

Peramalan Nilai Ekspor Migas

by Prizka Rismawati Arum

Submission date: 06-Sep-2023 02:49PM (UTC+0700)

Submission ID: 2158910657

File name: el_Long_Short_Term_Memory_LSTM_dan_Gated_Recurrent_Unit_GRU.pdf (494.63K)

Word count: 4290

Character count: 23894

Peramalan Nilai Ekspor Migas di Indonesia dengan Model *Long Short Term Memory (LSTM)* dan *Gated Recurrent Unit (GRU)*

Prissy Nusaiba Yulisa⁽¹⁾, M. Al Haris^{(2)*}, Prizka Rismawati Arum⁽³⁾

Universitas Muhammadiyah Semarang,

Jl. Kedungmundu No.18, Kedungmundu, Kec. Tembalang, Kota Semarang, Jawa Tengah
50273

e-mail: prissynusaiba12@gmail.com⁽¹⁾, alharis@unimus.ac.id^{(2)*},
prizka.rismawatiarum@unimus.ac.id⁽³⁾

ABSTRAK

Ekspor migas merupakan komoditas yang berperan penting dalam perekonomian negara dan pengelolaannya harus dimaksimalkan demi kemakmuran dan kesejahteraan rakyat. Namun realitanya, dalam kurun waktu 10 tahun terakhir, neraca perdagangan ekspor migas di Indonesia mengalami defisit sehingga berdampak pada pengeluaran negara lebih besar daripada pemasukan. Penelitian ini difokuskan pada peramalan yang dapat dijadikan sebagai bahan masukan bagi pemerintah dalam merencanakan arah kebijakan terkait ekspor migas pada masa mendatang. Metode peramalan yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Long Short Term Memory (LSTM)* dan *Gated Recurrent Unit (GRU)* dengan optimasi *Nesterov Adam (Nadam)*. LSTM mampu mengatasi masalah ketergantungan jangka panjang, sehingga dapat mengenali pola data dengan baik dan GRU merupakan variasi lain dari LSTM yang memiliki komputasi lebih sederhana. Sedangkan Nadam berperan dalam mempercepat proses training dan menurunkan nilai *error*. Berdasarkan hasil penelitian, diperoleh akurasi tertinggi dalam prediksi nilai ekspor migas menggunakan model terbaik LSTM dengan optimasi Nadam pada percobaan menggunakan nilai parameter α 0.001, jumlah neuron 20, epoch 100, dan nilai MAPE 12.8% dengan akurasi 87.2%.

Kata kunci : Ekspor migas, *Gated Recurrent Unit*, *Long Short Term Memory*, Peramalan.

BSTRACT

Oil and gas exports were commodities that play an important role in the country's economy and their management must be maximized for the prosperity and welfare of the people. However, in reality, in the last 10 years, the trade balance of oil and gas exports in Indonesia has experienced a deficit so the impact on state expenditure was greater than income. This research was focused on forecasting that can be used as input for the government planning policy directions related to oil and gas exports in the future. The forecasting methods used in this research are *Long Short Term Memory (LSTM)* and *Gated Recurrent Unit (GRU)* with *Nesterov Adam (Nadam)* optimization. LSTM can overcome long-term dependency problems, so it can recognize data patterns well and GRU is another variation of LSTM which has simpler computations. Meanwhile, Nadam played a role in accelerating the training process and reducing error values. Based on the results of the study, the highest accuracy was obtained in predicting the value of oil and gas exports using the best LSTM model with Nadam optimization in the experiment using the parameter value 0.001, the number of neurons 20, epoch 100, and the MAPE value 12.8% with accuracy was 87.2%.

Keywords : Forecasting, *Gated Recurrent Unit*, *Long Short Term Memory*, Oil and gas exports.

PENDAHULUAN

Ekspor merupakan bentuk kegiatan ekonomi berupa menjual produk dari dalam negeri ke pasar di luar negeri [1]. Dampak dari adanya Globalisasi menyebabkan pengaruh diberbagai sektor salah satunya pertumbuhan yang meningkat dalam perdagangan internasional, dimana setiap negara dapat melakukan ekspor produknya ke negara lain dan impor kebutuhan mereka. Nilai ekspor di Indonesia merupakan perolehan hasil dalam kegiatan ekspor yang mengacu pada nilai *Free On Board* (FOB) dan diukur dalam satuan USD [2]. Terdapat beberapa manfaat dari adanya kegiatan ekspor, diantaranya menambah pemasukan kas negara dalam bentuk devisa, banyak tercipta lapangan pekerjaan dalam negeri, dan memajukan perekonomian dengan memperluas pasar [3], [4]. Dalam hal ini ekspor memiliki peranan yang sangat penting dalam mendorong pertumbuhan ekonomi, dimana pertumbuhan ekonomi yang baik adalah salah satu indikator keberhasilan yang menunjukkan tingkat produktivitas dari suatu negara. Selain itu, dengan meningkatnya kegiatan ekspor maka produksi yang dihasilkan oleh industri atau perusahaan akan semakin banyak, hal ini otomatis akan meningkatkan jumlah penyerapan tenaga kerja dan mengurangi angka pengangguran.

Di Indonesia, terdapat 2 bentuk kegiatan ekspor, yaitu ekspor migas dan non-migas [2]. Komoditi migas berupa minyak bumi dan gas alam. Sedangkan komoditi non-migas terdiri dari industri manufaktur, pertanian, hasil pertambangan, perkebunan dan sebagainya. Berdasarkan UU RI No. 22 tahun 2001, minyak dan gas bumi adalah komoditas vital yang berperan penting dalam perekonomian negara dan pengelolaannya harus dimaksimalkan demi kemakmuran dan kesejahteraan rakyat. Namun realitanya, dalam kurun waktu 10 tahun terakhir tepatnya tahun 2012 hingga 2021, neraca perdagangan ekspor migas di Indonesia mengalami defisit yang artinya pengeluaran negara lebih besar daripada pemasukan.

Defisit ekspor migas mengakibatkan terganggunya pembangunan nasional secara umum karena tidak tersedia cukup dana untuk melakukan investasi. Terbatasnya sumber dana dalam negeri membuat pemerintah memberlakukan kebijakan Utang Luar Negeri [5]. Ketika suatu negara sering melakukan utang luar negeri maka akan berdampak pada berkurangnya jumlah cadangan devisa. Dengan menurunnya cadangan devisa, mengakibatkan pertumbuhan ekonomi menurun sehingga nilai tukar rupiah melemah [6]. Maka untuk memenuhi kebutuhan dalam negeri dilakukan impor secara besar-besaran, sehingga ekspor akan semakin menyusut karena tingkat produktivitasnya rendah.

Dari permasalahan di atas, dapat dikatakan bahwa salah satu sebab defisit ekspor migas masih sering terjadi di Indonesia adalah perencanaan dan perbaikan yang belum matang. Perencanaan baik jangka pendek, maupun jangka panjang dapat dijadikan sebagai acuan kegiatan atau langkah apa yang harus diambil untuk mencegah minimnya ekspor migas di masa depan. Perencanaan ini dapat dilakukan dengan mengetahui informasi mengenai perkiraan nilai ekspor migas di masa depan [7]–[9]. Untuk memperkirakan nilai ekspor migas di masa yang akan datang, diperlukan sebuah metode peramalan (*forecasting*) yang dapat menghasilkan tingkat ketepatan yang tinggi, sehingga hasilnya bisa dijadikan dasar dalam merencanakan strategi bagi pihak-pihak yang berkepentingan, khususnya Badan Pengembangan Ekspor Nasional (BPEN) dan Kementerian Perdagangan [7].

Data ekspor migas sebagai data penelitian merupakan data *time series non-linier*. Salah satu metode peramalan berbasis data *time series non-linier* adalah Jaringan Saraf Tiruan (JST). Menurut

Aprilianto (2018), metode jaringan saraf tiruan lebih baik dalam hasil peramalannya jika dibanding dengan metode lainnya, karena proses komputasinya dilakukan secara berulang-ulang [10]. Dengan asumsi tersebut, penggunaan metode ini diharapkan dapat menghasilkan peramalan yang tepat dengan tingkat kesalahan seminimal mungkin. Untuk metode JST yang terbukti memiliki performa yang baik dalam beberapa kasus yaitu *Long Short Term Memory* (LSTM) dan *Gated Recurrent Unit* (GRU) [11]–[14].

Pada hakikatnya, metode JST memerlukan waktu kalkulasi yang lama untuk mencapai konvergen serta dapat mengalami masalah *overfitting* [15], termasuk metode LSTM dan GRU. Oleh karena itu, untuk mendapatkan hasil yang optimal diterapkan suatu algoritma optimasi dalam penyusunan jaringan saraf yang berperan dalam mempercepat proses *training* dan memperkecil nilai kesalahan [16]. Dalam penelitian ini, akan diterapkan optimasi Nesterov Adam (Nadam) yang merupakan pengembangan dari algoritma *Adaptive Moment Estimation* (Adam) dengan adanya penambahan momentum *Nesterov Accelerated Gradient* (NAG) [17]. Menurut Michael (2020), momentum Nesterov mencapai hasil yang lebih bagus dibandingkan momentum klasik, sehingga dihipotesiskan bahwa Nadam memiliki performa yang jauh lebih baik dari pada Adam maupun algoritma optimasi yang lain [18].

Berdasarkan observasi peneliti, hingga saat ini belum ada penelitian tentang peramalan ekspor migas yang menggunakan metode LSTM dan GRU. Salah satu contoh penelitian terkait ekspor migas dilakukan oleh [7], yang memprediksi nilai ekspor impor migas dan non-migas Indonesia Menggunakan *Extreme Learning Machine* (ELM), dan diperoleh hasil bahwa jumlah penerapan metode ELM dengan fitur data yang cukup dan jumlah hidden neuron yang cukup dapat memperbaiki hasil prediksi [7]. Dari beberapa kasus, penelitian menggunakan JST mendapatkan hasil yang lebih optimal, sehingga sebagai bentuk pembeda dan perbaikan metode sebelumnya pada peramalan ekspor migas, penelitian ini digunakan metode LSTM dan GRU dengan optimasi Nadam.

METODE PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari website resmi Badan Pusat Statistik Indonesia. Jumlah observasi sebanyak 348 amatan yang berupa nilai ekspor migas di Indonesia dalam satuan USD dari bulan Januari 1993 hingga Desember 2021. Data ini merupakan data *time series* yang akan dibagi menjadi 2 yaitu data *training* dan data *testing*. Proporsi masing-masing adalah 60% dan 40% [19]. Struktur data penelitian disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Struktur data penelitian

Tanggal	Y	Keterangan
---------	---	------------

31/01/1993	Y_1	Training
28/02/1993	Y_2	Training
31/03/1993	Y_3	Training
⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮
31/05/2010	Y_{209}	Training
30/06/2010	Y_{210}	Testing
31/07/2010	Y_{211}	Testing
⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮
31/12/2021	Y_{348}	Testing

A. Langkah-Langkah Penelitian

langkah-langkah yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

- Melakukan analisa statistika deskriptif untuk melihat struktur atau karakteristik dari data time series yang digunakan;
- Melakukan *Preprocessing data*, dilakukan normalisasi dengan mengubah data aktual menjadi data yang berada pada rentang 0 hingga 1 menggunakan persamaan berikut [12]:

$$X_{sn} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \tag{1}$$

dengan X_{sn} data setelah dinormalisasi, X data input yang akan dinormalisasi, X_{min} nilai kecil dari keseluruhan data, X_{max} nilai terbesar dari keseluruhan data.

- Melakukan pembagian data menjadi 2 bagian, yaitu data training dan data testing dengan proporsi masing-masing 60% dan 40%.
- Mendefinisikan algoritma Optimasi Nadam. Nadam bekerja dengan memperbarui bobot untuk menghaluskan gradien yang berdampak dalam mempercepat proses training dan meningkatkan akurasi. Persamaan Nadam dapat ditulis sebagai berikut [18]:

$$w_{t+1} = w_t - \frac{\alpha}{\sqrt{\hat{v}_t + \epsilon}} \left(\beta_1 \hat{m}_t + \frac{1 - \beta_1}{1 - \beta_1^t} \right) \tag{2}$$

dengan

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t}$$

$$\hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t}$$

m_t dan \hat{v}_t diinisialisasi ke-0, β_1 nilai konstan 0.9 untuk laju penurunan eksponensial pada estimasi momen pertama, β_2 nilai konstan 0.999 pada laju penurunan eksponensial pada estimasi momen kedua, konstanta yang diinisiasi kecil (1×10^{-7}) untuk presisi atau menstabilkan angka yang dihasilkan dari proses *training* [20], [21].

5. Membentuk jaringan arsitektur LSTM terbaik dengan mencobakan kombinasi jumlah *neuron* 10 dan 20 serta *epoch* pada proses *training* sebanyak 100, 200, dan 300 epoch. Gambaran skema arsitektur LSTM disajikan pada Gambar 1 [22].
6. Membentuk jaringan arsitektur GRU terbaik dengan mencobakan kombinasi jumlah neuron 10 dan 20 serta epoch pada proses training sebanyak 100, 200, dan 300 epoch.
7. Membandingkan akurasi model LSTM dengan GRU menggunakan nilai MAE dan MAPE. Persamaan MAPE diformulasikan berikut [23]:

$$MAE = \left| \frac{\sum_{t=1}^n (X_t - F_t)}{n} \right| \tag{3}$$

Persamaan nilai MAPE dapat dirumuskan sebagai berikut [24], [25]:

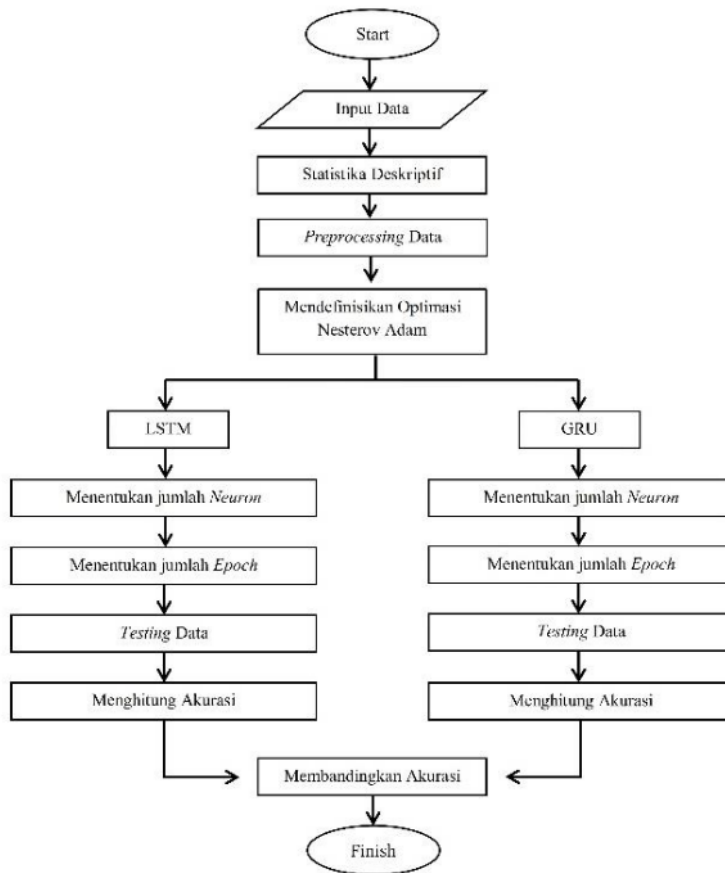
$$MAPE = \frac{\sum \frac{|F_t - X_t|}{X_t}}{n} \times 100\% \tag{4}$$

X_t merupakan nilai riil saat periode ke- t , F_t adalah hasil peramalan saat periode ke- t , dan n adalah jumlah observasi keseluruhan. Nilai MAPE dapat diinterpretasikan kedalam beberapa kriteria yang dapat dilihat pada Tabel 2 [12].

Tabel 2. Kriteria nilai MAPE

MAPE	Keterangan
< 10%	Hasil peramalan sangat baik
10-20%	Hasil peramalan baik
20-50%	Hasil peramalan cukup baik
>50%	Hasil peramalan buruk

Proses penelitian juga digambarkan pada diagram alir yang disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur penelitian peramalan ekspor migas dengan metode LSTM dan GRU

32

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Analisis Deskriptif

Gambaran umum data nilai ekspor migas dari bulan Januari 1993 hingga Desember 2021 disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Data nilai ekspor migas dari bulan Januari 1993 hingga Desember 2021

Prissy Nusaiba Yulisa¹, M. Al Haris², Prizka Rismawati Arum³/
J Statistika Vol. 16, No. 1, (2023)

Berdasarkan data nilai ekspor migas di Indonesia dari tahun 1993 hingga 2021, diketahui rata-ratanya berkisar pada angka 1482.9 USD dengan nilai simpangan baku sebesar 775.8, artinya nilai ekspor migas cenderung beragam. Nilai ekspor migas mencapai nilai tertinggi sebesar 4091.6 USD tepatnya di bulan Agustus 2011 dan nilai terendahnya ada di bulan April 1998 dengan nominal sebesar 514 USD. Penelitian ini menggunakan 348 pengamatan yang kemudian dibagi menjadi 60% untuk data training sebanyak 209 pengamatan dan 40% data testing sebanyak 139 pengamatan.

B. Preprocessing Data

Hasil normalisasi seluruh data observasi menggunakan persamaan (1) ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil normalisasi data penelitian

No	Date	Aktual	Normalisasi
1	31/01/1993	864.3	0.0979148
2	28/02/1993	767.5	0.07085756
⋮	⋮	⋮	⋮
347	29/02/2016	1332.4	0.22875671
348	31/03/2016	1093.4	0.16195215

C. Mendefinisikan Nesterov Adam (nadam)

Inisialisasi parameter optimasi Nadam yang digunakan pada penelitian adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \alpha &= 0.001 & \beta_1 &= 0.9 \\ \epsilon &= 10^{-07} & \beta_2 &= 0.999 \end{aligned}$$

Berdasarkan default parameter di atas, penelitian ini dilakukan dengan mencoba 3 nilai α yang berbeda yaitu 0.1, 0.01, dan 0.001 dan parameter yang lain bernilai tetap.

D. Membentuk jaringan arsitektur LSTM terbaik

Hasil pengolahan data training pada model LSTM menggunakan beberapa jumlah neuron, epoch, serta nilai α pada optimasi Nadam yang sudah didefinisikan disajikan pada Tabel 4.

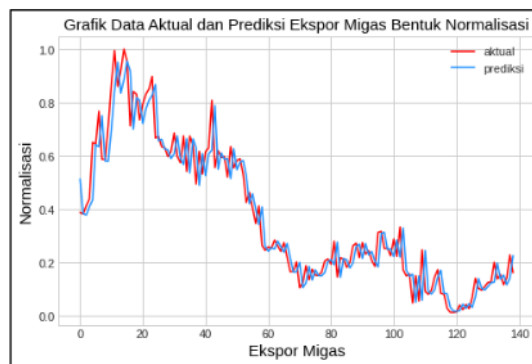
Tabel 4. Hasil training arsitektur model LSTM

No	α	Neuron	Epoch	MAE
1	0,1	10	100	253.5
2			200	273.2
3			300	249.0
4			100	250.8
5	20	20	200	263.8
6			300	256.1

7		100	218.1
8	10	200	226.4
9	0,01	300	236.0
10		100	244.1
11	20	200	247.5
12		300	230.3
13		100	217.1
14	10	200	218.2
15	0,001	300	217.6
16		100	214.3
17	20	200	216.6
18		300	221.1

Hasil pelatihan arsitektur model LSTM pada Tabel 4 diperoleh arsitektur ke-16 merupakan arsitektur terbaik. Arsitektur tersebut menghasilkan nilai MAE terkecil sebesar 214.3 dengan nilai parameter α sebesar 0.001, jumlah neuron 20, dan epoch sebanyak 100.

Setelah mendapatkan arsitektur terbaik model LSTM pada proses *training*, maka model tersebut akan diuji menggunakan data *testing* 40%. Perbandingan antara data aktual dan hasil prediksi menggunakan arsitektur terbaik model LSTM ditunjukkan pada gambar 3.



Gambar 3. Grafik data aktual dan prediksi arsitektur terbaik model LSTM data normalisasi

Gambar 3 di atas menunjukkan bahwa pola data prediksi yang berwarna biru tidak jauh berbeda dengan pola data aktualnya. Hal ini menunjukkan model LSTM terbaik memiliki performa yang sesuai untuk memprediksi data ekspor migas di Indonesia. Selanjutnya nilai hasil prediksi yang masih dalam bentuk normalisasi dilakukan denormalisasi dengan persamaan (13). Hasil denormalisasi prediksi data *testing* nilai ekspor migas di Indonesia disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil prediksi data *testing* nilai ekspor migas di Indonesia dengan model LSTM terbaik setelah denormalisasi

No	Tanggal	Aktual	Prediksi
----	---------	--------	----------

Prissy Nusaiba Yulisa¹, M. Al Haris², Prizka Rismawati Arum³/
 J Statistika Vol. 16, No. 1, (2023)

1	30-06-2010	1901.5	2350.21
2	31-07-2010	1881.4	1887.52
3	31-08-2010	1993.5	1867.26
⋮	⋮	⋮	⋮
138	30-11-2021	1332.4	1021.50
139	31-12-2021	1093.4	1322.37

Hasil denormalisasi prediksi data testing nilai ekspor migas di Indonesia kemudian dievaluasi menggunakan nilai MAPE. Hasil perhitungan nilai MAPE diperoleh nilai sebesar 12.8% atau akurasi prediksinya sebesar 87.2%. Berdasarkan hal tersebut, dapat disimpulkan bahwa hasil prediksi nilai ekspor migas di Indonesia dengan model LSTM terbaik dapat dikategorikan baik karena nilai MAPE memenuhi kriteria 10-20%.

E. Membentuk jaringan arsitektur GRU terbaik

Hasil pengolahan data *training* pada model GRU menggunakan beberapa jumlah *neuron*, *epoch*, serta nilai parameter α pada optimasi Nadam yang sudah didefinisikan disajikan pada Tabel 6.

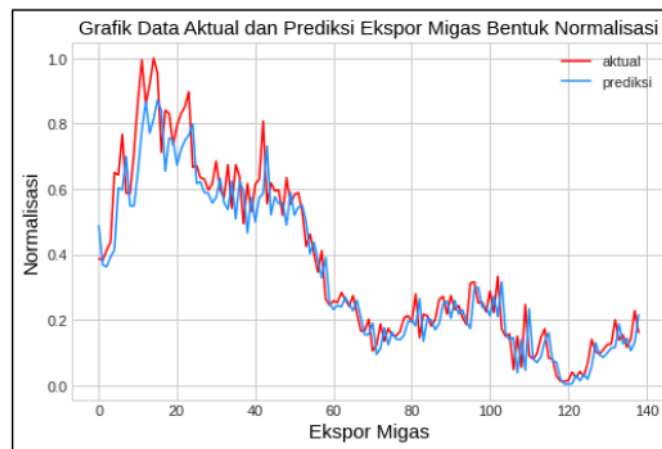
Tabel 6. Hasil *training* arsitektur model GRU

No	α	Neuron	Epoch	MAE
1	0.1	10	100	296.2
2			200	275.0
3			300	292.9
4		20	100	280.7
5			200	331.9
6			300	296.3
7	0.01	10	100	216.5
8			200	223.3
9			300	231.8
10		20	100	237.3
11			200	253.3
12			300	223.8
13	0.001	10	100	216.6
14			200	215.6
15			300	217.8
16			100	218.2

17	200	218.5
18	300	217.0

Hasil pelatihan arsitektur model GRU pada Tabel 6 diperoleh arsitektur ke-14 merupakan arsitektur terbaik. Arsitektur tersebut menghasilkan nilai MAE terkecil sebesar 214.3 dengan nilai parameter α sebesar 0.001, jumlah *neuron* 20, dan *epoch* sebanyak 100.

Setelah mendapatkan arsitektur terbaik model GRU pada proses *training*, maka model tersebut akan diuji menggunakan data *testing* 40%. Perbandingan antara data aktual dan hasil prediksi menggunakan arsitektur terbaik model GRU ditunjukkan pada gambar 4.



Gambar 4. Grafik data aktual dan prediksi arsitektur terbaik model GRU data normalisasi

Pengujian arsitektur model GRU menghasilkan performa yang hampir sama dengan arsitektur model LSTM. Pola data prediksi arsitektur model GRU tidak jauh berbeda dengan pola data aktualnya. Selanjutnya nilai hasil prediksi data *testing* nilai ekspor migas di Indonesia dilakukan denormalisasi dan hasilnya ditunjukkan pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil prediksi data *testing* nilai ekspor migas di Indonesia dengan model GRU terbaik setelah denormalisasi

No	Tanggal	Aktual	Prediksi
1	30-06-2010	891.7	2261.65
2	31-07-2010	958.0	1831.60
3	31-08-2010	1187.4	1812.70
:	:	:	:

137	31-10-2021	1025.3	895.456
138	30-11-2021	1332.4	986.319
139	31-12-2021	1093.4	1286.57

Hasil denormalisasi tersebut dievaluasi menggunakan MAPE. Hasil perhitungan nilai MAPE diperoleh nilai sebesar 13.3% atau akurasi prediksinya sebesar 86.7%.

F. Perbandingan Akurasi Peramalan LSTM dan GRU

Setelah dihasilkan arsitektur terbaik model LSTM dan GRU, maka selanjutnya dilakukan evaluasi terhadap kedua model tersebut. Perbandingan akurasi peramalan antara model LSTM dan GRU dilakukan dengan memperhatikan nilai MAPE masing-masing model. Model dengan nilai MAPE terkecil merupakan model yang terbaik. Hasil perbandingan model LSTM dengan model GRU disajikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Nilai MAPE prediksi data testing nilai ekspor migas di Indonesia model LSTM dan GRU

Metode	MAPE	Akurasi
LSTM	12,8%	87,2%
GRU	13,3%	86,7%

Hasil pada Tabel 8 menunjukkan bahwa peramalan Ekspor Migas di Indonesia menggunakan arsitektur model LSTM memiliki akurasi yang lebih bagus dibandingkan arsitektur model GRU karena menghasilkan nilai MAPE terkecil sebesar 12,8% dan akurasinya mencapai 87,2%. Berdasarkan arsitektur model terbaik tersebut, dilakukan peramalan untuk bulan berikutnya yaitu Januari 2022 dan diperoleh nilai ramalan sebesar 1312,48 USD. Grafik performa arsitektur model LSTM terbaik dan hasil prediksinya disajikan pada Gambar 5.



Gambar 5. Grafik data aktual dan prediksi arsitektur terbaik model LSTM

KESIMPULAN

Nilai ekspor migas di Indonesia sepanjang tahun 1993 hingga 2021 mengalami kondisi yang fluktuatif. Ekspor migas mencapai nilai tertinggi pada bulan Agustus tahun 2011 sebesar 4091.6 USD dan terendah pada bulan April tahun 1998 dengan nilai sebesar 514 USD. Arsitektur model LSTM terbaik untuk memprediksi nilai ekspor migas di Indonesia adalah arsitektur dengan menggunakan parameter α 0.001, jumlah neuron sebanyak 20 dan epoch sebanyak 100. Sedangkan arsitektur model GRU terbaik adalah arsitektur dengan menggunakan parameter α 0.001, jumlah neuron sebanyak 10 dan epoch sebanyak 200.

Perbandingan arsitektur model LSTM dengan GRU berdasarkan nilai MAPE dihasilkan arsitektur model LSTM merupakan arsitektur terbaik untuk memprediksi nilai ekspor migas di Indonesia karena memiliki nilai MAPE terkecil 13.3% atau memiliki akurasi tertinggi sebesar 87.2%. Hasil peramalan pada bulan berikutnya, yaitu Januari 2022 dengan model terbaik diperoleh nilai ramalannya sebesar 1312,48 USD.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Farina and A. Husaini, "Pengaruh Dampak Perkembangan Tingkat Ekspor dan Impor Terhadap Nilai Tukar Negara ASEAN Per Dollar Amerika Serikat (Studi pada International Trade Center Periode Tahun 2013-2015)," *J. Adm. Bisnis*, vol. 50, no. 6, pp. 44–50, 2017.
- [2] Badan Pusat Statistik, *Buletin Statistik Perdagangan Luar Negeri*, vol., no. Mei. 2022.
- [3] M. Sihombing, J. Sihotang, and M. L. Purba, "Analisis Pengaruh Ekspor Migas, Ekspor Non Migas dan Penanaman Modal Asing Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Indonesia Tahun 2000-2019," *J. Econ. Bus.*, vol. 02, no. 02, pp. 40–51, 2021.
- [4] M. U. M. Putra and S. Damanik, "Pengaruh Ekspor Migas dan Non Migas Terhadap Cadangan Devisa di Indonesia," *J. Wira Ekon. Mikroskil*, vol. 7, no. 2, pp. 245–254, 2017.
- [5] B. A. Rahman, M. Al Musadieq, and S. Sulasmiyati, "Pengaruh Utang Luar Negeri dan Ekspor Terhadap Pertumbuhan Ekonomi (Studi pada Produk Domestik Bruto Indonesia Periode 2015-2019)," *J. Adm. Bisnis*, vol. 45, no. 1, pp. 55–62, 2017, doi: 10.54980/imkp.v4i1.116.
- [6] G. Jalunggono, Y. T. Cahyani, and W. Juliprijanto, "Pengaruh Ekspor, Impor dan Kurs Terhadap Cadangan Devisa Indonesia Periode Tahun 2004 – 2018," *J. Ekon. Bisnis, dan Akunt.*, vol. 22, no. 2, pp. 171–181, 2020, doi: 10.32424/jeba.v22i2.1593.
- [7] D. Kertayuga, E. Santoso, and N. Hidayat, "Prediksi Nilai Ekspor Impor Migas dan Non-Migas Indonesia Menggunakan Extreme Learning Machine (ELM)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 6, pp. 2792–2800, 2021.
- [8] M. W. Pramana, I. Pumamasari, and S. Prangga, "Peramalan Data Ekspor Nonmigas Provinsi Kalimantan Timur Menggunakan Metode Weighted Fuzzy Time Series Lee," *J Stat. J. Ilm. Teor. dan Apl. Stat.*, vol. 14, no. 1, 2021, doi: 10.36456/jstat.vol14.no1.a3747.
- [9] F. N. Hayati, D. Nurlaily, and E. Pusporani, "Peramalan Data Ekspor Non Migas Provinsi Kalimantan Timur Menggunakan Univariate Time Series," *J Stat. J. Ilm. Teor. dan Apl. Stat.*, vol. 14, no. 2, pp. 59–66, 2021.
- [10] H. Aprilianto, S. Kumalaningsih, and I. Santoso, "Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Peramalan Penjualan dalam Mendukung Pengembangan Agroindustri Coklat di Kabupaten

- Blitar,” *Habitat*, vol. 29, no. 3, pp. 129–137, 2018, doi: 10.21776/ub.habitat.2018.029.3.16.
- [11] Y. Setiawan, Tarno, and P. Kartikasari, “Prediksi Harga Jual Kakao dengan Metode Long Short-Term Memory Menggunakan Metode Optimasi Root Mean Square Propagation dan Adaptive Moment Estimation Dilengkapi Gui Rshiny,” vol. 11, no. 1, pp. 99–107, 2022.
- [12] U. I. Arfianti, D. C. R. Novitasari, N. Widodo, M. Hafiyusholeh, and W. D. Utami, “Sunspot Number Prediction Using Gated Recurrent Unit (GRU) Algorithm,” *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 15, no. 2, pp. 141–152, 2021, doi: 10.22146/ijccs.63676.
- [13] R. A. Falah and M. Rachmaniah, “Price Prediction Model for Red and Curly Red Chilies using Long Short Term Memory Method,” *Indones. J. Stat. Its Appl.*, vol. 6, no. 1, pp. 143–160, 2022, doi: 10.29244/ijsa.v6i1p143-160.
- [14] A. Nilsen, “Perbandingan Model RNN, Model LSTM, dan Model GRU dalam Memprediksi Harga Saham-Saham LQ45,” *J. Stat. dan Apl.*, vol. 6, no. 1, pp. 137–147, 2022.
- [15] H. G. Nugraha and A. SN, “Optimasi Bobot Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Particle Swarm Optimization,” *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 8, no. 1, p. 25, 2014, doi: 10.22146/ijccs.3492.
- [16] A. Nasuha, T. A. Sardjono, and M. H. Purnomo, “Pengenalan Viseme Dinamis Bahasa Indonesia Menggunakan Convolutional Neural Network,” *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 7, no. 3, pp. 258–265, 2018, doi: 10.22146/jnteti.v7i3.433.
- [17] T. Dozat, “Incorporating Nesterov Momentum into Adam,” *ICLR Work.*, pp. 1–4, 2016.
- [18] E. H. Michael, K. R. Prilianti, and M. Subianto, “Rancang Bangun Aplikasi Klasifikasi Tingkat Kematangan Sangrai Kopi Melalui Citra Digital Menggunakan CNN (Convolutional Neural Network) Berbasis Android,” *J. Ilm. SAINSBERTEK*, vol. 1, no. 1, pp. 1–11, 2020.
- [19] H. Purnomo, H. Suyono, and R. N. Hasanah, “Peramalan Beban Jangka Pendek Sistem Kelistrikan Kota Batu Menggunakan Deep Learning Long Short-Term Memory,” *Transmisi*, vol. 23, no. 3, pp. 97–102, 2021, doi: 10.14710/transmisi.23.3.97-102.
- [20] M. Yu, F. Xu, W. Hu, J. Sun, and G. Cervone, “Using Long Short-Term Memory (LSTM) and Internet of Things (IoT) for Localized Surface Temperature Forecasting in an Urban Environment,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 137406–137418, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3116809.
- [21] T. B. Shahi, A. Shrestha, A. Neupane, and W. Guo, “Stock Price Forecasting with Deep Learning: A Comparative Study,” *Mathematics*, vol. 8, no. 9, pp. 1–15, 2020, doi: 10.3390/math8091441.
- [22] K. E. ArunKumar, D. V. Kalaga, C. Mohan Sai Kumar, M. Kawaji, and T. M. Brenza, “Comparative Analysis of Gated Recurrent Units (GRU), Long Short-Term Memory (LSTM) Cells, Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) for Forecasting COVID-19 Trends,” *Alexandria Eng. J.*, vol. 61, no. 10, pp. 7585–7603, 2022, doi: 10.1016/j.aej.2022.01.011.
- [23] S. Sautomo and H. F. Pardede, “Prediksi Belanja Pemerintah Indonesia Menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM),” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 99–106, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i1.2815.
- [24] I. N. Hidayati, M. Al Haris, and T. W. Utami, “Metode Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain pada Data Laju Inflasi di Indonesia,” in *Seminar Nasional UNIMUS*, 2022,

pp. 581–597.

- [25] N. A. Elmunim, M. Abdullah, A. M. Hasbi, and S. A. Bahari, “Short-term forecasting Ionospheric Delay Over UKM, Malaysia, using the Holt-Winter method,” *Int. Conf. Sp. Sci. Commun. Iconsp.*, no. July, pp. 106–109, 2013, doi: 10.1109/IconSpace.2013.6599443.

Peramalan Nilai Ekspor Migas

ORIGINALITY REPORT

21%

SIMILARITY INDEX

20%

INTERNET SOURCES

5%

PUBLICATIONS

4%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	repository.its.ac.id Internet Source	3%
2	jurnal.unimus.ac.id Internet Source	2%
3	repository.ub.ac.id Internet Source	2%
4	digilib.unila.ac.id Internet Source	1%
5	repository.radenintan.ac.id Internet Source	1%
6	digilib.uinsby.ac.id Internet Source	1%
7	jp.feb.unsoed.ac.id Internet Source	1%
8	www.researchgate.net Internet Source	1%
9	Submitted to Universitas Diponegoro Student Paper	1%

10	journal.unj.ac.id Internet Source	1 %
11	ejournal.seminar-id.com Internet Source	1 %
12	digilib.uin-suka.ac.id Internet Source	<1 %
13	journal.itsb.ac.id Internet Source	<1 %
14	ejournal.poltektegal.ac.id Internet Source	<1 %
15	Submitted to Sriwijaya University Student Paper	<1 %
16	repository.unpas.ac.id Internet Source	<1 %
17	Izma Fahria, Desy Yuliana Dalimunthe, Ririn Amelia, Ineu Sulistiana, Baiq Desy Aniska Prayanti. "Prediksi Spot Price Komoditas Emas Berjangka dengan Pendekatan Vector Error Correction Model", Jambura Journal of Mathematics, 2023 Publication	<1 %
18	Submitted to Udayana University Student Paper	<1 %
19	iptek.its.ac.id Internet Source	<1 %

20	j-ptiik.ub.ac.id Internet Source	<1 %
21	www.scilit.net Internet Source	<1 %
22	jtiik.ub.ac.id Internet Source	<1 %
23	jurnal.ulb.ac.id Internet Source	<1 %
24	repository.uin-suska.ac.id Internet Source	<1 %
25	Wanda Listathea Putri, Fatihatun Naja, Takayuki Pratama, Edy Widodo. "PREDIKSI KUNJUNGAN WISATAWAN MANCANEGARA KE DKI JAKARTA PADA MASA COVID-19 MENGGUNAKAN METODE DES HOLT", Journal of Mathematics Education and Science, 2021 Publication	<1 %
26	jhs.um.ac.ir Internet Source	<1 %
27	adoc.pub Internet Source	<1 %
28	ejournal.undip.ac.id Internet Source	<1 %
29	es.scribd.com Internet Source	<1 %

30	journal.unismuh.ac.id Internet Source	<1 %
31	jurnal.tekmira.esdm.go.id Internet Source	<1 %
32	ojs.unm.ac.id Internet Source	<1 %
33	prosiding.seminar-id.com Internet Source	<1 %
34	rikanovianna.wordpress.com Internet Source	<1 %
35	beritasulut.com Internet Source	<1 %
36	cahcilikbanget.blogspot.com Internet Source	<1 %
37	dergipark.org.tr Internet Source	<1 %
38	downloadgamegratis.link Internet Source	<1 %
39	ejournal.pnc.ac.id Internet Source	<1 %
40	id.123dok.com Internet Source	<1 %
41	sinauverno-werno.blogspot.com Internet Source	<1 %

42

www.neliti.com

Internet Source

<1 %

43

Fra Siskus Dian Arianto, Noviyanti P.
"PREDIKSI KASUS COVID-19 DI INDONESIA
MENGUNAKAN METODE
BACKPROPAGATION DAN FUZZY
TSUKAMOTO", Jurnal Teknologi Informasi,
2020

Publication

<1 %

Exclude quotes Off

Exclude matches Off

Exclude bibliography On