

Identifikasi Faktor Penentu Kerawanan Pangan melalui Model Prediktif *Random Forest*: Studi Regional di Provinsi Lampung

Identification of Determinant Factors of Food Insecurity through Random Forest Predictive Models: A Regional Study of Lampung Province

Feri Utomo¹, Fitriani², Septafiansyah Dwi Putra^{3*}, Irmayani Noer⁴

^{1,2,3,4} Magister Terapan Ketahanan Pangan, Politeknik Negeri Lampung

*E-mail : septa@polinela.ac.id

ABSTRAK

Kerawanan pangan masih menjadi persoalan serius di Provinsi Lampung meskipun wilayah ini dikenal sebagai salah satu sentra produksi pangan nasional. Kontradiksi antara surplus produksi padi, jagung, dan ubi kayu di tingkat makro dengan masih tingginya rumah tangga yang mengalami kerawanan pangan menunjukkan adanya kesenjangan dalam distribusi, akses, dan pemanfaatan pangan. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi faktor-faktor penentu kerawanan pangan melalui penerapan model prediktif machine learning, khususnya algoritma Random Forest. Data sekunder diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) periode 2014–2024 dengan variabel dependen Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) sebagai indikator kesejahteraan masyarakat, serta 13 variabel independen yang merepresentasikan aspek dan ketahanan pangan, sosial, dan ekonomi. Hasil evaluasi model menunjukkan performa yang kuat dengan nilai Mean Squared Error (MSE) sebesar 12.830.318 dan koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,899, yang menandakan kemampuan prediksi tinggi dan kesalahan relatif rendah. Uji feature importance mengungkap bahwa variabel Produksi Padi (0,3743) dan Luas Panen Padi (0,3415) merupakan determinan paling dominan, diikuti oleh Pengeluaran per Kapita Disesuaikan (0,1086) dan Persentase Penduduk Miskin (0,0713). Indikator pembangunan manusia dan ketenagakerjaan berkontribusi lebih kecil, sementara variabel lainnya relatif marginal. Temuan ini menegaskan bahwa pertumbuhan ekonomi daerah masih ditentukan oleh margin ekstensif berupa luasan dan volume produksi padi, sehingga rentan terhadap alih fungsi lahan maupun guncangan iklim. Rekomendasi kebijakan meliputi perlindungan lahan sawah, modernisasi irigasi, intensifikasi berkelanjutan, penguatan daya beli, serta peningkatan kualitas sumber daya manusia untuk mendorong ketahanan pangan yang lebih inklusif dan berkelanjutan di Lampung.

Kata Kunci: Alih Fungsi, Machine Learning, Padi, Regional, Regressor

ABSTRACT

Food insecurity remains a serious issue in Lampung Province, despite the region being recognized as one of the national food production centers. The contradiction between the surplus production of rice, corn, and cassava at the macro level and the high number of households experiencing food insecurity indicates a gap in distribution, access, and utilization of food. This study aims to identify the factors determining food insecurity through the application of a machine learning predictive model, particularly the Random Forest algorithm. Secondary data was obtained from the Central Bureau of Statistics (BPS) for the period 2014-2024, with Gross Regional Domestic Product (GRDP) as the dependent variable, serving as an indicator of public welfare, and 13 independent variables representing food security, social, and economic aspects. Model evaluation results show strong performance, with a Mean Squared Error (MSE) value of 12,830,318 and a coefficient of determination (R^2) of 0.899, indicating high prediction ability and relatively low error. The feature importance test revealed that Rice Production (0.3743) and Rice Harvest Area (0.3415) are the most dominant determinants, followed by Adjusted Per Capita Expenditure (0.1086) and Poverty Rate (0.0713). Human

development and employment indicators contribute less, while other variables remain relatively marginal. These findings emphasize that regional economic growth is still determined by extensive margins, such as rice production area and volume, making it vulnerable to land conversion and climate shocks. Policy recommendations include protecting rice paddy land, modernizing irrigation systems, promoting sustainable intensification, strengthening purchasing power, and enhancing human resource quality to foster more inclusive and sustainable food security in Lampung.

Keywords: Function Transfer, Machine Learning, Rice, Regional, Regressor

Submitted: 22-09-2025

Review: 2-10-2025

Accepted: 2-10-2025

Published: 31-10-2025



Copyright © Tahun Author(s). This work is licensed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License.

PENDAHULUAN

Pangan adalah kebutuhan pokok manusia yang mencakup aspek ketersediaan, akses, dan pemanfaatan. Di Indonesia, sekalipun secara makro negara ini memiliki potensi produksi pangan yang besar, kerawanan pangan masih muncul di banyak wilayah, terutama yang terpencil atau memiliki infrastruktur yang terbatas. Ketersediaan pangan yang tinggi di tingkat provinsi atau kabupaten tidak selalu menjamin keamanan pangan di tingkat rumah tangga karena disparitas dalam distribusi, kemampuan ekonomi, dan variabilitas sosial-ekonomi.

Pada provinsi Lampung, yang dikenal sebagai salah satu penghasil utama komoditas seperti padi, jagung, dan ubi kayu, temuan menunjukkan adanya kontradiksi antara surplus produksi di tingkat makro dan adanya rumah tangga yang tetap berada dalam kondisi rawan pangan. Misalnya survei Susenas di Lampung tahun 2022 melaporkan bahwa hanya sekitar 41,54% rumah tangga dalam keadaan aman pangan, sementara sekitar 9,5% berada dalam kategori sangat rawan pangan. Faktor-faktor seperti konsumsi rokok, akses kredit, bantuan sosial, kepemilikan aset lahan, penggunaan internet, lokasi tempat tinggal, pendapatan rumah tangga, jumlah anggota rumah tangga, status pekerjaan (agrikultur atau bukan), dan usia kepala rumah tangga ditemukan memiliki pengaruh signifikan terhadap status keamanan pangan rumah tangga di Lampung (Rachmawati *et al.*, 2023).

Pendekatan-pendekatan konvensional yang banyak digunakan dalam kajian kerawanan pangan seringkali bersifat deskriptif atau menggunakan regresi linier / logistik sederhana. Metode-metode tersebut cenderung mengasumsikan hubungan yang linier dan mungkin kurang mampu menangani interaksi kompleks antar variabel serta ketidakberimbangan kelas (misalnya sedikit rumah tangga sangat rawan dibandingkan jumlah yang aman). Dalam kondisi seperti ini, model prediktif berbasis *machine learning* menawarkan keunggulan: mampu memproses banyak variabel, menangani interaksi non-linier, serta menangani masalah data yang tidak seimbang. Sebagai contoh algoritma seperti *Random Forest*, *XGBoost*, *SVM*, dan *Neural Networks* digunakan untuk mempelajari kerawanan pangan di Indonesia, dan menemukan bahwa *Random Forest* ditambah teknik *SMOTE-N* (oversampling untuk data minoritas) memberikan kinerja terbaik dalam memprediksi rumah tangga rawan pangan, serta menghasilkan interpretasi variabel penting seperti pendidikan kepala rumah tangga, ukuran rumah, dan kondisi sanitasi (Dharmawan *et al.*, 2022).

Studi mengenai kerawanan pangan regional di Indonesia menunjukkan bahwa provinsi-provinsi berbeda memiliki tingkat kerawanan yang dipengaruhi oleh tiga dimensi utama: *exposure*, *sensitivity*, dan *adaptive capacity* (Ambya *et al.*, 2022; Fitriani & Kuswadi, 2022; Fitriani *et al.*, 2021; Fitriani *et al.*, 2015).

Analisis komposit indeks di 34 provinsi menemukan bahwa sekitar 11,7% provinsi sangat rentan terhadap kerawanan pangan, khususnya yang memiliki eksposur tinggi (misalnya terhadap cuaca ekstrem, harga pangan), sensitivitas sosial-ekonomi tinggi, dan kapasitas adaptif yang rendah. Provinsi-provinsi tersebut membutuhkan intervensi yang spesifik seperti diversifikasi pangan, akses pasar yang lebih baik, dan peningkatan infrastruktur pertanian (Juliannisa *et al.*, 2025).

Krisis seperti pandemi COVID-19 telah memperparah kerawanan pangan di banyak rumah tangga. Penelitian nasional yang melibatkan beberapa provinsi, termasuk Lampung, menunjukkan bahwa variabel sosial-ekonomi seperti pendapatan, pengeluaran bahan pangan, pendidikan, dan pekerjaan menjadi sangat krusial selama periode gangguan besar. Pada masa pandemi, lebih dari 50% rumah tangga dalam studi tersebut mengalami kondisi pangan yang tidak aman (Akbar *et al.*, 2023).

Meskipun ada beberapa penelitian di Lampung, sebagian besar menggunakan model statistik tradisional (logit, ordinal logit) sebagai metode analisis. Misalnya penelitian “Cigarette Consumption, Credit Access, and Determinants Household Food Security in Lampung Province” menggunakan regresi logit ordinal untuk mengidentifikasi determinan rumah tangga yang mempengaruhi status keamanan pangan. Walau demikian, penelitian tersebut belum mengaplikasikan model prediktif machine learning yang secara potensial dapat meningkatkan akurasi prediksi dan memberikan wawasan variabel penentu melalui fitur-importance atau teknik interpretabilitas model lain (Rachmawati *et al.*, 2023).

Adanya gap antara metode statistik tradisional dan metode *machine learning* menjadi sumber potensi penelitian yang menarik. *Machine learning* dapat memperhitungkan variabel-variabel yang lebih banyak dan interaksinya, dapat menangani variabilitas spasial dan temporal, serta dapat menghasilkan prediksi yang bisa digunakan untuk penanganan dini (*early warning*). Di samping itu, teknik seperti *Random Forest* dapat memberikan *feature importance* sehingga dapat diketahui variabel mana yang paling dominan mempengaruhi kerawanan pangan.

Dalam konteks kebijakan, mengetahui secara tepat faktor-faktor penentu sangat penting agar intervensi yang dilakukan pemerintah daerah (kabupaten/kota) di Provinsi Lampung lebih efektif. Misalnya, program bantuan sosial, pengembangan akses ke kredit, penguatan aset lahan, ataupun peningkatan kualitas infrastruktur dan akses informasi. Namun tanpa model prediktif yang baik, alokasi sumber daya bisa kurang tepat sasaran.

Provinsi Lampung yang memiliki keragaman geografis (wilayah pesisir, dataran tinggi, dataran rendah), variasi sosial-ekonomi antar kabupaten/kota, serta kondisi infrastruktur yang berbeda-beda, merupakan wilayah yang ideal untuk studi regional. Perbedaan-perbedaan tersebut memungkinkan penelitian untuk melihat bagaimana determinan yang sama dapat memiliki efek yang berbeda tergantung konteks lokal (*spatial variation*). Hal ini juga akan membantu dalam menggeneralisasi temuan dan rekomendasi kebijakan berdasarkan data lokal.

Berdasar uraian diatas maka penelitian ini diarahkan untuk mengidentifikasi faktor-faktor penentu kerawanan pangan di Lampung melalui penerapan model prediktif machine learning, khususnya *Random Forest* dan metode terkait, yang diharapkan dapat meningkatkan akurasi dan ketepatan identifikasi daerah atau rumah tangga rawan. Selain itu, model ini diharapkan mampu menyediakan rekomendasi berdasarkan bukti (*evidence-based*), terutama variabel mana yang menjadi prioritas dalam intervensi di tingkat lokal. Sehingga studi ini akan mengisi kekosongan literatur lokal di Lampung yang belum banyak menggunakan metode machine learning, serta memberikan manfaat praktis bagi pengambil kebijakan di Provinsi Lampung dalam merancang strategi penanggulangan kerawanan pangan yang berbasis data dan prediktif.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilaksanakan di Provinsi Lampung pada bulan April hingga Agustus 2025. Metode analisis yang digunakan adalah *machine learning* dengan algoritma *Random Forest*, karena memiliki kemampuan menangani data multidimensional, mendeteksi pola non-linier, serta memberikan informasi mengenai tingkat kepentingan variabel prediktor. Dalam penelitian ini, Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) ditetapkan sebagai variabel dependen, sedangkan variabel independen terdiri atas 13 fitur yang merepresentasikan faktor-faktor ketahanan pangan dan sosial ekonomi. Kesebelas fitur tersebut meliputi: (1) produksi padi, (2) produktivitas padi, (3) luas panen padi, (4) persentase pengeluaran untuk makan, (5) akses air bersih, (6) indeks implisit, (7) angka kemiskinan, (8) tingkat pengangguran terbuka, (9) gini ratio, (10) pengeluaran perkapita disesuaikan (11) indeks pembangunan manusia, (12) pengeluaran perkapita yang disesuaikan untuk makan (13) pengeluaran perkapita disesuaikan untuk non-makan. Seluruh variabel dikompilasi dari data sekunder yang bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS) dengan periode waktu 2014 - 2024. Kemudian diproses dalam model Random Forest untuk menghasilkan prediksi serta mengidentifikasi variabel paling berpengaruh terhadap PDRB sebagai proksi kesejahteraan dan ketahanan pangan di tingkat regional. Rumusan matematis dan tahapan pemodelan random forest (Jin *et al.*, 2020) sebagai berikut:

1. Pembentukan data bootstrap

Dari dataset asli $D = \{(x_{ib}, y_{ib})\}_i^N=1$, dilakukan sampling bootstrap sebanyak B kali (dengan pengembalian).

$$D_b = \{(x_{ib}, y_{ib})\}_i^N = 1, b = 1, 2, \dots B$$

2. Pertumbuhan pohon Keputusan

Untuk setiap sampel bootstrap D_b , dibangun pohon keputusan. Pada setiap node, dilakukan pemilihan subset fitur acak berukuran m dari total p fitur :

$$m \ll p$$

dengan p_k adalah proporsi kelas k pada node t . Kriteria pemisahan node berdasarkan impurity menggunakan MSE

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y})^2$$

3. Prediksi pohon individu

Agregasi random forest

Prediksi akhir Random Forest diperoleh dengan menggabungkan hasil dari semua pohon:

$$\hat{y}(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \hat{y}_b(x)$$

4. Feature important

Kepentingan fitur dihitung dari rata-rata penurunan impurity (*Mean Decrease in Impurity*):

$$FI(j) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \sum_{t \in T_b} \Delta i_t \cdot \{split(t) = j\}$$

dengan Δi_t adalah penurunan impurity pada node t dan $split(t) = j$ berarti pemisahan node dilakukan dengan fitur j .

HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahap persiapan data dilakukan sebagai prasyarat pemodelan Random Forest agar estimasi bersifat valid dan replikabel. Kelengkapan data diaudit dengan menghitung jumlah nilai hilang pada setiap peubah; temuan *missing values* ditangani secara sistematis melalui imputasi (untuk peubah kontinu) atau penghapusan baris dengan proporsi hilang yang kecil, disertai penelusuran duplikasi dan anomali. Seluruh peubah prediktor dipastikan bertipe numerik dan konsisten satuan/skalanya; peubah identitas yang tidak informatif bagi prediksi (misalnya kode wilayah) dikeluarkan dari matriks fitur. Variabel dependen ditetapkan sebagai PDRB (miliar rupiah), sedangkan variabel independen terdiri atas dua belas fitur yang telah dirumuskan pada bagian metodologi; pemisahan dilakukan dengan membentuk matriks fitur X (seluruh kolom prediktor) dan vektor target yyy (kolom PDRB). Apabila distribusi sangat miring, transformasi (mis. log) dapat digunakan untuk menstabilkan varians—tanpa menjadi prasyarat bagi Random Forest. Hasil akhirnya adalah himpunan data bersih dan terstruktur (X,y) yang siap digunakan pada tahap pelatihan dan evaluasi model (Gambar 1).

```

Kabupaten/Kota      0
Tahun               0
PDRB (milyar rupiah) 0
Luas Panen Padi (Ha) 0
Produktivitas Padi (Ku/Ha) 0
Produksi Padi (Ton)  0
Pengeluaran Makanan (%) 0
Pengeluaran Non-Makanan (%) 0
Akses Air Minum Layak (%) 0
Indeks Implisit      0
Persentase Penduduk Miskin (persen) 0
Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) 0
Pengeluaran per Kapita disesuaikan (ribu rupiah/orang/tahun) 0
Gini Ratio Kabupaten/Kota 0
Indeks Pembangunan Manusia (IPM) 0
Persentase Pengeluaran rata-rata per kapita sebulan untuk bukan makanan (%) 0
Persentase Pengeluaran rata-rata per kapita sebulan untuk makanan (%) 0
dtype: int64

Missing values after dropping rows:
Kabupaten/Kota      0
Tahun               0
PDRB (milyar rupiah) 0
Luas Panen Padi (Ha) 0
Produktivitas Padi (Ku/Ha) 0
Produksi Padi (Ton)  0
Pengeluaran Makanan (%) 0
Pengeluaran Non-Makanan (%) 0
Akses Air Minum Layak (%) 0
Indeks Implisit      0
Persentase Penduduk Miskin (persen) 0
Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) 0
Pengeluaran per Kapita disesuaikan (ribu rupiah/orang/tahun) 0
Gini Ratio Kabupaten/Kota 0
Indeks Pembangunan Manusia (IPM) 0
Persentase Pengeluaran rata-rata per kapita sebulan untuk bukan makanan (%) 0
Persentase Pengeluaran rata-rata per kapita sebulan untuk makanan (%) 0
dtype: int64

Features (X) shape: (165, 15)
Target (y) shape: (165,)

```

Gambar 1. Data preprocessing

Hasil eksplorasi data pada gambar 1 menunjukkan seluruh variabel dalam dataset telah bersih dari nilai hilang (*missing values*) sehingga dapat langsung digunakan untuk pemodelan. Dari proses pembentukan data, diperoleh bahwa fitur (X) terdiri atas 165 baris observasi dengan 15 variabel penjelas, yang mencakup indikator PDRB, ketahanan pangan, ekonomi dan sosial. Sementara target (y) memiliki 165 nilai yang sesuai dengan jumlah observasi, menandakan bahwa setiap baris data memiliki satu nilai keluaran yang akan diprediksi. Sehingga struktur data ini merepresentasikan hubungan antara berbagai faktor independen (X)

sebagai input dengan satu variabel dependen (y) sebagai output. Pola ini menunjukkan kesiapan dataset untuk digunakan dalam analisis lebih lanjut menggunakan regresi atau machine learning, di mana

model akan berupaya mempelajari kontribusi masing-masing variabel X dalam memprediksi target y secara akurat.

Proses analisis berikutnya dimulai dengan pelatihan model *Random Forest Regressor* menggunakan data yang telah dibersihkan dan dipisahkan menjadi variabel prediktor (X) serta variabel target (y), di mana algoritma ini bekerja dengan menggabungkan sejumlah pohon keputusan melalui teknik *bootstrap sampling* dan pemilihan fitur secara acak untuk meningkatkan akurasi serta mengurangi risiko *overfitting*. Model kemudian dilatih dengan data latih untuk mempelajari hubungan antara berbagai indikator ekonomi, sosial, dan ketahanan pangan dengan variabel target, sebelum digunakan pada tahap prediksi untuk menghasilkan estimasi nilai pada data uji. Kinerja model dievaluasi menggunakan *Mean Squared Error (MSE)* dan koefisien determinasi (R^2), yang masing-masing menunjukkan tingkat kesalahan prediksi dan proporsi variasi data yang dapat dijelaskan oleh model (Tabel 1). Hasil evaluasi menunjukkan nilai MSE sebesar 12.830.318 dan R^2 sebesar 0,899, yang mengindikasikan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang relatif rendah serta mampu menjelaskan hampir 90% variasi dalam data target. Dengan demikian, model Random Forest yang dibangun dapat dikategorikan memiliki performa prediktif yang kuat dan layak digunakan sebagai dasar dalam analisis maupun pengambilan keputusan berbasis data.

Tabel 1. Evaluasi kinerja pemodelan

Metode evaluasi	Nilai
Mean Squared Error (MSE)	1.2830318,43
R-squared (R^2) Score	0,899

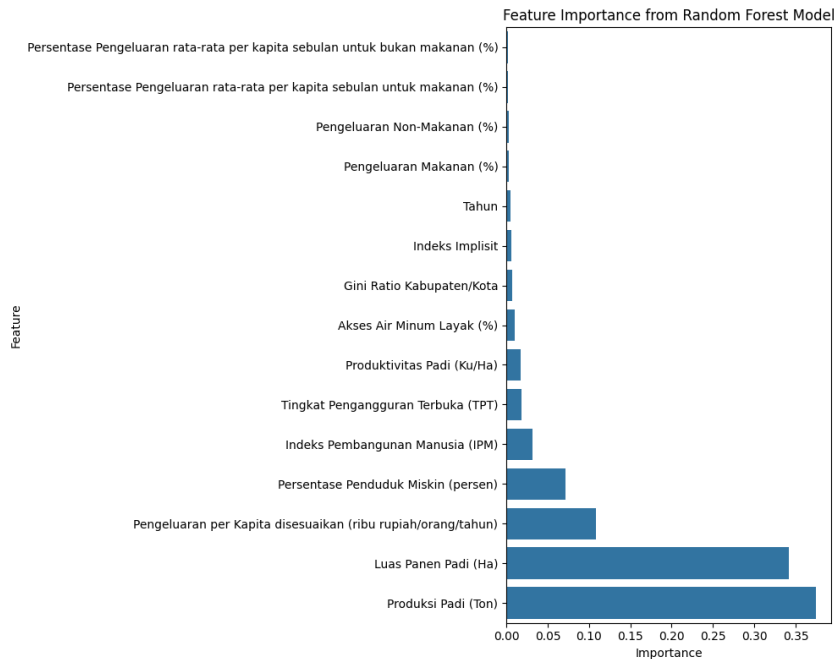
Analisis terhadap tujuan penelitian dilakukan melalui uji feature importance untuk mengidentifikasi variabel prediktor yang memberikan kontribusi terbesar terhadap kinerja model (Tabel 2). Hasil pengujian menunjukkan bahwa variabel Produksi Padi (Ton) (0,3743) dan Luas Panen Padi (Ha) (0,3415) merupakan determinan utama yang paling berpengaruh terhadap prediksi. Faktor ekonomi, seperti Pengeluaran per Kapita disesuaikan (0,1086) dan Persentase Penduduk Miskin (0,0713), juga berkontribusi signifikan dalam model. Selanjutnya, indikator pembangunan manusia (indikator sosial), yaitu Indeks Pembangunan Manusia (IPM) (0,0316) dan Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) (0,0187), memiliki peran meskipun relatif lebih kecil. Variabel lainnya, termasuk Produktivitas Padi (Ku/Ha), Akses Air Minum Layak (%), Gini Ratio, serta indikator pengeluaran rumah tangga, memberikan kontribusi yang lebih rendah. Hasil ini menunjukkan bahwa selain faktor pertanian sebagai determinan utama, aspek sosial-ekonomi dan pembangunan manusia juga berperan dalam memengaruhi variabel target. Temuan ini memperkuat pemahaman bahwa kebijakan pembangunan daerah tidak hanya perlu berfokus pada peningkatan sektor pertanian, tetapi juga harus memperhatikan faktor kesejahteraan ekonomi dan kualitas hidup masyarakat.

Tabel 2. Uji *feature importance*

dex	Feature	Importance
1	Produksi Padi (Ton)	0,3743
2	Luas Panen Padi (Ha)	0,3415
3	Pengeluaran per Kapita disesuaikan (ribu rupiah/orang/tahun)	0,1086
4	Persentase Penduduk Miskin (persen)	0,0713
5	Indeks Pembangunan Manusia (IPM)	0,0316
6	Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT)	0,0187
7	Produktivitas Padi (Ku/Ha)	0,0169
8	Akses Air Minum Layak (%)	0,0096
9	Gini Ratio Kabupaten/Kota	0,0068
10	Indeks Implisit	0,0062
11	Pengeluaran Makanan (%)	0,0031
12	Pengeluaran Non-Makanan (%)	0,0024
13	Persentase Pengeluaran rata-rata per kapita sebulan untuk makanan (%)	0,0020
	Persentase Pengeluaran rata-rata per kapita sebulan untuk bukan makanan (%)	
14		0,0016

Hasil uji *feature importance* disajikan dalam gambar 2. Dalam memprediksi kerawanan pangan wilayah melalui PDRB kabupaten/kota sebagai variabel target diperoleh determinan yang paling kuat adalah Produksi Padi (Ton) (0,3743) dan Luas Panen Padi (Ha) (0,3415). Dominasi dua indikator ini selaras dengan kondisi lapangan di banyak daerah—terutama sentra beras—di mana perekonomian lokal masih sangat bergantung pada skala aktivitas budidaya padi. Skala produksi (output total) dan perluasan/penjagaan areal tanam berkontribusi langsung pada nilai tambah sektor pertanian dan memicu perputaran ekonomi hulu–hilir (pupuk, benih, jasa olah lahan, penggilingan, transportasi). Produktivitas Padi (Ku/Ha) justru muncul dengan bobot relatif kecil (0,0169). Ini dapat dijelaskan oleh dua hal: (i) korelasi sangat tinggi antara produksi, luas panen, dan produktivitas ($\text{produksi} \approx \text{luas} \times \text{hasil}$) sehingga informasi efektivitas tanam “terserap” oleh variabel produksi/luas; (ii) variasi produktivitas antarwilayah lebih sempit dibanding variasi skala lahan/produksi, sehingga sinyalnya lebih lemah dalam model berbasis pohon. Temuan ini menyiratkan bahwa kinerja ekonomi daerah saat ini lebih ditentukan oleh margin ekstensif (luas/volume) ketimbang margin intensif (efisiensi per hektare).

Pengeluaran per Kapita disesuaikan (0,1086) dan Persentase Penduduk Miskin (0,0713) juga berperan nyata. Secara substantif, ini menguatkan mekanisme akuntansi makro: konsumsi rumah tangga adalah komponen terbesar PDRB; peningkatan daya beli mendorong output lokal, sedangkan tingginya kemiskinan menekan permintaan efektif dan produktivitas tenaga kerja. Indikator pembangunan manusia—IPM (0,0316) dan TPT (0,0187)—berpengaruh moderat, konsisten dengan pengamatan lapangan bahwa perbaikan kualitas pendidikan–kesehatan dan penyerapan kerja memberi dampak ekonomi, tetapi sifatnya lebih bertahap/menengah panjang. Variabel lain seperti Akses Air Minum Layak, Gini Ratio, dan struktur pengeluaran makanan/non-makanan memiliki kontribusi kecil; hal ini kemungkinan karena (a) varians antarwilayah relatif sempit, (b) pengaruhnya lebih tidak langsung, atau (c) tertutup oleh variabel yang lebih proksimal terhadap PDRB (produksi/luas/pengeluaran). Selain itu, bobot yang sangat kecil pada Tahun mengindikasikan bahwa perbedaan struktural antarwilayah lebih dominan daripada tren waktu pada horizon data yang digunakan.



Gambar 2. Hasil pemodelan *random forest*

Temuan feature importance ini sangat relevan dengan literatur terkini yang menunjukkan bahwa luas panen dan produksi padi secara signifikan berkorelasi dengan ketahanan pangan dan ekonomi daerah di Indonesia. Pada penelitian “*Rice Production, Policies, and Their Implications on Food Security*” oleh *Formosa Publisher* (2025) menemukan bahwa area panen dan produksi beras secara simultan memengaruhi keamanan pangan nasional, di mana penurunan luas panen turut menyebabkan penurunan produksi dan meningkatkan risiko kekurangan pangan (Yusuf *et al.*, 2024). penelitian lainnya pada “Kontribusi Program Kostratani dalam Meningkatkan Produktivitas Padi untuk Mendukung Ketahanan Pangan di Provinsi Lampung” memperlihatkan intervensi pemerintah dalam program Kostratani berhasil meningkatkan produktivitas padi (Ku/Ha) secara nyata di Lampung Timur dan Lampung Tengah, meskipun tantangan intensifikasi seperti efisiensi dan variabilitas produktivitas antar daerah masih jelas terlihat (Gitosaputo & Irawan, 2024).

Berdasarkan hasil analisis *feature importance* yang menegaskan dominasi variabel produksi padi dan luas panen sebagai penentu utama PDRB, maka daerah Lampung sangat rentan terhadap fluktuasi produksi dan pengurangan lahan panen. Rekomendasi kebijakan yang tepat sasaran harus menempatkan sektor pertanian khususnya subsektor padi sebagai mesin utama pertumbuhan ekonomi daerah. Upaya strategis dapat dilakukan melalui perlindungan dan optimalisasi lahan sawah, baik dengan penetapan Lahan Sawah yang Dilindungi (LSD) (Rachman, *et al.*, 2021) (Fauziah A., 2025), pengendalian alih fungsi lahan (Barchia, *et al.*, 2023), maupun konsolidasi lahan berskala kecil agar ketersediaan areal produksi tetap terjaga (Lantin, 2003) (Nurwadjedi B. & Poniman, A., 2010). Peningkatan skala dan kontinuitas produksi dapat dicapai dengan rehabilitasi serta ekspansi jaringan irigasi (Sauqi A. A. & Jumadi, J., 2021), penerapan kalender tanam berbasis iklim (Wang *et al.*, 2022) (Fitriana N. A., 2022), penyediaan layanan alat dan mesin pertanian (alsintan) bersama, serta penguatan penanganan pascapanen—melalui pengeringan, *grading*, dan penggilingan efisien—guna menekan kehilangan hasil (*losses*) dan menjaga mutu beras (Reddy K. K., 2015). Meskipun produktivitas padi per hektare memiliki bobot relatif rendah dalam model, strategi intensifikasi tetap penting, seperti penggunaan benih unggul adaptif iklim, pemupukan berimbang, *site-specific nutrient management*, serta perlindungan tanaman, sehingga ketergantungan terhadap perluasan lahan dapat dikurangi. Dampak

kebijakan intensifikasi perlu diuji dengan indikator keluaran yang lebih spesifik (misalnya hasil per hektare) agar tidak terserap oleh variabel produksi total.

Dari perspektif permintaan, peningkatan daya beli masyarakat dan pengurangan kemiskinan menjadi kunci pengungkit lain dalam memperkuat kontribusi sektor pertanian terhadap PDRB. Hal ini dapat dilakukan melalui program perlindungan sosial adaptif seperti bantuan tunai bersyarat dan subsidi tepat sasaran yang difokuskan pada kantong-kantong kemiskinan pertanian (Rivai, *et al.*, 2019)(Fernández R., 2012), Penciptaan lapangan kerja bernilai tambah di sektor hilir, misalnya melalui pengembangan beras premium, beras fortifikasi, produk olahan berbasis padi (*rice-based products*) (Ecker, *et al.*, 2023), dan pemberdayaan UMKM layanan pertanian (Komarawati M., 2025). Pembentukan ekosistem nilai tambah juga sangat diperlukan melalui penguatan skema kemitraan off-taker, kontrak pembelian minimum untuk stabilisasi harga di tingkat petani, fasilitasi pembiayaan rantai pasok (seperti KUR klaster dan *warehouse receipt system*), serta perbaikan infrastruktur logistik termasuk jalan usaha tani dan rantai dingin sederhana (*cold/dry chain*). Sisi investasi pada peningkatan kualitas manusia dan pasar tenaga kerja perlu mendapat perhatian serius. Peningkatan Indeks Pembangunan Manusia (IPM) dapat dilakukan dengan program gizi dan kesehatan kerja bagi keluarga petani, pengembangan sekolah vokasi pertanian, serta peningkatan literasi finansial masyarakat desa. Pendidikan vokasional yang dikombinasikan dengan pelatihan literasi keuangan terbukti meningkatkan kapasitas petani dalam pengambilan keputusan ekonomi dan keterampilan profesional mereka (Zhang J., 2024). Literasi dasar masyarakat pedesaan, termasuk literasi keuangan, digital, dan numerasi, secara signifikan mendorong peningkatan Indeks Pembangunan Manusia melalui pemberdayaan komunitas dan pelatihan berbasis kebutuhan lokal (Muti'ah M. & Hidayat, A., 2022). Pendidikan dan pelatihan vokasional di wilayah pedesaan, seperti yang dilakukan di Tianjin, menunjukkan dampak positif terhadap kualitas hidup dan mobilitas ekonomi warga desa melalui pelatihan pertanian dan non-pertanian bersertifikasi (Han W., 2018).

Disektor ketenagakerjaan, pencapaian penempatan tenaga kerja produktif dapat dilakukan melalui pelatihan *upskilling* operator alsintan, mekanik penggilingan, dan manajemen gudang, sehingga tingkat pengangguran terbuka (TPT) menurun khususnya pada segmen yang berkontribusi langsung ke rantai nilai padi. Peningkatan penempatan tenaga kerja produktif dalam rantai nilai padi dapat dicapai melalui pelatihan teknis (seperti operator alsintan, mekanik penggilingan, dan manajer gudang) serta intervensi kebijakan berbasis tipologi wilayah, yang terbukti menciptakan lapangan kerja baru dan meningkatkan efisiensi sektor pascapanen (Balgos L., 2017) (Tinh Nguyen Ngoc, 2020) (Minten J. *et al.*, 2023). Intervensi kebijakan juga perlu ditargetkan sesuai tipologi wilayah, misalnya dengan membedakan strategi untuk daerah dengan luas tinggi–produksi tinggi (fokus hilirisasi dan efisiensi), luas tinggi–produktivitas rendah (fokus intensifikasi), luas rendah–produktivitas tinggi (fokus diversifikasi dan nilai tambah), serta luas/produksi rendah–kemiskinan tinggi (fokus perlindungan sosial dan padat karya). Pada konteks adaptasi iklim dan manajemen risiko, modernisasi sistem irigasi hemat air, penggunaan varietas tahan cekaman, pengembangan asuransi usaha tani padi, serta penguatan sistem peringatan dini hama dan iklim sangat penting untuk menjaga stabilitas produksi (Pramono Anggi Sahr, 2022)(Liu J. *et al.*, 2023), mengingat variabel produksi terbukti sebagai pengungkit terbesar PDRB. Akhirnya, penguatan aspek evaluasi dan data juga diperlukan dengan melakukan validasi kebijakan menggunakan pendekatan *permutation importance* atau *SHAP values*, serta *partial dependence plots*, untuk memastikan interpretasi model tidak bias akibat korelasi antarfitur. *Robustness check* juga perlu dilakukan dengan menguji model tanpa variabel produksi atau luas panen secara bergantian, sehingga sensitivitas kebijakan yang berfokus pada produktivitas dapat dinilai secara lebih objektif. Keseluruhan strategi ini menegaskan bahwa pembangunan pertanian daerah perlu ditempuh secara simultan melalui pendekatan ekstensifikasi, intensifikasi, pemberdayaan sosial-ekonomi, dan penguatan kelembagaan guna menghasilkan pertumbuhan ekonomi daerah yang inklusif, berkelanjutan, dan tahan terhadap guncangan eksternal.

KESIMPULAN DAN REKOMENDASI KEBIJAKAN

Kerawanan pangan di Provinsi Lampung sangat dipengaruhi oleh faktor pertanian, khususnya produksi padi dan luas panen, yang terbukti menjadi determinan utama dalam memengaruhi PDRB sebagai proksi ketahanan pangan daerah. Dominasi kedua variabel ini menunjukkan bahwa perekonomian daerah masih bergantung pada margin ekstensif berupa volume dan luasan produksi, sementara produktivitas per hektare memiliki kontribusi relatif rendah. Selain itu, aspek sosial-ekonomi seperti pengeluaran per kapita disesuaikan dan persentase penduduk miskin juga berperan signifikan, diikuti oleh indikator pembangunan manusia seperti IPM dan TPT yang meskipun lebih kecil tetap relevan dalam jangka menengah. Temuan ini mengindikasikan bahwa kebijakan penanggulangan kerawanan pangan di Lampung perlu diarahkan tidak hanya pada upaya perlindungan lahan dan peningkatan produksi, tetapi juga pada strategi intensifikasi berkelanjutan, penguatan daya beli masyarakat, serta peningkatan kualitas sumber daya manusia agar ketahanan pangan dapat tercapai secara inklusif, berkelanjutan, dan adaptif terhadap tantangan perubahan iklim maupun dinamika sosial-ekonomi.

UCAPAN TERIMA KASIH

Tim penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Kementerian Pendidikan Tinggi, Sains, dan Teknologi Republik Indonesia (Kemendikristek) dan P3M Politeknik Negeri Lampung atas dukungan dan kesempatan yang diberikan dalam pelaksanaan Skema Penelitian Tesis Magister Pengembangan Model Prediktif Multi-Faktorial untuk Ketahanan Pangan Berbasis AI di Provinsi Lampung dengan Nomor Kontrak Induk: 174/C3/DT.05.00/PL-BATCH II/2025 dan Nomor Kontrak Turunan: 229/PL15.8/PP/2025.

DAFTAR PUSTAKA

- Akbar, A., Darma, R., Fahmid, I. M., & Irawan, A. (2023). Determinants of Household Food Security during the COVID-19 Pandemic in Indonesia. *Sustainability (Switzerland)*, 15(5), 1–16. <https://doi.org/10.3390/su15054131>
- Ambya, Fitriani, & Bellapama, I. A. (2022). Sektor Pertanian untuk Pertumbuhan Ekonomi Regional Lampung Agriculture Sector to Support Lampung Regional Economic Growth. *Journal of Food System and Agribusiness (JoFSA)*, 6(1), 102–111.
- Balgos L., C. Q. . D. (2017). Employment Generation Potential of the Rice Value Chain: The Case of Mlang, North Cotabato in Mindanao. *Philippine Journal of Development*.
- Barchia B.; Putri, E.; Utami, K., M. . S. (2023). Land use change from marginal peaty rice fields to other land uses in Air Hitam irrigation area, Bengkulu, Indonesia. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 1200.
- Dharmawan, H. A., Azzahra, A., & Haryanto, A. (2022). Application of machine learning in predicting food insecurity in Indonesia. *Communications in Mathematical Biology and Neuroscience*, 2022, Article 88. <https://doi.org/10.28919/cmbn/7636>
- Ecker H.; Comstock, Andrew R.; Headey, D.; Mahrt, K.; Pradesha, Angga, O. . A. (2023). Mitigating poverty and undernutrition through social protection: A simulation analysis of the COVID-19 pandemic in Bangladesh and Myanmar. *Applied Economic Perspectives and Policy*.
- Fauziah A., N. . B. (2025). Comparative Perspectives on Rice Field Protection Policies in Solok City and Alor Setar. *Widya Yuridika*.
- Fernández R., L. V. (2012). *Who benefits from social assistance in the Philippines? Evidence from the latest national household surveys*. 1–20.

- Fitriana N. A., G. F. . P. (2022). Rice Planting Calendar Application Development using Scrum. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*.
- Fitriani, F., & Kuswadi, D. (2022). Lampung Smallholders Coffee Farmer's Economics Vulnerability Sources In Upstream Watersheds. *Jurnal Penelitian Pertanian Terapan*, 22(3), 205–215. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.25181/jppt.v22i3.2286>
- Fitriani, F., Sutarni, S., Yuniarti, E., Ismono, H., Lestari, D. A. H., & Haryono, D. (2021). Lampung Macroeconomy: A Model of Social Accounting Matrix. *Jurnal Ekonomi Pembangunan: Kajian Masalah Ekonomi Dan Pembangunan*, 22(2), 263–273. <https://doi.org/10.23917/JEP.V22I2.14154>
- Fitriani, Sutarni, Ismono, H., & Lestari, D. A. H. (2015). Masa Depan Tenaga Kerja Sektor Pertanian. In Yusnita, Asmiati, N. Sa'diyah, L. Hakim, G. N. Susanto, Mardiana, ... J. F. Suwandi (Eds.), *Inovasi Sains dan Teknologi untuk Ketahanan Pangan dan Kemandirian Energi* (Vol. 42, pp. 319–334). Bandar Lampung: LPPM Universitas Lampung.
- Gitosaputo, S., & Irawan, S. A. (2024). *Kontribusi Program Kostratani dalam Meningkatkan Produktivitas Padi untuk Mendukung Ketahanan Pangan di Provinsi Lampung The Contribution of Kostratani Program in Increasing Rice Productivity for Support Food Security in Lampung Province*. 20(02), 323–336.
- Han W., B. . W. (2018). Research on the Development of Human Capital in Tianjin Rural Areas. *Journal of Human Capital Studies*.
- Jin, Z., Shang, J., Zhu, Q., Ling, C., Xie, W., & Qiang, B. (2020). RFRSF: Employee Turnover Prediction Based on Random Forests and Survival Analysis. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 12343 LNCS, 503–515. https://doi.org/10.1007/978-3-030-62008-0_35
- Juliannisa, I. A., Rahma, H., Mulatsih, S., & Fauzi, A. (2025). Regional Vulnerability to Food Insecurity: The Case of Indonesia. *Sustainability (Switzerland)*, 17(11), 1–20. <https://doi.org/10.3390/su17114800>
- Komarawati M., D. . N. (2025). Transformative capacity to build an adaptive society resilience during crisis: evidence from conditional cash transfer/PKH Indonesia. *Frontiers in Sociology*.
- Lantin, R. (2003). *Land consolidation: a giant step towards agricultural modernization through efficient mechanization*.
- Liu J.; Zavala, Mónica; Zhang, Junbiao, Y. R.-M. (2023). Examining the effects of climate change adaptation on technical efficiency of rice production. *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change*, 28, 1–25. <https://doi.org/10.1007/s11027-023-10092-3>
- Minten J.; Win, K. Z.; Zone, P. P., B. . G. (2023). Agricultural value chains in a fragile state: The case of rice in Myanmar. *World Development*.
- Muti'ah M.; Hidayat, A., M. . R. (2022). Increasing the Human Development Index through the Rural Community Empowerment-Based Literacy Movement. *International Journal of Social Science and Human Research*.
- Nurwadjudi B.; Poniman, A., N. . M. (2010). *Assessment Of The Rice Field Sustainability In Java On Basis Of Regional Spatial Use Planning (Rtrw)*. 16.
- Pramono Anggi Sahru, J. R. (2022). Peningkatan Produktivitas Melalui Perbaikan Sistem Budidaya Padi Sawah Di Tengah Ancaman Perubahan Iklim. *Jurnal Prodi Agribisnis*. <https://doi.org/10.56869/kaliagri.v3i2.409>
- Rachman A.; Wetik, J. D.; Namuzadi, N.; Ain, A., L. . S. (2021). Model development of sustainable wetland rice farming based on rice estate community and smart farming. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 648.
- Rachmawati, N., Prasetyo, H., & Rini, A. (2023). Cigarette consumption, credit access, and determinants of household food security in Lampung Province. *Journal of Socio-Economics in Agriculture*, 18(2), 45–60.
- Reddy K. K., K. . R. (2015). *Can Mechanization Reduce Labour and Water Demand in Agriculture? A Case of Rice Transplanters in Andhra Pradesh*.

- Rivai B.; Siregar, H.; Harianto, A. S. (2019). *Impact of the Synergy of Agriculture Policy and Social Protection Programs on the Agricultural Household Economy, Karawang Regency, West Jawa*. 15, 63–71.
- Sauqi A. A.; Jumadi, J., N. . S. (2021). The Analysis Impact of Irrigation Channel on Rice Production in Bendosari, Sukoharjo Regency. *International Journal for Disaster and Development Interface*.
- Tinh Nguyen Ngoc, T. V. V. (2020). The Domestic Rice Value Chain in the Mekong Delta. In *White Gold: The Commercialisation of Rice Farming in the Lower Mekong Basin*.
- Wang C.; Skalský, R.; Wang, S.; Chen, B.; Liu, Y.; Chen, J.; Balkovič, J., X. . F. (2022). Crop calendar optimization for climate change adaptation in rice-based multiple cropping systems of India and Bangladesh. *Agricultural and Forest Meteorology*.
- Yusuf, M. A., Sundari, S., Purwanto, I. D., & Kurnia, R. R. (2024). Rice Production, Policies, and Their Implications on Food Security Indonesia - Thailand Perspective. *Jurnal Multidisiplin Madani*, 4(1), 174–179. <https://doi.org/10.55927/mudima.v4i1.7927>
- Zhang J., L. . W. (2024). Advancing Farmers' Vocational Education: Innovative Approaches and Empirical Evidence. *Journal of Rural Development Studies*.