

Implementasi Algoritma Beale-Powell Restarts untuk Prediksi Perkembangan Ekspor Migas-NonMigas di Indonesia

Achmad Daengs GS¹, Mhd. Dicky Syahputra Lubis², M Mahjudin³

¹Universitas 45 Surabaya, Surabaya, Indonesia

²Universitas Tjut Nyak Dien, Medan, Indonesia

³Universitas Muhammadiyah Gresik, Gresik, Indonesia

e-mail: adaengsgs@univ45sby.ac.id¹, dickylubis@utnd.ac.id², mahjudin@umg.ac.id³

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma Beale-Powell Restarts dalam memprediksi perkembangan ekspor migas-nonmigas di Indonesia, dengan semakin pentingnya perdagangan internasional bagi pertumbuhan ekonomi suatu negara, pemahaman yang akurat tentang tren perkembangan ekspor menjadi krusial bagi pengambilan keputusan di tingkat kebijakan. Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari nilai ekspor migas-nonmigas (dalam Juta US\$) di Indonesia yang diperoleh dari dokumen kepabeanan Ditjen Bea dan Cukai (PEB dan PIB). Metode implementasi algoritma Beale-Powell Restarts difokuskan pada analisis dan peramalan tren perkembangan ekspor. Algoritma ini dikenal karena kemampuannya dalam mengatasi masalah konvergensi yang sering terjadi dalam optimasi non-linear. Dengan menerapkan algoritma ini, penelitian bertujuan untuk meningkatkan akurasi dan ketepatan prediksi, serta memberikan wawasan yang berharga dalam perencanaan ekonomi dan pengembangan strategi perdagangan di Indonesia. Penelitian ini juga mencakup perbandingan kinerja beberapa model yang berbeda dalam melakukan prediksi, dengan model-model berbeda seperti 8-5-1, 8-10-1, 8-15-1, 8-20-1, dan 8-25-1 dievaluasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik adalah 8-5-1, yang memiliki nilai Mean Squared Error (MSE) pengujian terendah sebesar 0,00735820154, menegaskan bahwa penggunaan algoritma Beale-Powell Restarts memberikan hasil yang lebih baik dalam memprediksi perkembangan ekspor migas-nonmigas di Indonesia dibandingkan dengan model-model lainnya. Implementasi algoritma Beale-Powell Restarts ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam membantu pemangku kepentingan dalam merumuskan kebijakan perdagangan yang lebih efektif dan berkelanjutan untuk memajukan perekonomian Indonesia.

Kata Kunci: Beale-Powell Restarts; Ekspor; Migas; NonMigas; Ekonomi Indonesia.

Abstract

This research aims to implement the Beale-Powell Restarts algorithm in predicting the development of oil and non-oil exports in Indonesia. With the increasing importance of international trade for the economic growth of a country, accurate understanding of export trends becomes crucial for decision-making at the policy level. The data used in this study originates from the value of oil and non-oil exports (in Million US\$) in Indonesia obtained from the customs documents of the Directorate General of Customs and Excise (PEB and PIB). The implementation method of the Beale-Powell Restarts algorithm is focused on analyzing and forecasting export development trends. This algorithm is known for its ability to address convergence issues commonly encountered in nonlinear optimization. By applying this algorithm, the research aims to improve the accuracy and precision of predictions, providing valuable insights for economic planning and trade strategy development in Indonesia. The study also includes a comparison of the performance of several different models in prediction, with various models such as 8-5-1, 8-10-1, 8-15-1, 8-20-1, and 8-25-1 being evaluated. The research findings indicate that the best model is 8-5-1, which has the lowest testing Mean Squared Error (MSE) value of 0.00735820154, affirming that the use of the Beale-Powell Restarts algorithm yields better results in predicting the development of oil and non-oil exports in Indonesia compared to other models. It is hoped that the implementation of the Beale-Powell Restarts algorithm will make a



significant contribution in assisting stakeholders in formulating more effective and sustainable trade policies to advance the Indonesian economy.

Keywords: *Beale-Powell Restarts; Export; Oil and Gas; Non-Oil and Gas; Indonesian Economy.*

1. PENDAHULUAN

Perdagangan internasional memegang peranan yang sangat penting dalam menggerakkan ekonomi suatu negara, baik itu dalam skala regional maupun global [1]–[3]. Negara Indonesia, yang merupakan negara kepulauan terbesar di dunia dengan kekayaan sumber daya alam yang melimpah, perdagangan internasional memiliki dampak yang signifikan terhadap pertumbuhan ekonomi dan stabilitas keuangan [4]–[8]. Berdasarkan topik ini, pemahaman yang mendalam tentang tren dan perkembangan ekspor, baik migas maupun NonMigas, menjadi krusial bagi para pengambil keputusan di tingkat kebijakan. Peningkatan ekspor tidak hanya mencerminkan kesehatan ekonomi suatu negara, tetapi juga dapat mengindikasikan keberhasilan dalam pengelolaan sumber daya alam serta daya saing industri nasional di pasar global [9]. Sebagai upaya untuk memahami dan memprediksi perkembangan ekspor migas-nonmigas di Indonesia, penerapan teknologi dan metodologi yang canggih menjadi suatu keharusan. Salah satu pendekatan yang menjanjikan adalah menggunakan algoritma komputasi yang handal seperti Algoritma Beale-Powell Restarts [10]–[12]. Algoritma ini telah terbukti efektif dalam mengatasi berbagai masalah optimasi non-linear dan telah banyak diterapkan dalam berbagai bidang [13], termasuk dalam analisis ekonomi [14]. Salah satu alasan nya karena kemampuan untuk menangani masalah optimasi yang kompleks [15], algoritma ini menawarkan potensi yang besar untuk meningkatkan akurasi prediksi perkembangan ekspor migas dan nonmigas di Indonesia.

Penelitian ini bertujuan untuk menjelajahi potensi dan efektivitas implementasi algoritma Beale-Powell Restarts dalam hal prediksi perkembangan ekspor migas-nonmigas di Indonesia, dengan menggunakan data ekspor yang diperoleh dari dokumen kepabeanan Ditjen Bea dan Cukai, penelitian ini akan melakukan analisis mendalam terhadap tren ekspor serta membangun model prediktif untuk mengantisipasi perubahan di masa mendatang. Implementasi algoritma ini diharapkan dapat memberikan wawasan yang lebih dalam tentang faktor-faktor yang memengaruhi perkembangan ekspor migas-nonmigas di Indonesia, termasuk faktor internal dan eksternal yang memengaruhi dinamika pasar internasional. Penelitian ini juga untuk mengevaluasi kinerja berbagai model prediktif yang berbeda menggunakan algoritma Beale-Powell Restarts. Model-model tersebut akan dianalisis dan dibandingkan berdasarkan kriteria-kriteria tertentu, seperti tingkat kesalahan yang rendah dan ketepatan model dalam merepresentasikan tren ekspor sebenarnya. Sehingga penelitian ini tidak hanya akan memberikan pemahaman yang lebih baik tentang metode prediksi yang efektif, tetapi juga akan memberikan pandangan yang lebih luas tentang dinamika pasar ekspor Indonesia secara keseluruhan.



Melalui penelitian ini, diharapkan akan tercipta pemahaman yang lebih baik tentang faktor-faktor yang memengaruhi ekspor migas-nonmigas di Indonesia serta kemampuan untuk melakukan prediksi yang lebih akurat. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan bagi pengembangan kebijakan perdagangan yang lebih efektif dan strategi ekonomi yang berkelanjutan di Indonesia, dengan memperkuat pemahaman tentang tren dan perkembangan ekspor, diharapkan dapat membantu para pengambil keputusan untuk mengambil langkah-langkah yang tepat dalam menjaga stabilitas ekonomi dan meningkatkan kesejahteraan masyarakat secara keseluruhan.

Beberapa *State of the art* dari penelitian ini diantaranya: Penelitian untuk memprediksi permintaan minyak di negara pengimpor dan pengeksport dengan analisis faktor endogen dan eksogen berbasis AI menggunakan model Support Vector Regression (SVR). Model SVR mengungguli model lainnya dalam hal kesalahan prediksi yang lebih rendah, seperti yang terlihat dari penilaian kesalahan model statistik dan AI dalam memperkirakan permintaan minyak. Selain itu, ketika membandingkan stabilitas model di negara-negara pengeksport dan pengimpor minyak yang menghadapi tingkat ketidakpastian permintaan yang berbeda, model SVR menunjukkan stabilitas yang lebih tinggi dibandingkan model lainnya [16]. Berikutnya penelitian untuk peramalan ekspor nonmigas Indonesia dengan metode *double* dan *triple exponential smoothing*. Penelitian ini mengkaji data ekspor nonmigas Indonesia periode Januari 2015 hingga Mei 2021 yang menunjukkan tren dan musiman. Data dianalisis menggunakan metode *triple exponential smoothing* dengan *multiplicative* dan *additives Holt-Winters*. MAPE ketiga model tersebut kurang dari 10% yang menunjukkan bahwa metode tersebut sangat baik dan dapat digunakan untuk peramalan periode berikutnya. Model terbaik untuk ekspor nonmigas adalah metode *aditif Holt-Winters triple exponential smoothing*, yang memiliki MAPE terendah dibandingkan model lainnya. Metode terbaik digunakan untuk melakukan peramalan. Hasil prediksi dengan metode ini menunjukkan bahwa nilai ekspor nonmigas akan mengalami peningkatan pada periode berikutnya [17]. Penelitian berikutnya memanfaatkan metode ARIMA untuk memprediksi nilai ekspor migas Indonesia. Sebagai penelitian kuantitatif, menggunakan data sekunder yang bersumber dari website Badan Pusat Statistik Republik Indonesia. Data tersebut mencakup periode Januari 2010 hingga Maret 2022 dan disajikan secara bulanan. Melalui hasil dan pembahasan diperoleh tiga model ARIMA, yaitu ARIMA (1,1,0), ARIMA (0,1,1), dan ARIMA (1,1,1). Berdasarkan model-model tersebut, model ARIMA (0,1,1) dengan nilai AIC 2047,65 dinilai paling sesuai untuk meramalkan ekspor migas Indonesia. Nilai perkiraan untuk lima periode berikutnya adalah 1254.124 (April 2022), 1309.678 (Mei 2022), 1289.236 (Juni 2022), 1296.758 (Juli 2022), dan 1293.990 (Agustus 2022) [18]. Masih banyak lagi penelitian-penelitian lain terkait topik penelitian ini [19]–[27].

Berdasarkan resume dari penelitian-penelitian terdahulu yang telah dijabarkan, kebaruan dari penelitian ini terletak pada penerapan algoritma dan dataset penelitian yang berbeda untuk memprediksi perkembangan ekspor migas-



nonmigas di Indonesia, yakni Algoritma Beale-Powell Restarts. Meskipun banyak penelitian sebelumnya yang telah dilakukan dalam bidang prediksi ekonomi menggunakan berbagai metode statistik dan komputasi, penerapan algoritma ini masih relatif baru dalam konteks ekspor migas-nonmigas di Indonesia. Selain itu, penelitian ini juga memberikan kontribusi baru dalam hal evaluasi kinerja model prediktif menggunakan algoritma Beale-Powell Restarts. Kebaruan penelitian ini tidak hanya terletak pada metode yang digunakan, tetapi juga pada kontribusi baru dalam pemahaman tentang dinamika ekspor migas-nonmigas di Indonesia. Sehingga penggunaan pendekatan yang inovatif pada penelitian ini diharapkan dapat memberikan hasil yang lebih baik dalam memprediksi perkembangan ekspor migas dan nonmigas dan memberikan pandangan yang lebih luas tentang potensi ekonomi Indonesia di pasar global.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1. Pengumpulan Data

Data penelitian yang digunakan adalah data kuantitatif yang dikumpulkan dengan metode *Web scraping*, berupa data *time-series* tahunan nilai ekspor migas-nonmigas (Juta US\$) di Indonesia yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik Indonesia dan diolah dari dokumen kepabeanan Ditjen Bea dan Cukai (PEB dan PIB) [28]. Data yang digunakan adalah data tahun 2014-2023. Data tersebut dapat dilihat pada Tabel 1 berikut ini:

Tabel 1. Nilai Ekspor Migas-NonMigas (Juta US\$)

Komponen Ekspor	Nilai Ekspor Migas-NonMigas (Juta US\$)									
	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
Migas	30.018,8	18.574,4	13.105,5	15.744,4	17.171,7	11.789,3	8.251,1	12.247,4	15.998,2	15.922,6
NonMigas	145.961,2	131.791,9	132.028,5	153.083,8	162.841,0	155.893,7	154.940,7	219.362,1	275.906,1	242.874,6
Jumlah	175.980,0	150.366,3	145.134,0	168.828,2	180.012,7	167.683,0	163.191,8	231.609,5	291.904,3	258.797,2

Berdasarkan data yang dikumpulkan juga terdapat informasi harga produk pada setiap toko. Setiap produk diberikan id sesuai nama toko dan kriteria toko. Tabel sampel produk beserta harga dapat dilihat pada tabel 2.

2.2. Conjugate Gradient Powell-Beale Restarts

Conjugate Gradient Powell-Beale Restarts adalah fungsi pelatihan jaringan yang memperbarui nilai bobot dan bias, yang biasa dituliskan dengan *traincgb*.

`net.trainFcn = 'traincgb'` (1)

`[net,tr] = train(net,...)` (2)

Keterangan:

`net.trainFcn = 'traincgb'` merupakan pengaturan properti jaringan *trainFcn*.

`[net,tr] = train(net,...)` digunakan untuk melatih jaringan dengan *traincgb*

Pelatihan terjadi berdasarkan parameter pelatihan *traincgb*, berdasarkan nilai yang digunakan sebagai berikut:

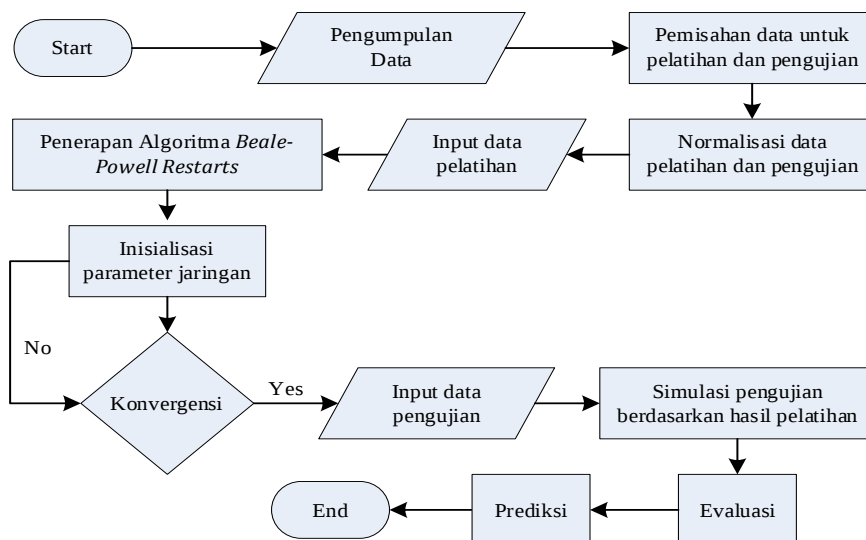
Tabel 2. Parameter *Powell-Beale Restarts* yang Digunakan

Fungsi Parameter	Keterangan
<code>net.trainParam.epochs</code>	→ Jumlah maksimum epoch untuk dilatih. Nilai yang

Fungsi Parameter	Keterangan
	digunakan adalah 1000.
<code>net.trainParam.show</code>	→ Epochs antar tampilan (NaN tanpa tampilan). Nilai yang digunakan adalah 25.
<code>net.trainParam.showCommandLine</code>	→ Hasilkan keluaran baris perintah. Nilai yang digunakan adalah <i>false</i> .
<code>net.trainParam.showWindow</code>	→ Tampilkan GUI pelatihan. Nilai yang digunakan adalah <i>true</i> .
<code>net.trainParam.goal</code>	→ Sasaran kinerja. Nilai yang digunakan adalah 0.
<code>net.trainParam.time</code>	→ Waktu maksimum untuk berlatih dalam hitungan detik. Nilai yang digunakan adalah <i>inf</i> .
<code>net.trainParam.min_grad</code>	→ Gradien kinerja minimum. Nilai yang digunakan adalah $1e-10$.
<code>net.trainParam.max_fail</code>	→ Kegagalan validasi maksimum. Nilai yang digunakan adalah 6.
<code>net.trainParam.searchFcn</code>	→ Nama rutinitas pencarian baris yang akan digunakan. Nilai yang digunakan adalah ' <i>srchcha</i> '.

2.3. Flowchart Penelitian

Tujuan dari *flowchart* penelitian ini adalah untuk memberikan panduan visual yang jelas tentang langkah-langkah yang akan diambil dalam penelitian, untuk memudahkan pemahaman dan pelaksanaan setiap tahap penelitian secara sistematis, mulai dari pengumpulan data hingga melakukan prediksi berdasarkan model terbaik dari algoritma *Beale-Powell Restarts*. Melalui *flowchart* ini, diharapkan dapat mempermudah proses penelitian yang lebih efisien dan efektif, serta memastikan bahwa setiap langkah dilakukan dengan benar dan sesuai dengan tujuan penelitian yang telah ditetapkan.



Gambar 1. Flowchart Penelitian untuk Prediksi Nilai Ekspor Migas-NonMigas

Gambar 1 merupakan *flowchart* penelitian yang digunakan dalam menyelesaikan masalah prediksi untuk melihat perkembangan Nilai Ekspor Migas-NonMigas (Juta US\$) di Indonesia dengan menerapkan algoritma *Beale-Powell*

Restarts. Tahap pertama yang dilakukan adalah dengan mengumpulkan dataset penelitian, yang telah dituliskan sebelumnya dan dapat dilihat pada Tabel 1. Setelah itu, dataset penelitian dipisahkan menjadi dua bagian, yakni data pelatihan dan data pengujian. Langkah selanjutnya berfokus pada normalisasi data pelatihan dan pengujian, dilakukan dengan memanfaatkan rumus persamaan (3) [29]–[38].

$$x' = \frac{0,8 (x - b)}{(a - b)} + 0,1 \quad (3)$$

Dimana : x' merupakan Data hasil transformasi, x merupakan Data yang akan di normalisasi, a merupakan nilai yang paling kecil dari dataset penelitian, b merupakan nilai yang paling besar dari dataset penelitian, sedangkan 0.1 dan 0.8 merupakan nilai default yang digunakan untuk normalisasi.

Setelah data pelatihan di normalisasi, langkah selanjutnya adalah memasukkan data tersebut ke dalam aplikasi Matlab 2011b untuk diproses. Proses ini melibatkan pembuatan jaringan saraf *multi-layer* menggunakan input data pelatihan dan menerapkan metode dengan algoritma *Beale-Powell Restarts*, dalam pembuatan jaringan saraf *multi-layer* ini, fungsi *tansig* dan *logsig* digunakan. Tahap berikutnya melibatkan inisialisasi parameter jaringan berdasarkan fungsi pelatihan yang digunakan, yaitu *traincgb*. Setelah itu, perintah dimasukkan untuk melakukan proses pelatihan dan mengevaluasi hasil performa. Jika hasil pelatihan mencapai konvergensi, maka langkah selanjutnya adalah memasukkan data pengujian yang sudah dinormalisasi. Namun, jika hasil pelatihan belum mencapai konvergensi, maka proses kembali ke tahap inisialisasi parameter jaringan. Selanjutnya, simulasi data uji dilakukan berdasarkan hasil pelatihan. Setelah semua tahap selesai, langkah terakhir adalah melakukan evaluasi untuk menentukan model arsitektur terbaik berdasarkan tingkat akurasi tertinggi. Pada akhirnya, prediksi 2024 akan dilakukan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini akan dijelaskan mengenai serangkaian eksplorasi data, pengujian dan evaluasi terhadap metode yang digunakan.

3.1. Hasil Normalisasi

Berdasarkan dataset penelitian yang telah disajikan pada Tabel 1, data tersebut akan dipisahkan menjadi data latih dan data uji. Data latih akan menggunakan input dataset ekspor migas dan NonMigas tahun 2014-2021, dan target latih untuk output menggunakan dataset tahun 2022. Sedangkan untuk data uji akan menggunakan input dataset tahun 2015-2022, dan target uji untuk output menggunakan dataset tahun 2023. Dataset tersebut selanjutnya akan di normalisasi menggunakan persamaan (3) yang telah dijelaskan sebelumnya. Hasil Normalisasi data latih dan data uji dapat dilihat pada Tabel 3 dan tabel 4 berikut.

Tabel 3. Hasil Normalisasi Data Latih

Komponen Ekspor	Nilai Ekspor Migas-NonMigas (Juta US\$)								
	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
Migas	0,1651	0,1309	0,1145	0,1224	0,1267	0,1106	0,1000	0,1119	0,1232

Komponen Ekspor	Nilai Ekspor Migas-NonMigas (Juta US\$)								
	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
NonMigas	0,5116	0,4693	0,4700	0,5329	0,5621	0,5413	0,5384	0,7310	0,9000

Tabel 4. Hasil Normalisasi Data Uji

Komponen Ekspor	Nilai Ekspor Migas-NonMigas (Juta US\$)								
	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
Migas	0,1309	0,1145	0,1224	0,1267	0,1106	0,1000	0,1119	0,1232	0,1229
NonMigas	0,4693	0,4700	0,5329	0,5621	0,5413	0,5384	0,7310	0,9000	0,8013

3.2. Analisis dan Evaluasi Model

Tidak ada panduan yang baku pada algoritma Jaringan Saraf Tiruan mengenai cara menetapkan model arsitektur yang optimal. Semua harus melibatkan upaya percobaan dan kesalahan, yang berarti terus menerus menguji berbagai model hingga menemukan atau mendapatkan model terbaik. Pada rangkaian penelitian ini, ada lima model arsitektur jaringan yang akan dianalisis dan dievaluasi, yaitu: 8-5-1, 8-10-1, 8-15-1, 8-20-1, dan 8-25-1. Setiap model akan menjalani proses pelatihan dan pengujian menggunakan *tools* Matlab2011b. Hasil dari analisis dan evaluasi masing-masing model dapat dilihat pada Tabel 5, Tabel 6, Tabel 7, Tabel 8, dan Tabel 9.

Tabel 5. Hasil Analisis Data Latih dan Data Uji Model 8-5-1

Hasil Latih						Hasil Uji				
KE	Tr	Op	Er	SSE		Tr	Op	Er	SSE	
1	0,1232	0,1232	0,0000	0,000000000000		0,1229	0,1483	-0,0254	0,00064366138	
2	0,9000	0,9000	0,0000	0,000000000000		0,8013	0,9199	-0,1186	0,01407274169	
			JSSE	0,000000000000					JSSE	0,01471640308
			MSE	0,000000000000					MSE Uji	0,00735820154

Hasil Latih					Hasil Uji			
KE	Tr	Op	Er	SSE	Tr	Op	Er	SSE
2	0,9000	0,8999	0,0001	0,00000001000	0,8013	0,9531	-0,1518	0,02305191988
			JSSE	0,00000003089			JSSE	0,02411008939
			MSE	0,00000001544			MSE Uji	0,01205504470

Tabel 9. Hasil Analisis Data Latih dan Data Uji Model 8-25-1

Hasil Latih					Hasil Uji			
KE	Tr	Op	Er	SSE	Tr	Op	Er	SSE
1	0,1232	0,1231	0,0001	0,00000000308	0,1229	0,0607	0,0622	0,00387251285
2	0,9000	1,0000	-0,1000	0,01000000000	0,8013	1,0000	-0,1987	0,03949305136
			JSSE	0,01000000308			JSSE	0,04336556421
			MSE	0,00500000154			MSE Uji	0,02168278210

KE = Komputer Ekspor

Tr = Nilai Target

Op = Nilai *Output*

Er = Nilai *Error*

SSE = Nilai Sum Square *Error*

JSSE = Jumlah SSE

MSE = Nilai *Mean Square Error*

Ak = Akurasi dalam %

Hasil data latih dan data uji pada Tabel 5, Tabel 6, Tabel 7, Tabel 8, dan Tabel 9, dapat dijelaskan sebagai berikut:

Tr = Proses normalisasi berdasarkan persamaan (3) dengan bantuan Ms. Excel

Op = Diperoleh melalui perhitungan menggunakan Matlab2011b

Er = Dihasilkan dari pengurangan antara nilai Target dan Output

SSE = Diperoleh dari perhitungan kuadrat galat (*Error*)

JSSE = Merupakan total dari semua SSE

MSE = Dihitung dengan membagi jumlah SSE dengan jumlah dataset, yang dalam penelitian ini sebanyak 2

3.3. Perbandingan Model Arsitektur

Merujuk pada presentasi hasil latih dan uji yang tersaji dalam Tabel 5, Tabel 6, Tabel 7, Tabel 8, dan Tabel 9, yang merupakan *output* dari evaluasi masing-masing model arsitektur jaringan yang diterapkan dalam penelitian ini, langkah selanjutnya dengan menentukan model terbaik dari setiap arsitektur yang telah digunakan. Perbandingan kinerja model-model arsitektur tersebut dapat dilihat melalui informasi yang ada pada Tabel 10.

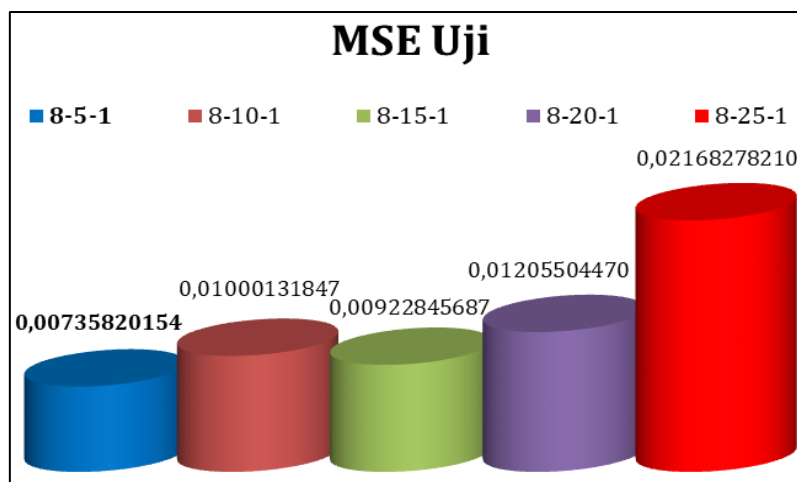
Tabel 10. Perbandingan Model Arsitektur

Algoritma <i>Beale-Powell Restarts</i>			
Model	Iterasi (Epoch)	MSE Latih	MSE Uji
8-5-1	5 Iterasi	0,00000000000	0,00735820154
8-5-1	8 Iterasi	0,00000000099	0,01000131847
8-5-1	6 Iterasi	0,00000000099	0,00922845687

Algoritma Beale-Powell Restarts			
Model	Iterasi (Epoch)	MSE Latih	MSE Uji
8-14-1	5 Iterasi	0,00000001544	0,01205504470
7-21-1	5 Iterasi	0,00500000154	0,02168278210

Tabel 10 merupakan analisis perbandingan dari masing-masing model arsitektur yang digunakan. Hasilnya model arsitektur 8-5-1 merupakan model arsitektur terbaik karena memiliki tingkat kesalahan (*error*) yang kecil dibandingkan model-model arsitektur yang lain, yakni sebesar 0,00735820154 (MSE Uji).

Gambar 2 berikut ini merupakan grafik perbandingan MSE Uji untuk masing-masing model arsitektur yang digunakan. Ada 2 model yang tingkat *error* nya paling rendah dan tidak terlalu berbeda jauh, yakni model 8-5-1 dengan nilai MSE Uji sebesar 0,00735820154, dan model 8-15-1 dengan nilai MSE Uji sebesar 0,00922845687. Akan tetapi model 8-5-1 lebih rendah tingkat *error* nya. Selain itu model 8-5-1 cukup stabil dan tidak terjadi *overfitting*. Sebagaimana perlu diketahui bahwa semakin kecil tingkat *error* (kesalahan), maka akan semakin baik.



Gambar 2. Grafik Perbandingan Masing-Masing Model Arsitektur

3.4. Prediksi Perkembangan Nilai Ekspor Migas-NonMigas di Indonesia

Prediksi diperoleh dan diproses berdasarkan model arsitektur terbaik, yakni model 8-5-1 dengan menggunakan rumus persamaan (4) [39]–[41].

$$\text{Prediksi} = \frac{(x-0,1)(b-a)}{0,8} + a \quad (4)$$

Dimana : x merupakan Target Prediksi, a merupakan Data Nilai Terendah, b merupakan Data Nilai Tertinggi, $0,1$ dan $0,8$ merupakan Nilai standard untuk Proses Prediksi

Tabel 11. Perbandingan Ekspor Migas-NonMigas Sebelumnya dan Hasil Prediksi

No	Kelompok Ekspor	Nilai Ekspor Migas-NonMigas Sebelumnya (Juta US\$)						Prediksi
		2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
1	Migas	17.171,7	11.789,3	8.251,1	12.247,4	15.998,2	15.922,6	22.419,1
2	NonMigas	162.841,0	155.893,7	154.940,7	219.362,1	275.906,1	242.874,6	214.874,4
	Jumlah	770.378,2	180.012,7	167.683,0	163.191,8	231.609,5	291.904,3	258.797,2

Berdasarkan Tabel 11 dapat dilihat perbandingan antara Nilai Ekspor Migas-NonMigas Sebelumnya (Juta US\$) tahun 2018 sampai tahun 2023, dan berdasarkan hasil prediksi tahun 2024 yang secara garis besar kemungkinan Ekspor Migas akan naik di tahun 2024, tetapi untuk Ekspor NonMigas kemungkinan akan terjadi penurunan.

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa implementasi algoritma Beale-Powell Restarts dalam memprediksi perkembangan ekspor migas-nonmigas di Indonesia memiliki dampak yang signifikan dalam konteks pengambilan keputusan kebijakan perdagangan dan perencanaan ekonomi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma ini dengan model 8-5-1 mampu memberikan prediksi dengan nilai kesalahan (*Mean Squared Error /MSE*) yang lebih rendah daripada model-model lain yang dievaluasi. Selain itu, penelitian ini juga memberikan wawasan yang berharga tentang potensi penggunaan algoritma Beale-Powell Restarts terkait prediksi tren ekonomi yang kompleks. Kemampuan algoritma ini dalam mengatasi masalah konvergensi dalam optimasi non-linear membuka peluang baru dalam pengembangan model prediktif yang lebih baik dan dapat diandalkan, dengan demikian implementasi algoritma Beale-Powell Restarts ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam membantu pemangku kepentingan, termasuk pemerintah dan pelaku industri, dalam merumuskan kebijakan perdagangan yang lebih efektif dan berkelanjutan untuk memajukan perekonomian Indonesia. Memperkuat pemahaman tentang tren ekspor migas-nonmigas dan meningkatkan keakuratan prediksi, sehingga diharapkan langkah-langkah kebijakan yang diambil akan lebih tepat sasaran dan berpotensi untuk mempercepat pertumbuhan ekonomi serta meningkatkan kesejahteraan masyarakat secara keseluruhan. Berdasarkan hasil prediksi ekspor migas-nonmigas tahun 2024 menggunakan algoritma ini, diperkirakan ekspor migas akan meningkat 6.496,5 juta US\$, sedangkan ekspor NonMigas mengalami penurunan sebesar 28.000,2 juta US\$ dibandingkan tahun 2023.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. A. Witt, A. Y. Lewin, P. P. Li, and A. Gaur, 'Decoupling in international business: Evidence, drivers, impact, and implications for IB research', *Journal of World Business*, vol. 58, no. 1, p. 101399, 2023, doi: 10.1016/j.jwb.2022.101399.
- [2] Y. Liu, J. Zhu, C. P. Tuwor, C. Ling, L. Yu, and K. Yin, 'The impact of the COVID-19 pandemic on global trade-embodied carbon emissions', *Journal of Cleaner Production*, vol. 408, no. March, p. 137042, 2023, doi:

- 10.1016/j.jclepro.2023.137042.
- [3] H. Nguyen, A. V. Pham, M. D. (Marty) Pham, and M. H. Pham, 'Business resilience: Lessons from government responses to the global COVID-19 crisis', *International Business Review*, vol. 32, no. 5, p. 102166, 2023, doi: 10.1016/j.ibusrev.2023.102166.
- [4] F. Redjeki, 'Perdagangan Internasional Vaksin Dalam Pertumbuhan Ekonomi Negara', *JISIP (Jurnal Ilmu Sosial dan Pendidikan)*, vol. 7, no. 1, pp. 507–512, 2023, doi: 10.58258/jisip.v7i1.4399.
- [5] G. C. Ananda and H. Helman, 'Pengaruh Perdagangan Internasional Terhadap Pertumbuhan Ekonomi', *Jurnal All Fields of Science J-LAS*, vol. 3, no. 4, pp. 66–74, 2023, doi: 10.58939/afosj-las.v3i4.690.
- [6] D. Wistiasari, F. Zhangrinto, Hendro, Katherine, Nancy, and Steven, 'Analisis Pengaruh Perdagangan Internasional Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Indonesia', *Public Service And Governance Journal*, vol. 4, no. 2, pp. 37–43, 2023, doi: 10.56444/psgj.v4i2.716.
- [7] A. Subandi, Kasem, I. R. Akma, and F. Raya, 'Pengaruh Perdagangan Internasional Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Indonesia Periode 2020-2023', *Jurnal Ekonomi Manajemen Dan Bisnis*, vol. 1, no. 2, pp. 80–84, 2023, [Online]. Available: <http://jurnalistiqomah.org/index.php/jemb/article/view/179>
- [8] M. Zuhriadi, M. Zuhriadi, R. Manurung, R. Y. Lumbangaol, and B. Purba, 'Pengaruh Ekonomi Politik Terhadap Perdagangan Internasional dan Pembangunan Ekonomi', *MUQADDIMAH: Jurna Ekonomi, Manajemen, Akuntansi dan Bisnis*, vol. 2, no. 1, pp. 250–256, 2024, doi: 10.59246/muqaddimah.v2i1.600.
- [9] N. Fuadah and E. Setyowati, 'Analisis Pengaruh Inflasi, Pertumbuhan Ekonomi, dan Kurs terhadap Volume Ekspor Batubara Indonesia Tahun 1992-2022', *JlIP - Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan*, vol. 7, no. 2, pp. 1166–1173, 2024, doi: 10.54371/jiip.v7i2.3830.
- [10] M. Hemmat Esfe, S. Esfandeh, and D. Toghraie, 'Investigation of different training function efficiency in modeling thermal conductivity of TiO₂/Water nanofluid using artificial neural network', *Colloids and Surfaces A: Physicochemical and Engineering Aspects*, vol. 653, no. July, p. 129811, 2022, doi: 10.1016/j.colsurfa.2022.129811.
- [11] M. Wahyudi and L. Pujiastuti, 'JURNAL RESTI Application of Neural Network Variations for Determining the Best', *JURNAL RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 6, no. 5, pp. 742–748, 2022, doi: 10.29207/resti.v6i5.4356.
- [12] Y. Jusman, M. A. Nur'Aini, and S. Puspita, 'Classification of Dental Caries Level Using Conjugate Gradient Backpropagation Models', in *2023 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (iSemantic), Semarang, Indonesia, 2023*, Semarang: IEEE, 2023, pp. 204–208. doi: 10.1109/iSemantic59612.2023.10295351.
- [13] H. Benbouhenni, L. Ionescu, A.-G. Mazare, D. Zellouma, I. Colak, and N. Bizon, 'Active and reactive power vector control using neural-synergetic-super twisting controllers of induction generators for variable-speed contra-rotating wind turbine systems', *Measurement and Control*, pp. 1–30, 2024, doi: 10.1177/00202940231224386.
- [14] S. R. Dani, S. Solikhun, and D. Priyanto, 'The Performance Machine Learning Powell-Beale for Predicting Rubber Plant Production in Sumatera', *International Journal of Engineering and Computer Science Applications (IJECSA)*, vol. 2, no. 1, pp. 29–38, 2023, doi: 10.30812/ijecca.v2i1.2420.

- [15] R. N. Singarimbun, O. E. Putra, N. L. W. S. R. Ginantra, and M. P. Dewi, 'Backpropagation Artificial Neural Network Enhancement using Beale-Powell Approach Technique', *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 2394, no. 1, p. 012007, 2022, doi: 10.1088/1742-6596/2394/1/012007.
- [16] H. Zhu, 'Oil Demand Forecasting in Importing and Exporting Countries: AI-Based Analysis of Endogenous and Exogenous Factors', *Sustainability (Switzerland)*, vol. 15, no. 18, p. 13592, 2023, doi: 10.3390/su151813592.
- [17] Bustami, A. M. Yolanda, and N. Thahira, 'Forecasting Non-Oil and Gas Exports in Indonesia Using Double and Triple Exponential Smoothing Methods', *International Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*, vol. 5, no. 1, pp. 45–49, 2023, doi: 10.24002/ijieem.v5i1.6211.
- [18] A. S. Ahmar, A. Rahman, P. V. Anatolievich, R. Rusli, and S. M. Meliyana R., 'Forecasting the Export Value of Oil and Gas in Indonesia using Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)', *Quantitative Economics and Management Studies*, vol. 4, no. 5, pp. 1036–1044, 2023, doi: 10.35877/454ri.daengku1040.
- [19] E. S. Ompusunggu, W. Sinaga, M. Siahaan, and J. Winata, 'Implementation of Data Mining To Predict the Value of Indonesian Oil and Non-Oil and Gas Import Exports Using the Linear Regression Method', *Jurnal Sistem Informasi dan Ilmu Komputer Prima(JUSIKOM PRIMA)*, vol. 7, no. 1, pp. 168–176, 2023, doi: 10.34012/jurnalsisteminformasidanilmukomputer.v7i1.4081.
- [20] A. Wanto, 'Optimasi Prediksi Dengan Algoritma Backpropagation Dan Conjugate Gradient Beale-Powell Restarts', *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 03, no. 03, pp. 370–380, 2018, doi: 10.25077/TEKNOSI.v3i3.2017.370-380.
- [21] Y. Andriani, H. Silitonga, and A. Wanto, 'Analisis jaringan syaraf tiruan untuk prediksi volume ekspor dan impor migas di Indonesia', *Register: Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, vol. 4, no. 1, pp. 30–40, 2018, doi: 10.26594/register.v4i1.1157.
- [22] A. Wanto *et al.*, 'Forecasting the Export and Import Volume of Crude Oil, Oil Products and Gas Using ANN', *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, p. 012016, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012016.
- [23] N. Arminarahmah, S. D. Rizki, O. A. Putra, U. Islam, K. Muhammad, and A. Al, 'Performance Analysis and Model Determination for Forecasting Aluminum Imports Using the Powell-Beale Algorithm', *IJISTECH (International Journal of Information System & Technology)*, vol. 5, no. 5, pp. 624–632, 2022, doi: 10.30645/ijistech.v5i5.186.
- [24] G. R. Junaidi, Y. Septian, A. Wanto, A. P. Windarto, and D. Hartama, 'Analisis Performance Algoritma Powell-Beale untuk Prediksi Impor Alumunium', *Seminar Nasional Ilmu Sosial dan Teknologi - SANISTEK*, vol. 1, no. 1, pp. 290–298, 2021, [Online]. Available: <https://www.prosiding.politeknikcendana.ac.id/index.php/sanistek/article/view/79>
- [25] A. S. Ahmara, A. Rahman, S. M. M. R, R. Ruslib, Nachnoer Arssc, and A. K. Panday, 'Implementation of Exponential Smoothing in Forecasting the Export Value Price of Oil and Gas in Indonesia', *Quantitative Economics and Management Studies (QEMS)*, vol. 4, no. 4, pp. 812–819 (Yulisa, 2023, doi: 10.35877/454RI.qems1022.
- [26] C. F. F. Purwoko, S. Sediono, T. Saifudin, and M. F. F. Mardianto, 'Prediksi Harga Ekspor Non Migas di Indonesia Berdasarkan Metode Estimator Deret Fourier dan Support Vector Regression', *Inferensi*, vol. 6, no. 1, pp. 45–55, 2023, doi:

- 10.12962/j27213862.v6i1.15558.
- [27] A. S. Ahmar, M. Botto-Tobar, A. Rahman, and R. Hidayat, 'Forecasting the Value of Oil and Gas Exports in Indonesia using ARIMA Box-Jenkins', *Mathline: Jurnal Matematika Dan Pendidikan Matematika*, vol. 3, no. 1, pp. 35–42, 2022, doi: 10.35877/454ri.jinav260.
 - [28] B. P. S. Indonesia, 'Nilai Ekspor Migas-NonMigas (Juta US\$), 2023', *Badan Pusat Statistik Indonesia*, 2024. <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/2/MTc1MyMy/nilai-ekspor-migas-nonmigas.html> (accessed Mar. 01, 2024).
 - [29] P. Parulian *et al.*, 'Analysis of Sequential Order Incremental Methods in Predicting the Number of Victims Affected by Disasters', *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 012033, pp. 1–6, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012033.
 - [30] I. M. Muhamad, S. A. Wardana, A. Wanto, and A. P. Windarto, 'Algoritma Machine Learning untuk penentuan Model Prediksi Produksi Telur Ayam Petelur di Sumatera', vol. 1, no. 4, pp. 126–134, 2022.
 - [31] E. Siregar, H. Mawengkang, E. B. Nababan, and A. Wanto, 'Analysis of Backpropagation Method with Sigmoid Bipolar and Linear Function in Prediction of Population Growth', *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 012023, pp. 1–6, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012023.
 - [32] R. Sinaga, M. M. Sitomorang, D. Setiawan, A. Wanto, and A. P. Windarto, 'Akurasi Algoritma Fletcher-Reeves untuk Prediksi Ekspor Karet Remah Berdasarkan Negara Tujuan Utama', *Journal of Informatics Management and Information Technology*, vol. 2, no. 3, pp. 91–99, 2022, doi: 10.47065/jimat.v2i3.170.
 - [33] Y. Andriani, H. Silitonga, and A. Wanto, 'Analisis Jaringan Syaraf Tiruan untuk prediksi volume ekspor dan impor migas di Indonesia', *Register - Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, vol. 4, no. 1, pp. 30–40, 2018.
 - [34] M. Mahendra, R. C. Telaumbanua, A. Wanto, and A. P. Windarto, 'Akurasi Prediksi Ekspor Tanaman Obat , Aromatik dan Rempah-Rempah Menggunakan Machine Learning', *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 2, no. 6, pp. 207–215, 2022.
 - [35] W. Saputra, J. T. Hardinata, and A. Wanto, 'Resilient method in determining the best architectural model for predicting open unemployment in Indonesia', *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 725, no. 1, p. 012115, Jan. 2020, doi: 10.1088/1757-899X/725/1/012115.
 - [36] I. A. R. Simbolon, F. Yatussa'ada, and A. Wanto, 'Penerapan Algoritma Backpropagation dalam Memprediksi Persentase Penduduk Buta Huruf di Indonesia', *Jurnal Informatika Upgris*, vol. 4, no. 2, pp. 163–169, 2018, doi: 10.26877/jiu.v4i2.2423.
 - [37] A. Wanto and J. T. Hardinata, 'Estimations of Indonesian poor people as poverty reduction efforts facing industrial revolution 4.0', *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 725, no. 1, p. 012114, Jan. 2020, doi: 10.1088/1757-899X/725/1/012114.
 - [38] I. S. Purba *et al.*, 'Accuracy Level of Backpropagation Algorithm to Predict Livestock Population of Simalungun Regency in Indonesia Accuracy Level of Backpropagation Algorithm to Predict Livestock Population of Simalungun Regency in Indonesia', *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1255, no. 1, p. 012014, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012014.
 - [39] S. Setti and A. Wanto, 'Analysis of Backpropagation Algorithm in Predicting the Most Number of Internet Users in the World', *JOIN (Jurnal Online Informatika)*, vol.

- 3, no. 2, pp. 110–115, 2018, doi: 10.15575/join.v3i2.205.
- [40] S. Aisyah, Z. Zulkifli, and P. A. Cakranegara, 'Penerapan Algoritma Bayesian Regulation untuk Estimasi Posisi Cadangan Devisa Indonesia', *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 3, no. 4, pp. 205–211, 2022, doi: 10.47065/josyc.v3i4.2170.
- [41] Safruddin, E. Efendi, R. M. Ch, and A. Wanto, 'Pemanfaatan Algoritma BFGS Quasi-Newton untuk Melihat Potensi Perkembangan Luas Tanaman Kopi di Pulau Sumatera', *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 7, no. 1, pp. 473–483, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i1.5524.