the "Vulnerable" cluster covers most of the other provinces. The Silhouette index value indicates the stability of the clustering results with an average of 75–78% per year. The black box testing results show a system success rate of 87.5%.

Keywords — Food Security, Unsupervised Learning Clustering, DBSCAN

I. PENDAHULUAN

Indonesia dikenal sebagai negara agraris dengan sebagian besar penduduknya bergantung pada sektor pertanian sebagai sumber utama mata pencaharian [1]-[2]. Beberapa dekade terakhir, fenomena konversi lahan pertanian menjadi kawasan pemukiman dan pembangunan infrastruktur mengalami peningkatan yang signifikan. Perubahan fungsi lahan ini memberikan dampak negatif terhadap ketersediaan lahan produktif dan secara langsung mengancam keberlanjutan ketahanan pangan nasional [3]-[4]-[5].

Sebagai komoditas strategis, pangan memiliki peran vital dalam mendukung stabilitas ekonomi dan kesejahteraan masyarakat [6]. Pemerintah memiliki tanggung jawab besar dalam menjamin ketersediaan pangan yang cukup, aman, dan terjangkau bagi seluruh lapisan masyarakat. Di antara berbagai komoditas pangan, beras menempati posisi dominan karena dikonsumsi oleh sekitar 98% penduduk Indonesia, sehingga menjadi indikator utama dalam menilai kondisi ketahanan pangan nasional [7].

Ketahanan pangan sendiri diartikan sebagai kondisi ketika setiap individu memiliki akses terhadap pangan yang cukup, baik dari segi jumlah, kualitas, maupun keterjangkauan, untuk menunjang kehidupan yang sehat dan aktif. Tantangan terhadap ketahanan pangan Indonesia semakin kompleks seiring dengan proyeksi pertumbuhan penduduk yang diperkirakan meningkat dari 267 juta jiwa pada tahun 2020 menjadi sekitar 319 juta jiwa pada tahun 2045 [8]-[9].

Permasalahan utama yang dihadapi Indonesia dalam menjaga ketahanan pangan dapat diklasifikasikan ke dalam beberapa aspek yaitu.

- Konversi Lahan Pertanian. Terjadi peningkatan signifikan dalam alih fungsi lahan pertanian menjadi kawasan non-pertanian seperti pemukiman dan infrastruktur, yang berdampak langsung terhadap penurunan luas lahan produktif dan potensi hasil pertanian.
- Ketergantungan terhadap Komoditas Tunggal. Ketergantungan yang tinggi terhadap beras sebagai komoditas utama menjadikan sistem pangan nasional rentan terhadap fluktuasi pasokan dan harga di pasar global, yang dapat mengancam stabilitas pangan domestik.
- 3. Pertumbuhan Penduduk dan Keterbatasan Lahan. Pertumbuhan populasi yang pesat menyebabkan peningkatan permintaan terhadap produk pertanian, sementara ketersediaan lahan produktif semakin menurun akibat tekanan pembangunan dan degradasi lingkungan.
- 4. Kesenjangan Teknologi dalam Pemetaan Ketahanan Pangan. Masih terdapat kesenjangan dalam penerapan teknologi modern untuk pemetaan dan analisis ketahanan pangan. Penggunaan metode konvensional tanpa dukungan teknologi analisis data seperti clustering membatasi kemampuan dalam memahami pola dan distribusi ketahanan pangan secara komprehensif di tingkat nasional dan regional.

Untuk menjawab permasalahan tersebut, diperlukan pendekatan analitis berbasis data guna memahami dinamika ketahanan pangan secara lebih mendalam. Salah satu metode yang dapat digunakan adalah *Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise* (DBSCAN) [10]. Metode ini memungkinkan pengelompokan wilayah berdasarkan kesamaan karakteristik data, seperti produktivitas, luas panen, dan total produksi padi di setiap provinsi. Dengan menerapkan metode DBSCAN, dapat diperoleh pola klasterisasi yang menggambarkan tingkat ketahanan pangan di berbagai provinsi di Indonesia. Hasil analisis tersebut dapat menjadi dasar dalam perumusan kebijakan strategis untuk memperkuat ketahanan pangan nasional di masa mendatang.

II. METODOLOGI PENELITIAN

A. Pengumpulan Data

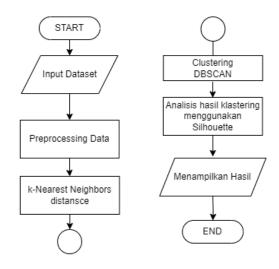
Pengumpulan data yang akan digunakan untuk pengelompokkan ketahanan pangan nasional. Data tersebut meliputi 3 variabel yaitu luas panen, produksi, dan produktivitas padi yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) dari tahun 2018-2023. Data merupakan sekumpulan fakta yang masih mentah dan perlu diolah lebih lanjut. Adapun sampel datanya dapat dilihat pada Tabel I berikut.

TABEL I SAMPEL DATA

	Luas Panen	Produktivitas	Rekap
Provinsi	Tanaman	Tanaman	Produksi
	Padi (ha)	Padi (ku/ha)	Padi (ton)
XXXX	329515.78	56.49	1861567.1
XXXX	408176.45	51.65	2108284.72
XXXX	313050.82	47.37	1483076.48
XXXX	71448.08	37.28	266375.53
XXXX	86202.68	44.44	383045.74
XXXX	581574.61	51.48	2994191.84
XXXX	65891.16	43.83	288810.52
XXXX	511940.93	48.61	2488641.91
XXXX	17233.59	26.53	45724.69
XXXX	375.87	29.19	1097
XXXX	673.37	72.76	4899.14
XXXX	1707253.81	56.51	9647358.75
XXXX	1821983.17	57.63	10499588.23
XXXX	93956.45	54.81	514935.49
XXXX	1751191.67	58.26	10203213.17
XXXX	344836.06	48.94	1687783.3
XXXX	110978.37	60.11	667069.06
XXXX	289242.59	50.49	1460338.81
XXXX	218232.91	41.24	899935.88
XXXX	286476.03	27.92	799715.21
XXXX	147571.69	34.88	514769.05
XXXX	323091.21	41.09	1327492.41
XXXX	64961.16	40.45	262773.88
XXXX	13707	32.88	45063.53

B. Flowchart Sistem DBSCAN

Berikut merupakan gambaran flowchart dari implementasi metode DBSCAN pada Gambar 1 berikut.



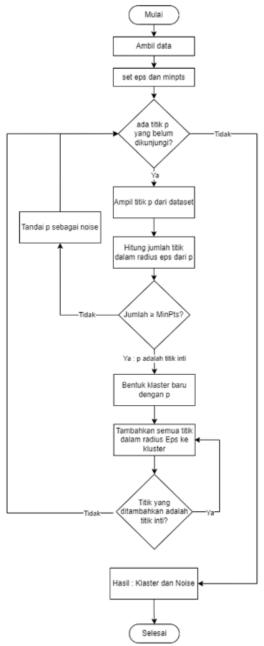
Gambar 1. Flowchart Sistem

Gambar 1 menunjukkan alur proses klasterisasi data menggunakan algoritma DBSCAN. Tahapan dimulai dari pemuatan dataset yang terdiri atas variabel luas panen, produksi, dan produktivitas padi per provinsi di Indonesia dengan total 636 data. Selanjutnya dilakukan normalisasi

data menggunakan *StandardScaler* agar setiap fitur memiliki skala yang seimbang. Nilai *epsilon* (ε) ditentukan melalui algoritma *k-Nearest Neighbors* (k-NN) dengan fungsi *NearestNeighbors* dari *scikit-learn*. Setelah itu, algoritma DBSCAN diterapkan untuk mengelompokkan data berdasarkan tingkat kepadatan titik, dan hasil klasterisasi dievaluasi menggunakan indeks *Silhouette* untuk menilai kualitas pembentukan klaster.

C. Arsitektur Umum Implementasi DBSCAN

Arsitektur implementasi algoritma DBSCAN yang mencakup tahapan pengolahan data hingga analisis hasil klasterisasi. Arsitektur umum DBSCAN ditampilkan pada Gambar 2.

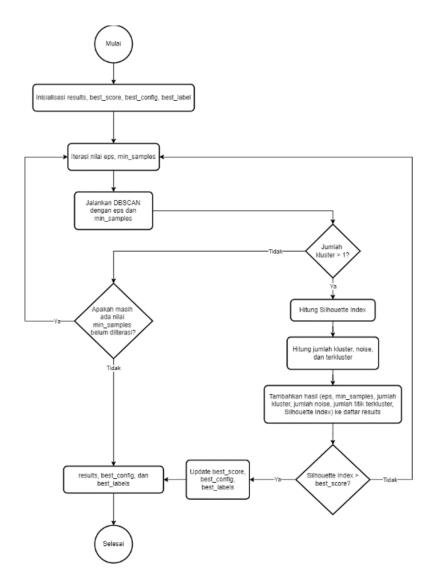


Gambar 2. Arsitektur Umum

Gambar 2 menunjukkan tahapan proses implementasi algoritma DBSCAN yang diawali dengan inisialisasi dan pengambilan dataset untuk diolah. Sistem kemudian memeriksa keberadaan titik data P yang belum dikunjungi. Jika ditemukan, titik tersebut dipilih dan dihitung jumlah titik lain di sekitarnya dalam radius epsilon (Eps). Apabila jumlah titik tersebut memenuhi ambang batas minimum (MinPts), maka titik P diklasifikasikan sebagai titik inti dan digunakan untuk membentuk klaster baru. Semua titik dalam radius Eps akan ditambahkan ke klaster tersebut, dan jika titik tambahan juga merupakan titik inti, proses perluasan klaster dilanjutkan hingga tidak ada lagi titik inti tersisa. Apabila tidak ditemukan titik tambahan, sistem akan beralih memeriksa titik berikutnya. Hasil akhir dari proses ini berupa kumpulan klaster yang terbentuk serta titik-titik yang dikategorikan sebagai noise, menandai berakhirnya proses klasterisasi data.

D. Pengujian Kinerja DBSCAN Menggunakan Silhoutte Indeks

Pengujian pada penelitian ini menggunakan indeks *Silhouette* untuk mengevaluasi kualitas hasil klasterisasi yang dihasilkan oleh algoritma DBSCAN. Indeks ini digunakan untuk mengukur tingkat kedekatan setiap titik data terhadap klaster tempatnya berada dibandingkan dengan klaster lain, sehingga dapat menunjukkan seberapa baik struktur klaster terbentuk. Nilai *Silhouette* yang tinggi menandakan bahwa titik-titik data berada pada klaster yang tepat dan terpisah dengan baik dari klaster lainnya. Proses pengujian dan evaluasi menggunakan indeks *Silhouette* ditunjukkan pada Gambar 3.



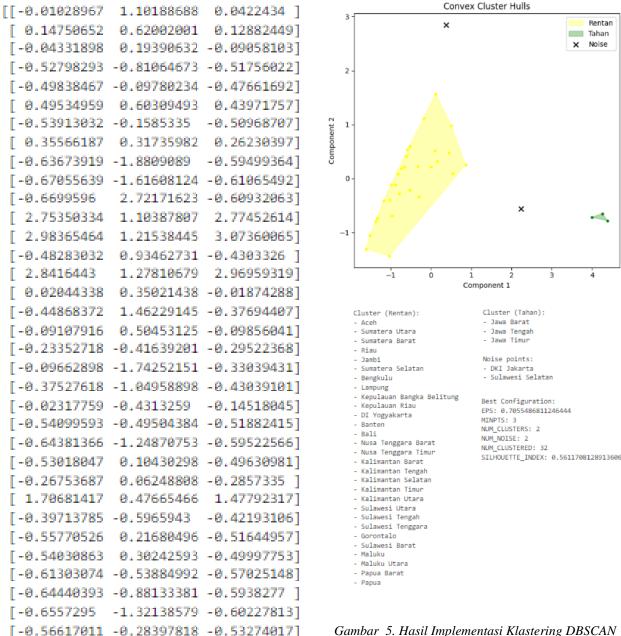
Gambar 3. Tahapan Pengujian

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini membahas hasil implementasi metode DBSCAN pada sistem klasterisasi ketahanan pangan nasional, serta hasil analisis dan pengujian terhadap sistem yang telah dikembangkan. Uraian hasil penelitian dan evaluasi sistem disajikan secara rinci pada subbagian berikut.

A. Hasil Preprocessing Data

Proses preprocessing data merupakan langkah penting dalam analisis data yang bertujuan untuk mempersiapkan dataset agar sesuai untuk pemodelan lebih lanjut. Dalam konteks ini, tahap preprocessing mencakup normalisasi data, yang dilakukan untuk memastikan bahwa semua fitur dalam dataset berada dalam skala yang seragam. Normalisasi ini krusial karena perbedaan skala antara fitur-fitur input dapat memengaruhi kinerja algoritma machine learning. Oleh karena itu, teknik normalisasi yang tepat diterapkan untuk mengoptimalkan hasil analisis dan meningkatkan akurasi model yang akan digunakan. Berikut hasil normalisasi data dapat dilihat pada Gambar 4 berikut.



Gambar 4. Preprocessing Data

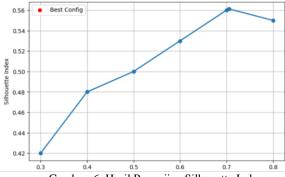
B. Hasil Implementasi Klastering DBSCAN

Proses klasterisasi menggunakan metode Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN) merupakan bagian penting dalam analisis hasil penelitian ini. Metode ini mengelompokkan data berdasarkan tingkat kepadatan titik sehingga mampu mengidentifikasi pola signifikan dalam dataset serta memisahkan titik-titik yang dikategorikan sebagai noise. Dengan parameter utama epsilon (E) dan minimum samples (MinPts), DBSCAN menghasilkan klaster yang representatif karakteristik data ketahanan pangan. Hasil penerapan metode DBSCAN dalam penelitian ini ditampilkan pada Gambar 5.

Gambar 5. Hasil Implementasi Klastering DBSCAN

C. Pengujian Menggunakan Silhouette Index

Pengujian menggunakan Silhouette Index dilakukan untuk mengevaluasi kualitas hasil klasterisasi yang dihasilkan oleh algoritma DBSCAN. Indeks ini memberikan ukuran kuantitatif terhadap kekompakan dan keterpisahan antar klaster, dengan membandingkan kedekatan setiap titik data terhadap klaster tempatnya berada dengan jaraknya terhadap klaster lain. Nilai Silhouette yang tinggi menunjukkan bahwa data telah terkelompok dengan baik dan klaster yang terbentuk memiliki struktur yang jelas. Hasil pengujian menggunakan Silhouette Index dalam penelitian ini disajikan pada Gambar 6.

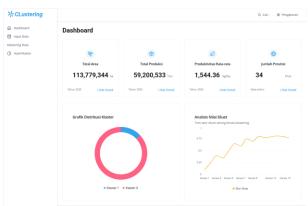


Gambar 6. Hasil Pengujian Silhouette Index

Hasil konfigurasi terbaik dari pengujian algoritma DBSCAN menunjukkan bahwa nilai parameter EPS yang optimal adalah 0.7055 dengan MinPts sebesar 3, menghasilkan 2 klaster utama dan 2 data noise yang tidak termasuk ke dalam klaster mana pun. Jumlah total data yang berhasil diklasterisasi adalah 32 data, sedangkan sisanya dianggap tidak relevan atau menyimpang dari pola umum. Nilai Silhouette Index sebesar 0.5611 menunjukkan bahwa hasil klaster yang terbentuk memiliki kualitas yang cukup baik, di mana setiap data memiliki kedekatan yang memadai dengan klasternya sendiri dan terpisah dengan jelas dari klaster lain.

D. Halaman Dashboard

Halaman dashboard merupakan antarmuka yang dirancang untuk memberikan pengguna akses informasi yang komprehensif mengenai sistem pengelompokan pangan. Halaman ini menyajikan gambaran menyeluruh mengenai dataset yang mencakup jumlah provinsi, luas panen (dalam hektar), produktivitas (dalam kuintal per hektar), dan produksi (dalam ton) padi, dengan data terkini yang telah diklaster berdasarkan tahun terakhir. Selain itu, pengguna dapat meninjau grafik yang menampilkan hasil kluster terbaik beserta anggotanya, serta analisis dari berbagai percobaan pengelompokan yang dilakukan. Evaluasi kualitas hasil pengelompokan juga disertakan melalui penggunaan Indeks Silhouette, yang mengukur kehomogenan dan pemisahan antar kluster, memberikan wawasan mendalam dalam pemrosesan dan interpretasi data pengelompokan. Hasil rancangan sistem pada halaman dashboard dapat dilihat pada Gambar 7 berikut.



Gambar 7. Hasil Halaman Dashboard

E. Halaman Input Data

Halaman input data merupakan antarmuka yang memungkinkan pengguna untuk mengunggah data tahunan terkait luas panen (dalam hektar), produktivitas (dalam kuintal per hektar), dan produksi (dalam ton) padi per provinsi. Fitur ini memberikan kemudahan kepada pengguna dalam mengelola data dengan opsi untuk menghapus dan mengedit informasi yang telah diunggah sesuai kebutuhan. Dengan demikian, pengguna memiliki kontrol penuh terhadap data yang digunakan dalam sistem pengelompokan pangan, yang merupakan aspek krusial dalam memastikan pengolahan dan analisis data yang akurat dan dapat diandalkan. Hasil rancangan sistem pada halaman input data dapat dilihat pada Gambar 8 berikut.



Gambar 8. Hasil Halaman Input Data

F. Halaman Klastering

Halaman klastering data merupakan bagian penting dari sistem yang berfungsi untuk menemukan hasil klastering terbaik. Pada halaman ini, pengguna dapat memanfaatkan tiga fitur utama untuk mendukung analisis data. Pertama, pengguna memiliki kemampuan untuk melakukan klastering data per tahun, sehingga dapat menganalisis pola dan struktur dataset padi yang bervariasi dari tahun ke tahun. Kedua, pengguna dapat mengakses hasil klastering yang telah dilakukan, yang mencakup analisis percobaan epsilon (EPS) dan min_samples (MINPTS) yang bervariasi, serta analisis Indeks Silhouette untuk mengevaluasi homogenitas dan pemisahan antar klaster, di samping hasil klaster terbaik yang dihasilkan. Ketiga, pengguna diberikan opsi untuk menghapus data hasil klastering yang tidak diperlukan, menjaga agar sistem tetap terorganisir dan efisien dalam pengelolaan informasi. Hasil rancangan sistem pada halaman klastering data dapat dilihat pada Gambar 9 berikut.



Gambar 9. Hasil Halaman Klastering

G. Halaman Hasil Klastering

Halaman hasil klastering adalah komponen penting dalam sistem analisis data yang dirancang untuk menampilkan dan menganalisis hasil dari proses klasterisasi. Dalam halaman ini, pengguna dapat dengan mudah mengeksplorasi hasil klaster yang dihasilkan oleh algoritma klasterisasi yang diterapkan. Fitur utama yang tersedia mencakup opsi untuk memfilter data, sehingga pengguna dapat menyesuaikan tampilan hasil klaster berdasarkan kriteria tertentu yang relevan. Selain itu, informasi detail mengenai klaster, seperti label data klaster dan anggota klaster yang relevan, disajikan untuk memberikan wawasan yang lebih mendalam. Pengguna juga dapat melihat grafik distribusi anggota klaster serta analisis nilai Silhouette, yang memberikan gambaran visual yang lebih jelas mengenai struktur dan kualitas klaster yang terbentuk. Implementasi halaman hasil klastering dalam sistem ini dapat ditemukan pada Gambar 10 berikut.



Gambar 10. Hasil Halaman Report Klastering

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil perancangan dan pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penelitian ini berhasil menerapkan metode Density-Based Spatial Clustering of (DBSCAN) Applications with Noise dalam mengklasterisasi data ketahanan pangan khususnya pada komoditas padi selama periode 2018-2023. Proses analisis mencakup tahapan preprocessing dan normalisasi data untuk memastikan keseragaman skala antarvariabel, yang meliputi jumlah provinsi, luas panen, produktivitas, dan produksi padi. Hasil klasterisasi menunjukkan terbentuknya dua klaster utama, yaitu klaster "Tahan" yang didominasi oleh provinsi di Pulau Jawa dan klaster "Rentan" yang mencakup sebagian besar provinsi di luar Jawa. Nilai Silhouette Index tertinggi mencapai 78,06% pada tahun 2018 dan terendah 73,92% pada tahun 2020, menandakan kualitas klaster yang cukup baik dan stabil. Selain itu, hasil pengujian black box menunjukkan tingkat keberhasilan sebesar 87,5%, yang membuktikan efektivitas metode DBSCAN dalam mengidentifikasi pola ketahanan pangan serta memberikan dasar yang kuat bagi penyusunan strategi kebijakan pangan yang lebih terarah, khususnya bagi wilayah rentan di luar Pulau Jawa.

REFERENSI

- [1] G. Prayitno, A. W. Hasyim, A. Subagiyo, D. Dinanti, dan F. Roziqin, Ruang Berketahanan Pangan:

 Menjawab Tantangan Produksi Pangan Berkelanjutan dengan Optimasi Keruangan Menuju Indonesia Berdaulat, Malang: Universitas Brawijaya Press, 2022.
- [2] N. L. B. Arsini dan I. G. Surata, "Akibat hukum dari alih fungsi lahan pertanian pangan berkelanjutan terhadap penguasaan dan pemilikan tanah pertanian di kecamatan Buleleng, kabupaten Buleleng," *Kertha Widya*, vol. 8, no. 1, pp. 1–20, 2021.
- [3] I. Marina, D. Sukmawati, E. Juliana, dan Z. N. Safa, "Dinamika Pasar Komoditas Pangan Strategis: Analisis Fluktuasi Harga dan Produksi," *Paspalum: Jurnal Ilmiah Pertanian*, vol. 12, no. 1, pp. 160–168, 2024
- [4] Y. Sihombing, "Kebijakan pembangunan pertanian berbasis inovasi teknologi sebagai upaya peningkatan produksi komoditas pertanian strategis dan pendapatan petani mendukung ketahanan pangan," dalam *Prosiding Seminar Nasional Hasil Penelitian Agribisnis*, vol. 6, no. 1, pp. 137–143, 2022.
- [5] F. Fauzin, "Pengaturan impor pangan negara Indonesia yang berbasis pada kedaulatan pangan," *Jurnal Pamator: Jurnal Ilmiah Universitas Trunojoyo*, vol. 14, no. 1, pp. 1–9, 2021.
- [6] N. Hafied, S. Mardiyati, dan M. A. Fattah, "Pengaruh Fluktuasi Harga Komoditas Pangan Strategis terhadap Inflasi di Kota Makassar," *Jurnal Ekonomi Pertanian dan Agribisnis*, vol. 6, no. 4, pp. 1520– 1529, 2022.
- [7] M. Ariani dan A. Suryana, "Kinerja ketahanan pangan Indonesia: pembelajaran dari penilaian dengan kriteria global dan nasional," *Analisis Kebijakan Pertanian*, vol. 21, no. 1, pp. 1–20, 2023.
- [8] Z. Rozaki, "Food security challenges and opportunities in Indonesia post COVID-19," Advances in Food Security and Sustainability, vol. 6, pp. 119–168, 2021, doi: 10.1016/bs.af2s.2021.07.002.
- [9] A. Mulyani, B. Mulyanto, B. Barus, D. R. Panuju, dan Husnain, "Potential Land Reserves for Agriculture in Indonesia: Suitability and Legal Aspect Supporting Food Sufficiency," *Land*, vol. 12, no. 5, art. 970, 2023, doi: 10.3390/land12050970.
- [10] Z. Yan, K. Zhao, S. Yang, Y. Xiong, C. Zhang, L. Deng, dan D. Zhang, "Research on a density-based clustering method for eliminating inter-frame feature mismatches in visual SLAM under dynamic scenes," *Sensors*, vol. 25, no. 3, art. 622, 2025, doi: 10.3390/s25030622.