



IINNOVATIVE: Journal Of Social Science Research

Volume 3 Nomor 2 Tahun 2023 Page 1504-1514

E-ISSN 2807-4238 and P-ISSN 2807-42468

Website: <https://j-innovative.org/index.php/Innovative>

Perbandingan Model Bidirectional-LSTM dan Singular Spectrum Analysis dalam Peramalan Harga Cabai

Gumgum Darmawan¹✉, Nurul Gusriani², Ruslan³,

Ferdian Agustiana⁴, Rizal Amegia Saputra⁵

(1) Statistika, Universitas Padjadjaran, Bandung

(2) Matematika, Universitas Padjadjaran, Bandung

(3) Statistika, Universitas Halualeo, Kendari

(4) Binus business school, Universitas Bina Nusantara

(5) Sistem Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika

Email: gumgum@unpad.ac.id¹✉

Abstrak

Harga cabai sering berfluktuasi secara ekstrim karena permintaan yang tinggi melebihi produksi petani. Baik pemerintah maupun masyarakat memiliki kepentingan dalam memantau perkembangan harga cabai karena komoditas ini penting untuk konsumsi rumah tangga dan kebutuhan industri. Oleh karena itu, dalam makalah ini, pemilihan model dan pengujian dilakukan untuk menentukan model terbaik dalam meramalkan harga cabai. Model yang digunakan adalah model Bidirectional-LSTM (Bi-LSTM) dan Analisis Spektrum Tunggal (SSA). Model SSA yang digunakan adalah model Alexandrov Autogrouping SSA, model Alternative Autogrouping SSA, dan model Hybrid SSA-ARIMA. Kesalahan Persentase Rata-rata Absolut (MAPE) digunakan untuk menentukan kebaikan model. Berdasarkan hasil analisis, model terbaik ditemukan adalah model BiLSTM dengan nilai MAPE terkecil sebesar 4,191%, dengan sampel luaran sebesar 10% dari total data.

Kata Kunci: Bidirectional-LSTM, *Forecasting*, Harga Cabai, *Singular Spectrum Analysis*

Abstract

The price of chili peppers often fluctuates extremely due to high demand exceeding farmer production. Both the government and society have an interest in monitoring the development of chili pepper prices because this commodity is essential for household consumption and industrial needs. Therefore, in this paper, a model selection and testing are conducted to determine the best model for forecasting chili pepper prices. The models used are the Bidirectional-LSTM (Bi-LSTM) Model and Singular Spectrum Analysis (SSA). The SSA models used are the Alexandrov autogrouping SSA model, Alternative autogrouping SSA model, and Hybrid SSA-ARIMA model. Mean Absolute Percentage Error (MAPE) is used to determine the goodness of the models. Based on the analysis results, the best model is found to be the Bi-LSTM model with the smallest MAPE value of 4.191%, with an out-sample of 10% of the total dataK

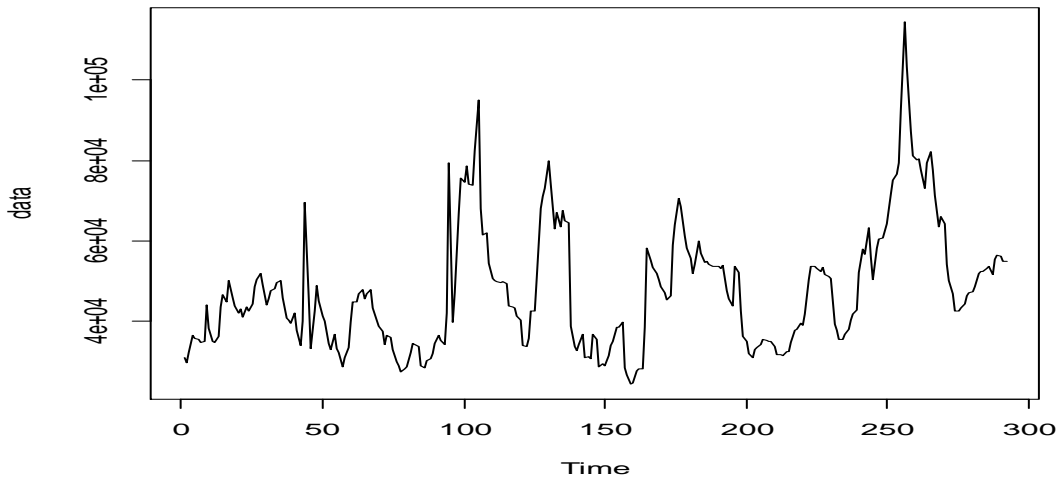
Keywords: *Bidirectional-LSTM, Forecasting, Chili Prices, Singular Spectrum Analysis*

PENDAHULUAN

Pertanian merupakan salah satu sektor penting dalam meningkatkan ekonomi masyarakat (Lensun, Mandei & Timban, 2019). Dari sektor pertanian ini terdapat subsektor hortikultura yang menempati posisi yang penting dalam pertanian (Kasuba, Panelewen & Wantasen, 2015). Holtikultura merupakan cabang ilmu pertanian yang mencakup budidaya buah-buahan, sayuran dan tanaman hias (Pitaloka, 2017). Salah satu tanaman hortikultura yang banyak dibudidayakan oleh petani adalah cabai merah (Wahyuningsih, 2012).

Cabai merah merupakan jenis tanaman hortikultura yang ditanam secara komersial karena cabai merah memiliki nilai ekonomi yang tinggi, baik untuk kebutuhan rumah tangga maupun industri pangan (Nimih, Jannah & Nurlenawati, 2010). Pada tahun 2021, Badan Pusat Statistik (BPS) merilis hasil survey yaitu konsumsi cabai oleh rumah tangga Indonesia meningkat sebesar 596,14 ribu ton, kebutuhan cabai biasanya meningkat 10-20% dari kebutuhan normal (Anwarudin, dkk, 2015). Harga cabai meningkat karena kurangnya pasokan dari hasil produksi petani, sehingga permintaan pasar lebih tinggi dari produksi yang ada. Hal seperti ini mengakibatkan terjadinya fluktuasi ekstrem pada waktu-waktu tersebut (Gambar 1).

Secara ekonomi, cabai merupakan salah satu komoditas strategis Indonesia, namun cabai juga menjadi komoditas penyumbang inflasi akibat fluktuasi harga musiman (Windhy & Jamil, 2021).



Gambar 1. Harga Cabai Merah Mingguan di Kota Bandung 2018-2022

Begitu pentingnya dan strategisnya perkembangan harga cabai maka perlu dimodelkan dan diramalkan agar pemerintah dapat mengantisipasi kenaikan harga cabai di pasaran. Penelitian Triwardana (2022) meramalkan harga cabai menggunakan model LSTM (*Long Short Term Memory*), memberikan hasil MAPE yang kecil. Asrof (2017), menggunakan model SSA untuk meramalkan produksi cabai dengan hasil MAPE sebesar 18,23%. Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan model yang terbaru yaitu model Bi-LSTM dan diharapkan dapat memberikan hasil yang lebih akurat.

Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah data mingguan harga cabai di Kota Bandung yang akan diolah menggunakan model *Bidirectional LSTM* (Bi-LSTM) dengan pembandingan model *Singular Spectrum Analysis* (SSA)

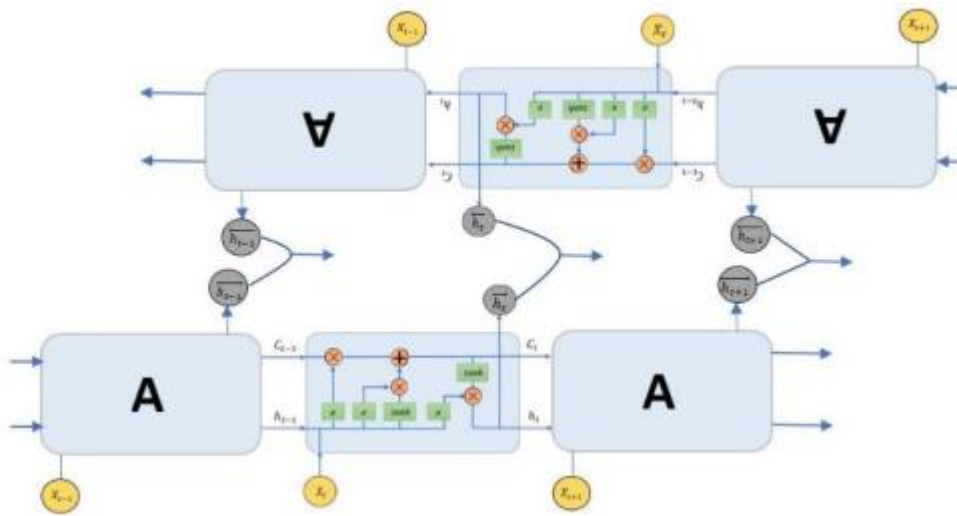
METODE PENELITIAN

Dalam model *Recurrent Neural Network* (RNN) dan model LSTM, informasi hanya dapat disebarkan ke depan, sehingga keadaan waktu t hanya bergantung pada informasi sebelum waktu t . Untuk mengatasi kekurangan tersebut, (Graves, 2013) memperkenalkan *Bidirectional LSTM* (Bi-LSTM). Bi-LSTM adalah variasi dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dikembangkan untuk melatih model *Neural Network* menggunakan *sequential data* dengan *input* masa lalu dan masa depan (Kelvin dkk., 2022). Pada Bi-LSTM terdapat dua jaringan LSTM dimana jaringan LSTM pertama memproses urutan masukan data ke arah depan (*forward*) dan jaringan LSTM kedua memproses urutan data dalam arah sebaliknya (*backward*). Kemudian *output* dari jaringan LSTM *forward* dan *backward* digabungkan pada setiap urutan waktu. Dengan layer ini, model dapat mempelajari informasi masa lalu dan

Copuright@ Gumgum Darmawan, Nurul Gusriani, Ruslan,

Ferdian Agustiana, Rizal Amegia Saputra

informasi masa mendatang untuk setiap *sequence input*. Oleh karena itu, secara teori performa prediksi dengan Bi-LSTM lebih baik dibandingkan dengan LSTM (Yang & Wang, 2022).



Gambar 2. Arsitektur Bidirectional LSTM)

Langkah-langkah penerapan Bi- LSTM yang dituangkan pada Gambar 2, sebagai berikut (Kelvin dkk., 2022) :

1. Hitung nilai keluaran akhir *hidden forward layer* dengan persamaan (1)(Hameed & Zafirain, 2020):

$$\vec{h}_t = O_t * \tanh(C_t) \tag{1}$$

dengan

\vec{h}_t : nilai keluaran *forward layer* pada akhir waktu t

O_t : nilai *output gate*

\tanh : fungsi tanh

C_t : nilai *cell state*

2. Hitung nilai keluaran akhir *hidden backward layer* dengan persamaan (2) (Hameed & Zafirain, 2020):

$$\overleftarrow{h}_t = O_t * \tanh(C_t) \tag{2}$$

3. Hitung gabungan nilai keluaran akhir *hidden forward layer* dan nilai keluaran akhir *hidden backward layer* seperti pada persamaan (3) (Hameed & Zafirain, 2020):

$$y_t = U_y \vec{h}_t + W_y \overleftarrow{h}_t + b_y \tag{3}$$

dengan

Copuright@ Gumgum Darmawan, Nurul Gusriani, Ruslan,

Ferdian Agustiana, Rizal Amegia Saputra

y_t : *Output gate* Bi-LSTM

U_y : nilai bobot untuk *output gate* pada \vec{h}_t

W_y : nilai bobot untuk *output gate* pada \overleftarrow{h}_t

Pembentukan model Bi-LSTM diawali dengan menginisialisasi paramater yang dibutuhkan seperti *units hidden layer*, *epoch*, *batch size*, dan lainnya. Parameter parameter yang dibutuhkan dalam pembentukan model ini adalah

- i. Time Steps : Banyaknya lag yang digunakan sebagai *predictor* dalam data
- ii. Banyaknya *neuron* pada *hidden layer*: Berfungsi untuk menerima data dari input *layer*
- iii. Banyaknya *hidden layer* berfungsi untuk menerima data dari input *layer* untuk diproses dalam *hidden layer*.
- iv. Banyaknya *batch size* : Menentukan berapa banyaknya ukuran sampel yang dibuat sebelum memperbaharui parameter.
- v. Besaran *epoch* : Situasi dimana seluruh data sudah melewati proses pelatihan pada jaringan yang terbentuk sampai ke awal dalam satu putaran.
- vi. *Optimizer* : Algoritma yang berfungsi untuk mengubah atribut jaringan saraf seperti *learning rate* untuk mengurangi *loss* dari proses pelatihan
- vii. *Learning rate* : Tingkat pembelajaran yang dapat diubah pada saat proses pelatihan untuk mendapatkan bobot pada neuron.
- viii. *Loss Function* : Ukuran untuk menentukan seberapa akurat model *neural network* dapat memprediksi hasil yang diinginkan.
- ix. Fungsi Aktivasi : Membangkitkan output agar dapat diproses ke jaringan berikutnya. Setelah model dibentuk maka data akan dilatih dengan melewati mekanisme *gates* pada Bi-LSTM. Data akan dilatih terus hingga mencapai batas *error* yang diinginkan dengan menentukan dan mengubah paramater yang digunakan. Ketika data sudah mencapai target yang diinginkan, proses iterasi akan berhenti dan berikutnya model akan diuji dengan data pengujian (Arfan & ETP, 2020).

Sebagai pembandingan penulis menambahkan model Singular spectrum Analysis (SSA), dengan persamaan sebagai Berikut;

$$\mathbf{y}_k = \begin{cases} \frac{1}{k} \mathbf{\hat{a}}_{m=1}^k y_{m,k-m+1}^* & \text{untuk } 1 \leq k < L^* \\ \frac{1}{L^*} \mathbf{\hat{a}}_{m=1}^{L^*} y_{m,k-m+1}^* & \text{untuk } L^* \leq k \leq K^* \\ \frac{1}{T-k+1} \mathbf{\hat{a}}_{m=k-K^*+1}^{T-K^*+1} y_{m,k-m+1}^* & \text{untuk } K^* < k \leq T \end{cases} \quad (4)$$

dengan;

Copyright@ Gumgum Darmawan, Nurul Gusriani, Ruslan,

Ferdian Agustiana, Rizal Amegia Saputra

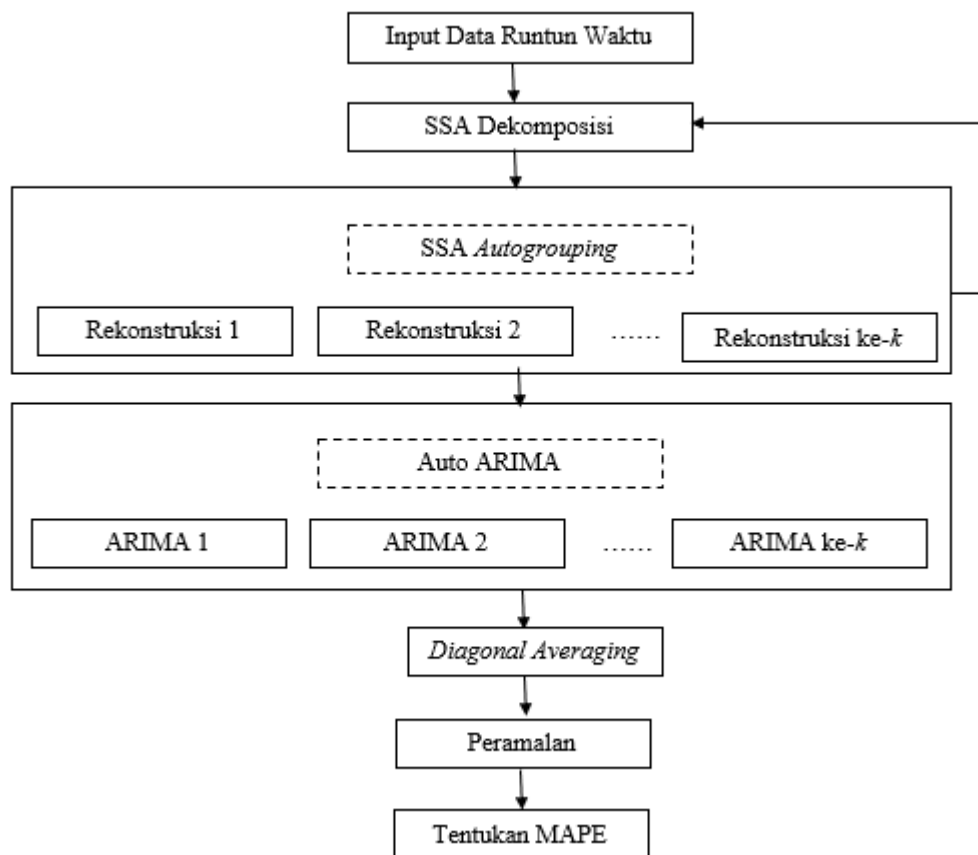
$L = \text{Length Window}$, $L^* = \min(L, K)$

$T =$ Banyaknya data

$K = T - L + 1$, $L^* = \max(L, K)$

Model ini dibentuk melalui proses *embedding*, *Singular Value Decomposition*, *Grouping* dan *Diagonal Averaging* (Golyandina dan Zhigljavsky (2013)).

Model SSA yang disertakan adalah SSA Alexandrov, SSA Alternatif dan Hybrid SSA-ARIMA. SSA Alexandrov dikembangkan oleh Alexandrov, dkk (2005) dan Alexandrov (2009), sedangkan SSA Alternatif dikembangkan oleh Darmawan, Rosadi dan Ruchjana (2020). Model ketiga adalah model Hybrid SSA-ARIMA dikembangkan oleh Zhank, dkk (2011), Liu, dkk (2015) dan Darmawan, Rosadi dan Ruchjana (2022). Langkah-langkah Hybrid SSA-ARIMA dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Diagram Alur *Hybrid SSA-ARIMA*

Proses hybrid- SSA-ARIMA dimulai dari proses dekomposisi di SSA, Auto-ARIMA berperan untuk memodelkan hasil rekonstruksi yaitu rekonstruksi 1, rekonstruksi 2 sampai rekonstruksi ke- k yang terbentuk pada proses auto-*grouping* di SSA. Pola pola dalam rekonstruksi tersebut biasanya memiliki pola *trend*, musiman, siklis dan irregular. Setelah proses pemodelan dengan auto-ARIMA hasil *fit* nya digabung kembali untuk selanjutnya dilakukan proses *diagonal averaging* di SSA.

Copuright@ Gumgum Darmawan, Nurul Gusriani, Ruslan,

Ferdian Agustiana, Rizal Amegia Saputra

Evaluasi kinerja model dalam penelitian ini menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) yang merupakan nilai prosentase. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) adalah nilai presentase dari kesalahan/*error* yang didapatkan berdasarkan nilai aktual dan nilai hasil prediksi, seperti pada persamaan (4) berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (4)$$

dengan

y_i : nilai aktual

\hat{y}_i : nilai hasil prediksi

n : banyak data

Skala untuk menilai akurasi peramalan berdasarkan nilai MAPE dikembangkan oleh Lewis dalam (Moreno dkk., 2013) seperti pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1 Kriteria Nilai MAPE dalam Peramalan

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

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari penelitian ini, kebaikan model dievaluasi oleh nilai MAPE (%), mengikuti persamaan (4) dengan menggunakan patokan sesuai Tabel 1. Hasil menyeluruh dituangkan dalam Tabel 2. *Out sample* yang terpilih terdiri atas 10%, 20%, 30% dan 40% untuk semua model peramalan yaitu Bi-LSTM dan Singular Spectrum Analysis. Model SSA yang terpilih adalah model SSA Alexandrov, SSA alternatif dan Hybrid SSA-ARIMA.

Dari hasil analisis yang tertuang dalam Tabel 2 tampak bahwa model Bi-LSTM mempunyai hasil yang sangat akurat karena memiliki nilai MAPE di bawah 10% untuk semua *out sample*. Berdasarkan hasil peramalan model SSA, baik SSA-Alexandrov, SSA

Alternatif dan Hybrid SSA-ARIMA memberikan hasil nilai MAPE diatas 10%. Dari hasil empiris ini menunjukkan bahwa model Bi-LSTM lebih akurat dibandingkan dengan model SSA.

Tabel 2. Nilai MAPE (%) Hasil Peramalan Model Bi-LSTM dan SSA

<i>Out Sample</i>	Bi-LSTM	<i>Singular Spectrum Analysis (SSA)</i>		
		Alexandrov	Alternatif	ARIMA
10%	4,191	10,623	11,165	13,187
20%	6,210	19,695	23,714	19,392
30%	5,652	17,417	27,77	26,063
40%	7,002	21,165	55,58	36,913

Berdasarkan hasil pada Tabel 2, pada model Bi-LSTM nilai terbaik didapat pada nilai *out sample* 10% yaitu sebesar 4,191%. Begitu juga untuk model SSA, semua model SSA memberikan hasil yang sama, nilai terbaik diperoleh pada *out sample* terkecil (10%). Secara umum semakin kecil nilai *out sample* semakin kecil nilai MAPE baik untuk model Bi-LSTM maupun untuk model SSA.

SIMPULAN

Secara empiris model Bi-LSTM lebih akurat dari model *Singular Spectrum Analysis (SSA)*. Secara umum, semakin kecil nilai *out sample* semakin akurat peramalan. Hasil ini cukup wajar karena pada pemodelan Bi-LSTM prosesnya cukup panjang karena melibatkan banyak parameter. Parameter-parameter yang terlibat dan perlu *disetting* diantaranya, *timesteps*, *optimizer*, *learning rate*, *batch size*, banyaknya layer, banyaknya Neuron pada layer, *epoch* dan *loss function*. Pada SSA hanya melibatkan dua parameter saja yaitu *Length Window (L)* dan banyaknya group (*r*). Peneliti menyarankan, untuk model SSA, data yang akan dianalisis dilakukan normalisasi terlebih dahulu seperti pada pemodelan BiLSTM.

DAFTAR PUSTAKA

- Alexandrov, T. dan Golyandina, N. (2005). Automatic extraction and forecast of time series cyclic components within the framework of SSA. *Proc. of St. Petersburg Workshop on Simulation, September*, 45–50.
- Alexandrov, T. (2009). A Method of Trend Extraction Using Singular Spectrum Analysis.

ArXiv, 3, 1–23

- Anwarudin, Sayekti, Marendra dan Hilman, Y,K (2015). Dinamika Produksi dan Volatilitas Harga Cabai : Antisipasi Strategi dan Kebijakan Pengembangan. *Pengembangan Inovasi Pertanian*, 8(1),33–42.
- Arfan, A., & ETP, L. (2020). Perbandingan Algoritma Long Short-Term Memory dengan SVR pada Prediksi Harga Saham di Indonesia. *PETIR: Jurnal Pengkajian dan Penerapan Teknik Informatika*, 13(1), 33–43.
- Asrof, A (2017). "Peramalan Produksi Cabai Merah Di Jawa Barat Menggunakan Metode Singular Spectrum Analysis (SSA)", *Statistika*, no.2, Vol.17
- Darmawan, G., Rosadi, D., dan Ruchjana, B.N. (2020). Daily Forecast for covid-19 During Ramadhan by Singular Spectrum Analysis in Indonesia, *JARDCS*, 12(6), pp.818-825.
- Darmawan, G., Rosadi, D., dan Ruchjana, B.N. (2022b). Hybrid Model of Singular Spectrum Analysis and ARIMA for Seasonal Time Series, *CAUCHY: Jurnal Matematika Murni dan Aplikasi*, Vol.7 No.2 Edition May 2022.
- Golyandina N dan Zhigljavsky, A (2013). *Singular Spectrum Analysis for Time Series*. Springer Heidelberg New York, Dordrecht London.
- Graves, A. (2013). *Generating Sequences with Recurrent Neural Networks*. Computation Science.
- Hameed, Z., & Zafirain, B. G. (2020). Sentiment Classification Using a Single-Layered BiLSTM Model. *IEEE Access*, 8, 73992–74001.
- Kasuba, S Panelewen, V.V dan Wantasen, E (2015). Potensi Komoditi Unggulan Agribisnis Holtikultura dan strategi pengembangannya di Kabupaten Halmahera Selatan. *Jurnal Zootek*, 36(1), 390-402.
- Kelvin, Purba, R., & Halim, A. (2022). Stock Price Prediction Using XCEEMDAN-Bidirectional LSTM-Spline. *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining (IJAIMD)*, 5(1), 1–12.
- Lensun, C.D Mandei, J.R dan Timban, J.F (2019). Adopsi Petani Terhadap Inovasi Alat Pertanian Modern Padi sawah Di Kelurahan Wolohan Dua Kecamatan Tomohon Barat Kota Tomohon. *Agri-Sosioekonomi*, 15(2), 355-362
- Liu, G, Zhang, G dan Zhang, T (2015). Software Reliability Forecasting : Singular Spectrum Analysis and ARIMA Hybrid Model. *International Symposium on Theoretical Aspects of Software Engineering*, IEEE Computer Society, 111-118.

- Moreno, J. J. M., Pol, A. P., Abad, A. S., & Blasco, B. C. (2013). Using the R-MAPE index as a resistant measure of forecast accuracy. *Psicothema*, 25(4), 500–506.
- Nimih, N Jannah, A dan Nurlenawati, N (2010). Respon Pertumbuhan dan Hasil Tanaman Cabai Merah (*Capsicum Annuum* L) Varietas Prabhu Terhadap Berbagai Dosis Pupuk Fosfat dan Bokashi Jerami Limbah Jamur Merang. *Agrika : Jurnal Ilmu-Ilmu Pertanian*, 4(1).
- Pitaloka, D (2017). Hortikultura: Potensi, Pengembangan dan Tantangan G-Tech : Jurnal Teknologi Terapan, 1(1), 1-4.
- Triwardana, N (2022). "Penerapan Algoritma Long Short Term Memory untuk memprediksi harga cabai rawit" Skripsi, Program Studi Teknik Informatika, UIN Sunan Gunung Djati, Bandung.
- Wahyuningsih, I (2012). Analisis Risiko Produksi dan Perilaku Penawaran Cabai Merah di Desa Perbawati, Kecamatan Sukabumi, Kabupaten Sukabumi, Provinsi Jawa Barat. *Skripsi, Bogor : Institut Pertanian Bogor*.
- Windy, A.M dan Jamil, A.S (2021). Peramalan Harga Cabai Merah Indonesia: Pendekatan ARIMA. *Agriekstensi : Jurnal Penelitian Terapan Bidang Pertanian*, 20(1), 90-106.
- Yang, M., & Wang, J. (2022). Adaptability of Financial Time Series Prediction Based on BiLSTM. 18–25
- Zhang, O, Wang, B.D, He, B, Peng, Y dan Ren, M.L. (2011). Singular Spectrum Analysis and ARIMA hybrid Model for Annual Runoff Forecasting. , *Water Resource Manage*, 25:2683-2703.