

Klasifikasi Indeks Ketahanan Pangan Kabupaten/Kota di Kawasan Indonesia Timur Menggunakan Regresi Logistik Ordinal dan Optimasi GridSearchCV

Hanif Ziva Zavira¹, Kartika Maulida Hindrayani², Muhammad Nasrudin³

^{1,3}Sains Data, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur

¹22083010078@student.upnjatim.ac.id

³nasrudin.fasikom@upnjatim.ac.id

²Sains Data, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur

Corresponding author email: kartika.maulida.ds@upnjatim.ac.id

ABSTRAK

Abstrak— Ketahanan pangan merupakan isu krusial di Indonesia Timur karena masih terdapat banyak kabupaten/kota dengan status rentan pangan. Penelitian ini bertujuan mengklasifikasikan tingkat Indeks Ketahanan Pangan (IKP) berdasarkan data *Food Security and Vulnerability Atlas* (FSVA) 2024 dengan menggunakan metode Regresi Logistik Ordinal. Model dikembangkan dalam kerangka *supervised learning* dan dioptimasi menggunakan *GridSearchCV* untuk memperoleh kombinasi *hyperparameter* terbaik. Data terdiri dari sembilan variabel prediktor yang merepresentasikan aspek pendidikan, kemiskinan, infrastruktur, kesehatan, dan gizi di 187 kabupaten/kota wilayah Indonesia Timur. Evaluasi performa dilakukan dengan metrik akurasi, *weighted F1-score*, dan *confusion matrix*. Hasil menunjukkan bahwa model OLR yang telah dioptimasi dengan parameter $\alpha = 0.5$ mencapai akurasi 91,89% dan *F1-score* 0,92, meningkat dibandingkan model dasar. Analisis koefisien mengidentifikasi bahwa variabel NCPR, kemiskinan, dan akses air bersih merupakan prediktor paling berpengaruh terhadap status ketahanan pangan. Temuan ini menegaskan bahwa pendekatan statistik berbasis model interpretatif dapat mendukung pengambilan keputusan kebijakan ketahanan pangan yang lebih tepat dan efisien.

Keywords: *GridSearchCV*, *Indeks Ketahanan Pangan*, *Regresi Logistik Ordinal*, *Klasifikasi Ordinal*, *Indonesia Timur*

I. PENDAHULUAN

Ketahanan pangan adalah salah satu pilar penting dalam upaya pembangunan berkelanjutan dan menjadi agenda strategis nasional, khususnya di kawasan Indonesia Timur yang masih menghadapi tantangan struktural dan geografis. Menurut FSVA, peta tematik ketahanan dan kerentanan pangan yang dikembangkan oleh Badan Pangan Nasional, pengukuran ketahanan pangan dilakukan melalui tiga aspek, yaitu ketersediaan, keterjangkauan, dan pemanfaatan pangan [1]. Di wilayah Indonesia Timur, banyak kabupaten/kota yang tergolong dalam kategori kerentanan pangan tinggi (prioritas 1–3) yang disebabkan oleh faktor-faktor seperti isolasi geografis, keterbatasan infrastruktur logistik dan transportasi, rendahnya akses pada layanan dasar (pendidikan, kesehatan, air bersih, dan listrik), serta tingginya angka kemiskinan dan stunting yang memperburuk kerentanan pangan [2].

Melihat kompleksitas permasalahan tersebut, dibutuhkan pendekatan kuantitatif yang mampu mengklasifikasikan tingkat ketahanan pangan secara tepat agar perumusan

intervensi kebijakan dapat dilakukan secara lebih terarah dan efisien. Beberapa studi sebelumnya telah menerapkan model statistik untuk menganalisis ketahanan pangan di tingkat regional. Salah satu di antaranya dilakukan oleh Azhar dkk., yang memodelkan Indeks Ketahanan Pangan (IKP) di Indonesia menggunakan regresi logistik ordinal data panel dengan pendekatan efek acak. Temuan penelitian ini menunjukkan bahwa persentase balita stunting serta persentase rumah tangga yang memiliki akses listrik berpengaruh signifikan terhadap nilai IKP. Selain itu, hasil uji kesesuaian model memperlihatkan bahwa regresi logistik panel dengan efek acak mampu mencapai tingkat klasifikasi 50,98%, lebih tinggi dibandingkan regresi logistik konvensional yang hanya memperoleh 40,80%[3]. Selain itu, Rochmah, V.F. menerapkan regresi logistik ordinal untuk memodelkan ketahanan pangan di Jawa Timur, dengan tujuan menemukan faktor-faktor yang memengaruhi perbedaan ketahanan pangan antar kabupaten dan kota. [4]. Kajian tersebut mengungkapkan bahwa model OLR dapat secara efektif mengelompokkan wilayah berdasarkan tingkat kerentanannya terhadap pangan.

Selain pendekatan statistik konvensional, beberapa penelitian terkini juga mulai menerapkan metode *machine learning* dalam analisis ketahanan pangan di Indonesia. Dharmawan dkk. melakukan studi komparatif antara metode *Classification Tree* dan *Random Forest* menggunakan data SUSENAS 2020 di Aceh dan menemukan bahwa *Random Forest* memiliki performa terbaik dengan nilai AUC sebesar 0,718, di mana variabel paling berpengaruh meliputi jenis bahan bakar memasak, luas lantai rumah, dan tingkat pendidikan kepala rumah tangga [5]. Saragih dan Wibowo menggunakan data FSVA Indonesia periode 2018–2024 untuk memprediksi *Food Security Index* (FSI) menggunakan berbagai algoritma, dan hasilnya menunjukkan bahwa metode *XGBoost* menghasilkan performa terbaik dengan nilai R^2 sebesar 0,978 [6]. Sementara itu, Khikmah dkk. membandingkan empat algoritma *tree ensemble*, meliputi *Random Forest*, *Rotation Forest*, *Gradient Boosting*, dan *Extremely Randomized Trees* dalam mengklasifikasikan *Food Insecurity Experience Scale* (FIES) di Jawa Barat, dan memperoleh hasil terbaik dari kombinasi *Random Forest* dengan teknik *random undersampling* yang mencapai *balanced accuracy* sebesar 65,80% [7]. Secara umum, penelitian-penelitian tersebut menunjukkan efektivitas metode berbasis *machine learning* dalam klasifikasi dan prediksi ketahanan pangan, namun belum mengintegrasikan interpretabilitas model statistik seperti Regresi Logistik Ordinal yang dioptimasi melalui *hyperparameter tuning*.

Meskipun penelitian-penelitian sebelumnya telah menunjukkan hasil yang cukup baik dalam mengklasifikasikan tingkat ketahanan pangan, peluang pengembangan model masih terbuka, khususnya dalam upaya meningkatkan efisiensi dan konsistensi performa klasifikasi. Dalam ranah *machine learning*, salah satu pendekatan yang banyak digunakan untuk mengoptimalkan performa model adalah *GridSearchCV*, yakni teknik pencarian kombinasi parameter terbaik (*hyperparameter tuning*) secara sistematis untuk memperoleh hasil yang paling optimal [8].

Dengan merujuk pada latar belakang tersebut, penelitian ini dimaksudkan untuk membangun model klasifikasi tingkat ketahanan pangan kabupaten/kota di wilayah Indonesia Timur menggunakan Regresi Logistik Ordinal yang dioptimasi dengan *GridSearchCV*. Pemilihan OLR didasarkan pada kemampuannya untuk menangani variabel target berskala ordinal seperti kategori ketahanan pangan “sangat tahan”, “tahan”, “agak tahan”, “agak rentan”, “rentan”, dan “sangat rentan” serta kemampuannya memberikan interpretasi yang jelas terhadap pengaruh variabel prediktor. Dengan penerapan *GridSearchCV*, diharapkan model yang dihasilkan mampu meningkatkan akurasi klasifikasi, ketepatan identifikasi wilayah prioritas, serta reliabilitas hasil analisis. Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan OLR yang dioptimasi dengan *GridSearchCV* dalam konteks spasial kabupaten/kota di wilayah Indonesia Timur, yang hingga saat ini masih terbatas dalam literatur. Fokus penelitian diarahkan pada klasifikasi dan identifikasi wilayah prioritas intervensi, sehingga penelitian ini diharapkan dapat mengisi celah antara model statistik tradisional dengan pendekatan optimasi modern

dalam analisis ketahanan pangan.

Secara lebih luas, hasil penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi terhadap pengambilan kebijakan berbasis data di sektor pangan, terutama dalam menentukan wilayah prioritas intervensi di kawasan Indonesia Timur. Pendekatan kuantitatif berbasis model statistik yang dioptimasi ini juga diharapkan dapat menjadi rujukan bagi pengembangan sistem pemantauan ketahanan pangan nasional yang lebih adaptif dan berbasis bukti ilmiah.

II. METODOLOGI PENELITIAN

II.1 Desain Penelitian

Pada penelitian ini digunakan pendekatan kuantitatif dengan metode Regresi Logistik Ordinal yang dioptimasi menggunakan *GridSearchCV*. Tujuan utama penelitian adalah membangun model klasifikasi tingkat ketahanan pangan kabupaten/kota di wilayah Indonesia Timur berdasarkan data FSVA 2024. Desain penelitian bersifat *explanatory research* karena berfokus pada pengujian hubungan antarvariabel untuk menjelaskan faktor-faktor yang memengaruhi tingkat ketahanan pangan.

II.2 Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data diperoleh dari publikasi FSVA 2024 yang diterbitkan oleh Badan Pangan Nasional. Dataset mencakup 187 kabupaten/kota di wilayah Indonesia Timur, meliputi wilayah Bali, Sulawesi, Nusa Tenggara, Maluku, dan Papua[9].

Variabel target yang digunakan adalah Indeks Ketahanan Pangan (IKP) yang dikategorikan ke dalam enam tingkat ordinal, yaitu sangat tahan (1), tahan (2), agak tahan (3), agak rentan (4), rentan (5), dan sangat rentan (6). Sementara itu, terdapat sembilan variabel prediktor yang digunakan untuk menjelaskan variasi tingkat ketahanan pangan. Rincian variabel tertera pada Tabel 1.

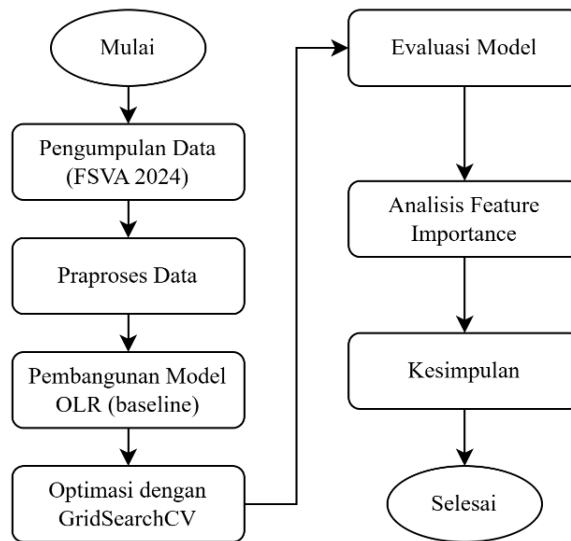
Tabel 1. Variabel penelitian

No	Variabel	Jenis	Satuan	Keterangan
1	IKP	Dependen	-	Tingkat ketahanan pangan suatu wilayah
2	NCPR	Independen	%	Persentase anak usia dini yang terdaftar di lembaga PAUD
3	Kemiskinan	Independen	%	Persentase penduduk dengan tingkat pendapatan di bawah garis kemiskinan
4	Pengeluaran Pangan	Independen	%	Persentase pengeluaran rumah tangga yang dialokasikan khusus untuk kebutuhan pangan
5	Tanpa Listrik	Independen	%	Persentase rumah tangga yang belum memiliki akses terhadap listrik
6	Tanpa Air Bersih	Independen	%	Persentase rumah tangga yang tidak memiliki akses terhadap sumber air bersih

yang layak				
7	Lama Sekolah Perempuan	Independen	Tahun	Rata-rata lama sekolah yang ditempuh oleh penduduk perempuan
8	Rasio Tenaga Kesehatan	Independen	-	Perbandingan antara jumlah tenaga kesehatan (dokter, perawat, bidan) dengan total jumlah penduduk di suatu wilayah
9	Angka Harapan Hidup	Independen	Tahun	Rata-rata perkiraan lama hidup penduduk di suatu wilayah
10	Stunting	Independen	%	Persentase anak balita (usia 0-59 bulan) yang mengalami stunting atau kekurangan gizi kronis

II.3 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dilakukan dalam lima langkah utama sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

1. **Pengumpulan Data**
Data penelitian diperoleh dari *Food Security and Vulnerability Atlas (FSVA)* tahun 2024 yang diterbitkan oleh Badan Pangan Nasional. Dataset ini mencakup 187 kabupaten/kota di wilayah Indonesia Timur yang menjadi unit analisis dalam penelitian.
2. **Praproses Data**
Pada tahap ini dilakukan pemeriksaan kelengkapan data, penyelarasan satuan antarvariabel, serta normalisasi menggunakan *StandardScaler* agar setiap variabel numerik berada pada skala yang sebanding. Tahap ini penting untuk memastikan model tidak bias terhadap variabel dengan rentang nilai besar.
3. **Pembangunan Model OLR**

Model awal dibangun menggunakan algoritma OLR, khususnya varian *LogisticAT* dari pustaka *mord*. Model ini digunakan untuk memprediksi kategori tingkat ketahanan pangan berdasarkan sembilan variabel prediktor yang telah ditetapkan.

4. Optimasi Model

Untuk memperoleh hasil klasifikasi yang lebih akurat dan stabil, dilakukan proses optimasi parameter melalui *GridSearchCV*. Proses ini menguji beberapa nilai parameter regularisasi (α) secara sistematis untuk menemukan kombinasi terbaik berdasarkan hasil validasi silang (*cross-validation*).

5. Evaluasi dan Interpretasi:

Model yang dihasilkan dievaluasi dengan metrik akurasi, F1-score berbobot (*weighted*), dan *confusion matrix*. Selain itu, dilakukan analisis terhadap nilai koefisien model untuk menilai variabel dengan pengaruh paling besar terhadap tingkat ketahanan pangan di wilayah penelitian.

II.4 Metode Analisis

Dalam penelitian ini digunakan metode analisis Regresi Logistik Ordinal yang merupakan perluasan dari regresi logistik biner untuk memodelkan variabel dependen berskala ordinal [10]. Model ini digunakan untuk mengestimasi peluang suatu observasi termasuk ke dalam kategori tertentu berdasarkan kombinasi variabel prediktor.

Secara umum, model OLR dapat dinyatakan dengan persamaan (1) sebagai berikut:

$$\log \left(\frac{P(Y \leq j)}{P(Y > j)} \right) = \theta_j - \beta_1 X_1 - \beta_2 X_2 - \dots - \beta_k X_k \quad (1)$$

dengan:

- $P(Y \leq j)$ = probabilitas suatu wilayah memiliki tingkat ketahanan pangan $\leq$ kategori ke- j ,
- θ_j = batas ambang (*threshold*) untuk kategori ke- j , dan
- β_k = koefisien regresi untuk variabel prediktor ke- k .

Dalam penelitian ini, algoritma yang digunakan untuk membangun model adalah *LogisticAT* dari pustaka *mord*. Untuk menghindari *overfitting* dan memperoleh performa optimal, dilakukan proses optimasi parameter regularisasi α menggunakan *GridSearchCV*. Metode ini merupakan pendekatan pencarian sistematis untuk menemukan kombinasi *hyperparameter* terbaik melalui proses *k-fold cross-validation* [8]. Nilai parameter α yang diuji mencakup [0.01, 0.1, 0.5, 1.0, 10.0], dan nilai terbaik dipilih berdasarkan skor akurasi rata-rata hasil validasi silang.

II.5 Evaluasi Model

Evaluasi model merupakan tahapan krusial untuk menilai efektivitas model dalam mengklasifikasikan data ke kategori atau kelas yang tepat. Kinerja model pada penelitian ini diukur menggunakan beberapa metrik evaluasi, yaitu:

a. Akurasi

Mengukur proporsi total prediksi yang benar dari seluruh prediksi. Akurasi memberikan gambaran umum kinerja model, tetapi bisa menyesatkan pada dataset dengan *class imbalance* yang parah.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100 \quad (2)$$

b. Precision

Mengukur proporsi instans yang benar-benar positif di antara semua instans yang

diprediksi positif oleh model. Presisi penting untuk mengidentifikasi seberapa sering model "benar" ketika ia memprediksi suatu kelas.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (3)$$

c. *Recall*

Mengukur proporsi instans positif aktual yang berhasil diidentifikasi oleh model. *Recall* penting untuk memastikan model tidak melewatkan banyak instans dari suatu kelas.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

d. *F1-Score (weighted)*

Mengukur keseimbangan antara *precision* dan *recall* pada dataset yang memiliki distribusi kelas tidak seimbang.

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (5)$$

e. *Confusion Matrix*

Digunakan untuk melihat sebaran hasil klasifikasi antar kategori ordinal serta mengidentifikasi pola kesalahan prediksi pada kelas yang berdekatan.

Tabel 2. *Confusion matrix*

Kelas	Nilai Aktual		
	Positif		Negatif
	Positif	True Positive	False Negative
Nilai Prediksi	Negatif	False Positive	True Negative

III. HASIL DAN ANALISIS

III.1 Hasil Model

Sebagai bagian dari hasil estimasi, bentuk matematis model Regresi Logistik Ordinal (OLR) yang diperoleh setelah proses optimasi *GridSearchCV* dengan parameter terbaik $\alpha = 0.5$ dapat dinyatakan sebagai berikut. Model ini menggunakan pendekatan *cumulative logit* (proportional odds), di mana peluang kumulatif suatu wilayah berada pada kategori ketahanan pangan ke- j atau lebih rendah dinyatakan melalui fungsi logit pada persamaan (6).

$$\begin{aligned} \text{logit}[P(IKP \leq j)] = & \theta_j - (0.838X_{AHH} - 0.243X_{LSP} - 0.291X_{PP} - 0.851X_{TL} \\ & - 1.885X_{TAB} - 0.419X_{RTK} - 0.475X_S - 2.162X_K - \\ & 5.152X_{NCPR} \end{aligned} \quad (6)$$

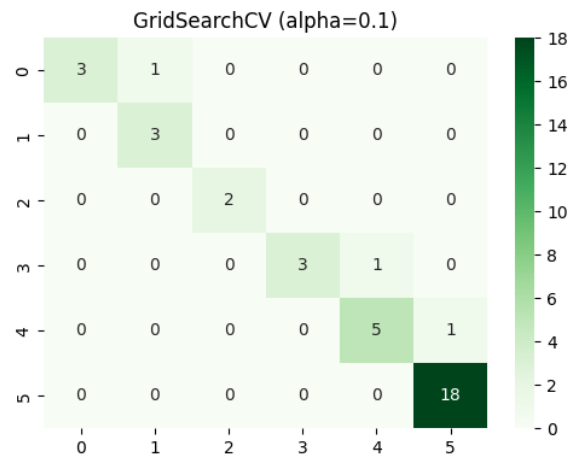
dengan:

- X_{AHH} = Angka Harapan Hidup
- X_{LSP} = Lama Sekolah Perempuan
- X_{PP} = Pengeluaran Pangan
- X_{TL} = Tanpa Listrik
- X_{TAB} = Tanpa Air Bersih
- X_{RTK} = Rasio Tenaga Kesehatan
- X_{ST} = Stunting

- X_{KM} = Kemiskinan
- X_{NCPR} = NCPR

Persamaan ini menggambarkan hubungan antara variabel prediktor dan peluang kumulatif kategori IKP. Model *cumulative logit* digunakan karena mampu mempertahankan urutan alami kategori ketahanan pangan serta memberikan interpretasi yang jelas terhadap arah dan besar pengaruh setiap variabel prediktor.

Model dengan parameter tersebut memberikan performa terbaik dengan akurasi sebesar 91,89% dan *F1-score* berbobot sebesar 0.92, yang lebih tinggi dibandingkan model dasar (baseline) dengan akurasi 89,19% dan *F1-score* 0.8864. Peningkatan ini menunjukkan bahwa proses *hyperparameter tuning* berhasil meningkatkan kemampuan generalisasi model serta stabilitas klasifikasi pada data dengan distribusi kelas yang tidak seimbang.



Gambar 2. *Confusion matrix*

Confusion matrix pada Gambar 2 menunjukkan bahwa sebagian besar kabupaten/kota berhasil diklasifikasikan dengan benar pada kategori ketahanan pangan yang sesuai. Kesalahan klasifikasi cenderung terjadi antar kategori yang berdekatan, seperti antara “agak tahan” dan “tahan”, yang menandakan bahwa model mampu mempertahankan urutan logis antar level ketahanan pangan.

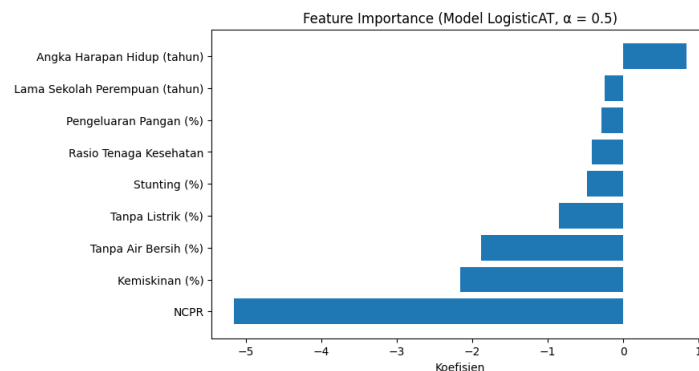
III.2 Analisis Koefisien dan *Feature Importance*

Hasil estimasi koefisien dari model OLR menunjukkan pengaruh yang bervariasi antar variabel prediktor terhadap tingkat ketahanan pangan. Tabel 3 berikut menyajikan nilai koefisien masing-masing variabel serta arah pengaruhnya.

Tabel 3. Hasil Estimasi Koefisien dan Arah Pengaruh Variabel

No	Variabel Prediktor	Koefisien (β)	Arah Pengaruh	Interpretasi Singkat
1	Angka Harapan Hidup (tahun)	+0.838	Positif	Umur harapan hidup tinggi mencerminkan kondisi kesehatan dan kesejahteraan yang lebih baik.
2	Lama Sekolah Perempuan (tahun)	-0.243	Negatif	Pendidikan perempuan sedikit menurunkan risiko rawan pangan, namun

				pengaruhnya relatif kecil.
3	Pengeluaran Pangan (%)	-0.291	Negatif	Proporsi pengeluaran pangan tinggi menandakan daya beli lemah dan kerentanan pangan tinggi.
4	Tanpa Listrik (%)	-0.851	Negatif	Akses energi listrik penting untuk stabilitas ketahanan pangan rumah tangga.
5	Tanpa Air Bersih (%)	-1.885	Negatif	Ketiadaan air bersih berhubungan kuat dengan tingkat kerentanan pangan.
6	Rasio Tenaga Kesehatan	-0.419	Negatif	Rendahnya rasio tenaga kesehatan berkaitan dengan ketahanan pangan yang lemah.
7	Stunting (%)	-0.475	Negatif	Prevalensi stunting tinggi mencerminkan ketidakseimbangan gizi dan lemahnya ketahanan pangan.
8	Kemiskinan (%)	-2.162	Negatif	Faktor ekonomi menjadi determinan utama penurunan ketahanan pangan.
9	NCPR (Rasio Penduduk vs Produksi)	-5.152	Negatif	Ketidakseimbangan antara jumlah penduduk dan produksi pangan memperburuk ketahanan pangan.



Gambar 3. *Feature Importance* Model *LogisticAT* ($\alpha = 0.5$)

Variabel dengan nilai koefisien positif meningkatkan peluang suatu wilayah masuk ke kategori ketahanan pangan yang lebih tinggi, sedangkan nilai negatif menunjukkan pengaruh sebaliknya. Dari Gambar 2 dapat dilihat bahwa Angka Harapan Hidup memiliki kontribusi positif paling besar, diikuti oleh Lama Sekolah Perempuan, sedangkan variabel Kemiskinan dan Tanpa Air Bersih memiliki pengaruh negatif paling kuat.

Temuan ini sejalan dengan hasil penelitian Dharmawan dkk. (2022) dan Khikmah dkk. (2023) yang juga menegaskan peran signifikan faktor kemiskinan, kesehatan, dan infrastruktur dasar terhadap kerentanan pangan. Namun, berbeda dengan studi-studi tersebut yang menggunakan algoritma *tree-based ensemble* seperti *Random Forest* dan *Gradient Boosting*, penelitian ini menggunakan pendekatan OLR yang dioptimasi dengan *GridSearchCV*, yang tetap mempertahankan interpretabilitas model statistik klasik dan meningkatkan akurasi prediksi hingga 91.89%.

III.3 Implikasi Kebijakan

Secara praktis, hasil penelitian ini menegaskan perlunya pendekatan terintegrasi dalam kebijakan ketahanan pangan, khususnya di wilayah Indonesia Timur. Upaya peningkatan akses air bersih, penanggulangan kemiskinan, dan peningkatan kualitas kesehatan masyarakat menjadi prioritas utama untuk memperkuat ketahanan pangan daerah.

Model yang dikembangkan dapat digunakan sebagai alat bantu pengambilan keputusan (*decision support system*) untuk memetakan wilayah prioritas intervensi secara lebih objektif dan berbasis data. Ke depan, penerapan pendekatan *machine learning* seperti *GridSearchCV-OLR* dapat diintegrasikan dengan sistem pemantauan pangan nasional untuk mempercepat deteksi wilayah rawan pangan secara adaptif dan berkelanjutan.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membangun model klasifikasi tingkat ketahanan pangan kabupaten/kota di wilayah Indonesia Timur menggunakan Regresi Logistik Ordinal yang dioptimasi dengan *GridSearchCV*. Hasil optimasi menunjukkan bahwa model terbaik diperoleh pada nilai $\alpha = 0.5$, dengan performa klasifikasi yang tinggi yaitu akurasi sebesar 91,89% dan *F1-score* berbobot sebesar 0.92.

Model yang dihasilkan mampu mengidentifikasi faktor-faktor utama yang memengaruhi ketahanan pangan wilayah. Variabel Angka Harapan Hidup berpengaruh positif terhadap peningkatan ketahanan pangan, sedangkan variabel Kemiskinan, Tanpa Air Bersih, dan Stunting menunjukkan pengaruh negatif yang signifikan. Hasil ini menegaskan bahwa aspek sosial-ekonomi dan akses terhadap layanan dasar merupakan determinan penting dalam menurunkan tingkat kerentanan pangan di kawasan Indonesia Timur.

Dibandingkan dengan model dasar dan penelitian terdahulu yang menggunakan pendekatan statistik konvensional, penerapan *GridSearchCV* pada model OLR terbukti mampu meningkatkan akurasi klasifikasi serta mempertahankan interpretabilitas model. Dengan demikian, pendekatan ini dapat menjadi alternatif yang efektif untuk analisis ketahanan pangan wilayah, sekaligus mendukung perumusan kebijakan berbasis data (*data-driven policy*) dalam menentukan prioritas intervensi pemerintah.

REFERENSI

- [1] Badan Pangan Nasional, "Penyusunan dan Analisis Peta Ketahanan dan Kerentanan Pangan (Peta FSVA)," 2018. [Online]. Available: <https://badanpangan.go.id/blog/post/peta-fsva>
- [2] B. P. Nasional, "Hasil FSVA 2023: Daerah Rentan Rawan Pangan Berkurang, NFA Mantapkan Aksi Kesiapsiagaan Krisis Pangan," Badan Pangan Nasional. Accessed: Sep. 16, 2025. [Online]. Available: <https://badanpangan.go.id/blog/post/hasil-fsva-2023-daerah-rentan-rawan-pangan-berkurang-nfa-mantapkan-aksi-kesiapsiagaan-krisis-pangan>

- [3] A. L. Azhar, S. Suliyanto, N. Chamidah, E. Ana, and D. Amelia, "Pemodelan Indeks Ketahanan Pangan di Indonesia Berdasarkan Pendekatan Regresi Logistik Ordinal Data Panel Efek Acak," *J. Ketahanan Nas.*, vol. 29, no. 2, p. 166, 2023, doi: 10.22146/jkn.86511.
- [4] V. F. Rochmah and V. Ratnasari, "Pemodelan Ketahanan Pangan di Jawa Timur Menggunakan Metode Geographically Weighted Ordinal Logistic Regression (GWOLR)," *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 8, no. 2, 2020, doi: 10.12962/j23373520.v8i2.47021.
- [5] H. Dharmawan, B. Sartono, A. Kurnia, A. F. Hadi, and E. Ramadhani, "A STUDY OF MACHINE LEARNING ALGORITHMS TO MEASURE THE FEATURE IMPORTANCE IN CLASS-IMBALANCE DATA OF FOOD INSECURITY CASES IN INDONESIA," pp. 1–25, 2022.
- [6] F. M. Saragih and W. C. Wibowo, "Analysis of Food Security Index Predictions in Indonesia Using Machine Learning Approach," vol. 8, no. 2, pp. 377–393, 2025.
- [7] K. N. Khikmah, B. Sartono, B. Susetyo, and G. A. Dito, "Performance Comparative Study of Machine Learning Classification Algorithms for Food Insecurity Experience by Households in West Java," *J. Online Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 128–137, 2024, doi: 10.15575/join.v9i1.1012.
- [8] S. Raschka and V. Mirjalili, *Python machine learning: Machine learning and deep learning with Python, scikit-learn, and TensorFlow 2*. 2019.
- [9] B. K. dan I. P. (Dephub), "Jejak Lensa Pembangunan Perhubungan Papua, NTB, NTT." Accessed: Nov. 01, 2025. [Online]. Available: <https://portal.dephub.go.id/post/read/jejak-lensa-pembangunan-perhubungan-papua%2C-ntb%2C-ntt>
- [10] A. J. Scott, D. W. Hosmer, and S. Lemeshow, *Applied Logistic Regression.*, vol. 47, no. 4. 1991. doi: 10.2307/2532419.