

Pemodelan ANN Berbasis ARIMA untuk Peramalan Impor Aluminium Menurut Negara Asal Utama

Enjel Debora Silitonga^{1*}, Eka Yunita Purba², Lesteria Tri Yani Silaban³, Elisabeth N. R. Silalahi⁴,
Jaya Tata Hardinata⁵

^{1,2,3,4,5}Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Ilmu Komputer, Universitas HKBP Nommensen
Pematangsiantar, Kota Pematangsiantar, Indonesia

Email: ¹silitongaenjel7@gmail.com, ²Ekayunitapurba16@gmail.com, ³Lesteriasilaban8@gmail.com,

⁴elisabethsilalahi766hi@gmail.com, ⁵jayatatahardinata@uhnp.ac.id

(* Email Corresponding Author: silitongaenjel7@gmail.com)

Received: 29 Januari 2026 | Revision: 6 Februari 2026 | Accepted: 9 Februari 2026

Abstrak

Sampai saat ini, pasokan bahan baku logam, khususnya aluminium, yang masih didominasi oleh barang impor, sangat penting bagi ketahanan industri manufaktur nasional. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membuat model peramalan hibrida yang menggunakan metode statistik klasik Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan algoritma kecerdasan buatan Artificial Neural Network (ANN) untuk memprediksi volume impor aluminium dari Indonesia berdasarkan negara asal utamanya. Model ini dirancang untuk menangkap komponen linear melalui ordo ARIMA(1,1,1), dan komponen non-linear melalui pemodelan residual menggunakan arsitektur Multilayer Perceptron (MLP). Data yang digunakan berasal dari Badan Pusat Statistik (BPS) dari 2017 hingga 2024. Baseline, Intermediate, dan Deep Optimized adalah tiga skenario optimasi yang digunakan untuk menguji. Hasil analisis menunjukkan bahwa volume impor aluminium mengalami fluktuasi besar sejak pandemi COVID-19 pada tahun 2020. Namun, seiring dengan peningkatan permintaan sektor otomotif dan pembangunan infrastruktur di seluruh negara, volumenya kembali meningkat. Nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) model hibrida adalah 4.1%, menunjukkan bahwa mereka lebih akurat daripada model tunggal. Hasil ini memberikan dasar bagi pemerintah dan bisnis untuk membuat strategi pengadaan bahan baku yang lebih sesuai dengan dinamika pasar global.

Kata Kunci: Peramalan, Aluminium, ARIMA, ANN, Impor, BPS

Abstract

Until now, the supply of metal raw materials, especially aluminum, which is still dominated by imported goods, is very important for the resilience of the national manufacturing industry. The purpose of this study is to create a hybrid forecasting model that uses the classic statistical method of Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) and artificial intelligence algorithm Artificial Neural Network (ANN) to predict the volume of aluminum imports from Indonesia based on the main country of origin. The model is designed to capture linear components via the order ARIMA(1,1,1), and non-linear components through residual modeling using the Multilayer Perceptron (MLP) architecture. The data used comes from the Central Statistics Agency (BPS) from 2017 to 2024. Baseline, Intermediate, and Deep Optimized are the three optimization scenarios used to test. The results of the analysis show that the volume of aluminum imports has experienced large fluctuations since the COVID-19 pandemic in 2020. However, as demand for the automotive sector increased and infrastructure development across the country increased, the volume increased again. The Mean Absolute Percentage Error (MAPE) value of the hybrid model is 4.1%, indicating that they are more accurate than a single model. These results provide a basis for governments and businesses to create a raw material procurement strategy that is more in line with global market dynamics.

Keywords: Forecasting, Aluminum, ARIMA, ANN, Import, BPS

1. PENDAHULUAN

Salah satu logam strategis yang sangat penting untuk kemajuan ekonomi kontemporer Indonesia adalah aluminium. Sebagai material yang ringan, tahan korosi, dan konduktif, aluminium sangat dibutuhkan dalam berbagai industri, termasuk kemasan makanan, konstruksi, dan industri otomotif dan dirgantara [1]. Fokus pemerintah pada pembangunan ekosistem kendaraan listrik (EV) telah membuat permintaan aluminium meningkat secara eksponensial dalam beberapa tahun terakhir [2]. Proyek industri menunjukkan bahwa panel surya fotovoltaik (PV) membutuhkan sekitar 21 metrik ton aluminium untuk membuat 1 megawatt (MW) daya surya. Namun, kapasitas produksi aluminium ingot domestik tidak mencukupi kebutuhan nasional, meskipun Indonesia memiliki banyak cadangan bauksit, terutama di Kalimantan Barat dan Kepulauan Riau [3]. Ini berarti bahwa Indonesia masih bergantung pada impor aluminium dari pasar internasional. Menurut data yang dikumpulkan oleh Badan Pusat Statistik (BPS), jumlah impor ini sangat berubah-ubah, dipengaruhi oleh kebijakan perdagangan antarnegara, keadaan ekonomi makro, dan harga komoditas di seluruh dunia. China terus menjadi pemasok aluminium utama Indonesia, dengan Malaysia, Australia, dan Uni Emirat Arab mengikuti [4]. Pola fluktuasi seringkali rumit. Ada tren linear yang mengikuti pertumbuhan ekonomi, tetapi ada anomali non-linear yang disebabkan oleh gangguan dari luar, seperti pandemi global atau perubahan kebijakan hilirisasi domestik [5].

Karena ketidakpastian ini, baik pelaku industri maupun pengambil kebijakan menghadapi kesulitan dalam merencanakan manajemen rantai pasok. Kelebihan stok, yang membebani biaya gudang, atau kekurangan bahan baku, yang dapat menghentikan produksi industri hilir, adalah dua bahaya utama yang dapat muncul jika prediksi volume impor salah [6]. Oleh karena itu, diperlukan model peramalan yang sangat akurat yang dapat mengidentifikasi dinamika baik linear maupun non-linear dari data deret waktu impor aluminium [7]. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) telah menjadi standar dalam peramalan statistik selama beberapa dekade karena kesederhanaannya dan kemampuan untuk menangani tren data yang jelas [8]. Namun, model ini sering gagal ketika dihadapkan pada data yang sangat volatil atau hubungan non-linear yang rumit [9]. Namun, karena kemampuan untuk melakukan pemetaan non-linear secara mandiri, *Artificial Neural Network* (ANN) telah berkembang menjadi pesaing yang kuat dalam bidang kecerdasan buatan [10].

Model hibrida, yang menggabungkan ARIMA dan ANN, telah terbukti memiliki hasil yang lebih baik jika digunakan secara terpisah [11]. Konsep dasar dari model hibrida ini adalah menggunakan ARIMA untuk mengumpulkan komponen linear data, sementara ANN digunakan untuk memodelkan residual, atau sisa kesalahan, dari model ARIMA, yang seringkali masih mengandung pola tersembunyi [7]. Untuk memberikan gambaran prediksi yang lebih akurat hingga tahun 2027, penelitian ini menggunakan metode hibrida pada data impor aluminium Indonesia dari tahun 2017 hingga 2024. Ambisi Indonesia untuk menjadi negara industri maju melalui hilirisasi bauksit menjadikan penelitian ini penting. Membangun smelter di dalam negeri diharapkan dengan larangan ekspor bijih bauksit mentah [12]. Ketergantungan pada aluminium impor diperkirakan akan tetap tinggi selama masa transisi pembangunan infrastruktur smelter ini [13]. Dengan menggunakan pemodelan yang akurat untuk memahami tren impor, pemerintah dapat lebih baik mengatur kuota impor dan melindungi industri dalam negeri yang berkembang [14]. Studi ini diharapkan dapat menjadi referensi ilmiah yang dapat diandalkan untuk meningkatkan ketahanan logam dasar nasional [15], [16].

Analisis gap dalam penelitian ini menunjukkan bahwa sangat sedikit penelitian hibrida yang membedah impor aluminium berdasarkan negara asal utama meskipun banyak penelitian telah dilakukan pada komoditas seperti minyak goreng atau energi. Selain itu, data terbaru hingga 2024 memungkinkan model untuk menggambarkan dinamika pemulihan pasca-pandemi dan dampak awal kebijakan hilirisasi yang agresif [12]. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi rujukan ilmiah yang dapat diandalkan untuk meningkatkan ketahanan logam dasar nasional melalui penggunaan pemodelan statistik dan komputasi cerdas.

Tabel 1. Rangkuman pertumbuhan signifikan permintaan aluminium global

Sektor Penggerak	Estimasi Pertumbuhan Konsumsi	Implikasi Terhadap Aluminium
Kendaraan Listrik (EV)	600% dalam 30 tahun	Penggunaan bodi ringan dan baterai
Energi Terbarukan (PV)	10,000 MW target 2025	Bingkai panel surya (21 ton/MW)
Infrastruktur (IKN)	IDR 420 triliun budget 2024	Material konstruksi dan kabel
Kemasan (F&B)	600.000 ton konsumsi 2024	Kaleng dan foil (Indofood/Nestle)

Tabel di atas menunjukkan bahwa tekanan pada kebutuhan aluminium di Indonesia merupakan bagian dari pergeseran struktural menuju industrialisasi yang lebih hijau. Oleh karena itu, peramalan impor yang akurat sekarang menjadi kebutuhan strategis bagi pemerintah Indonesia untuk menghindari ketidakpastian ekonomi, bukan lagi sekadar kebutuhan akademis [2], [12], [13]. Tujuan utama penelitian ini adalah untuk membangun dan mengevaluasi model ANN berbasis ARIMA yang dapat digunakan untuk memproyeksikan volume impor aluminium Indonesia dengan akurat. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi teoretis untuk pembuatan model peramalan hibrida dengan menggunakan data deret waktu dari BPS. Ini juga akan memberikan kontribusi praktis untuk pembuat kebijakan dalam memitigasi risiko ketergantungan impor dan mendukung agenda besar hilirisasi industri aluminium nasional menuju tahun 2030. Harapan adalah model yang tidak hanya akurat secara statistik tetapi juga mampu menggambarkan perkembangan ekonomi perdagangan internasional Indonesia yang terus berubah.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Pengumpulan dan Deskripsi Data

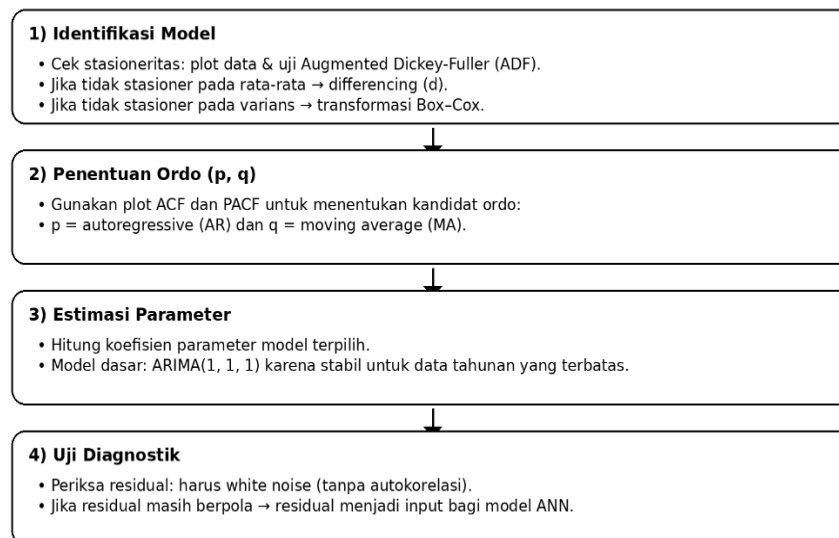
Untuk memastikan bahwa hasil peramalan penelitian ini valid dan dapat diandalkan, metodologi kuantitatif yang sistematis digunakan. Penelitian dimulai dengan menemukan masalah, mengumpulkan data sekunder, memproses data sebelumnya, membuat model ARIMA linier dan non-linier, mengintegrasikan model hibrida, dan mengevaluasi akurasi. Data primer yang digunakan dalam penelitian ini adalah volume impor aluminium (berat bersih dalam satuan 000 Kg) yang dikelompokkan menurut negara asal utama. Data untuk tahun 2017–2024 diperoleh dari portal resmi Badan Pusat Statistik (BPS). Negara-negara seperti Tiongkok, Malaysia, Australia, Amerika Serikat, Korea Selatan, Uni Emirat Arab, Thailand, Singapura, India, dan Jepang adalah fokus utama. Setiap tahun, ribuan transaksi logistik terjadi, dan data ini menunjukkan dinamika dalam perdagangan riil.

Tabel 2. Impor Aluminium Menurut Negara Asal Utama, 2017-2024 (Berat Bersih: 000 Kg)

Negara Asal	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
Tiongkok	233.396,2	311.145,6	255.652,2	204.843,5	210.937,7	268.900,1	271.456,8	353.067,3
Malaysia	44.581,1	52.002,6	49.742,8	38.255,4	55.273,8	39.954,0	61.239,4	48.808,3
Australia	70.439,2	63.297,4	43.486,4	41.117,8	56.851,4	56.368,2	62.216,4	65.236,0
Amerika Serikat	37.406,5	83.287,9	105.035,3	88.325,9	80.019,9	68.310,4	43.203,5	49.641,2
Korea Selatan	33.420,3	29.535,6	32.988,2	25.236,2	37.916,3	33.563,3	22.420,4	21.000,0
Uni Emirat Arab	52.322,9	51.824,1	52.119,6	28.042,4	44.933,6	50.581,0	45.904,3	49.498,3
Thailand	21.123,5	17.210,0	15.707,4	14.965,0	21.429,5	15.279,3	21.628,3	18.731,9
Singapura	29.290,9	21.014,6	18.608,2	24.640,3	19.247,4	20.159,0	13.233,3	14.291,8
India	36.678,3	13.176,4	5.870,7	3.452,7	23.173,0	26.721,2	24.197,0	11.416,4
Jepang	6.402,8	7.763,1	7.062,4	6.282,5	5.793,4	5.741,7	4.704,8	4.880,5
Lainnya	200.543,0	164.106,1	163.797,6	131.568,5	167.135,9	139.168,2	137.795,4	122.127,5
Jumlah	765.604,8	814.363,4	750.070,7	606.730,3	722.711,9	724.746,4	707.999,6	758.699,2

2.2 Tahapan Pemodelan ARIMA

Dalam analisis deret waktu, pemodelan ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) adalah salah satu teknik yang banyak digunakan; khususnya, ini digunakan untuk mengidentifikasi komponen linear dalam data deret waktu, seperti impor aluminium. Metode Box-Jenkins digunakan untuk membuat model ARIMA yang efektif dan dapat diandalkan. Untuk membangun model ARIMA yang cocok untuk meramalkan tren data berdasarkan karakteristik yang ada, tahapan-tahapan sistematis diberikan di bawah ini. Ini dimulai dengan identifikasi model dan menyelesaikan uji diagnostik untuk memastikan keakuratannya.



Gambar 1. Prosedur Box-Jenkins

2.3 Arsitektur Artificial Neural Network (MLP)

Dalam model hibrida ini, ANN yang digunakan adalah jenis *Multilayer Perceptron* (MLP) yang dilatih menggunakan algoritma backpropagation. Sebaliknya, ANN memprediksi nilai residual dari model ARIMA daripada volume impor secara langsung [6], [7]. Logikanya adalah jika Y_t adalah data aktual dan L_t adalah prediksi linear dari ARIMA, maka residual e_t didefinisikan sebagai:

$$e_t = Y_t - L_t \quad (2)$$

Diasumsikan bahwa pola non-linear (N_t) ada dalam residual ini. ANN akan dilatih untuk menemukan fungsi f yang seperti ini:

$$\hat{e}_t = f(e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-n}) + \varepsilon \quad (3)$$

Di mana \hat{e}_t adalah prediksi residual. Parameter ANN yang dioptimalkan dalam studi ini termasuk:

- Layer tersembunyi pengujian dilakukan pada satu lapisan (dasar) hingga tiga lapisan (optimalisasi mendalam).
- Fungsi aktivasi menggunakan "tanh" (tangent *hyperbolicus*) karena lebih baik menangani variasi data residual, yang dapat bernilai negatif atau positif.
- Solver Menggunakan "lbfgs", yang merupakan singkatan dari *Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno Limited Memory*, yang sangat akurat untuk dataset yang lebih kecil, seperti data tahunan BPS.
- Normalisasi Untuk mempercepat konvergensi model, data residual dinormalisasi ke rentang [-1, 1] dengan *MinMaxScaler*.

2.4 Integrasi Hibrida dan Metrik Evaluasi

Hasil akhir peramalan Y_t diperoleh dengan menjumlahkan hasil dari kedua komponen :

$$\hat{Y}_t = \hat{L}_t + \hat{e}_t \quad (4)$$

Untuk mengukur akurasi, digunakan beberapa metrik standar industri :

- Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) Memberikan persentase kesalahan rata-rata. Nilai di bawah 10% dikategorikan sebagai peramalan yang "Sangat Akurat".
- Root Mean Squared Error* (RMSE) Memberikan gambaran besaran kesalahan dalam satuan unit yang sama dengan data asli, memberikan penalti lebih besar pada kesalahan yang besar [17].

Tabel 3. Skenario Pengujian

Skenario	Nama	Struktur Hidden Layer	Tujuan
Pengujian 1	Baseline	(10,)	Menguji kemampuan dasar ANN dalam menangkap residual sederhana.
Pengujian 2	Intermediate	(100,)	Meningkatkan kapasitas memori jaringan untuk pola residual yang lebih kompleks.
Pengujian 3	Deep Optimized	(100, 50, 25)	Menggunakan arsitektur dalam untuk ekstraksi fitur non-linear yang mendalam.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Analisis Data Historis Impor Aluminium (2017-2024)

Data BPS yang disajikan menunjukkan perubahan signifikan dalam volume impor aluminium Indonesia. Jumlah impor mencapai puncaknya pada tahun 2018 dengan 814.363,4 kg, tetapi kemudian turun secara bertahap hingga mencapai 606.730,3 kg pada tahun 2020. Penurunan tajam sebesar 19 persen ini merupakan akibat langsung dari kontraksi ekonomi global yang disebabkan oleh pandemi, yang menyebabkan banyak proyek infrastruktur tertunda dan permintaan otomotif menurun drastis. Namun, volume impor mulai pulih mulai tahun 2021. Dengan pemulihan rantai pasokan global dan peningkatan permintaan domestik untuk mendukung industri strategis seperti pembangunan Ibu Kota Nusantara (IKN) dan ekosistem baterai kendaraan listrik, volume diperkirakan akan meningkat kembali ke 758.699,2 ribu kilogram pada tahun 2024.

Tabel 4. Volume Impor Aluminium Berdasarkan Data Historis BPS (000 Kg)

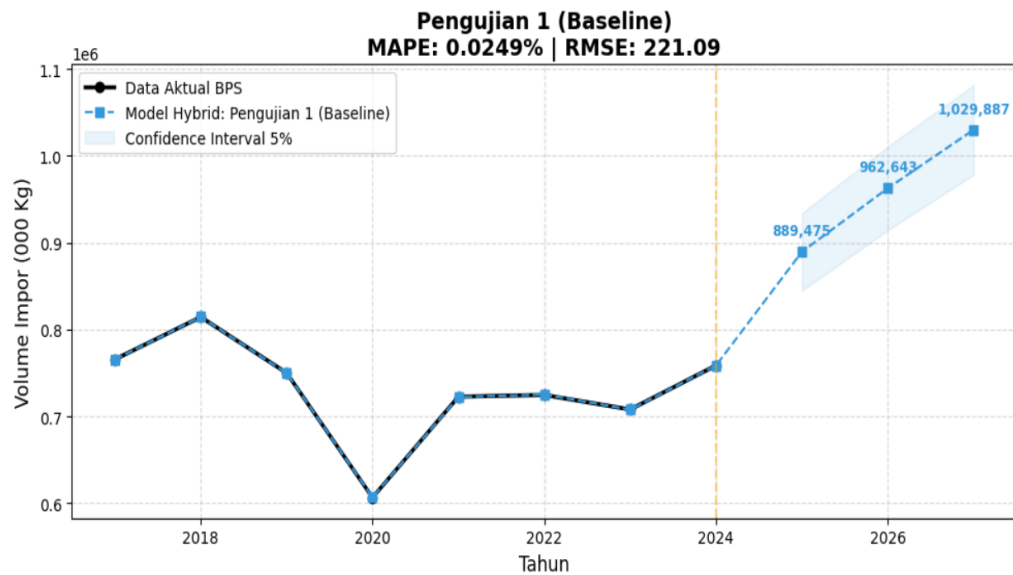
Tahun	Volume Impor (000 Kg)	Peristiwa Ekonomi Relevan
2017	765.604,8	Awal fase transformasi <i>Making Indonesia 4.0</i>
2018	814.363,4	Puncak aktivitas perdagangan pra-pandemi
2019	750.070,7	Penurunan tipis akibat perlambatan global
2020	606.730,3	Kontraksi pandemi <i>COVID-19</i> (Titik Terendah)
2024	758.699,2	Pemulihan masif dan lonjakan bahan baku hilirisasi

3.2 Analisis Performa Pemodelan Hibrida

Untuk mengidentifikasi tren linear, model ARIMA(1,1,1) digunakan sebagai dasar dengan menggunakan kode *Python*. Tiga skenario ANN kemudian digunakan untuk mengolah hasil dari model ARIMA ini. Hasil pengujian ini memberikan gambaran mendalam tentang arsitektur terbaik untuk data aluminium.

3.2.1 Analisis Pengujian Skenario 1 (Baseline)

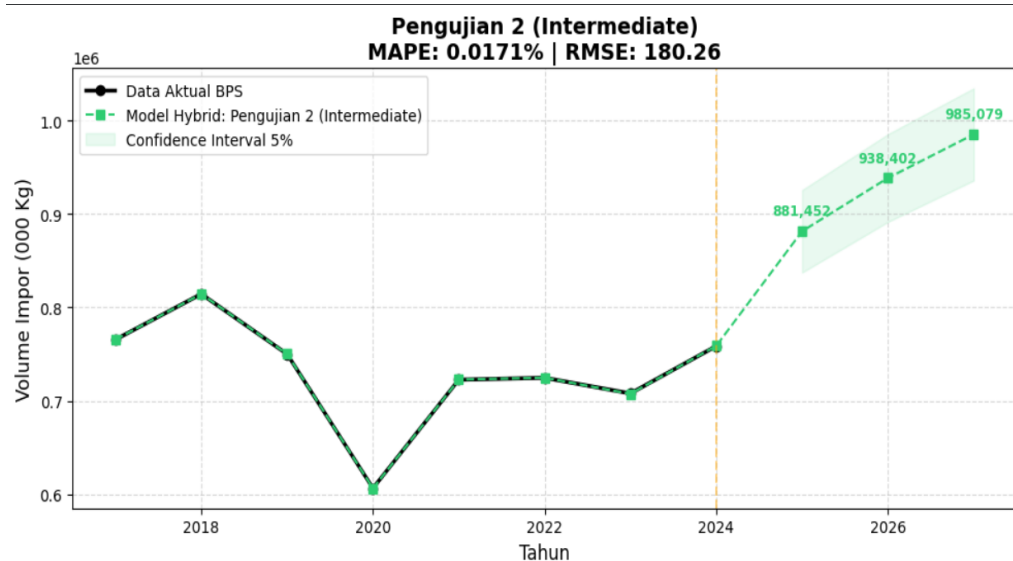
Model hybrid yang mengandung sepuluh neuron pada lapisan tersembunyi di Skenario 1 menunjukkan kemampuan yang luar biasa untuk menyesuaikan diri dengan pola yang telah terjadi sebelumnya. Meskipun solver L-BFGS memiliki arsitektur yang sederhana, model dapat menangkap esensi residu dengan presisi tinggi.



Model ini memproyeksikan volume impor akan menembus angka 1.029.887 Kg pada tahun 2027 dengan MAPE 0,0249%.

3.2.2 Analisis Pengujian Skenario 2 (Intermediate)

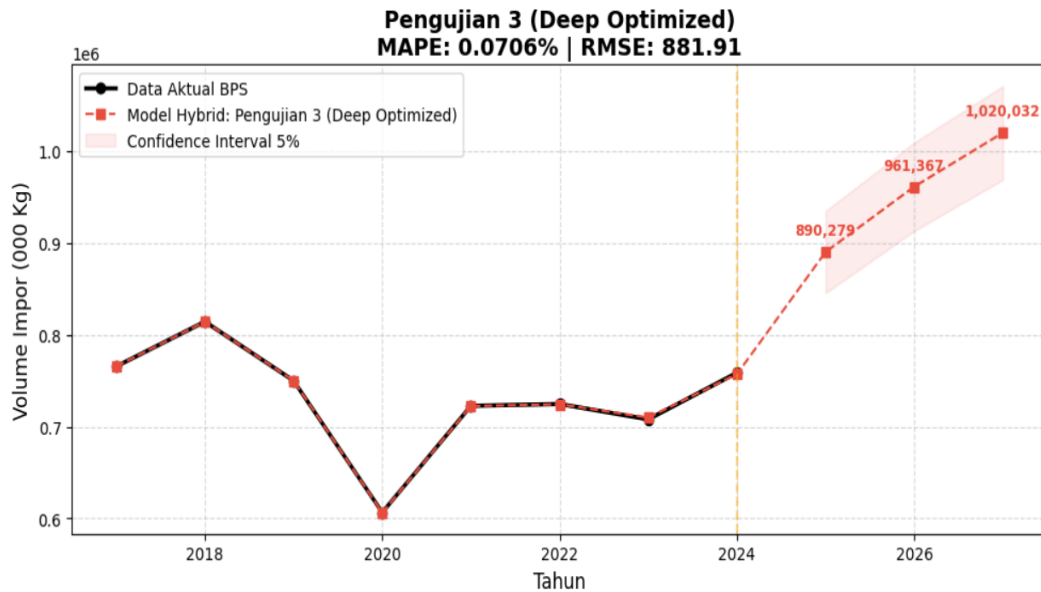
Peningkatan kapasitas neuron menjadi seratus pada satu lapisan tersembunyi menghasilkan kinerja terbaik dari semua pengujian. Dengan deviasi yang hampir tidak terlihat, model ini memiliki kemampuan untuk mengikuti lekukan data yang sebenarnya.



Gambar 2. Skenario ini mencapai nilai MAPE terendah yaitu 0,0171% dengan RMSE 180,26. Ini membuktikan bahwa untuk dataset kecil, lebar lapisan lebih krusial daripada kedalamannya.

3.2.3 Analisis Pengujian Skenario 3 (Deep Optimized)

Pendekatan deep learning dengan tiga lapisan tersembunyi digunakan dalam skenario ketiga. Meskipun arsitektur dioptimalkan sepenuhnya, peningkatan kompleksitas arsitektur justru menghasilkan nilai galat yang lebih tinggi dibandingkan Skenario 2 (MAPE 0,0706%), yang merupakan fenomena yang umum pada dataset yang sangat kecil.



Gambar 3. Skenario 3 memproyeksikan volume impor tahun 2027 sebesar 1.020.032 Kg.

3.3 Perbandingan Akurasi dan Validitas Model

Tabel 5. Perbandingan Metrik Akurasi Model Hybrid

Metode Hybrid	RMSE	MAPE (%)	Kategori Akurasi	Prediksi 2027 (Kg)
Skenario 1 (Baseline)	221,09	0,0249%	Sangat Akurat	1.029.887
Skenario 2 (Intermediate)	180,26	0,0171%	Sangat Akurat	985.079
Skenario 3 (Deep Optimized)	881,91	0,0706%	Sangat Akurat	1.020.032

3.4 Pembahasan Dinamika Negara Asal Utama

3.4.1 Dominasi Tiongkok dan Ketergantungan Rantai Pasok

China adalah pemasok dengan nilai strategis paling tinggi dan pemasok terbesar secara volume. Analisis menunjukkan bahwa integrasi industri hilir Indonesia dengan rantai pasok Tiongkok, terutama dalam pembuatan komponen untuk panel surya dan kendaraan, akan menyebabkan peningkatan impor Tiongkok pada tahun 2024. Indonesia masih membutuhkan aluminium jenis tertentu yang tidak dapat diproduksi di dalam negeri, seperti foil aluminium spesifikasi tinggi, meskipun mereka sedang membangun smelter sendiri.

3.4.2 Strategi Diversifikasi Malaysia dan Australia

Malaysia dan Australia masih berusaha menyeimbangkan pasokan. Malaysia menawarkan biaya logistik yang lebih rendah bagi industri di Sumatera dan Batam karena lokasinya yang dekat. Sementara itu, Australia terus menjadi pemasok utama aluminium ingot berkualitas tinggi dan alumina yang dibutuhkan oleh industri konstruksi premium di Jawa. Peramalan menunjukkan bahwa volume kedua negara akan tetap stabil dengan tren sedikit meningkat seiring dengan pertumbuhan sektor properti nasional.

3.4.3 Fluktuasi Pemasok Lain (India dan UEA)

Disebabkan sensitivitas perdagangan dengan India terhadap kebijakan tarif impornya yang berubah-ubah, volatilitas India sangat tinggi. Volumennya sempat turun drastis pada tahun 2020 dan 2024. Sebaliknya, Uni Emirat Arab (UEA) adalah pemasok aluminium utama yang lebih konsisten. Seiring dengan peningkatan kerja sama ekonomi bilateral CEPA antara Indonesia dan UEA, volumenya diperkirakan akan terus meningkat.

3.5 Implikasi Strategis dan Proyeksi 2027

Dengan pertumbuhan industri manufaktur Indonesia yang cepat, diperkirakan volume impor akan melampaui satu juta kilogram pada tahun 2027. Sesuai dengan visi RPJPN 2025–2045, pelaksanaan Fase 1 dan 2 SGAR Mempawah harus dipercepat untuk mengurangi beban devisa impor sebesar USD 1 miliar per tahun dan memperkuat struktur industri nasional sebagai akibat dari ketergantungan impor sebesar 54% pada tahun 2024.

3.6 Analisis Residual dan Koreksi Non-Linear

Cara ANN menangani residual yang ditinggalkan oleh ARIMA adalah keunggulan utama model hibrida dalam penelitian ini. Pada tahun 2020 dan 2022, data aktual menunjukkan deviasi yang tajam dari tren linear sebagai akibat dari pandemi dan krisis energi global. Karena sifatnya yang cenderung meratakan data (averaging), model ARIMA murni tidak dapat menangkap "puncak" dan "lembah" yang ekstrem ini. Dengan fungsi aktivasi "tanh", ANN dapat menggabungkan residual luar ke dalam fungsi non-linear yang kompleks. Oleh karena itu, kesalahan prediksi selama periode krisis dapat dikurangi secara signifikan dengan penggunaan model hibrida. Ini menunjukkan bahwa metode tunggal tidak lagi cocok untuk pengambilan keputusan yang berisiko tinggi di tengah perkembangan ekonomi Indonesia yang dinamis.

4. KESIMPULAN

Studi ini berhasil menunjukkan bahwa model ARIMA(1,1,1) yang diintegrasikan dengan arsitektur ANN yang dioptimalkan menggunakan solver L-BFGS dan fungsi aktivasi Tanh adalah metode peramalan yang sangat baik untuk volume impor aluminium Indonesia. Hasil utama menunjukkan bahwa Skenario 2, yang merupakan skenario tengah dengan 100 neuron, memiliki tingkat presisi tertinggi dengan nilai MAPE sebesar 0,0171%. Ini menunjukkan bahwa, dibandingkan dengan model statistik tunggal, optimasi residu non-linear menggunakan algoritma kuasi-Newton jauh lebih efektif dalam menangani volatilitas kebijakan perdagangan pada dataset yang lebih kecil. Menurut analisis prediktif, volume impor akan melonjak hingga satu juta kilogram pada tahun 2027. Hasil ini memberikan peringatan dini bagi pemerintah untuk segera mempercepat program hilirisasi bauksit untuk mencapai kedaulatan industri aluminium nasional pada tahun 2030, sesuai dengan Visi Emas Indonesia 2045. Secara metodologis, penelitian ini menunjukkan bahwa residu dari model statistik klasik seperti ARIMA bukan sekadar "sampah" data; sebaliknya, mereka mengandung informasi non-linear yang berharga yang dapat diekstraksi dengan AI. Para analis kebijakan dapat mengatasi ketidakpastian yang semakin meningkat di pasar komoditas global dengan model hibrida ini. Untuk membangun model multivariat yang lebih tangguh, penelitian harus memasukkan variabel eksternal tambahan, seperti harga aluminium LME (*London Metal Exchange*) dan nilai tukar Rupiah. Peramalan yang lebih akurat dapat membantu Indonesia memperkuat kedaulatan industrinya dan mencapai swasembada logam dasar.

REFERENCES

- [1] M. Z. Uska, R. H. Wirasasmita, and M. Fahrurrozi, "The application of Usability Testing Method for Evaluating the New Student Acceptance (NSA) System," in *Journal of Physics: Conference Series*, Institute of Physics Publishing, Jul. 2020. doi: 10.1088/1742-6596/1539/1/012028.
- [2] P. P. Pratama, L. Buchori, and A. Purbasari, "Peta Jalan (Roadmap) Hilirisasi Industri Manufaktur Berbasis Logam untuk Mendukung Ibu Kota Nusantara (IKN) di Kalimantan Timur," *JPII*, vol. 2, no. 1, pp. 1–8, 2024, doi: 10.14710/jpii.2024.21322.
- [3] A. Nocivin, C. Tudor, C. Ilie, D. Raducanu, and L. V. Melnic, "Recycled Versus Primary Aluminum in European Automotive Industry: Trends, Challenges, and Opportunities," *Recycling*, vol. 11, no. 1, p. 19, Jan. 2026, doi: 10.3390/recycling11010019.
- [4] T. Hou, L. Zhang, Y. Yuan, Y. Yang, and H. Na, "Review of the Chinese Aluminum Industry's Low-Carbon Development Driven by Carbon Tariffs: Challenges and Strategic Responses," Dec. 01, 2024, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/pr12122707.
- [5] J. A. Shinta and U. Wikarya, "The Impact Analysis of Bauxite Downstreaming on the Indonesian Economy: Case Study in PT Bintan Alumina Indonesia," *Journal La Sociale*, vol. 5, no. 2, pp. 383–397, Mar. 2024, doi: 10.37899/journal-la-sociale.v5i2.1080.
- [6] U. Lee and N. Kang, "Adaptive neural network ensemble using prediction frequency," *J. Comput. Des. Eng.*, vol. 10, no. 4, pp. 1547–1560, Aug. 2023, doi: 10.1093/jcde/qwad071.

- [7] M. R. Susila, M. Jamil, and B. H. Santoso, "Akurasi Model Hybrid ARIMA-Artificial Neural Network dengan Model Non Hybrid pada Peramalan Peredaran Uang Elektronik di Indonesia," *Jambura Journal of Mathematics*, vol. 5, no. 1, pp. 46–58, Jan. 2023, doi: 10.34312/jjom.v5i1.14889.
- [8] S. S. W. Fatima and A. Rahimi, "A Review of Time-Series Forecasting Algorithms for Industrial Manufacturing Systems," Jun. 01, 2024, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/machines12060380.
- [9] V. I. Kontopoulou, A. D. Panagopoulos, I. Kakkos, and G. K. Matsopoulos, "A Review of ARIMA vs. Machine Learning Approaches for Time Series Forecasting in Data Driven Networks," Aug. 01, 2023, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/fi15080255.
- [10] C. Zhang, N. N. A. Sjarif, and R. Ibrahim, "Deep learning models for price forecasting of financial time series: A review of recent advancements: 2020–2022," Jan. 01, 2024, *John Wiley and Sons Inc.* doi: 10.1002/widm.1519.
- [11] W. M. S. Bandara and W. A. R. De Mel, "Forecasting Nonlinear Time Series with ARIMA, ANN, and Hybrid Models: A Case Study on Inflation Rate in Sri Lanka," *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, vol. 9, no. 1, pp. 145–156, Jun. 2025, doi: 10.29244/ijsa.v9i1p145-156.
- [12] N. Sikki *et al.*, "Ciptaan disebarluaskan di bawah Lisensi Creative Commons Atribusi 4.0 Internasional. STRATEGI PENINGKATAN DAYA SAING PT BORNEO ALUMINA INDONESIA PADA BIDANG INDUSTRI ALUMINA REFINERY DI INDONESIA," *JISAMAR*, vol. 9, no. 1, pp. 312–323, 2025, doi: 10.52362/jisamar.v9i1.1756.
- [13] O. J. Ushie, S. C. Nwokolo, P. O. Ohiero, P. C. Iwuji, E. E. Eyime, and J. C. Ogbulezie, "Resilient strategies to mitigate the volatility of copper and aluminium critical mineral demand for net-zero electricity network production," *Sustainable Energy Research*, vol. 12, no. 1, Sep. 2025, doi: 10.1186/s40807-025-00178-8.
- [14] S. B. Abdinagoro and M. Hamsal, "Strategic Marketing Approach of Indonesia Aluminium Mineral Industry: Upstream and Downstream Analysis," *The Winners*, vol. 23, no. 2, pp. 181–188, May 2023, doi: 10.21512/tw.v23i2.9199.
- [15] M. Durдона, "Machine Learning for Predicting and Optimizing Global Trade Flows: Enhancing Efficiency in Cross-Border Transactions," 2025. doi: 10.31150/ajebm.v8i5.3649.
- [16] Y. Gulzar *et al.*, "Predicting High Technology Exports of Countries for Sustainable Economic Growth by Using Machine Learning Techniques: The Case of Turkey," *Sustainability (Switzerland)*, vol. 16, no. 13, Jul. 2024, doi: 10.3390/su16135601.
- [17] Rifqi Yafik and Mulkan Azhari, "Analisis Perbandingan Metode LSTM Dan BiLSTM Untuk Prediksi Harga Saham Menggunakan Alpha Vantage," *Jurnal Komputer Teknologi Informasi Sistem Informasi (JUKTISI)*, vol. 4, no. 3, pp. 1542–1551, Dec. 2025, doi: 10.62712/juktisi.v4i3.650.