

Prediksi Harga Cabai Menggunakan Metode *Hybrid GARCH–LSTM*

Nisriina Hasnanda Darmawan *, Abdul Kudus

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Islam Bandung, Indonesia.

nisriinadarmawan@gmail.com, abdul.kudus@unisba.ac.id

Abstract. Chili prices are an important economic indicator, especially in agricultural regions such as West Java, where price fluctuations not only affect farmers' incomes but also influence inflation and public purchasing power. This study aims to predict chili prices using a hybrid approach that combines the Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) model and Long Short-Term Memory (LSTM) neural network, where GARCH is used to model the linear component of return volatility, while LSTM captures the nonlinear patterns in the GARCH residuals, thereby improving prediction accuracy. Daily chili price data were preprocessed, followed by the application of the GARCH model to obtain linear predictions and residuals, which were then used as input for the LSTM model to predict the nonlinear component. The final prediction was obtained by combining both linear and nonlinear forecasts. Evaluation results show strong performance with a (MAE) of 3,302.54, (RMSE) of 6,826.48, and (MAPE) of 4.09%, indicating a very low relative error and high prediction accuracy. The hybrid approach proves effective by leveraging the strengths of both models in capturing complex nonlinear dynamics, making the GARCH-LSTM hybrid model a reliable alternative for forecasting chili prices and other agricultural commodities.

Keywords: *Chili Price Prediction, GARCH, LSTM, Hybrid Model.*

Abstrak. Harga cabai merupakan salah satu indikator penting dalam perekonomian, terutama di daerah agraris seperti Jawa Barat, di mana fluktuasinya tidak hanya berdampak pada pendapatan petani, tetapi juga memengaruhi inflasi dan daya beli masyarakat. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga cabai menggunakan pendekatan hibrida yang menggabungkan model Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) dan Long Short-Term Memory (LSTM), di mana GARCH digunakan untuk memodelkan komponen linier dari volatilitas data return, sementara LSTM memanfaatkan residual dari model GARCH untuk menangkap pola nonlinier yang tidak dijelaskan oleh model linier, sehingga diharapkan dapat meningkatkan akurasi prediksi. Data harga cabai harian diproses melalui tahapan preprocessing, dilanjutkan dengan penerapan model GARCH untuk mendapatkan prediksi linier dan residualnya, yang kemudian diolah oleh model LSTM untuk memprediksi komponen nonlinier, lalu digabungkan menjadi prediksi akhir. Hasil evaluasi menunjukkan performa yang baik dengan nilai Mean Absolute Error (MAE) sebesar 3302.54, Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 6826.48, dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 4.09%, yang menandakan tingkat kesalahan relatif yang sangat rendah dan akurasi prediksi yang tinggi. Pendekatan hibrida ini terbukti efektif karena mampu memanfaatkan kekuatan kedua model dalam menangkap dinamika nonlinier yang kompleks sehingga model hybrid GARCH-LSTM dapat dijadikan alternatif yang andal untuk prediksi harga cabai maupun komoditas lainnya.

Kata Kunci: *Prediksi Harga Cabai, GARCH, LSTM, Model Hybrid..*

A. Pendahuluan

Harga cabai merah merupakan salah satu indikator penting dalam kestabilan ekonomi domestik, khususnya di negara agraris seperti Indonesia. Sebagai komoditas pangan strategis dan bahan pokok utama dalam konsumsi rumah tangga, cabai memiliki peran krusial terhadap inflasi, daya beli masyarakat, serta pendapatan petani. Di provinsi Jawa Barat, yang merupakan salah satu sentra produksi cabai nasional, harga cabai menunjukkan pola fluktuatif yang tajam, dengan lonjakan harga yang dalam beberapa kasus mencapai lebih dari 150% dalam waktu singkat (Dinas Ketahanan Pangan dan Pertanian Provinsi Jawa Barat, 2023). Ketidakstabilan harga ini menciptakan ketidakpastian ekonomi, baik di tingkat rumah tangga maupun dalam skala kebijakan pemerintah.

Fluktuasi harga cabai umumnya dipengaruhi oleh berbagai faktor kompleks seperti musim tanam, curah hujan, produksi, permintaan pasar, gangguan distribusi, serta kejadian luar biasa seperti pandemi atau bencana alam (BPS, 2023). Fenomena ini menuntut adanya sistem peramalan harga yang akurat dan responsif terhadap dinamika pasar. Dalam konteks pembangunan nasional dan ketahanan pangan, prediksi harga yang reliabel dapat menjadi dasar pengambilan keputusan bagi petani, pelaku pasar, hingga pemerintah daerah untuk mengantisipasi gejolak harga dan mengembangkan strategi distribusi yang adaptif.

Prediksi harga komoditas seperti cabai merah termasuk dalam ranah analisis deret waktu (*time series analysis*). Model statistik tradisional seperti ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) telah banyak digunakan dalam berbagai studi untuk meramalkan data berurutan (Box et al., 2015). ARIMA mampu menangkap komponen tren dan musiman dengan asumsi bahwa varians data bersifat konstan dan linier. Namun demikian, dalam konteks harga pangan yang menunjukkan volatilitas tinggi dan hubungan nonlinier antar waktu, pendekatan ARIMA memiliki keterbatasan, khususnya dalam menangani heteroskedastisitas atau varians yang tidak konstan sepanjang waktu (Montgomery et al., 2008).

Untuk mengatasi masalah ini, model GARCH (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*) diperkenalkan oleh (Bollerslev, 1986) sebagai solusi untuk memodelkan fluktuasi volatilitas dalam data deret waktu finansial dan ekonomi. Model GARCH sangat efektif dalam menangkap dinamika varians bersyarat yang berubah dari waktu ke waktu, yang umum dijumpai pada harga komoditas atau aset keuangan. Namun, meskipun unggul dalam menangkap karakteristik volatilitas jangka pendek, GARCH masih terbatas dalam mengenali pola nonlinier dan jangka panjang dalam data, serta tidak dirancang untuk secara eksplisit mengakomodasi variabel eksogen.

Seiring dengan perkembangan teknologi komputasi dan ilmu data, pendekatan berbasis pembelajaran mesin (*machine learning*) seperti *Recurrent Neural Network* (RNN) dan turunannya, yaitu *Long Short-Term Memory* (LSTM), semakin banyak digunakan untuk pemodelan deret waktu yang kompleks. LSTM dirancang untuk menangani dependensi jangka panjang serta hubungan nonlinier dalam data, dan telah diaplikasikan secara luas dalam prediksi keuangan, cuaca, hingga harga komoditas. LSTM memiliki keunggulan dalam mempertahankan memori jangka panjang melalui struktur gerbang (*gates*) internal, sehingga mampu mengingat informasi penting dari masa lalu yang relevan terhadap prediksi masa depan (Hochreiter & Schmidhuber, 1997).

Namun, LSTM juga memiliki kekurangan, yaitu cenderung kurang efisien dalam menangkap volatilitas jangka pendek yang bersifat lokal dan stokastik (Fischer & Krauss, 2018). Oleh karena itu, pendekatan hybrid yang menggabungkan kekuatan model GARCH dan LSTM dinilai sebagai solusi yang tepat. Dalam pendekatan ini, GARCH digunakan untuk memodelkan volatilitas jangka pendek, sedangkan LSTM menangani struktur jangka panjang dan pola nonlinieritas dalam data harga cabai. Kombinasi ini memungkinkan terciptanya model prediksi yang lebih akurat, adaptif, dan robust. Penelitian (Ginting et al., 2023) menunjukkan bahwa model hybrid GARCH-LSTM mampu meningkatkan performa prediktif secara signifikan dibandingkan model tunggal, khususnya dalam memodelkan harga komoditas yang volatil dan tidak menentu (Wang et al., 2022).

Sebelum integrasi kedua model tersebut, diperlukan tahapan uji stasioneritas menggunakan *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) (Dickey & Fuller, 1979), serta uji heteroskedastisitas (Tsay, 2006) dengan ARCH-LM untuk memastikan bahwa data layak diproses dalam kerangka model GARCH. Selanjutnya, residual dari model GARCH digunakan sebagai input LSTM setelah proses normalisasi dan pembagian dataset. Dalam tahap evaluasi, metrik umum yang digunakan adalah *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Squared Error* (MSE), dan *Root Mean Squared Error* (RMSE) untuk mengukur kinerja akurasi prediksi.

Data dalam penelitian ini bersumber dari Pusat Informasi Harga Pangan Strategis (PIHPS) berupa harga cabai harian di Provinsi Jawa Barat periode 2022 hingga 2024. Rentang waktu tersebut dipilih karena mencerminkan dinamika pasar pasca pandemi dan mencakup berbagai musim panen serta gejolak ekonomi global. Dengan populasi Indonesia yang telah melampaui 275 juta jiwa (World Bank, 2023), permintaan terhadap cabai sebagai komoditas pokok terus meningkat, memperkuat urgensi untuk memiliki sistem prediksi harga yang akurat dan berkelanjutan.

Penelitian ini bertujuan untuk: (1) Mengembangkan model hybrid GARCH-LSTM dalam memprediksi harga cabai merah, dan (2) Mengukur tingkat akurasi model berdasarkan indikator evaluasi prediksi. Secara teoritis, penelitian ini memberikan kontribusi terhadap literatur mengenai pemodelan hybrid antara statistik klasik dan deep learning.

B. Metode

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode prediktif yang memanfaatkan data deret waktu harga cabai merah besar di Provinsi Jawa Barat. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder dengan frekuensi harian selama periode 3 Januari 2022 hingga 30 Desember 2024, yang diperoleh dari Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional (PIHPS). Terdapat sebanyak 1.093 observasi harga cabai yang dianalisis. Pemilihan data harian bertujuan untuk menangkap dinamika fluktuasi harga yang terjadi dalam jangka pendek maupun menengah secara lebih rinci dan akurat.

Model hybrid GARCH-LSTM menggabungkan dua jenis model untuk menangkap karakteristik linier dan non-linier dari data. Model GARCH digunakan sebagai model awal untuk menangkap elemen-elemen linier dari data, sedangkan model LSTM digunakan untuk mengekstraksi komponen-komponen non-linier. Secara umum, prosedur dari model hybrid GARCH-LSTM dijelaskan dalam Gambar 1. Pertama, data return dimodelkan menggunakan model GARCH. Penentuan orde dari model GARCH dilakukan berdasarkan fungsi autokorelasi (ACF) dan fungsi autokorelasi parsial (PACF) dari data return. Kedua, residual dari model GARCH kemudian dimodelkan menggunakan model LSTM. Terakhir, hasil prediksi akhir dari model hybrid dihitung sebagai penjumlahan dari nilai prediksi model GARCH dan model LSTM (Mualifah et al., 2024). Rumus perhitungan dari model hybrid didefinisikan sebagai berikut:

$$y_r(t) = y_o(t) - y_g(t) \quad (1)$$

$$y_f(t) = y_g(t) + y_l(t) \quad (2)$$

di mana:

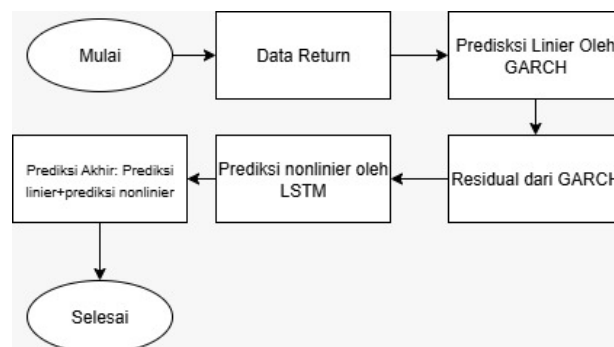
$y_o(t)$: nilai observasi aktual pada waktu t ,

$y_g(t)$: nilai prediksi dari model GARCH,

$y_r(t)$: residual antara nilai aktual dan nilai prediksi GARCH,

$y_l(t)$: nilai prediksi residual dari model LSTM,

$y_f(t)$: nilai prediksi akhir dari model hybrid.

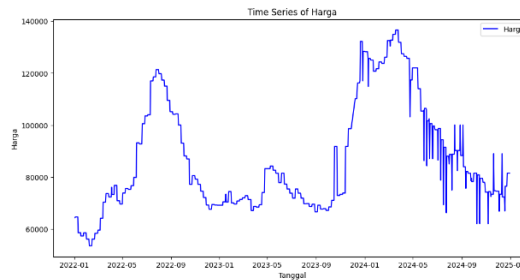


Gambar 1. Tahapan Analisis

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Bagian Analisis Deskriptif

Untuk memberikan gambaran mengenai perkembangan harga cabai besar di Jawa Barat pada periode penelitian disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Perkembangan Harga Cabai

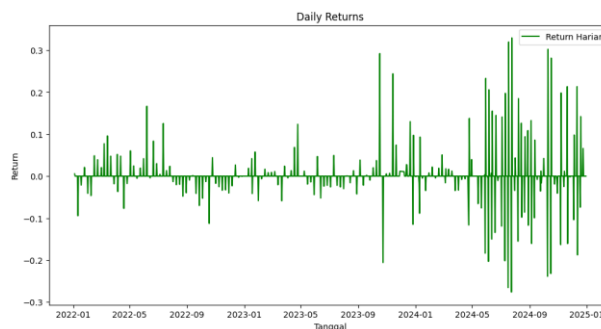
Gambar 2 menggambarkan perubahan harga dari waktu ke waktu, dengan fluktuasi yang cukup besar terjadi pada beberapa titik. Fluktuasi harga dalam grafik ini menunjukkan volatilitas tinggi dengan harga tertinggi mencapai lebih dari Rp130.000 pada Maret 2024 dan penurunan tajam hingga sekitar Rp70.000–Rp90.000 di beberapa waktu. Fluktuasi ini kemungkinan besar dipengaruhi oleh faktor musim, pasokan, permintaan, dan kondisi ekonomi.

Transformasi data

Langkah awal dalam penelitian ini adalah data harga dikonversi menjadi nilai return harian menggunakan rumus return logaritmik, yang bertujuan untuk menstabilkan variansi data dan mengubah data harga yang bersifat non-stasioner menjadi lebih siap untuk dianalisis secara statistik. Transformasi return dihitung menggunakan persamaan (Tsay, 2006):

$$r_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \quad (3)$$

Di mana r_t adalah return pada hari ke- t , P_t adalah harga pada hari ke- t , dan P_{t-1} adalah harga pada hari sebelumnya.



Gambar 3. Return Harian

Gambar 3 menunjukkan plot residual return harian pada deret waktu harga cabai. Adanya perubahan besar yang diikuti perubahan kecil pada hari-hari berturut-turut menunjukkan karakteristik heteroskedastisitas bersyarat dalam proses variansi deret return. Data deret waktu ini menggunakan spesifikasi model GARCH untuk memodelkan volatilitas *return* pada deret waktu harga cabai.

Uji kestasioneran

Setelah memperoleh data return, dilakukan pengujian stasioneritas dengan menggunakan uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) yang hasilnya disajikan pada Tabel 1.

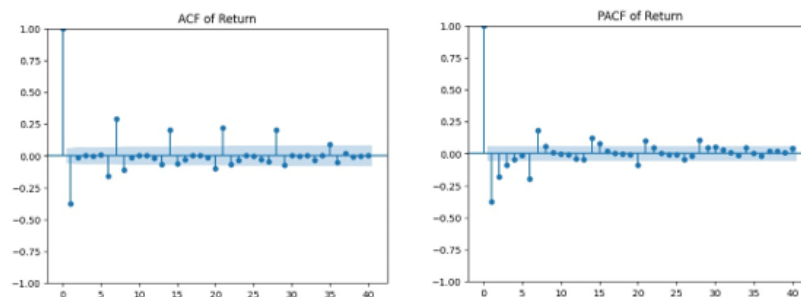
Tabel 1. Hasil Uji ADF

Uji ADF (Augmented Dickey-Fuller)	
Statistik ADF	-5,9276313131759
<i>p-value</i>	0,0000002422499

Berdasarkan hasil uji ADF yang ditampilkan pada Tabel 1 nilai $p\text{-value} = 0,0000002422499 < 0.05$ menunjukkan bahwa data *return* harga cabai sudah stasioner.

Pemodelan ARMA

Setelah data return sudah stasioner, return dimodelkan terlebih dahulu menggunakan model ARMA (*Autoregressive Moving Average*) guna menangkap komponen linier dalam data. Identifikasi model pada ARIMA dilakukan dengan melihat hasil correlogram ACF dan PACF.



Gambar 4. Plot ACF dan PACF Return

Grafik ACF menunjukkan autokorelasi signifikan pada beberapa lag terutama lag 1, 5, 6, dan kelipatan 7, namun tidak ada pola cut-off tajam, mengindikasikan komponen MA yang lemah. Oleh karena itu, MA(1) dianggap cukup. Grafik PACF menunjukkan spike signifikan hanya pada lag 1 dan beberapa lag awal tanpa pola penurunan jelas, menunjukkan komponen AR yang juga lemah, sehingga AR(1) dianggap memadai. Berdasarkan pola tersebut, model tentatif yang dipilih adalah AR(1), MA(1), dan ARMA(1,1). Estimasi parameter dan signifikansinya ditampilkan dalam tabel berikut:

Estimasi dan signifikansi parameter model ARMA

Dari model tentatif dilakukan estimasi parameter dan signifikansi parameter serta AIC, yang hasilnya di sajikan dalam tabel berikut:

Tabel 2. Estimasi dan signifikansi parameter model tentatif

Model	Parameter	Parameter Estimation	p-value	AIC
AR(1)	const	0,0003	0,731	-3882,87
	ar,L1	-0,3764	0,000	
MA(1)	const	0,0003	0,636	-3931,67
	ma,L1	-0,4800	0,000	
ARMA(1,1)	const	0,0003	0,628	-3930,3
	ar,L1	0,0503	0,383	
	ma,L1	-0,5185	0,000	

Berdasarkan tabel 2 terlihat bahwa semua parameter model tentative lolos uji signifikansi dengan nilai absolut AIC terkecil. Adalah model AR(1) yang selanjutnya akan dilakukan pemeriksaan residual untuk mengetahui apakah terdapat efek heteroskedastisitas.

Pemeriksaan Residual

Pemeriksaan heteroskedastisitas pada residual model AR(1) dengan menggunakan uji ARCH-LM yang ditampilkan pada Tabel 3.

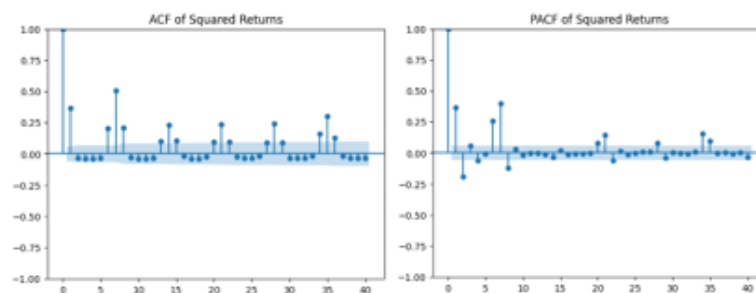
Tabel 3. Hasil Uji Heteroskedastisitas

Uji Heteroskedastisitas (ARCH-LM)	
Statistik LM	7.85
<i>p-value</i>	0.00

Hasil uji ARCH-LM pada Tabel 3 menunjukkan statistik LM sebesar 7.85 dengan *p-value* sebesar 0.00. Nilai *p-value* yang sangat kecil ($< 0,05$) menunjukkan bahwa tolak hipotesis nol dan dapat disimpulkan bahwa terdapat heteroskedastisitas dalam model AR(1) sehingga dapat dilanjutkan ke pemodelan GARCH

Pemodelan GARCH(1,1)

Model GARCH yang digunakan dalam penelitian ini adalah GARCH(1,1), karena model ini relatif sederhana namun mampu menangkap sebagian besar dinamika volatilitas jangka pendek dalam data ekonomi dan keuangan. Spesifikasi model GARCH(1,1) dipilih berdasarkan pola pada grafik ACF dan PACF dari return kuadrat, yang menunjukkan adanya volatilitas clustering.



Gambar 5. Plot ACF dan PACF Squared Return

Estimasi parameter dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) terhadap parameter omega (konstanta), alpha (pengaruh shock baru), dan beta (pengaruh volatilitas masa lalu). Setelah parameter terestimasi, dilakukan uji signifikansi terhadap setiap koefisien menggunakan nilai *p-value*. Hasilnya tersaji pada Tabel 4 berikut:

Tabel 4. Hasil Pendugaan Parameter Model GARCH(1,1)

Model GARCH(1,1)	<i>coeff</i>	t	$P > t $
omega	0,000036	2,82	0,0047
alpha[1]	0,05	3,69	0,0002
beta[1]	0,93	49,39	0

Berdasarkan Tabel 4.4 koefisien omega (ω) memiliki nilai 0,000036 dan sangat signifikan (*p-value* = 0,0047), menunjukkan adanya komponen konstan dalam volatilitas, meskipun nilainya sangat kecil. Koefisien *alpha*[1] (α_1) memiliki nilai 0.05 dan sangat signifikan (*p-value* = 0,0002), yang berarti bahwa shock baru memiliki pengaruh signifikan terhadap volatilitas saat ini. Sebaliknya, koefisien

β_1 (β_1) memiliki nilai 0.93 dan sangat signifikan ($p\text{-value} = 0.000$), menunjukkan bahwa volatilitas masa lalu memiliki pengaruh yang sangat kuat dan berkelanjutan terhadap volatilitas saat ini. Total persistensi volatilitas, yang dihitung sebagai jumlah α_1 dan β_1 , adalah 0.9800, mendekati 1, yang menunjukkan bahwa volatilitas sangat persisten. Persamaan model GARCH(1,1) sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = 0,0000356 + 0,05\varepsilon_{t-1}^2 + 0,93\sigma_{t-1}^2$$

Prediksi Volatilitas

Setelah model GARCH terbentuk, dilakukan prediksi terhadap volatilitas harga cabai dan perhitungan residual dari hasil model. Residual yang diperoleh kemudian diuji kembali menggunakan uji Ljung-Box untuk memastikan tidak terdapat autokorelasi yang tersisa pada residual maupun residual kuadrat. Jika uji menunjukkan tidak ada korelasi yang signifikan, maka model GARCH dinilai cukup baik untuk menangkap dinamika volatilitas dalam data. Hasil uji Ljung-Box 10 lag pertama menghasilkan $p\text{-value} < 0,05$ yang terdapat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Uji Ljung Box

Lag	Q	$p\text{-value}$
1	1,344428	0,246255
2	1,57932	0,453999
3	1,698972	0,637162
4	2,030131	0,730217
5	3,430203	0,633974
6	8,163175	0,226391
7	33,691071	0,00002
8	33,731733	0,000045
9	34,013936	0,000089
10	34,23192	0,000169

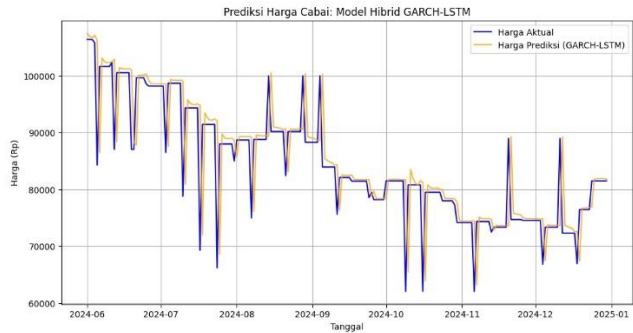
Uji Ljung-Box menunjukkan bahwa residu model bersifat *white noise* hingga lag ke-6 ($p\text{-value} > 0,05$), namun terdapat korelasi serial yang signifikan mulai lag ke-7 hingga lag ke-10 ($p\text{-value} < 0,05$, terendah 0,000020). Hal ini mengindikasikan bahwa model belum sepenuhnya menangkap dinamika data, terutama pada jangka menengah, sehingga masih ada struktur yang tidak dijelaskan dalam residual atau ada pola nonlinier yang tidak bisa ditangkap oleh model GARCH(1,1).

Pemodelan Hybrid GARCH-LSTM

Karena keterbatasan model GARCH(1,1) dalam menangani pola nonlinier dan residual yang belum sepenuhnya bersih atau *white noise*, maka dilanjutkan dengan pemodelan *hybrid* GARCH-LSTM, *output* dari model GARCH, berupa prediksi volatilitas dan residual, kemudian *standardized* residual digunakan sebagai input (*fitur*) dalam pemodelan LSTM.

Langkah berikutnya adalah membangun model *Long Short-Term Memory* (LSTM), yang merupakan salah satu bentuk *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dirancang untuk menangkap pola jangka panjang dalam data deret waktu. Sebelum membangun model, dilakukan normalisasi terhadap *fitur* input menggunakan metode *Min-Max Scaler* agar semua variabel berada pada skala $[0,1]$, sehingga mempercepat proses pelatihan jaringan saraf. Dataset kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan (80%) dan data pengujian (20%) dengan metode *time series split* agar tidak terjadi kebocoran data (*data leakage*).

Dalam membangun model LSTM, dilakukan *tuning* parameter (*hyperparameter tuning*) secara manual. Dalam model hibrida, residual dari model GARCH dimodelkan menggunakan model LSTM. Struktur jaringan untuk model LSTM dalam model hibrida sama seperti struktur model LSTM pada umumnya, yaitu: LSTM layer – Dropout Layer – Dense Layer. Kombinasi *hyperparameter* terbaik untuk jaringan LSTM dalam model hibrida adalah jumlah neuron sebanyak 50, *learning rate* 0,001, dan jumlah *epoch* sebanyak 150.



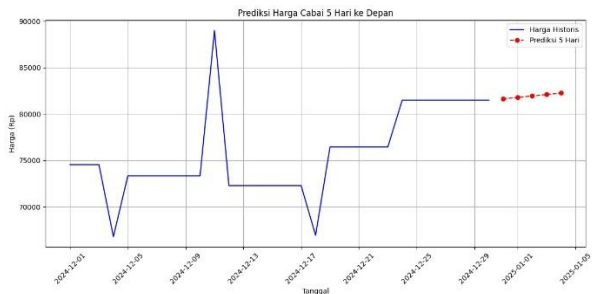
Gambar 6. Prediksi Harga vs Harga Aktual

Setelah model dilatih, dilakukan validasi menggunakan data pengujian. Validasi model Hybrid disajikan pada Gambar 6. Kinerja model LSTM dievaluasi dengan menggunakan beberapa metrik, antara lain *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Evaluasi ini dilakukan untuk mengukur tingkat akurasi prediksi terhadap data aktual yang ditunjukkan pada tabel 6.

Tabel 6. Metrik Evaluasi

Metrik Evaluasi	
MAE (Mean Absolute Error)	3302,54
RMSE (Root Mean Squared Error)	6826,48
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	4,09%

Model hybrid yang terbentuk kemudian digunakan untuk meramalkan harga cabai merah besar di masa mendatang. Grafik prediksi 5 hari ke depan ditampilkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Prediksi 5 Hari Ke Depan

Prediksi untuk 5 hari mendatang menunjukkan stabilitas relatif, dengan harga cenderung tetap di kisaran Rp82.000–Rp84.000. Hal ini menunjukkan bahwa model hybrid GARCH-LSTM berhasil memproyeksikan tren stabil setelah periode fluktuasi yang signifikan pada data historis. Dalam grafik, dapat dilihat bahwa harga cabai selama beberapa minggu terakhir mengalami lonjakan dan penurunan tajam, namun model prediksi menunjukkan pola yang lebih tenang dan konsisten untuk periode mendatang. Ini mencerminkan kemampuan model dalam memahami dinamika volatilitas dari data historis serta memproyeksikan kestabilan harga di masa depan. Hasil ini memberikan keyakinan bahwa pendekatan kombinasi antara GARCH (untuk memodelkan volatilitas) dan LSTM (untuk memproses pola kompleks deret waktu) efektif dalam meramalkan pergerakan harga cabai, terutama dalam situasi di mana data memiliki karakteristik fluktuatif tinggi.

D. Kesimpulan

Penelitian ini menggunakan pendekatan hibrida yang menggabungkan model GARCH dan LSTM untuk memprediksi volatilitas data return. Proses dimulai dengan memanfaatkan model GARCH untuk memprediksi komponen linier dari volatilitas, kemudian residual dari hasil prediksi GARCH diolah oleh model LSTM guna menangkap pola nonlinier yang tidak dijelaskan oleh model linier. Hasil prediksi linier dari GARCH dan prediksi nonlinier dari LSTM kemudian digabungkan untuk menghasilkan prediksi akhir yang lebih akurat. Pendekatan hibrida ini memanfaatkan kekuatan kedua model, di mana GARCH efektif dalam menangani struktur volatilitas linier, sementara LSTM mampu menangani dinamika nonlinier yang kompleks, sehingga menghasilkan prediksi yang lebih komprehensif dan andal.

Ucapan Terimakasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Allah *Subhanahu wa Ta'ala* yang senantiasa memberikan Rahmat dan hidayah-Nya, serta kepada orang tua dan keluarga telah memberikan dukungannya. Terima kasih kepada Bapak Abdul Kudus selaku dosen pembimbing yang telah memberikan arahan dan bimbingannya selama penelitian ini. Ucapan terima kasih juga ditujukan kepada semua dosen

Daftar Pustaka

- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307–327. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time Series Analysis: Forecasting and Control, 5th Edition* (5th ed.). Wiley.
- BPS. (2023). *Inflasi Harga Cabai Merah di Indonesia*.
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 427. <https://doi.org/10.2307/2286348>
- Dinas Ketahanan Pangan dan Pertanian Provinsi Jawa Barat, D. (2023). *Laporan Bulanan Harga Komoditas Pertanian*.
- Fischer, T., & Krauss, C. (2018). Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions. *European Journal of Operational Research*, 270(2), 654–669. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.11.054>
- Ginting, N. M., Lubis, A. R., & Zendrato, M. (2023). Analisis Volatilitas, Integrasi Pasar Dan Transmisi Harga Cabai Merah Di Provinsi Sumatera Utara, Indonesia. *Agro Bali : Agricultural Journal*, 6(3), 827–839. <https://doi.org/10.37637/ab.v6i3.1519>
- Herliani, F. D., & Kudus, A. (2023). Penanganan Data Missing dengan Algoritma Multivariate Imputation By Chained Equations (MICE). *DataMath: Journal of Statistics and Mathematics*, 1(1), 35–42. <https://doi.org/10.29313/datamath.v1i1.25>
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>

- Montgomery, D., Jennings, C., & Kulahci, M. (2008). *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*.
- Mualifah, L. N. A., Soleh, A. M., & Notodiputro, K. A. (2024). Comparison of GARCH, LSTM, and Hybrid GARCH-LSTM Models for Analyzing Data Volatility. *International Journal of Advances in Soft Computing and Its Applications*, 16(2), 150–165. <https://doi.org/10.15849/IJASCA.240730.10>
- Novian, W., & Herlina, M. (2022). Faktor-faktor yang Mempengaruhi Perilaku Masyarakat terhadap Penggunaan Internet pada Desa Digital Sukaraja. *Jurnal Riset Statistika*, 161–168. <https://doi.org/10.29313/jrs.v2i2.1466>
- Tsay, R. S. (2006). Analysis of Financial Time Series. In *Technometrics* (Vol. 48, Issue 2). <https://doi.org/10.1198/tech.2006.s405>
- Wang, Y., Liu, P., Zhu, K., Liu, L., Zhang, Y., & Xu, G. (2022). A Garlic-Price-Prediction Approach Based on Combined LSTM and GARCH-Family Model. *Applied Sciences (Switzerland)*, 12(22). <https://doi.org/10.3390/app122211366>
- World Bank, G. (2023). *Indonesia Population Data*.
- Zakiyatis Salmaini, & Suliadi. (2021). SPC (Statistical Process Control) Fase II Diagram Kendali Cusum (Cumulative Sum) Nonparametrik Berdasarkan Statistik Mann-Whitney Pada Data Harga Saham PT NO. *Jurnal Riset Statistika*, 1(2), 83–91. <https://doi.org/10.29313/jrs.v1i2.404>