

Prediksi Harga Saham Syariah menggunakan *Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM)* dan *Algoritma Grid Search*

Dian Islamiaty Puteri, Gumgum Darmawan, dan Budi Nurani Ruchjana



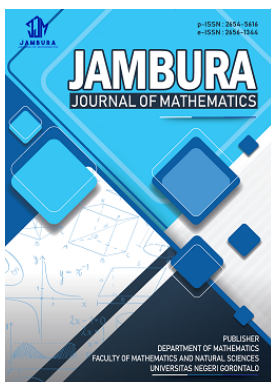
Volume 6, Issue 1, Pages 39–45, February 2024

Submit 6 Desember 2023, Direvisi 11 Januari 2024, Disetujui 15 Januari 2024

To Cite this Article : D. I. Puteri, G. Darmawan, dan B. N. Ruchjana, "Prediksi Harga Saham Syariah menggunakan *Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM)* dan *Algoritma Grid Search*", *Jambura J. Math*, vol. 6, no. 1, pp. 39–45, 2024, <https://doi.org/10.37905/jjom.v6i1.23297>

© 2024 by author(s)

JOURNAL INFO • JAMBURA JOURNAL OF MATHEMATICS

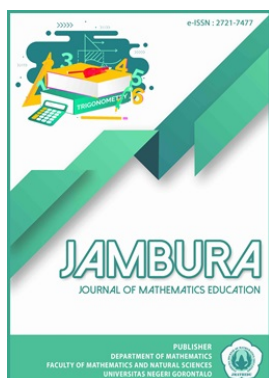


	Homepage	:	http://ejurnal.ung.ac.id/index.php/jjom/index
	Journal Abbreviation	:	Jambura J. Math.
	Frequency	:	Biannual (February and August)
	Publication Language	:	English (preferable), Indonesia
	DOI	:	https://doi.org/10.37905/jjom
	Online ISSN	:	2656-1344
	Editor-in-Chief	:	Hasan S. Panigoro
	Publisher	:	Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo
	Country	:	Indonesia
	OAI Address	:	http://ejurnal.ung.ac.id/index.php/jjom/oai
	Google Scholar ID	:	iWLjgaUAAAAJ
	Email	:	info.jjom@ung.ac.id

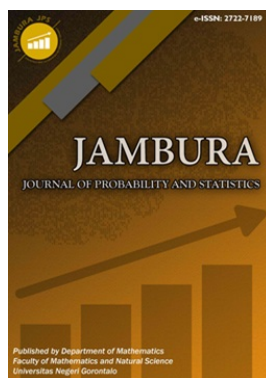
JAMBURA JOURNAL • FIND OUR OTHER JOURNALS



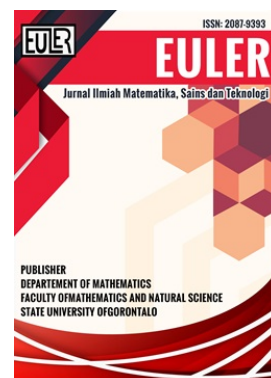
Jambura Journal of Biomathematics



Jambura Journal of Mathematics Education



Jambura Journal of Probability and Statistics



EULER : Jurnal Ilmiah Matematika, Sains, dan Teknologi

Prediksi Harga Saham Syariah menggunakan *Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM)* dan Algoritma *Grid Search*

Dian Islamiaty Puteri^{1,*} , Gumgum Darmawan¹ , dan Budi Nurani Ruchjana² 

¹Departemen Statistika, Universitas Padjadjaran, Indonesia

²Departemen Matematika, Universitas Padjadjaran, Indonesia

ARTICLE HISTORY

Submit 6 Desember 2023

Direvisi 11 Januari 2024

Disetujui 15 Januari 2024

KATA KUNCI

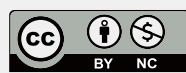
BiLSTM
Grid Search
Harga Saham Syariah
Prediksi

KEYWORDS

BiLSTM
Grid Search
Sharia Stock Price
Prediction

ABSTRAK. Saham syariah merupakan salah satu instrumen investasi dalam pasar modal syariah. Pada pasar modal, diketahui bahwa harga saham sangat fluktuatif. Hal tersebut membuat para investor perlu melakukan strategi untuk pengambilan keputusan secara tepat dalam berinvestasi, salah satunya dapat dilakukan dengan analisa prediksi harga saham. Pada penelitian ini, prediksi dilakukan menggunakan data historis harga penutup saham syariah PT. Telkom Indonesia Tbk dengan metode *Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM)*. Dalam membangun model prediksi terbaik, diperlukan pemilihan parameter yang tepat dan salah satu cara yang dilakukan dapat menggunakan algoritma *Grid Search*. Berdasarkan hasil analisis pengujian diperoleh bahwa nilai *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* terkecil didapatkan pada model *BiLSTM* pada pembagian data dengan persentase 90% data training dan 10% data testing serta nilai parameter yang didapatkan berdasarkan parameter tuning menggunakan *Grid Search* antara lain jumlah neuron 25, epoch 100, batch 4, dan dropout 0,2. *MAPE* yang diperoleh pada penelitian ini yaitu 10,83% dan berdasarkan skala pada kriteria nilai *MAPE*, hal tersebut menunjukkan bahwa model prediksi yang dihasilkan akurat. Adapun hasil pengujian dari perbandingan yang dilakukan pada model *BiLSTM* dan *LSTM* menggunakan *Grid Search* sebagai parameter tuning dan model tanpa menggunakan *Grid Search* atau dapat disebut dengan *trial and error approach* sebagai parameter tuning diperoleh bahwa model dengan performa prediksi yang lebih baik terdapat pada *BiLSTM* menggunakan *Grid Search* dibandingkan dengan model lainnya.

ABSTRACT. Sharia stocks are one of the investment instruments in the Islamic capital market. In the capital market, it is known that stock prices are very volatile. This makes investors need to carry out a strategy for making the right decision in investing, one of which can be done by predicting stock prices. In this study, predictions were made using historical data on the closing price of Islamic shares of PT. Telkom Indonesia Tbk with the *Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM)* method. In building the best prediction model, it is necessary to choose the right parameters and one way to do this is to use the grid search algorithm. Based on the results of the test analysis, it was found that the smallest *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* value was found in the *BiLSTM* model in the distribution of data with a percentage of 90% training data and 10% testing data and parameter values obtained based on parameter tuning using grid search, including the number of neurons 25, 100 epochs, 4 batches, and 0.2 dropouts. The *MAPE* obtained in this study was 10.83% and based on the scale on the *MAPE* value criteria, this shows that the resulting prediction model is accurate. As for the test results from the comparisons made on the *BiLSTM* and *LSTM* models using grid search as a tuning parameter and models without using a grid search or it can be called a *trial and error approach* as a tuning parameter, it is found that the model with better predictive performance is found in *BiLSTM* using a grid search. compared to other models.



This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License. Editorial of JJBM: Department of Mathematics, Universitas Negeri Gorontalo, Jln. Prof. Dr. Ing. B. J. Habibie, Bone Bolango 96554, Indonesia.

1. Pendahuluan

Investasi merupakan kegiatan yang banyak diminati dan mengalami pertumbuhan yang cukup pesat di Indonesia pada saat ini. Salah satu jenis investasi yaitu investasi saham syariah. Saham syariah di Indonesia diperkenalkan pada 2011 dimana prinsip yang digunakan merujuk pada prinsip syariah dalam hukum islam yang disepakati oleh OJK (Otoritas Jasa Keuangan) dan MUI (Majelis Ulama Indonesia) [1]. Sebagai negara dengan mayoritas penduduk muslim terbesar di dunia, Indonesia meru-

pakan pasar yang sangat besar dalam pengembangan industri keuangan di bidang syariah. Perkembangan saham syariah di Indonesia pada tahun 2022 mengalami peningkatan sebesar 11,98% atau sebanyak 542 saham dibandingkan tahun 2021 dengan jumlah 484 saham [2]. Pada pasar modal diketahui bahwa harga saham sangat fluktuatif. Penawaran dan permintaan merupakan salah satu faktor utama yang menyebabkan harga saham fluktuatif [1]. Beberapa faktor lain seperti kondisi politik, sosial, variabel ekonomi dan lainnya juga mempengaruhi fluktuasi harga saham [3]. Dengan banyaknya faktor yang mempengaruhi perger-

*Penulis Korespondensi.

akan harga saham, maka para investor perlu lebih cermat dalam melakukan investasi. Prediksi harga saham merupakan salah upaya yang dapat dilakukan untuk menentukan nilai suatu saham di masa mendatang secara tepat. Metode klasik yang umum digunakan dalam model deret waktu seperti harga saham yaitu metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Metode ARIMA cukup fleksibel dalam memodelkan sebagian besar pola data deret waktu karena dapat menganalisis situasi yang acak, *trend*, musiman, bahkan bersifat siklis [4]. Namun metode ARIMA kurang cocok untuk sebagian besar permasalahan yang bersifat *non-linear* dan cenderung mengalami penurunan tingkat keakuratan apabila digunakan pada data yang mengandung komponen *non-linear* [5]. Selain itu, *overfitting* akan terjadi pada ARIMA ketika menghadapi data yang terlalu banyak.

Dalam beberapa tahun terakhir, algoritma *machine learning* banyak digunakan pada prediksi data deret waktu seperti harga saham dan memberikan hasil prediksi dengan tingkat akurasi yang tinggi [6]. *Machine learning* memungkinkan untuk mengatasi permasalahan prediksi dalam data deret waktu yang memiliki jangkauan nilai yang panjang. Menurut Xu dkk [7], pendekatan *machine learning* dengan metode *Artificial Neural Network* (ANN) dapat mengatasi baik data *linear* maupun *non-linear*. Selain itu, *Artificial Neural Network* (ANN) merupakan model estimasi bebas karena tidak bergantung pada bentuk asumsi yang mendasari data seperti pada metode konvensional ARIMA [8]. Metode dari ANN yang dapat digunakan dalam melakukan prediksi salah satunya yaitu *Bidirectional Long-Short Term Memory* (BiLSTM). BiLSTM merupakan pengembangan dari *Long Short Term Memory* (LSTM) yang terdiri dari dua jaringan LSTM yaitu *forward layer* untuk memahami dan memproses informasi dari arah depan dan *backward layer* untuk memahami dan memproses informasi data dari arah yang berlawanan.

Penelitian yang menggunakan metode *Bidirectional Long Short Term Memory* (BiLSTM) dalam melakukan prediksi harga saham telah banyak dilakukan diantaranya adalah penelitian Jia dkk [9] yang membandingkan LSTM dan BiLSTM dengan parameter yang digunakan seperti *epoch*, *neuron hidden*, *dropout* serta *optimizer* menyimpulkan bahwa model prediksi terbaik berdasarkan hasil pengukuran RMSE dan MAE yang lebih rendah yaitu model BiLSTM. Berikutnya terdapat penelitian Shah dkk [10] menggunakan metode LSTM dan BiLSTM dengan parameter yang digunakan yaitu *epoch* serta *neuron hidden*, diperoleh nilai akurasi model BiLSTM lebih tinggi yaitu 96% dibandingkan dengan akurasi pada model LSTM yaitu 72%. Adapun hasil pada penelitian Yang dan Wang [11] didapatkan bahwa model BiLSTM memiliki nilai RMSE dan MAPE yang lebih kecil yaitu 0,6056 dan 0,4482 dibandingkan model ARIMA, *Support Vector Machine* (SVM), dan LSTM dalam memprediksi indeks saham CSI 300.

Dalam memperoleh model terbaik pada metode BiLSTM diperlukan beberapa parameter seperti *epoch*, *batch*, *neuron hidden*, dan lain sebagainya. Perbedaan pemberian nilai pada parameter akan memberikan dampak pada saat model melakukan proses pelatihan dan pengujian. Sehingga, keberhasilan suatu model dipengaruhi oleh parameter yang digunakan. Salah satu cara yang dapat dilakukan yaitu dengan menggunakan algoritma *Grid Search*. Cara kerja dari algoritma *Grid Search* adalah mengkombinasikan parameter-parameter yang digunakan pada pembentukan model untuk mencari kombinasi parameter paling

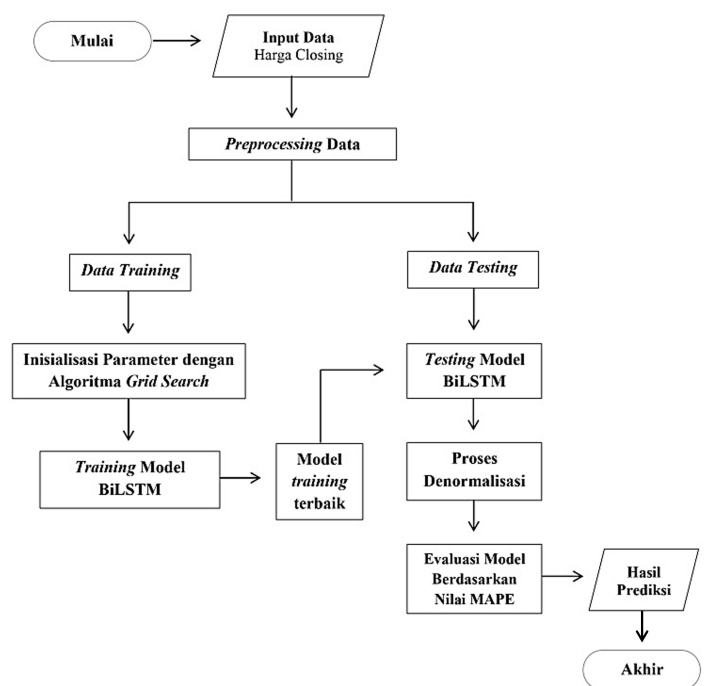
optimal.

Berdasarkan uraian permasalahan dan beberapa hasil dari penelitian sebelumnya, maka penelitian ini menerapkan metode *Bidirectional Long Short Term Memory* (BiLSTM) untuk memprediksi harga saham syariah. Namun, metode tersebut telah banyak digunakan dalam penelitian sebelumnya sehingga pada penelitian ini diusulkan dengan penambahan algoritma *Grid Search* sebagai pemilihan parameter terbaik dari model prediksi. Dari hasil penelitian Deshwal dan Sharma [12] diperoleh bahwa diterapkannya *Grid Search* memberikan performa model yang lebih baik dibandingkan tanpa menggunakan *Grid Search*. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan dalam memprediksi harga saham syariah menggunakan BiLSTM yang pemilihan parameternya menggunakan *Grid Search* serta membandingkan hasil prediksi pada model tersebut dengan model BiLSTM tanpa menggunakan *Grid Search* atau dapat dikatakan *trial and error approach*. Selain itu, penelitian ini juga membandingkan performa model prediksi menggunakan metode LSTM dengan pemilihan parameter menggunakan *Grid Search* dan *trial and error approach*.

2. Metode

2.1. Alur Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan mengikuti langkah-langkah diagram alur penelitian pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram alur penelitian

Pada penelitian ini, langkah-langkah yang dilakukan secara garis besar yaitu *input data*, *preprocessing data*, inisialisasi parameter atau pemodelan menggunakan BiLSTM dengan pemilihan parameter terbaik menggunakan *grid search*, denormalisasi data, evaluasi model, dan kemudian melakukan prediksi.

2.2. Data Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data sekunder yang diambil pada *website yahoo finance* yaitu data saham syariah PT. Telkom Indonesia Tbk. (TLKM.JK). Periode data yang

diambil yakni dari 3 Januari 2011 – 30 Desember 2022 dengan data yang digunakan berupa data harga penutup harian saham (*close price*). Adapun total data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu sebanyak 2980 data.

2.3. Data Preprocessing

Sebelum dilakukan pembentukan model BiLSTM, terlebih dahulu melakukan *preprocessing data* seperti *data cleaning*, *data split*, normalisasi data, dan data segmentasi. Tahap pertama pada proses *preprocessing data* yaitu *data cleaning* yang merupakan penyaringan data untuk memperbaiki data yang terdapat *missing value*. Penanganan terhadap *missing value* pada data dapat dilakukan menggunakan metode *imputasi mean* yaitu dilakukan dengan mengisi nilai yang hilang pada suatu variabel dengan menggunakan rata-rata dari seluruh nilai yang diketahui pada suatu variable tersebut.

Selanjutnya pada proses kedua yaitu pembagian data atau *data split* yang dilakukan dengan membagi data menjadi *data training* dan *data testing*. *Data training* digunakan dalam melatih model, sedangkan *data testing* digunakan dalam evaluasi pada pemilihan arsitektur model dengan parameter terbaik. Pembagian data dilakukan menjadi tiga kategori dengan persentase *data training* dan *data testing* yang berbeda-beda seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Pembagian *data training* dan *testing*

Kategori	Persentase	Data Training	Data Testing
I	70% ; 30%	2086	894
II	80% ; 20%	2384	596
III	90% ; 10%	2682	298

Tahap ketiga yaitu normalisasi data yang merupakan suatu teknik penskalaan atau pemetaan. Metode yang dapat digunakan dalam proses normalisasi data yaitu *min-max normalization*. Proses normalisasi data akan menghasilkan nilai dalam rentang 0 hingga 1 [11]. Normalisasi data menggunakan persamaan (1).

$$x_{norm,i} = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} ; i = 1, 2, 3, \dots, t \quad (1)$$

dimana x_{norm} merupakan nilai normalisasi, x_{max} merupakan nilai maksimum dari keseluruhan data, dan x_{min} merupakan nilai minimum dari keseluruhan data. Hasil proses normalisasi data yang digunakan pada penelitian ini disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil normalisasi data

Date	Data Aktual	Data Normalisasi
2011-01-03	1600	0,0804
2011-01-04	1580	0,0747
2011-01-05	1600	0,0804
⋮	⋮	⋮
2022-12-28	3730	0,6925
2022-12-29	3780	0,7068
2022-12-30	3750	0,6982

Setelah dilakukan proses *data cleaning*, *data split*, dan normalisasi data kemudian dilanjutkan pada proses segmentasi data. Segmentasi merupakan proses pemisahan dan pengelompokan

data menjadi data yang dibutuhkan oleh sistem untuk memprediksi nilai target. Proses ini dilakukan untuk menentukan seberapa banyak data historis yang digunakan sebagai data masukan untuk memprediksi pada langkah waktu berikutnya. Pada penelitian ini data dikelompokkan dengan panjang 30 berdasarkan beberapa penelitian sebelumnya.

2.4. Pemodelan BiLSTM dan Grid Search

Pada proses *training* maupun *testing* dalam pembentukan model BiLSTM dibutuhkan pemilihan parameter/ *parameter tuning* yang bertujuan untuk mendapatkan parameter terbaik dalam melakukan prediksi. Parameter yang ditentukan dalam model sebelum dilakukan pelatihan mempengaruhi *output* dari model. Beberapa parameter yang digunakan dalam penelitian ini yaitu dengan satu *hidden layer*, *neurons hidden*, *batch*, dan *epoch*. Selain itu, teknik regulasi *dropout* juga digunakan untuk menghindari *overfitting* pada model serta penambahan fungsi optimasi/*optimizer* Adam yang bertujuan menentukan bobot optimal dan mengurangi kesalahan/*error* dalam proses pembentukan model sehingga mampu memaksimalkan akurasi model. Berikut beberapa nilai parameter yang ditetapkan untuk membangun model prediksi dalam penelitian ini yang dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Deskripsi parameter model

Parameter	Value
Neuron hidden	5, 10, 15, 20, 25
Batch	4, 16, 32, 64, 128
Epoch	50, 100, 150, 200, 250
Dropout	0,1; 0,2; 0,3
Optimizer	Adam

Pemilihan parameter/*parameter tuning* dalam pembentukan model prediksi dapat diperoleh berdasarkan algoritma *Grid Search*. Kombinasi nilai untuk setiap parameter dapat ditentukan menggunakan *Grid Search* dengan bantuan *cross validation* yang berperan dalam mengevaluasi setiap model pada berbagai kombinasi nilai batas parameter yang telah ditentukan. Bentuk umum dari *cross-validation* yaitu *k-fold cross-validation*. Berdasarkan Mardiana dkk [13], langkah-langkah dari *k-fold cross-validation* sebagai berikut:

1. Keseluruhan data dibagi menjadi *k* bagian.
2. *Fold* ke-1 adalah ketika bagian ke-1 menjadi *data testing* dan sisanya menjadi *data training*. Kemudian, dilakukan perhitungan akurasi hasil pengukuran berdasarkan proporsi data tersebut.
3. *Fold* ke-2 adalah ketika bagian ke-2 menjadi *data testing* dan sisanya menjadi *data training*. Kemudian dilakukan perhitungan akurasi berdasarkan proporsi data tersebut.
4. Demikian berlanjut hingga mencapai *fold* ke-*k*. Kemudian dilakukan perhitungan rata-rata akurasi dari *k* buah akurasi sebelumnya.

Pada penelitian ini, algoritma *Grid Search* menggunakan *5-fold validation*. Adapun perhitungan evaluasi untuk setiap kombinasi dari parameter menggunakan nilai *Mean Square Error* (MSE).

2.5. Denormalisasi Data

Proses denormalisasi merupakan proses mengembalikan data yang sudah dinormalisasi ke data sebenarnya untuk kemu-

dian dibandingkan dengan data hasil prediksi [14]. Selanjutnya, proses denormalisasi dilakukan menggunakan persamaan (2) [15].

$$x = x'(x_{max} - x_{min}) + x_{min} \tag{2}$$

dimana x' adalah data setelah denormalisasi, x adalah nilai pada data aktual, x_{max} adalah nilai maksimum dari keseluruhan data, dan x_{min} adalah nilai minimum dari keseluruhan data.

2.6. Evaluasi Model

Dalam mengetahui ketepatan suatu model melakukan prediksi, dapat ditentukan menggunakan metrik evaluasi *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) [11], yang diberikan pada persamaan (3).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \times 100\% \tag{3}$$

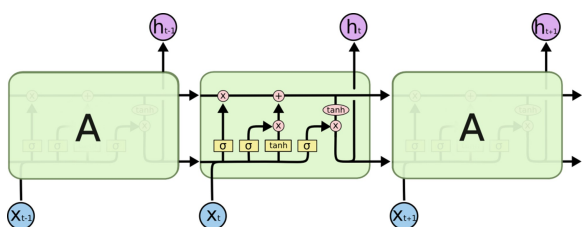
dimana y_i adalah nilai aktual data, \hat{y}_i adalah hasil prediksi, dan n adalah jumlah periode data. Nilai MAPE pada hasil prediksi dapat diinterpretasikan berdasarkan skala yang dikembangkan oleh Lewis [16] pada Tabel 4.

Tabel 4. Kriteria nilai MAPE

Skala MAPE	Interpretasi
<10%	Sangat akurat
10-20%	Akurat
20-50%	Cukup
>50%	Tidak akurat

2.7. Long-Short Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan model pengembangan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang diperkenalkan oleh Sepp Hochreiter dan Jurgen Schmidhuber pada tahun 1997 [17]. LSTM diusulkan sebagai solusi untuk mengatasi permasalahan *vanishing gradient* pada RNN saat memproses data sekuensial yang panjang. Dalam arsitektur LSTM, terdapat *memory cell* yang memungkinkan dalam menyimpan memori pada jangka waktu yang lama sehingga mampu menyelesaikan permasalahan *vanishing gradient* pada RNN [18]. Arsitektur LSTM [19] dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur LSTM

Terdapat tiga jenis mekanisme *gates* dalam arsitektur LSTM yang mengontrol alur informasi antara lain *forget gate* (f_t), *input gate* (i_t), dan *output gate* (O_t) [20]. *Forget gate* (f_t) merupakan *gate* yang berfungsi sebagai penentu informasi status pada sel yang akan dibuang atau tidak dari model. *Input gate* (i_t) merupakan *gate* untuk menentukan dan memperbaharui nilai input

pada *memory state*. Sedangkan *Output gate* (O_t) merupakan *gate* yang berfungsi dalam memperoleh hasil berdasarkan nilai *input* yang tersimpan di *memory cell*. Berikut persamaan yang digunakan dalam proses LSTM [21].

$$f_t = \sigma(W_{fh} [h_t - 1], W_{fx} [x_t], b_f) \tag{4}$$

$$i_t = \sigma(W_{ih} [h_t - 1], W_{ix} [x_t], b_i) \tag{5}$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_{ch} [h_t - 1], W_{cx} [x_t], b_c) \tag{6}$$

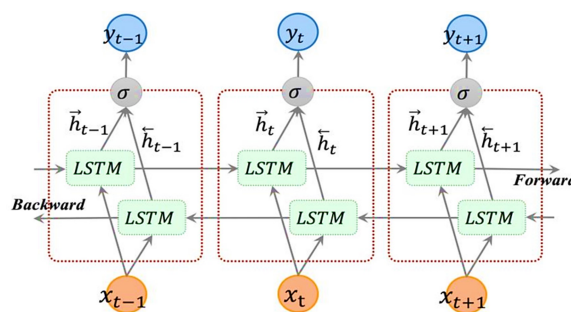
$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \tag{7}$$

$$O_t = \sigma(W_{oh} [h_t - 1], W_{ox} [x_t], b_o) \tag{8}$$

$$h_t = O_t * \tanh(C_t) \tag{9}$$

2.8. Bidirectional Long-Short Term Memory (BiLSTM)

Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM) merupakan pengembangan dari model *Long Short Term Memory* (LSTM). *Bidirectional Long Short Term Memory* (BiLSTM) memiliki dua lapisan jaringan dari LSTM yang saling berlawanan arah yaitu LSTM *forward* dan LSTM *backward* [22]. *Forward layer* digunakan pada proses urutan informasi data dari awal ke akhir dan *backward layer* digunakan pada proses urutan informasi data dari arah yang berlawanan. Output pada *layer LSTM forward* dan LSTM *backward* digabung dalam setiap urutan waktu [23]. Karena memiliki *layer* yang saling berlawanan arah, model memiliki kemampuan untuk memahami informasi data terdahulu dan terdepan dalam setiap *sequence input* [24]. Ilustrasi dari arsitektur BiLSTM [25] dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Arsitektur BiLSTM

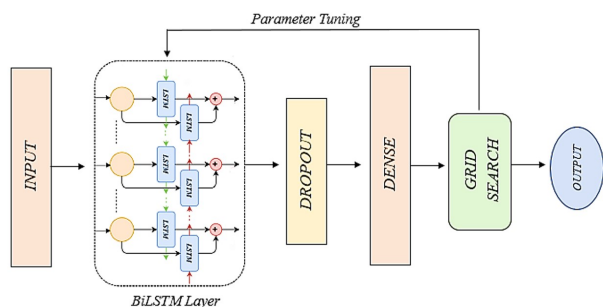
Pada BiLSTM, persamaan yang digunakan untuk proses *forward LSTM* yaitu $\vec{h}_t = LSTM(x_t, h_{t-1})$ dan persamaan yang digunakan untuk proses *backward LSTM* yaitu $\overleftarrow{h}_t = LSTM(x_t, h_{t+1})$. Sedangkan *output final* dalam BiLSTM merupakan gabungan dari jaringan *forward LSTM* dan *backward LSTM* yang persamaannya yaitu $h_t = [\vec{h}_t, \overleftarrow{h}_t]$ [26].

2.9. Grid Search

Grid Search merupakan metode yang digunakan dalam memperoleh parameter yang tepat untuk meningkatkan performa model dengan mencoba seluruh kombinasi parameter yang digunakan [27]. Dalam penerapannya, algoritma *Grid Search* dikombinasikan dengan *cross-validation* dalam membentuk indeks evaluasi model.

2.10. BiLSTM-Grid Search

Dalam membangun model pada jaringan syaraf tiruan seperti *Bidirectional Long Short Term Memory* (BiLSTM) penting dilakukan pemilihan parameter yang optimal. Penentuan parameter/ *parameter tuning* digunakan untuk mengontrol model sehingga dapat menghasilkan performa model yang lebih baik [28]. BiLSTM dengan penambahan algoritma *Grid Search* yang dilakukan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Proposed model BiLSTM-Grid Search

Pada Gambar 4 merupakan pemodelan BiLSTM dengan *Grid Search* yang dilakukan pada penelitian ini yang terdiri dari *input layer*, BiLSTM layer, *dropout layer*, *dense layer*, dan penambahan algoritma *Grid Search* untuk menentukan parameter terbaik dalam proses pembelajaran BiLSTM serta *output layer*. *Input layer* merupakan lapisan yang menerima *input data*. BiLSTM layer merupakan lapisan dalam proses pembelajaran. *Dropout layer* digunakan untuk mencegah *overfitting* pada model saat proses pembelajaran. *Dense layer* merupakan *layer neural network* yang berfungsi mengubah *output* dari *layer* sebelumnya menjadi nilai hasil prediksi. *Output layer* merupakan lapisan yang menghasilkan *output/ nilai* akhir pada proses pembelajaran. Penambahan algoritma *Grid Search* digunakan untuk menentukan parameter terbaik. Algoritma *Grid Search* akan membagi rentang parameter yang digunakan ke dalam *grid* dan disemua titik agar mendapatkan parameter yang optimal pada proses pembelajaran model BiLSTM.

3. Hasil dan Pembahasan

Data yang digunakan dalam pemodelan BiLSTM dan LSTM merupakan data yang telah melalui tahapan *preprocessing data* dan dilanjutkan pada pemilihan parameter/ *parameter tuning* dengan menggunakan algoritma *Grid Search* dan *trial and error approach*. Deskripsi penggunaan parameter pada penelitian ini terdapat pada Tabel 3.

Berdasarkan parameter-parameter yang telah ditentukan, diperoleh 375 model dari kombinasi parameter yang digunakan dalam penelitian ini. Dari 375 model tersebut, didapatkan kombinasi parameter paling optimal berdasarkan nilai MSE (*Mean Squared Error*) untuk setiap kategori pembagian data yang kemudian akan dilanjutkan pada proses *testing/pengujian*.

Model BiLSTM yang terbentuk menggunakan *data testing* berdasarkan pemilihan parameter terbaik dengan algoritma *Grid Search* dapat dilihat berdasarkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dari setiap kategori pembagian data pada Tabel 5.

Model LSTM yang terbentuk menggunakan *data testing* berdasarkan pemilihan parameter terbaik dengan algoritma *Grid Search* dapat dilihat berdasarkan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dari setiap kategori pembagian data pada Tabel 6.

Tabel 5. Hasil parameter tuning BiLSTM-Grid Search pada setiap data kategori

Data Kategori	Parameter				MSE
	Neuron	Batch	Epoch	Dropout	
I	20	16	150	0,1	0,000472
II	25	4	100	0,2	0,000283
III	25	4	50	0,2	0,000403

Tabel 6. Hasil parameter tuning LSTM-Grid Search pada setiap data kategori

Data Kategori	Parameter				MSE
	Neuron	Batch	Epoch	Dropout	
I	25	32	150	0,1	0,0001229
II	5	16	150	0,2	0,0001227
III	5	64	150	0,2	0,0001230

Adapun pada pemodelan BiLSTM dan LSTM yang penentuan parameternya/ *parameter tuning* menggunakan *trial and error approach* dilakukan pertama kali pada pemilihan berbagai *neuron hidden* dengan *optimizer adam*, 1 *batch*, 50 *epoch*, dan *dropout* 0.0. Berdasarkan proses pelatihan untuk setiap pembagian kategori data I, kategori data II, dan kategori data III diperoleh nilai MSE *training* terendah untuk berbagai jumlah *neuron* pada model BiLSTM dengan hasil dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil parameter tuning kombinasi neuron model BiLSTM pada setiap data kategori

Data Kategori	Parameter	MSE
	Neuron	
I	5	0,000210
II	10	0,000296
III	10	0,000295

Selanjutnya masing-masing *neuron* akan digunakan pada pemilihan kombinasi *batch* yang berbeda dan diperoleh nilai MSE untuk setiap kategori data pada model BiLSTM seperti pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil parameter tuning kombinasi Batch model BiLSTM pada setiap data kategori

Data Kategori	Parameter		MSE
	Neuron	Batch	
I	5	4	0,000243
II	10	4	0,000294
III	10	4	0,000300

Selanjutnya masing-masing *batch* akan digunakan pada pemilihan kombinasi *epoch* yang berbeda dan diperoleh nilai MSE untuk setiap kategori data pada model BiLSTM seperti pada Tabel 9.

Selanjutnya, masing-masing *epoch* digunakan pada pemilihan kombinasi *dropout* yang berbeda dan diperoleh nilai MSE untuk setiap kategori data pada model BiLSTM seperti pada Tabel 10.

Hasil pada Tabel 10 didapatkan parameter terbaik pada model BiLSTM untuk setiap data kategori dengan pemilihan parameter menggunakan *trial and error approach* berdasarkan nilai

Tabel 9. Hasil parameter tuning kombinasi epoch model BiLSTM pada setiap data kategori

Data Kategori	Parameter			MSE
	Neuron	Batch	Epoch	
I	5	4	250	0,000209
II	10	4	100	0,000287
III	10	4	200	0,000290

Tabel 10. Hasil parameter tuning kombinasi dropout model BiLSTM pada setiap data kategori

Data Kategori	Parameter				MSE
	Neuron	Batch	Epoch	Dropout	
I	5	4	250	0,1	0,000278
II	10	4	100	0,1	0,000304
III	10	4	200	0,1	0,000319

MSE terkecil.

Adapun pemodelan LSTM yang penentuan parameternya/parameter tuning menggunakan trial and error approach juga dilakukan hal yang sama seperti model BiLSTM yaitu pertama kali dilakukan pemilihan berbagai neuron hidden dengan optimizer adam, 1 batch, 50 epoch, dan dropout 0.0. Kemudian dilanjutkan dengan pemilihan kombinasi batch, epoch, dan dropout. Berdasarkan proses pelatihan untuk setiap pembagian kategori data I, kategori data II, dan kategori data III diperoleh nilai MSE training terendah untuk berbagai kombinasi parameter pada model LSTM dengan hasil dapat dilihat pada Tabel 11.

Tabel 11. Hasil parameter tuning LSTM pada setiap data kategori

Data Kategori	Parameter				MSE
	Neuron	Batch	Epoch	Dropout	
I	5	4	200	0,1	0,000277
II	5	4	150	0,1	0,000518
III	15	4	200	0,1	0,000338

Model BiLSTM dan LSTM yang terbentuk menggunakan data testing berdasarkan pemilihan parameter terbaik dengan algoritma Grid Search dan trial and error approach dapat dilihat berdasarkan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dari setiap kategori pembagian data pada Tabel 12.

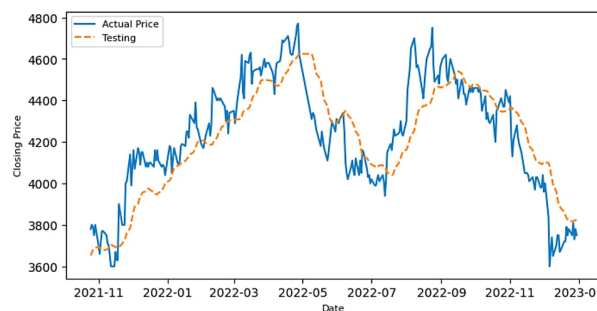
Tabel 12. Nilai MAPE pada model untuk setiap data kategori

Data Kategori	Model	MAPE(%)
I	BiLSTM-Grid Search	25,99
	BiLSTM	26,08
	LSTM-Grid Search	26,92
	LSTM	26,19
II	BiLSTM-Grid Search	28,72
	BiLSTM	26,79
	LSTM-Grid Search	27,06
	LSTM	27,50
III	BiLSTM-Grid Search	10,83
	BiLSTM	11,12
	LSTM-Grid Search	10,91
	LSTM	11,09

Berdasarkan Tabel 12, hasil evaluasi model prediksi pada

data kategori I, data kategori II, dan data kategori III dengan nilai kombinasi parameter terbaik yang telah dioptimasi sebelumnya didapatkan model terbaik dalam prediksi harga saham berdasarkan nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) terendah terdapat pada data kategori III yaitu data dengan persentase pembagian 90% training data dan 10% testing data. Hasil pada tabel menunjukkan bahwa semakin banyak data yang digunakan pada proses training, maka model lebih mampu melakukan generalisasi data berdasarkan update bobot dan bias yang dilakukan pada proses pelatihan sehingga model menghasilkan prediksi yang lebih akurat.

Nilai MAPE terendah terdapat pada model BiLSTM-Grid Search yaitu diperoleh sebesar 10,83%. Berdasarkan kriteria nilai MAPE, dapat diketahui bahwa model prediksi yang diperoleh dikatakan akurat. Dari hasil pada Tabel 12, selain jumlah sample data yang dapat mempengaruhi akurasi model, pemilihan nilai parameter terbaik seperti neuron, batch, epoch, dan dropout dengan menggunakan algoritma Grid Search juga memberikan dampak dalam meningkatkan kinerja model karena mampu menjangkau seluruh kombinasi parameter yang digunakan dibandingkan dengan pemilihan parameter secara manual atau dengan cara trial and error approach. Grafik hasil pengujian dari perbandingan harga aktual dan hasil prediksi pada harga penutup saham harian PT. Telkom Indonesia Tbk. menggunakan model terbaik yaitu BiLSTM dengan algoritma Grid Search dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Grafik hasil pengujian pada BiLSTM-Grid Search

Gambar 5 menunjukkan bahwa model BiLSTM yang terbentuk menggunakan berdasarkan pemilihan parameter terbaik menggunakan algoritma Grid Search dapat menghasilkan prediksi yang cukup mirip dengan pola data pengujian. Hal ini menunjukkan bahwa dengan menggunakan model terbaik BiLSTM-Grid Search dapat memprediksi harga penutupan saham harian PT. Telkom Indonesia Tbk dengan baik. Pada pemodelan data harga saham yang memiliki fluktuasi besar dan pola non linear, model BiLSTM mampu memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan model lainnya yaitu LSTM berdasarkan nilai MAPE yang lebih rendah.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dengan menggunakan metode BiLSTM yang penentuan parameternya menggunakan algoritma Grid Search didapatkan hasil bahwa parameter terbaik untuk memprediksi harga penutupan saham harian PT. Telkom Indonesia Tbk yaitu pada data kategori III dengan perbandingan 90% data training dan 10% data testing serta kombinasi parameter yang diperoleh antara lain yaitu jumlah neuron 25, epoch 100,

batch 4, dan nilai *dropout* 0,2. Model yang didapatkan tersebut dilakukan evaluasi menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dengan nilai yang didapatkan yaitu sebesar 10,83%. Berdasarkan skala kriteria MAPE, maka model prediksi dapat diinterpretasikan akurat. Selanjutnya, hasil pada pengujian model BiLSTM dan LSTM dengan pemilihan parameter/*parameter tuning* menggunakan algoritma *Grid Search* serta pada model BiLSTM dan LSTM tanpa menggunakan algoritma *Grid Search* atau dengan menggunakan *trial and error approach* dalam pemilihan parameter-nya, dapat disimpulkan bahwa BiLSTM menggunakan algoritma *Grid Search* menghasilkan performa yang lebih baik dalam memprediksi harga saham syariah berdasarkan nilai MAPE yang lebih rendah dibandingkan model lainnya.

Kontribusi Penulis. Dian Islamiaty Puteri: Konseptualisasi, metodologi, analisis formal, investigasi, penulisan draf awal, dan visualisasi. Gumung Gunawan: Konseptualisasi, validasi, penulisan pembahasan dan pengeditan, supervisi. Budi Nurani Ruchjana: Konseptualisasi, validasi, penulisan pembahasan dan pengeditan, supervisi. Semua penulis telah membaca dan menyetujui versi manuskrip yang diterbitkan.

Pembiayaan. Penelitian ini tidak menerima pembiayaan eksternal.

Konflik Kepentingan. Para penulis menyatakan tidak ada konflik kepentingan yang terkait dengan artikel ini.

Referensi

- [1] G. Budiprasetyo, M. Hani'ah, and D. Z. Aflah, "Prediksi Harga Saham Syariah Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM)," *Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 3, pp. 164–172, 2022, doi: [10.25077/TEKNOSI.v8i3.2022.164-172](https://doi.org/10.25077/TEKNOSI.v8i3.2022.164-172).
- [2] W. Winarmi, "Jumlah Saham Syariah 2017-2022 Melejit, Ini Daftar Lengkapnya", 2023, [Online]. Available: <https://dataindonesia.id/pasar-saham/detail/jumlah-saham-syariah-20172022-melejit-ini-daftar-lengkapnya>, Accessed: Juli 20, 2023.
- [3] M. R. Pahlawan, "Prediksi Indeks Harga Saham Menggunakan Model Hibrida Recurrent Neural Network dan Genetic Algorithm," *JATISI*, vol. 9, no. 4, pp. 3619–3631, 2022, doi: [10.35957/jatisi.v9i4.3065](https://doi.org/10.35957/jatisi.v9i4.3065).
- [4] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, and G. C. Reinsel, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, 3rd ed. Prentice Hall, 1994.
- [5] G. P. Zhang, "Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model," *Neurocomputing*, vol. 50, pp. 159–172, 2003, doi: [10.1016/S0925-2312\(01\)00702-0](https://doi.org/10.1016/S0925-2312(01)00702-0).
- [6] G. A. Harsono, A. Setiawan, and H. Juwiantho, "Prediksi Harga Saham Yang Bersifat Siklikal Di Indonesia Menggunakan Metode LSTM dan SVM," *Jurnal Infra*, vol. 10, no. 2, pp. 1–7, 2022.
- [7] G. Xu, Y. Meng, X. Qiu, Z. Yu, and X. Wu, "Sentiment analysis of comment texts based on BiLSTM," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 51522–51532, 2019, doi: [10.1109/ACCESS.2019.2909919](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2909919).
- [8] J. S. Sebayang and B. Yuniarto, "Perbandingan Model Estimasi Artificial Neural Network Optimasi Genetic Algorithm dan Regresi Linier Berganda," *Medstat.*, vol. 10, no. 1, p. 13, 2017, doi: [10.14710/medstat.10.1.13-23](https://doi.org/10.14710/medstat.10.1.13-23).
- [9] M. Jia, J. Huang, L. Pang, and Q. Zhao, "Analysis and Research on Stock Price of LSTM and Bidirectional LSTM Neural Network," in *Advances in Computer Science Research (ACSR)*, Atlantis Press, 2019, pp. 467–473, doi: [10.2991/iccia-19.2019.72](https://doi.org/10.2991/iccia-19.2019.72).
- [10] J. Shah, R. Jain, V. Jolly, and A. Godbole, "Stock Market Prediction using Bi-Directional LSTM," presented at the *IEEE International Conference on Communication Information and Computing Technology*, IEEE, 2021, doi: [10.1109/IC-CICT50803.2021.9510147](https://doi.org/10.1109/IC-CICT50803.2021.9510147).
- [11] M. Yang and J. Wang, "Adaptability of Financial Time Series Prediction Based on BiLSTM," *Procedia Computer Science*, vol. 199, pp. 18–25, 2022, doi: [10.1016/j.procs.2022.01.003](https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.01.003).
- [12] V. Deshwal and M. Sharma, "Breast Cancer Detection using SVM Classifier with Grid Search Technique," *International Journal of Computer Applications*, vol. 178, no. 31, pp. 18–23, 2019, doi: [10.5120/ijca2019919157](https://doi.org/10.5120/ijca2019919157).
- [13] L. Mardiana, D. Kusnandar, and N. Satyahadewi, "Analisis Diskriminan Dengan K Fold Cross Validation Untuk Klasifikasi Kualitas Air Di Kota Pontianak," *Buletin Ilmiah Mat. Stat. dan Terapannya (Bimaster)*, vol. 11, no. 1, pp. 97–102, 2022, doi: [10.26418/bbimst.v11i1.51608](https://doi.org/10.26418/bbimst.v11i1.51608).
- [14] T. Lattifia, P. W. Buana, and N. K. D. Rusjayanthi, "Model Prediksi Cuaca Menggunakan Metode LSTM," *JITTER- Jurnal Ilmiah Teknologi dan Komputer*, vol. 3, no. 1, pp. 994–1000, 2022, doi: [10.24843/JTRTI.2022.v03.i01.p35](https://doi.org/10.24843/JTRTI.2022.v03.i01.p35).
- [15] J. K. Lubis and I. Kharisudin, "Metode Long Short Term Memory dan Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity untuk Pemodelan Data Saham," *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, vol. 4, pp. 652–658, 2021.
- [16] J. J. M. Moreno, A. P. Pol, A. S. Abad, and B. C. Blasco, "Using the R-MAPE index as a resistant measure of forecast accuracy," *Psicothema*, vol. 25, no. 4, pp. 500–506, 2013, doi: [10.7334/psicothema2013.23](https://doi.org/10.7334/psicothema2013.23).
- [17] P. A. Qori, D. S. Oktafani, and I. Kharisudin, "Analisis Peramalan dengan Long Short Term Memory pada Data Kasus Covid-19 di Provinsi Jawa Tengah," in *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, 2019, pp. 752–758.
- [18] R. S. Pontoh et al., "Jakarta Pandemic to Endemic Transition: Forecasting COVID-19 Using NNAR and LSTM," *Applied Sciences*, vol. 12, no. 12, pp. 1–16, 2022, doi: [10.3390/app12125771](https://doi.org/10.3390/app12125771).
- [19] Anonim, "Understanding LSTM Networks", 2015, [Online]. Available: <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>, Accessed: Desember 3, 2022.
- [20] A. Agusta, I. Ernawati, and A. Muliawati, "Prediksi Pergerakan Harga Saham Pada Sektor Farmasi Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory," *Jurnal Informatika*, vol. 17, no. 2, pp. 164–173, 2021, doi: [10.52958/iftk.v17i2.3651](https://doi.org/10.52958/iftk.v17i2.3651).
- [21] S. Siami-Namini, N. Tavakoli, and A. S. Namin, "The Performance of LSTM and BiLSTM in Forecasting Time Series," in *2019 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, Los Angeles, CA, USA: IEEE, 2019, pp. 3285–3292, doi: [10.1109/BigData47090.2019.9005997](https://doi.org/10.1109/BigData47090.2019.9005997).
- [22] N. Afrianto, D. H. Fudholi, and S. Rani, "Prediksi Harga Saham Menggunakan BiLSTM dengan Faktor Sentimen Publik," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 6, no. 1, pp. 41–46, 2022, doi: [10.29207/resti.v6i1.3676](https://doi.org/10.29207/resti.v6i1.3676).
- [23] K. U. Jaseena and B. C. Kovoov, "Decomposition-based hybrid wind speed forecasting model using deep bidirectional LSTM networks," *Energy Conversion and Management*, vol. 234, 2021, doi: [10.1016/j.enconman.2021.113944](https://doi.org/10.1016/j.enconman.2021.113944).
- [24] Y. Karyadi and H. Santoso, "Prediksi Kualitas Udara Dengan Metoda LSTM, Bidirectional LSTM, dan GRU," *JATISI*, vol. 9, no. 1, pp. 671–684, 2022, doi: [10.35957/jatisi.v9i1.1588](https://doi.org/10.35957/jatisi.v9i1.1588).
- [25] Z. Cui, R. Ke, Z. Pu, and Y. Wang, "Stacked bidirectional and unidirectional LSTM recurrent neural network for forecasting network-wide traffic state with missing values," *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 118, pp. 1–14, 2020, doi: [10.1016/j.trc.2020.102674](https://doi.org/10.1016/j.trc.2020.102674).
- [26] Z. Hameed and B. Garcia-Zapirain, "Sentiment Classification Using a Single-Layered BiLSTM Model," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 73992–74001, 2020, doi: [10.1109/ACCESS.2020.2988550](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2988550).
- [27] A. Toha, P. Purwono, and W. Gata, "Model Prediksi Kualitas Udara dengan Support Vector Machines dengan Optimasi Hyperparameter GridSearch CV," *Buletin Ilmiah Sarjana Teknik Elektro*, vol. 4, no. 1, pp. 12–21, 2022, doi: [10.12928/biste.v4i1.6079](https://doi.org/10.12928/biste.v4i1.6079).
- [28] I. Priyadarshini and C. Cotton, "A novel LSTM–CNN–grid search-based deep neural network for sentiment analysis," *J. Supercomput.*, vol. 77, no. 12, pp. 13911–13932, 2021, doi: [10.1007/s11227-021-03838-w](https://doi.org/10.1007/s11227-021-03838-w).