

MULTI-COMMODITY NON-OIL EXPORT FORECASTING IN INDONESIA USING BACKPROPAGATION ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Suhermanto¹, Helmi Fauzi Siregar²

Universitas Asahan

e-mail: ¹suhermanto1097@gmail.com, ²fauzi.helmi.hf@gmail.com

Abstract: Forecasting non-oil export commodities is critical for Indonesia's trade strategy, as these commodities contribute 93.8% of total national exports. This study develops a multi-commodity export prediction system using Artificial Neural Network (ANN) with backpropagation algorithm for 32 Indonesian non-oil commodities across six strategic sectors. Using monthly export data from February to August 2025 from Indonesia's Central Statistics Agency, we identified optimal neural network architecture 6-5-1 (6 input neurons for 6-month historical data, 5 hidden neurons, 1 output neuron). The model achieved 89.16% training accuracy and 88.43% testing accuracy with minimal 0.73% differential, indicating strong generalization without overfitting. Highest accuracy occurred on stable commodities (Tobacco: 99.94%, Animal/Plant Fats: 99.90%) while volatile commodities showed lower accuracy (Oil Seeds: 42.57%). The developed web-based system enables policymakers and exporters to make strategic decisions for international trade. This research demonstrates ANN backpropagation effectiveness for multi-dimensional commodity forecasting and provides practical decision-support tools for Indonesia's non-oil export sector.

Keyword: artificial neural network; backpropagation; export forecasting; commodity prediction; Indonesia.

Abstrak: Peramalan komoditas ekspor nonmigas sangat penting untuk strategi perdagangan Indonesia karena berkontribusi 93,8% dari total ekspor nasional. Penelitian ini mengembangkan sistem prediksi ekspor multi-komoditas menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan algoritma backpropagation untuk 32 komoditas nonmigas Indonesia di enam sektor strategis. Menggunakan data ekspor bulanan Februari-Agustus 2025 dari Badan Pusat Statistik Indonesia, kami mengidentifikasi arsitektur jaringan optimal 6-5-1 (6 neuron input untuk data 6 bulan, 5 neuron tersembunyi, 1 neuron output). Model mencapai akurasi training 89,16% dan testing 88,43% dengan diferensial minimal 0,73%, menunjukkan generalisasi kuat tanpa overfitting. Akurasi tertinggi pada komoditas stabil (Tembakau: 99,94%, Lemak dan Minyak: 99,90%) sedangkan komoditas volatil menunjukkan akurasi lebih rendah (Biji-bijian Berminyak: 42,57%). Sistem berbasis web memungkinkan pembuat kebijakan dan eksportir membuat keputusan strategis untuk perdagangan internasional. Penelitian ini menunjukkan efektivitas JST backpropagation untuk peramalan komoditas multi-dimensi dan menyediakan alat pengambilan keputusan praktis untuk sektor ekspor nonmigas Indonesia.

Kata kunci: jaringan syaraf tiruan; backpropagation; peramalan ekspor; prediksi komoditas; Indonesia.

PENDAHULUAN

Ekspor merepresentasikan salah satu fondasi pertumbuhan ekonomi

berkelanjutan Indonesia dalam era globalisasi perdagangan internasional. Menurut Badan Pusat Statistik (2024), nilai ekspor komoditas nonmigas

Indonesia mencapai USD 242,87 miliar pada tahun 2023, berkontribusi sebesar 93,8% terhadap total nilai ekspor nasional, menjadikan sektor ini sebagai pilar utama penyangga neraca perdagangan. Diversifikasi komoditas ekspor nonmigas mencakup enam kategori ekonomi strategis: sektor perikanan dan hasil laut, perkebunan dan produk olahannya, pertanian dan makanan olahan, industri pengolahan kimia dan farmasi, pertambangan nonmigas, serta manufaktur berbasis nilai tambah tinggi.

Meskipun menunjukkan tren pertumbuhan positif, performa ekspor nonmigas Indonesia mengalami fluktuasi signifikan yang dipengaruhi oleh kompleksitas faktor makroekonomi yang saling berinteraksi secara nonlinear. Faktor-faktor determinan ini mencakup kondisi perekonomian global, fluktuasi nilai tukar rupiah, dinamika harga komoditas internasional, kebijakan perdagangan bilateral dan multilateral, serta ketegangan geopolitik. Heterogenitas karakteristik pola ekspor lintas komoditas—mulai dari stabil hingga highly volatile—menyulitkan prediksi menggunakan metode konvensional seperti regresi linear atau ARIMA yang berasumsi pada pola stationarity dan hubungan linear.

Peramalan ekspor multi-komoditas yang akurat menjadi instrumen krusial bagi pemangku kebijakan di Kementerian Perdagangan dan Badan Pusat Statistik dalam merumuskan strategi perdagangan internasional adaptif, serta bagi pelaku usaha dalam mengoptimalkan perencanaan produksi dan mitigasi risiko ekspor. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan algoritma backpropagation mampu mencapai akurasi prediksi 87,52-89,16% untuk komoditas ekspor dengan karakteristik volatilitas tinggi, jauh melampaui pendekatan tradisional (Putri et al., 2023). Namun, mayoritas penelitian terdahulu fokus pada single-commodity forecasting dengan struktur data univariate sederhana, tidak mengeksplorasi kompleksitas

peramalan multi-komoditas dengan heterogenitas karakteristik temporal yang beragam.

Penelitian ini mengembangkan sistem peramalan ekspor nonmigas Indonesia yang mampu menangani struktur multi-komoditas complex dengan memanfaatkan kekuatan Jaringan Syaraf Tiruan backpropagation. Dengan memanfaatkan data bulanan 32 komoditas nonmigas strategis untuk periode Februari-Agustus 2025 dari Badan Pusat Statistik Indonesia, studi ini bertujuan untuk: (1) merancang arsitektur JST optimal yang mengakomodasi heterogenitas karakteristik ekspor lintas komoditas; (2) mengidentifikasi performa prediksi pada berbagai kategori komoditas untuk memahami faktor-faktor yang mempengaruhi akurasi; dan (3) mengimplementasikan sistem berbasis web yang dapat menjadi alat pengambilan keputusan strategis bagi stakeholder perdagangan internasional. Kontribusi penelitian ini terletak pada demonstrasi efektivitas JST backpropagation untuk forecasting multi-dimensional commodity data dan provision of practical decision-support system untuk sektor ekspor nonmigas Indonesia.

METODE

Sumber dan Karakteristik Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder berupa nilai ekspor bulanan 32 komoditas nonmigas Indonesia periode Februari-Agustus 2025 (7 bulan observasi) yang bersumber dari Badan Pusat Statistik melalui Direktorat Jenderal Bea dan Cukai. Data satuan menggunakan ribu USD dengan basis Free on Board (FOB). Komoditas penelitian diklasifikasikan dalam enam kategori strategis: (1) Perikanan (Ikan & Udang, Daging & Ikan Olahan); (2) Perkebunan & Produk Olahan (Lemak & Minyak, Biji-bijian Berminyak, Kopi-Teh-Rempah); (3) Pertanian & Makanan Olahan (Buah, Susu, Gula, Berbagai Makanan Olahan); (4) Industri

Pengolahan (Farmasi, Kimia, Kosmetik); (5) Pertambangan Nonmigas (Batu Bara, Nikel, Tembakau); (6) Manufaktur (Plastik, Karet, Kayu). Dataset dibagi 70% training (22 komoditas dengan 6 bulan data historis) dan 30% testing (10 komoditas).

Normalisasi Data Individual Per Komoditas

Normalisasi dilakukan menggunakan teknik Min-Max scaling individual untuk setiap komoditas dengan rentang target [0.1, 0.9] untuk optimalisasi konvergensi algoritma sigmoid:

$$0.8 \times \frac{x_{norm} - (x_{min})}{(x_{max} - x_{min})} \quad (1)$$

Normalisasi individual per komoditas esensial karena setiap komoditas memiliki karakteristik range nilai ekspor yang berbeda secara signifikan (range Lemak & Minyak: USD 1,8-3,6 miliar vs Biji-bijian: USD 27-76 juta).

Inisialisasi Bobot dan Parameter Pembelajaran

Bobot awal diinisialisasi dengan nilai random kecil dalam range [-0.5, 0.5]. Parameter pembelajaran ditetapkan sebagai: learning rate (α) = 0.25 untuk kedua input dan hidden layer; target MSE = 0.0001 sebagai kriteria konvergensi; maximum epoch = 1000; momentum = 0 (epoch awal).

Fase Feedforward (Forward Propagation)

Pada hidden layer j, perhitungan weighted sum:

$$z_{in(j)} = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (2)$$

Penerapan fungsi aktivasi sigmoid:

$$z_j = f(z_{in(j)}) = \frac{1}{1 + e^{-z_{in(j)}}} \quad (3)$$

Pada output layer k:

$$y_{in(k)} = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \quad (4)$$

$$y_k = f(y_{in(k)}) = \frac{1}{1 + e^{-y_{in(k)}}} \quad (5)$$

Fase Backpropagation (Backward Propagation)

Perhitungan error output layer:

$$\delta_k = (t_k - y_k) \times f'(y_{in(k)}) \quad (6)$$

Propagasi error ke hidden layer:

$$\delta_{in(j)} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (7)$$

$$\delta_j = \delta_{in(j)} \times f'(z_{in(j)}) \quad (8)$$

Update Bobot dan Bias

Output layer:

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \alpha \delta_k z_j \quad (9)$$

Hidden layer:

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \alpha \delta_j x_i \quad (10)$$

Proses iteratif berlanjut hingga konvergensi pada epoch 596 dengan MSE target tercapai.

Denormalisasi Hasil

Konversi output ternormalisasi ke nilai ekspor asli:

$$x_i = x'_i(x_{max} - x_{min}) + x_{min} \quad (11)$$

Metrik Evaluasi

Akurasi prediksi diukur menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE):

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \quad (12)$$

Klasifikasi akurasi: MAPE < 10% (sangat akurat), 10-20% (baik), 20-50% (cukup), > 50% (tidak akurat).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Identifikasi Arsitektur Optimal

Melalui eksperimen sistematis variasi hidden neuron (3-10 neuron), arsitektur optimal JST diidentifikasi sebagai 6-5-1. Konfigurasi ini mencerminkan: 6 input neurons (mewakili 6 bulan data historis Februari-Juli untuk prediksi Agustus), 5 hidden neurons untuk ekstraksi pola nonlinear, dan 1 output neuron untuk prediksi nilai ekspor. Pemilihan 5 hidden neurons didasarkan pada prinsip dimensionality reduction—jumlah neuron hidden layer umumnya berada antara 50-75% jumlah input neurons untuk mencegah overfitting sambil mempertahankan kapasitas belajar. Fungsi aktivasi sigmoid diseleksi karena kemampuannya dalam memodelkan hubungan nonlinear kompleks yang karakteristik dalam data ekspor komoditas.

Table 1 Performa Prediksi Per Komoditas Training Set (22 Komoditas)

No	Komoditas	Kategori	Target Asli (000 USD)	Prediksi (000 USD)	Akurasi (%)
1	Ikan dan Udang	Perikanan	305,330	343,522	87.49
2	Susu, Mentega, Telur	Pertanian	50,587	61,482	78.46
3	Buah-buahan	Pertanian	113,257	117,142	96.57
4	Kopi, Teh, Rempah-rempah	Perkebunan	322,663	296,808	91.99
5	Biji-bijian Berminyak	Perkebunan	39,715	62,521	42.57
6	Produk Industri Farmasi	Pengolahan	62,864	72,948	83.96
7	Bahan-bahan Nabati	Pertanian	60,225	58,931	97.85
8	Lemak & Minyak Hewan/Nabati	Perkebunan	3,616,850	3,613,398	99.90
9	Daging dan Ikan Olahan	Perikanan	131,067	129,394	98.72
10	Gula dan Kembang Gula	Pertanian	50,763	50,378	99.24
11	Kakao/Coklat	Perkebunan	303,962	311,408	97.55
12	Olahan dari Tepung	Pertanian	146,471	140,753	96.10
13	Olahan Buah-buahan/Sayuran	Pertanian	54,782	51,902	94.74
14	Berbagai Makanan Olahan	Pertanian	166,575	164,414	98.70
15	Minuman	Pertanian	24,827	35,318	57.74
16	Ampas/Sisa Industri Makanan	Pertanian	87,800	85,600	97.49
17	Tembakau	Pertambangan	195,577	195,687	99.94
18	Garam, Belerang, Kapur	Pertambangan	51,013	54,632	92.91
19	Bijah, Kerak, Abu Logam	Pertambangan	834,508	645,998	77.41
20	Bahan Bakar Mineral	Pertambangan	2,721,627	2,748,989	98.99
21	Bahan Kimia Anorganik	Pengolahan	382,342	428,834	87.84
22	Bahan Kimia Organik	Pengolahan	358,566	410,793	85.43
	Rata-rata Akurasi Training				89.16%

Table 2 Performa Prediksi Per Komoditas Testing Set (10 Komoditas)

No	Komoditas	Kategori	Target Asli (000 USD)	Prediksi (000 USD)	Akurasi (%)
23	Lak, Getah, dan Damar	Pengolahan	19,783	11,660	58.94
24	Pupuk	Pengolahan	92,799	86,501	93.39
25	Sari Bahan Samak & Celup	Pengolahan	36,621	34,622	95.06
26	Minyak Atsiri, Kosmetik, Wangi-wangian	Pengolahan	98,279	103,237	95.16
27	Sabun dan Preparat Pembersih	Pengolahan	153,580	149,191	97.02

28	Berbagai Produk Kimia	Pengolahan	785,053	876,616	88.34
29	Plastik dan Barang dari Plastik	Manufaktur	232,285	249,945	92.48
30	Karet dan Barang dari Karet	Manufaktur	492,546	525,661	93.23
31	Barang-barang dari Kulit	Manufaktur	100,472	120,482	79.84
32	Kayu, Barang dari Kayu	Manufaktur	352,067	384,233	90.86
	Rata-rata Akurasi Testing				88.43%

Performa Model Prediksi

Rata-rata akurasi training 89.16% dan testing 88.43% menunjukkan performa prediktif yang sangat baik dengan margin diferensial minimal 0.73%, mengindikasikan model memiliki kemampuan generalisasi kuat tanpa mengalami overfitting signifikan. Fenomena ini penting karena menjustifikasi reliabilitas model untuk prediksi pada data masa depan yang belum pernah dilihat selama proses training.

Analisis Performa Per Kategori Komoditas

1. Kategori 1 - Komoditas Stabil (Akurasi > 95%)

Komoditas dengan pola ekspor stabil dan konsisten—seperti Tembakau (99.94%), Lemak & Minyak (99.90%), Gula (99.24%), Kakao (97.55%), dan Berbagai Makanan Olahan (98.70%)—menghasilkan akurasi prediksi sempurna. Stabilitas ini mencerminkan struktur permintaan internasional yang matang dengan fluktuasi minimal dan prediksi pada berbagai negara tujuan relatif stabil. Data historis 6 bulan cukup untuk JST mengidentifikasi pola temporal yang repetitif dan dapat diproyeksikan dengan akurat ke periode berikutnya. Komoditas kategori ini umumnya merupakan produk dengan demand yang stabil di pasar global dan memiliki supply chain yang well-established.

2. Kategori 2 - Komoditas Moderat (Akurasi 80-95%)

Sebagian besar komoditas manufaktur dan pengolahan—seperti

Plastik (92.48%), Karet (93.23%), Pupuk (93.39%), Minyak Atsiri (95.16%), Sabun (97.02%), dan Berbagai Produk Kimia (88.34%)—menunjukkan akurasi dalam range moderat. Komoditas kategori ini terpengaruh oleh dinamika permintaan industri yang relatif kompleks namun masih dapat diprediksi dengan akurasi baik menggunakan 6-month lag window. Fluktuasi akurasi dalam kategori ini (80-95%) mengindikasikan sensitivitas yang lebih tinggi terhadap faktor eksternal seperti kondisi ekonomi global dan harga bahan baku.

3. Kategori 3 - Komoditas Volatil (Akurasi < 80%)

Komoditas dengan volatilitas tinggi seperti Biji-bijian Berminyak (42.57%), Lak-Getah-Damar (58.94%), Minuman (57.74%), Barang dari Kulit (79.84%), dan Bijah-Kerak-Abu Logam (77.41%) menunjukkan akurasi prediksi lebih rendah. Volatilitas tinggi ini mencerminkan: (1) permintaan pasar global yang fluktuatif dan bergantung pada trend konsumen yang cepat berubah; (2) ketergantungan signifikan pada harga komoditas internasional yang berfluktuasi; (3) faktor musiman yang kuat namun tidak regular; (4) data historis yang terbatas (7 bulan saja) tidak cukup untuk menangkap siklus ekonomi yang lebih panjang; atau (5) pengaruh kebijakan perdagangan dan tarif yang berubah-ubah. Untuk komoditas kategori ini, perluasan window data historis (12-24 bulan) atau integrasi variabel eksternal (harga global, nilai tukar, indeks ekonomi global) dapat meningkatkan akurasi prediksi secara signifikan.

Implikasi Praktis untuk Pengambilan Keputusan

Model JST yang dikembangkan telah diimplementasikan dalam sistem web-based yang memungkinkan: (1) upload data ekspor bulanan real-time, (2) automatic retraining model dengan parameter fleksibel, (3) visualisasi prediksi per komoditas dengan confidence intervals, dan (4) export hasil prediksi untuk perencanaan strategis. Sistem ini dirancang dengan user interface intuitif yang memudahkan pengguna non-teknis untuk mengoperasionalkan model prediksi.

Polymakers di Kementerian Perdagangan dapat memanfaatkan prediksi untuk: mengantisipasi tren pasar jangka pendek (1-3 bulan), mengkalibrasi kebijakan ekspor sesuai dinamika pasar, mengidentifikasi komoditas dengan tren naik untuk dukungan prioritas, dan mengidentifikasi komoditas dengan volatilitas tinggi untuk perhatian khusus. Pelaku usaha ekspor dapat menggunakan prediksi untuk: optimasi perencanaan produksi berdasarkan forecast demand, mitigasi risiko fluktuasi harga dan nilai tukar, timing yang tepat untuk penetrasi pasar baru, dan alokasi sumber daya yang lebih efisien antar komoditas.

Limitasi Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa limitasi: (1) Data terbatas (7 bulan) menyebabkan ketidakmampuan menangkap pola seasonal jangka panjang dan siklus ekonomi yang berdurasi lebih dari 7 bulan; (2) Model bersifat univariate, tidak mengintegrasikan variabel ekonomi eksternal seperti nilai tukar rupiah, harga komoditas global, indeks beban ekonomi global, atau kebijakan tarif; (3) Prediksi optimal untuk forecasting jangka pendek (1-3 bulan); untuk proyeksi jangka panjang (>6 bulan), perlu ekspansi data atau ensemble methods; (4) Akurasi lebih rendah pada komoditas volatil memerlukan pendekatan khusus atau data yang lebih ekstensif untuk perbaikan.

SIMPULAN

Penelitian ini mendemonstrasikan efektivitas Jaringan Syaraf Tiruan dengan algoritma backpropagation dalam memprediksi nilai ekspor multi-komoditas nonmigas Indonesia. Arsitektur optimal 6-5-1 mencapai akurasi rata-rata 89.16% pada data training dan 88.43% pada data testing, dengan diferensial minimal 0.73% yang mengindikasikan generalisasi model kuat dan absence of significant overfitting. Model menunjukkan performa superior pada komoditas dengan pola ekspor stabil (akurasi > 95%), performa moderat pada komoditas dengan dinamika kompleks (akurasi 80-95%), namun masih memerlukan peningkatan untuk komoditas dengan volatilitas tinggi (akurasi < 80%).

Implementasi sistem berbasis web yang telah dikembangkan menyediakan real-time forecasting capability yang dapat mendukung pengambilan keputusan strategis bagi pemangku kebijakan di Kementerian Perdagangan dan Badan Pusat Statistik dalam merumuskan kebijakan ekspor, serta bagi pelaku usaha ekspor nonmigas dalam optimasi perencanaan bisnis. Metodologi yang dikembangkan dapat direplikasi dan diadaptasi untuk: (1) periode prediksi lebih panjang dengan ekspansi data historis ekspor 12-24 bulan; (2) integrasi variabel makroekonomi eksternal (nilai tukar, harga komoditas global, indeks ekonomi) untuk improved accuracy terutama pada komoditas volatil; (3) development ensemble methods yang menggabungkan JST backpropagation dengan teknik forecasting alternatif (ARIMA, LSTM, Random Forest) untuk robustness dan akurasi superior.

Penelitian ini berkontribusi pada literatur machine learning terapan dengan menunjukkan bahwa JST backpropagation dapat secara efektif menangani struktur data multi-dimensional complex yang karakteristik dalam perdagangan internasional. Studi

lanjutan dapat mengeksplorasi deep learning architectures (LSTM, CNN) dan multivariate forecasting approaches untuk peningkatan akurasi prediksi pada horizons waktu yang lebih panjang dan pada komoditas dengan karakteristik volatile.

DAFTAR PUSTAKA

- Badan Pusat Statistik. (2024). Statistik perdagangan luar negeri Indonesia 2023: Analisis komoditas ekspor non-migas. Jakarta: Badan Pusat Statistik Republik Indonesia.
- Ben Ameer, H., Boubaker, S., Ftiti, Z., Louhichi, W., & Tissaoui, K. (2023). Forecasting commodity prices: Empirical evidence using deep learning tools. *Annals of Operations Research*, 339(1), 349-367.
- Hidayat, A., & Rahman, F. (2022). Perancangan sistem prediksi berbasis neural network untuk optimasi strategi bisnis. *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, 15(4), 378-395.
- Jin, X., & Xu, Y. (2024). Neural network models for international commodity price prediction with high volatility. *International Journal of Forecasting*, 40(2), 456-475.
- Karasu, S., & Altan, A. (2022). Crude oil time series prediction model based on LSTM network with chaotic artificial bee colony algorithm. *Energy*, 239, 121-135.
- Kementerian Perdagangan Republik Indonesia. (2024). Laporan analitik perdagangan internasional: Strategi diversifikasi ekspor non-migas. Jakarta: Kementerian Perdagangan.
- Kusumadewi, S. (2018). *Artificial intelligence: Teknik dan aplikasinya*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Lewis, C. D. (1982). *Industrial and business forecasting methods: A practical guide to exponential smoothing and curve fitting*. London: Butterworths.
- Murugesan, M., Krishnamurthy, R., & Devi, S. (2021). Neural networks and deep learning for agricultural commodity price prediction: Comparative study with ARIMA models. *Computers and Agriculture*, 8(4), 321-338.
- Permana, I., & Salisah, F. N. (2022). The effect of data normalization on the performance of the classification. *IJRSE: Indonesian Journal of Informatic Research and Software Engineering*, 2(1), 67-72.
- Putri, A. D., Fitria, D., Amalita, N., & Zilrahmi. (2023). Implementation of backpropagation artificial neural network on forecasting export of palm oil in Indonesia. *UNP Journal of Statistics and Data Science*, 1(5), 473-479.
- Siang, J. J. (2005). *Jaringan syaraf tiruan & program menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi Publisher.
- Siregar, M. R., Azhari, A. P., Hartama, D., & Windarto, A. P. (2022). Peramalan nilai penjualan gas elpiji 3 kg di Sumatera Utara dengan bantuan analisis metode jaringan syaraf