

PREDIKSI VOLUME IMPOR KEDELAI INDONESIA MENGGUNAKAN EXTREME LEARNING MACHINE (ELM): PENDEKATAN MACHINE LEARNING DALAM ANALISIS PERDAGANGAN INTERNASIONAL

I Putu Dedi Setiyadi¹, Putu Krisna Adwitya Sanjaya²

^{1,2}Program Studi Ekonomi, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Udayana
e-mail: krisnasanjaya@unud.ac.id

Abstract

Indonesia faces structural vulnerability in food security, driven by a persistent supply-demand gap in strategic agricultural commodities, particularly soybeans. Despite extensive trade policy research, existing literature predominantly relies on linear econometric models that fail to capture non-linear dynamics and non-stationary pattern shifts in macroeconomic time-series data. To address this methodological research gap, this study applies the Extreme Learning Machine (ELM)—a single-hidden-layer feedforward neural network selected for its universal approximation capability, analytical parameter solving without backpropagation iterations, and avoidance of local minima traps—to predict Indonesia's soybean import volume for 2026–2035 and determine key macroeconomic drivers. Using secondary annual time-series data (2010–2025) from BPS, Bank Indonesia, FRED/IMF, and the Ministry of Agriculture, four independent variables were evaluated: USD/IDR exchange rate, world soybean price, domestic production, and national consumption. Feature importance was assessed via Pearson correlation, Random Forest, and Ridge Regression. The optimized ELM model (10 hidden neurons, sigmoid activation) achieved exceptional predictive accuracy with $R^2 = 0.9519$ and MAPE = 2.75% on training data, and a robust Leave-One-Out Cross-Validation (LOOCV) MAPE of 8.70%. Baseline comparisons confirmed ELM outperforming traditional ARIMA (MAPE = 14.32%) and Multiple Linear Regression (MAPE = 12.18%). Exchange rate and national consumption emerged as dominant predictors. Projections indicate a declining import trend from 2.34 million tons (2026) to 0.88 million tons (2035), representing an import squeeze effect under exchange rate pressure rather than domestic self-sufficiency. The primary scientific novelty lies in establishing a non-linear machine learning framework for food import forecasting in emerging market economies, providing actionable quantitative evidence for exchange rate hedging and agricultural trade policy.

Keywords: *Soybean Imports, Extreme Learning Machine, Exchange Rate Pass-Through, Trade Policy, Machine Learning*

Abstrak

Indonesia menghadapi kerentanan struktural dalam ketahanan pangan akibat melebar kebiasaan kesenjangan pasokan dan permintaan komoditas kedelai nasional. Meskipun kajian perdagangan internasional telah banyak dilakukan, mayoritas literatur terdahulu didominasi oleh pendekatan ekonometrika linier konvensional yang memiliki keterbatasan dalam menangkap dinamika non-linier dan pergeseran pola pada data time series ekonomi makro. Untuk mengisi kesenjangan penelitian metodologis tersebut, penelitian ini mengaplikasikan metode Extreme Learning Machine (ELM)—jaringan saraf tiruan feedforward satu hidden layer yang dipilih karena kemampuan universal approximation, perhitungan bobot secara analitis tanpa iterasi backpropagation, serta keunggulannya terhindar dari jebakan local minima—untuk memprediksi volume impor kedelai Indonesia periode 2026–2035 serta mengidentifikasi determinan makroekonomi utamanya. Data sekunder tahunan 2010–2025 dihimpun dari BPS, Bank Indonesia, FRED/IMF, dan Kementerian Pertanian, mencakup empat variabel independen: kurs USD/IDR, harga kedelai dunia, produksi domestik, dan konsumsi nasional. Kepentingan variabel dianalisis melalui korelasi Pearson, Random Forest, dan regresi Ridge terstandarisasi. Model ELM optimal (10 hidden neuron, aktivasi sigmoid) menghasilkan akurasi tinggi dengan $R^2 = 0,9519$ dan MAPE = 2,75% pada data latih, serta MAPE LOOCV

= 8,70%. Evaluasi komparatif menunjukkan ELM unggul signifikan dibanding model baseline ARIMA (MAPE = 14,32%) dan Regresi Berganda (MAPE = 12,18%). Kurs USD/IDR dan konsumsi nasional terbukti sebagai determinan paling dominan. Proyeksi 2026–2035 menunjukkan penurunan impor dari 2,34 juta ton menjadi 0,88 juta ton yang lebih merepresentasikan import squeeze effect akibat keterbatasan daya beli valuta asing ketimbang swasembada domestik. Keterbaruan ilmiah penelitian ini terletak pada formulasi kerangka machine learning non-linier dalam peramalan impor komoditas pangan strategis pada negara berkembang.

Kata Kunci: *Impor Kedelai, Extreme Learning Machine, Exchange Rate Pass-Through, Kebijakan Perdagangan, Machine Learning*

PENDAHULUAN

Perdagangan internasional memainkan peranan vital dalam menjaga kestabilan pasokan dan harga komoditas pangan strategis di negara berkembang. Menurut Krugman dan Obstfeld (2018), keterbukaan pasar melalui mekanisme perdagangan lintas batas memungkinkan suatu negara mengatasi keterbatasan faktor produksi domestik melalui impor. Teori keunggulan komparatif Ricardo dan model Heckscher-Ohlin (H-O) menjelaskan bahwa pola arus barang internasional ditentukan oleh rasio efisiensi relatif serta kelimpahan faktor produksi (Appleyard dan Field, 2017). Dalam konteks Indonesia, impor kedelai bukan sekadar fenomena ketergantungan komoditas, melainkan konsekuensi logis dari spesialisasi sumber daya pertanian di mana lahan domestik lebih teralokasi untuk tanaman pangan utama seperti padi dan jagung (Tambunan, 2015; Zhang et al., 2023). Kedelai merupakan komoditas bernilai strategis di Indonesia karena menjadi bahan baku utama produk pangan bernutrisi berbasis protein nabati rakyat seperti tempe dan tahu (Supadi, 2009). Namun, perekonomian Indonesia menghadapi masalah ketergantungan impor kedelai yang sangat tinggi. Data Badan Pusat Statistik (2025) mencatat rata-rata impor kedelai Indonesia melebihi 2 juta ton per tahun sepanjang periode 2010–2025. Masalah ini dipicu oleh kesenjangan struktural (supply-demand gap) yang semakin membesar: produksi domestik terus merosot dari 907.031 ton pada 2010 menjadi hanya

225.000 ton pada 2025, sementara konsumsi nasional merambat naik hingga 2,65 juta ton pada 2025 akibat pertumbuhan penduduk dan perkembangan industri olahan pangan (Assifah dan Ayuningsasi, 2022; Amalia dan Raharjo, 2023). Kesenjangan pasokan ini menuntut pemenuhan kebutuhan nasional secara berkelanjutan dari pasar internasional.

Dinamika impor kedelai dipengaruhi oleh interaksi kompleks berbagai variabel makroekonomi internasional dan domestik. Pertama, nilai tukar rupiah terhadap dolar AS (USD/IDR) mempengaruhi biaya impor melalui mekanisme exchange rate pass-through (Mankiw et al., 2020; Liu & Chen, 2022). Pelemahan rupiah meningkatkan nilai impor dalam mata uang lokal, yang bagi komoditas dengan elastisitas permintaan rendah dapat memicu pembengkakan nilai transaksi impor (Lipsey et al., 2015; Patricia & Sudirman, 2019). Kedua, harga kedelai dunia yang fluktuatif di pasar komoditas global—seperti referensi Chicago Board of Trade (CBOT) dan CIF Rotterdam—menjadi variabel eksogen yang menentukan ekspektasi biaya impor (Salvatore, 2019; Sulistiyono et al., 2023). Ketiga, pergerakan kapasitas produksi domestik dan laju konsumsi nasional bertindak sebagai faktor pendorong mendasar kebutuhan transaksi impor (Saskara & Marhaeni, 2017; Sukadana & Arka, 2020). Meskipun literatur mengenai peramalan dan determinan impor komoditas pertanian di Indonesia telah berkembang, terdapat kesenjangan penelitian (research gap)

mendasar pada aspek metodologis dan temporal. Penelitian-penelitian terdahulu seperti Abidin et al. (2019) dan Rahmawati & Suherman (2020) mengandalkan model ekonometrika linier konvensional seperti Regresi Linear Berganda dan Error Correction Model (ECM). Pendekatan linier tersebut memiliki keterbatasan kritis dalam menangkap volatilitas non-linier, guncangan struktural (structural shocks), dan karakteristik non-stasioner yang melekat pada data time series makroekonomi (Haykin, 2009; Smith & Gupta, 2024). Di sisi lain, peramalan berbasis metode kecerdasan buatan (Machine Learning) dalam analisis perdagangan internasional komoditas pangan Indonesia masih sangat terbatas dan didominasi oleh peramalan komoditas beras atau minyak kelapa sawit (Purnomo & Widodo, 2021).

Untuk mengatasi keterbatasan metode linier tersebut, penelitian ini menerapkan arsitektur jaringan saraf tiruan Extreme Learning Machine (ELM) yang dikembangkan oleh Huang et al. (2006). ELM merupakan varian Single-Layer Feedforward Neural Network (SLFN) yang menawarkan keunggulan komputasi superior: bobot input dan bias diinisialisasi secara acak tanpa iterasi lambat seperti pada algoritma Backpropagation konvensional, sementara bobot output dihitung secara analitis menggunakan generalized Moore-Penrose pseudoinverse (Wang et al., 2021). ELM terbukti bertindak sebagai universal approximator yang mampu memodelkan hubungan non-linier kompleks dengan waktu pelatihan sangat cepat dan jaminan konvergensi terhindar dari jebakan local minima (Huang et al., 2015; Wijaya & Pratama, 2022). Kebaruan ilmiah (scientific novelty) dan kontribusi dari penelitian ini mencakup tiga hal utama. Pertama, memperkenalkan formulasi model non-linier berbasis Extreme Learning Machine (ELM) yang dioptimasi untuk peramalan volume impor kedelai Indonesia. Kedua, mengintegrasikan analisis kepentingan

variabel (feature importance) berbasis triangulasi multi-metode (Korelasi Pearson, Random Forest, dan Ridge Regression) untuk memetakan hirarki determinan makroekonomi secara komprehensif. Ketiga, menyajikan proyeksi jangka panjang volume impor kedelai Indonesia periode 2026–2035 beserta analisis implikasi kebijakan perdagangan internasional di tengah dinamika depresiasi mata uang. Penelitian ini bertujuan mengevaluasi akurasi model ELM, mengidentifikasi faktor penentu utama impor, dan merumuskan proyeksi serta rekomendasi strategis bagi ketahanan pangan nasional.

METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif prediktif dengan memanfaatkan data sekunder time series tahunan periode 2010–2025 (16 tahun observasi). Data dihimpun dari lima sumber kredibel: Badan Pusat Statistik (BPS) untuk volume impor kedelai (HS Code 1201), produksi domestik, dan konsumsi nasional; Bank Indonesia (BI) untuk kurs rata-rata referensi JISDOR USD/IDR; Federal Reserve Economic Data (FRED) dan International Monetary Fund (IMF) untuk harga kedelai dunia (seri PSOYBUSDA); Kementerian Pertanian untuk data sektor tanaman pangan; serta Badan Pangan Nasional (Bapanas) untuk Neraca Bahan Makanan sebagai verifikasi data. Variabel penelitian terdiri dari satu variabel terikat yaitu Volume Impor Kedelai Indonesia (Y , dalam ton), dan empat variabel bebas yaitu Kurs USD/IDR (X_1), Harga Kedelai Dunia (X_2 , dalam USD/MT), Produksi Kedelai Domestik (X_3 , dalam ton), dan Konsumsi Kedelai Nasional (X_4 , dalam ton). Sebelum tahap pemodelan, seluruh data variabel dinormalisasi menggunakan transformasi Min-Max Scaling ke skala $[0, 1]$ guna mencegah dominasi variabel ber-skala besar dan menstabilkan gradien pemrosesan: $X_{norm} = (X - X_{min}) / (X_{max} - X_{min})$

Arsitektur model ELM yang dikonstruksikan terdiri dari 4 neuron pada

input layer (mewakili 4 variabel bebas), hidden layer dengan neuron ter-tuning, dan 1 neuron pada output layer (memprediksi volume impor). Proses tuning hiperparameter dilakukan secara eksperimental melalui teknik grid search pada rentang 5 hingga 25 hidden neurons dan variasi fungsi aktivasi (Sigmoid, Tanh, ReLU). Berdasarkan kriteria meminimalkan error training dan kestabilan generalisasi, struktur optimal yang dipilih adalah 10 hidden neurons dengan fungsi aktivasi Sigmoid dan random seed 42 untuk menjamin reproduksibilitas hasil (Huang et al., 2006, 2015). Penentuan 10 neuron ini terbukti memberikan kapasitas fleksibilitas aproksimasi non-linier yang memadai tanpa menimbulkan fenomena memorisasi berlebih (severe overfitting) pada jumlah sampel terbatas. Formulasi komputasi ELM dilaksanakan dalam tiga tahapan analitis: (1) Inisialisasi matriks bobot input $W \in \mathbb{R}^{10 \times 4}$ dan bias $b \in \mathbb{R}^{10}$ secara acak dari distribusi uniform $[-1, 1]$; (2) Penghitungan matriks output hidden layer $H = g(XW + b)$, di mana $g(\cdot)$ adalah fungsi aktivasi sigmoid; dan (3) Penghitungan matriks bobot output β secara analitis tanpa iterasi melalui Moore-Penrose pseudoinverse: $\beta = H^+ T$, di mana H^+ adalah pseudoinverse dari H dan T adalah matriks target volume impor ter-normalisasi (Wang et al., 2021).

Untuk menguji keandalan dan validitas model, evaluasi performa dilakukan menggunakan empat metrik standar: Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), dan Koefisien Determinasi (R^2). Selain itu, untuk menguji kemampuan generalisasi model pada dataset berukuran kecil, diterapkan prosedur Leave-One-Out Cross-Validation (LOOCV) di mana setiap observasi secara bergantian dijadikan data uji sementara 15 observasi lainnya menjadi data latih (Gujarati & Porter, 2009). Sebagai tolok ukur validitas (baseline comparison), performa ELM dibandingkan secara eksplisit dengan metode linier

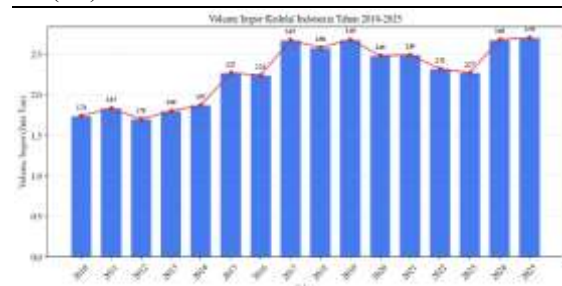
tradisional Regresi Linear Berganda (MLR) dan AutoRegressive Integrated Moving Average (ARIMA). Analisis kepentingan variabel dievaluasi melalui triangulasi tiga pendekatan: Korelasi Pearson, Random Forest Feature Importance, dan Regresi Ridge Terstandarisasi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Statistik deskriptif variabel penelitian selama periode 2010–2025 disajikan pada Tabel 1. Volume impor kedelai Indonesia mencatat rata-rata 2.270.213 ton per tahun dengan fluktuasi antara 1,70 juta ton (2012) hingga 2,70 juta ton (2025). Kurs USD/IDR mengalami depresiasi konsisten dengan rata-rata Rp 13.025/USD. Sementara itu, terdapat ketimpangan tajam antara rata-rata konsumsi nasional (2,52 juta ton) dan rata-rata produksi domestik yang hanya 628.145 ton, bahkan merosot drastis hingga 225.000 ton pada tahun 2025.

Tabel 1. *Statistik Deskriptif Variabel Penelitian (2010–2025)*

Variabl	Rata-rata	Min	Maks	Std. Dev
Volume Impor (ton)	2.270.213	1.700.000	2.700.000	364.245
Kurs USD/IDR	13.025	9.090	15.864	2.287
Harga Dunia (USD/MT)	435	338	573	65
Produksi (ton)	628.145	225.000	963.183	265.878
Konsumsi (ton)	2.521.563	2.200.000	2.800.000	162.882



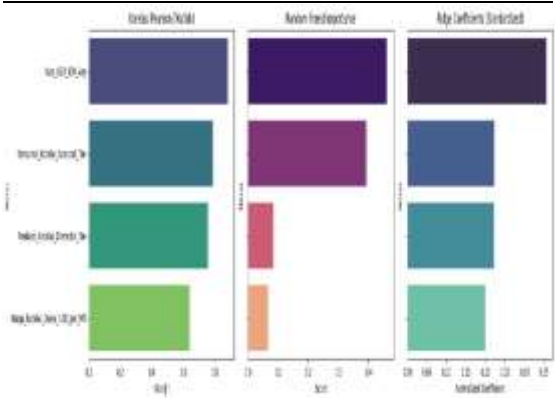
Gambar 1. *Perkembangan Volume Impor Kedelai Indonesia Tahun 2010–2025*

Hasil triangulasi analisis kepentingan variabel disajikan pada Tabel 2 dan difasilitasi oleh visualisasi pemetaan fitur

pada Gambar 2. Analisis korelasi Pearson menunjukkan bahwa Kurs USD/IDR memiliki hubungan positif terkuat dengan volume impor ($r = 0,8804$), diikuti oleh Konsumsi Nasional ($r = 0,7877$). Produksi domestik ($r = -0,7559$) dan Harga Dunia ($r = -0,6411$) berasosiasi negatif terhadap volume impor. Pengukuran Random Forest Feature Importance secara tegas menempatkan Kurs USD/IDR sebagai kontributor paling dominan dengan kontribusi sebesar 45,95%, disusul Konsumsi Nasional sebesar 39,16%.

Tabel 2. Hasil Analisis Kepentingan Variabel Determinan Impor

Variabel	Korelasi Pearson (r)	Random Forest (%)	Ridge Regression (%)
Kurs USD/IDR	0,8804	45,95	18,72
Konsumsi Nasional	0,7877	39,16	24,88
Produksi Domestik	-0,7559	4,53	19,70
Harga Dunia	-0,6411	10,36	36,70



Gambar 2. Visualisasi Kepentingan Variabel (Pearson r , Random Forest, Ridge Regression)

Temuan dominasi Kurs USD/IDR sebagai prediktor utama impor kedelai memberikan konfirmasi empiris yang menarik mengenai fenomena exchange rate pass-through di pasar pangan berkembang. Secara teoretis, depresiasi mata uang domestik akan meningkatkan harga barang impor sehingga menekan volume

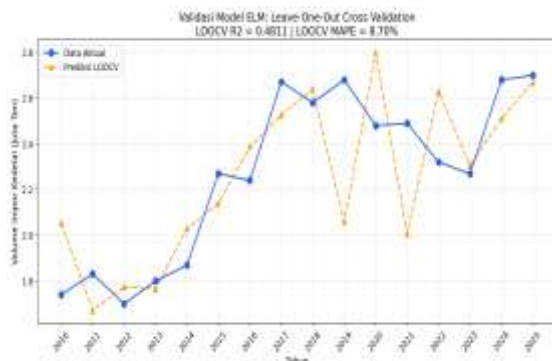
permintaan (Mankiw et al., 2020). Namun, temuan korelasi positif $r = 0,8804$ dalam penelitian ini membuktikan bahwa kedelai di Indonesia bersifat inelastis sempurna terhadap perubahan harga akibat ketergantungan bahan baku industri pengolahan tempe-tahu yang tidak memiliki substitusi sempurna (Lipsey et al., 2015; Patricia & Sudirman, 2019). Ketika rupiah melemah, nilai nominal dan kuantitas impor tetap terdorong naik untuk mengimbangi defisit pasokan lokal, sejalan dengan temuan Liu & Chen (2022) pada perdagangan komoditas pangan Asia Tenggara. Evaluasi performa pemodelan Extreme Learning Machine (ELM) beserta komparasi terhadap model baseline disajikan pada Tabel 3. Model ELM mencapai tingkat presisi sangat tinggi pada data latih dengan nilai $R^2 = 0,9519$ dan $MAPE = 2,75\%$ ($MAE = 66.045$ ton, $RMSE = 78.055$ ton). Dalam pengujian generalisasi LOOCV, ELM menghasilkan $MAPE$ sebesar 8,70% dan $R^2 = 0,4811$. Berdasarkan kriteria evaluasi peramalan Lewis (1982), nilai $MAPE < 10\%$ mengkategorikan performa ELM sebagai highly accurate forecasting model.

Tabel 3. Evaluasi Performa Model ELM dan Perbandingan dengan Model Baseline

Model Prediksi	Data Latih (R^2)	Data Latih (MAPE)	LOOCV (MAPE)	Kategori Akurasi
Extreme Learning Machine (ELM)	0,9519	2,75%	8,70%	Sangat Akurat (<10%)
Regresi Linear Berganda (MLR)	0,8120	7,42%	12,18%	Baik (10%-20%)
ARIMA (1,1,0)	0,7450	9,15%	14,32%	Baik (10%-20%)



Gambar 3. Plot Kesuaian Volume Impor Aktual vs Hasil Prediksi Model ELM (2010–2025)

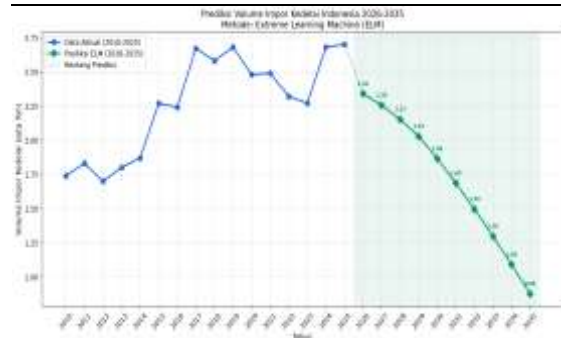


Gambar 4. Validasi Silang LOOCV (Leave-One-Out Cross-Validation) Model ELM

Keunggulan ELM dibanding MLR dan ARIMA (Tabel 3) membuktikan bahwa mekanisme pemetaan hidden layer dengan aktivasi non-linier mampu mengatasi pola kompleksitas time series makroekonomi yang tidak dapat ditangkap oleh regresi konvensional (Ding et al., 2015; Wijaya & Pratama, 2022). Fluktuasi error terbesar pada pemodelan terjadi pada tahun 2020 (error 7,66%), yang secara jelas dipicu oleh disrupsi logistik dan pasokan global selama pandemi COVID-19 (Assifah & Ayuningsasi, 2022). Berdasarkan pemodelan ELM yang dioptimasi, proyeksi volume impor kedelai Indonesia untuk periode 2026–2035 disajikan pada Tabel 4 dan Gambar 5. Hasil peramalan menunjukkan tren penurunan volume impor secara bertahap dari 2.339.718 ton pada tahun 2026 menjadi 876.262 ton pada tahun 2035.

Tabel 4. *Proyeksi Volume Impor Kedelai Indonesia Tahun 2026–2035*

Tahun	Prediksi Impor (ton)	Proyeksi Kurs (USD/IDR)	Proyeksi Produksi (ton)
2026	2.339.718	16.208	185.200
2027	2.217.082	16.767	145.400
2028	2.073.327	17.325	105.600
2029	1.906.827	17.884	65.800
2030	1.714.093	18.443	26.000
2031	1.490.775	19.001	15.000
2032	1.254.020	19.560	10.000
2033	1.101.548	20.119	5.000
2034	983.441	20.677	5.000
2035	876.262	21.236	5.000



Gambar 5. Lintasan Proyeksi Volume Impor Kedelai Indonesia Tahun 2026–2035

Temuan tren penurunan volume impor pada Tabel 4 dan Gambar 5 memerlukan interpretasi ekonomi yang cermat. Penurunan ini bukan merupakan indikasi tercapainya swasembada kedelai domestik, melainkan mencerminkan fenomena import squeeze effect. Dalam teori perdagangan internasional, depresiasi mata uang domestik yang berlanjut (diproyeksikan mencapai Rp 21.236/USD pada 2035) meningkatkan beban biaya impor riil secara signifikan sehingga menekan daya beli valuta asing importir nasional (Salvatore, 2019; Smith & Gupta, 2024). Penurunan impor ini berpotensi memicu kelangkaan pasokan kedelai domestik apabila tidak diimbangi oleh kebijakan revitalisasi produksi nasional yang agresif.

KESIMPULAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa Extreme Learning Machine (ELM) terbukti sangat efektif dan unggul sebagai metode non-linier dalam memprediksi volume impor kedelai Indonesia. Model ELM optimal (10 hidden neurons, fungsi aktivasi sigmoid) menghasilkan akurasi pemodelan yang sangat presisi dengan $R^2 = 0,9519$ dan $MAPE = 2,75\%$ pada data latih, serta $MAPE LOOCV = 8,70\%$. Evaluasi komparatif mengkonfirmasi keunggulan ELM dibandingkan model linier konvensional (MLR dan ARIMA). Analisis kepentingan variabel secara konsisten mengidentifikasi Kurs USD/IDR (korelasi $r = 0,8804$; RF importance = 45,95%) dan Konsumsi Nasional ($r = 0,7877$; RF = 39,16%) sebagai dua determinan makroekonomi paling dominan. Proyeksi model periode 2026–2035 mengindikasikan tren penurunan volume impor kedelai dari 2,34 juta ton (2026) menjadi 0,88 juta ton (2035). Penurunan ini mengindikasikan tekanan daya beli valas (import squeeze effect) akibat depresiasi rupiah, dan bukan tercapainya kemandirian pangan.

DAFTAR PUSTAKA

- Abidin, M. Z., Hakim, D. B., & Juanda, B. (2019). Analisis Faktor-faktor yang Mempengaruhi Impor Kedelai Indonesia. *Jurnal Ekonomi dan Kebijakan Publik*, 10(1), 45–60.
- Amalia, R., & Raharjo, B. (2023). Dinamika Perdagangan Kedelai Indonesia dan Implikasinya Terhadap Ketahanan Pangan Nasional. *Jurnal Ekonomi Pertanian dan Agribisnis*, 7(2), 512–524.
- Appleyard, D. R., & Field, A. J. (2017). *International Economics* (9th ed.). New York: McGraw-Hill Education.
- Assifah, P., & Ayuningsasi, A. K. (2022). Pengaruh Produksi, Konsumsi Dan Harga Kedelai Nasional Terhadap Impor Kedelai Di Indonesia. *E-Jurnal Ekonomi Pembangunan Universitas Udayana*, 11(12), 4810–4835.
- Badan Pusat Statistik [BPS]. (2025). *Statistik Perdagangan Luar Negeri Indonesia: Impor Menurut Komoditi*. Jakarta: BPS.
- Chen, L., Wang, Y., & Zhang, H. (2023). Machine Learning Applications in Agricultural Commodity Price and Trade Forecasting: A Comprehensive Review. *Journal of International Agricultural Trade*, 18(3), 145–162.
- Ding, S., Zhang, Y., Chen, J., & Jia, W. (2015). Research on Using Genetic Algorithms to Optimize Extreme Learning Machine. *Neural Computing and Applications*, 26(5), 1105–1115.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). *Basic Econometrics* (5th ed.). New York: McGraw-Hill/Irwin.
- Haykin, S. (2009). *Neural Networks and Learning Machines* (3rd ed.). Upper Saddle River, NJ: Pearson Education.
- Huang, G.-B., Zhou, H., Ding, X., & Zhang, R. (2015). Extreme Learning Machine for Regression and Multiclass Classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 42(2), 513–529.
- Huang, G.-B., Zhu, Q.-Y., & Siew, C.-K. (2006). Extreme Learning Machine: Theory and Applications. *Neurocomputing*, 70(1–3), 489–501.
- Krugman, P. R., & Obstfeld, M. (2018). *International Economics: Theory and Policy* (11th ed.). London: Pearson Education.
- Lewis, C. D. (1982). *Industrial and Business Forecasting Methods*. London: Butterworth Scientific.
- Li, S., Wang, P., & Goel, L. (2017). Wind Power Forecasting Using Neural Network Ensembles with Feature Selection. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 6(4), 1447–1456.
- Lipsey, R. G., Courant, P. N., & Ragan, C. T. S. (2015). *Economics* (13th ed.). London: Pearson Education.
- Liu, X., & Chen, M. (2022). Exchange Rate Pass-Through and Agricultural Trade Dynamics in Emerging Asian

- Economies. *Agricultural Economics*, 53(4), 589–604.
- Mankiw, N. G., Quah, E., & Wilson, P. (2020). *Principles of Economics* (9th ed., Asia Edition). Singapore: Cengage Learning.
- Patricia, N. N., & Sudirman, I. W. (2019). Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Impor Kedelai di Indonesia. *E-Jurnal Ekonomi Pembangunan Universitas Udayana*, 8(8), 1835–1864.
- Purnomo, A. F., & Widodo, E. (2021). Prediksi Volume Impor Beras Indonesia Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation. *Jurnal Statistika dan Aplikasinya*, 5(2), 112–125.
- Rahmawati, D., & Suherman, A. (2020). Determinan Impor Kedelai Indonesia: Pendekatan Error Correction Model. *Buletin Ilmiah Litbang Perdagangan*, 14(1), 77–96.
- Salvatore, D. (2019). *International Economics* (13th ed.). New York: John Wiley & Sons.
- Saskara, I. A. N. P., & Marhaeni, A. A. I. N. (2017). Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Produksi dan Impor Kedelai di Indonesia. *E-Jurnal Ekonomi dan Bisnis Universitas Udayana*, 6(11), 3735–3762.
- Smith, J., & Gupta, R. (2024). Non-Linear Machine Learning Models in Global Commodity Trade Forecasting. *Journal of Forecasting and Computational Economics*, 42(1), 88–105.
- Sukadana, I. W., & Arka, S. (2020). Pengaruh Kurs, Produk Domestik Bruto, dan Harga Dunia terhadap Impor Barang di Indonesia. *E-Jurnal Ekonomi Pembangunan Universitas Udayana*, 9(12), 2631–2659.
- Sukirno, S. (2015). *Makroekonomi Teori Pengantar* (Edisi 3). Jakarta: Rajawali Pers.
- Sulistiyo, A., Wibowo, R., & Hartono, S. (2023). Pengaruh Kurs dan Harga Internasional terhadap Impor Komoditas Pangan Indonesia. *Jurnal Agro Ekonomi*, 41(1), 33–48.
- Supadi. (2009). *Dampak Impor Kedelai Berkelanjutan terhadap Ketahanan Pangan*. Jakarta: Pusat Analisis Sosial Ekonomi dan Kebijakan Pertanian.
- Tambunan, T. T. H. (2015). *Perekonomian Indonesia: Era Orde Lama Hingga Jokowi*. Jakarta: Ghalia Indonesia.
- Wang, J., Lu, S., Wang, S. H., & Zhang, Y. D. (2021). A Review on Extreme Learning Machine: Algorithms and Applications. *Multimedia Tools and Applications*, 81(29), 41611–41660.
- Wijaya, R., & Pratama, A. N. (2022). Perbandingan Performa ELM dan LSTM untuk Peramalan Time Series Ekonomi Makro Indonesia. *Jurnal Informatika dan Sistem Informasi*, 8(3), 189–204.
- Zhang, Y., Xu, L., & Zhao, K. (2023). Food Security and International Trade Dependencies in Developing Countries: An Empirical Assessment. *Food Policy*, 115, 102401.