



Department of Digital Business

**Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)**

Homepage: <https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS>

Vol. 4 No. 3 (2025) pp: 7404-7411

P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

---

## Perbandingan Performa Model GARCH, LSTM dan Hybrid untuk Prediksi Harga Saham Syariah JII

Shynde Limar Kinanti, Intan Rozana  
Teknologi Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika  
[shyhnde.slk@bsi.ac.id](mailto:shyhnde.slk@bsi.ac.id), [intan.irz@bsi.ac.id](mailto:intan.irz@bsi.ac.id)

### Abstrak

Pasar saham syariah di Indonesia menunjukkan pertumbuhan yang pesat seiring meningkatnya minat masyarakat terhadap investasi berbasis prinsip Islam. Namun demikian, harga saham syariah bersifat fluktuatif sehingga untuk melakukan prediksi harga saham menjadi sebuah tantangan. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa model GARCH, LSTM, dan model hybrid GARCH-LSTM dalam memprediksi harga saham. Data yang digunakan adalah data harga saham syariah dari Jakarta Islamic Index (JII) yaitu salah satu indeks saham yang ada di Indonesia yang menghitung index harga rata-rata saham untuk jenis saham-saham yang memenuhi kriteria syariah. Data diambil dalam periode 5 tahun sejak 1 September 2019 hingga 31 Agustus 2025. Evaluasi model berdasarkan nilai Root Mean Square Error (RMSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE), model hybrid menunjukkan performa terbaik dengan RMSE sebesar 6.85 dan MAPE 1.10%, jauh lebih rendah dibandingkan model GARCH (RMSE 41.45; MAPE 6.79%) maupun LSTM (RMSE 39.81; MAPE 6.67%). Hal ini menunjukkan bahwa integrasi volatilitas dari GARCH ke dalam struktur pembelajaran LSTM secara signifikan meningkatkan akurasi dan stabilitas hasil prediksi. Model hybrid berhasil mengatasi kelemahan masing-masing model tunggal, dengan menggabungkan kemampuan GARCH dalam menangkap volatilitas serta keunggulan LSTM dalam mempelajari pola non-linear dan jangka panjang.

*Kata kunci: Prediksi Harga Saham, Harga Saham Syariah, Volatilitas, GARCH, LSTM, Hybrid Model*

### 1. Latar Belakang

Penelitian mengenai pasar saham hingga kini terus mengalami perkembangan empiris oleh para peneliti di bidang keuangan. Hal ini disebabkan pasar saham yang senantiasa berubah dan memiliki keterkaitan erat dengan kinerja makroekonomi. Dengan demikian, semakin banyak penelitian empiris dilakukan terkait pasar saham, maka akan semakin banyak pula kontribusi temuan yang dapat mendorong kemajuan dan pengembangan pasar saham itu sendiri [1].

Pasar modal syariah di Indonesia menunjukkan perkembangan yang cukup pesat seiring dengan semakin meningkatnya minat masyarakat untuk berinvestasi dengan tetap berpegang pada prinsip-prinsip Islam [2]. Salah satu instrumen yang menempati posisi penting dalam pasar modal ini adalah saham syariah, yang tercatat dalam indeks seperti Jakarta Islamic Index (JII). Sama halnya dengan saham konvensional, pergerakan harga saham syariah sangat dipengaruhi oleh dinamika ekonomi makro, kebijakan pemerintah, kondisi global, serta sentimen pasar. Oleh karena itu, fluktuasi harga saham syariah cenderung tinggi dan sering kali sulit untuk diprediksi secara tepat [3].

Berbagai pendekatan telah digunakan dalam upaya meramalkan harga saham syariah. Salah satunya adalah model statistik seperti *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (GARCH) yang diperkenalkan oleh Bollerslev pada tahun 1986 [4]. Menurut Bobby Hartanto [5] GARCH mampu memodelkan dan memiliki tingkat akurasi yang baik untuk memprediksi data time series yang memiliki volatilitas cukup tinggi serta banyak dimanfaatkan karena kemampuannya dalam menangkap dinamika volatilitas harga saham dari waktu ke waktu.

Model GARCH(1,1) terbukti efektif dalam menangkap heteroskedastisitas bersyarat, sehingga mampu merepresentasikan fluktuasi ketidakpastian pada pasar saham. Berbagai studi empiris menegaskan bahwa meskipun telah muncul beragam model yang lebih kompleks, performa GARCH(1,1) dalam memprediksi volatilitas masih sulit disaingi, sehingga model ini kerap dijadikan standar pembandingan (*benchmark*) [6,7]. Dengan

demikian, penerapan GARCH(1,1) tetap relevan baik di ranah akademik maupun praktik keuangan, khususnya dalam pengelolaan risiko [8].

Pendekatan machine learning yang sering digunakan untuk melakukan prediksi harga saham adalah metode *Long Short-Term Memory* (LSTM). Model LSTM mampu menghasilkan model prediksi yang lebih baik dalam memprediksi harga saham [9]. Model ini lebih unggul dalam mengenali pola jangka panjang pada data runtun waktu dan mampu mengatasi permasalahan *vanishing gradient* yang sering terjadi pada *Recurrent Neural Network* [10,11]. Namun demikian, penggunaan kedua model ini secara terpisah masih memiliki keterbatasan. GARCH lebih berfokus pada volatilitas dan kurang mampu menangkap pola nonlinier yang kompleks, sementara LSTM sering kali menghasilkan prediksi yang kurang akurat ketika diterapkan pada data dengan tingkat volatilitas yang tinggi [12,13].

Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan penggabungan keduanya dalam model *hybrid* GARCH-LSTM. Pendekatan ini diharapkan dapat memanfaatkan keunggulan GARCH dalam memodelkan volatilitas serta kelebihan LSTM dalam menangkap pola jangka panjang, sehingga mampu memberikan prediksi harga saham syariah yang lebih akurat dan stabil. Secara khusus, penelitian ini bertujuan untuk: (1) menganalisis karakteristik return dan volatilitas saham syariah, (2) membandingkan kinerja model GARCH, LSTM, dan hybrid GARCH-LSTM, serta (3) menentukan model terbaik dalam memprediksi harga saham syariah.

## 2. Metode Penelitian

### 2.1 Data

Penelitian ini menggunakan data harga saham syariah dari Jakarta Islamic Index (JII) yaitu salah satu indeks saham yang ada di Indonesia yang menghitung index harga rata-rata saham untuk jenis saham-saham yang memenuhi kriteria syariah. Data diambil dalam periode 5 tahun sejak 1 September 2020 hingga 31 Agustus 2025. Data diubah menjadi return logaritmik harian seperti pada formula (1),

$$y_t = \log \left( \frac{P_t}{P_{t-1}} \right) \times 100 \quad (1)$$

dimana  $y_t$  merupakan return dan  $P_t, P_{t-1}$  merupakan rata-rata harga harian [14] kemudian dibagi menjadi data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20%.

### 2.2 Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH)

Untuk memodelkan fenomena *volatility clustering* yang terdapat dalam data runtun waktu tentang keuangan, digunakan model GARCH(1,1) [4]. Model ini menggambarkan varians kondisional  $\sigma_t^2$  sebagai fungsi dari residual kuadrat dan varians waktu sebelumnya seperti pada formula (2).

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \epsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (2)$$

Dimana  $\omega > 0$ ,  $\alpha \geq 0$ ,  $\beta \geq 0$ , dan  $\alpha + \beta < 1$  untuk memastikan stasioneritas. Residual yang dihasilkan oleh model GARCH menggambarkan dinamika yang belum ditangkap oleh model, sehingga sangat tepat digunakan sebagai input untuk model pembelajaran pada tahap berikutnya.

Model GARCH(1,1) menghasilkan prediksi volatilitas return sehingga, jika ingin dilakukan prediksi harga saham perlu dilakukan transformasi kembali ke bentuk return dan harga saham [14]. akar kuadratnya disebut **volatilitas** ( $\sigma_t$ ) dan return biasanya dimodelkan sebagai return pada waktu ke  $t$  seperti pada formula (3) dan prediksi harga seperti pada formula (4):

$$r_t = \mu_t + \sigma_t \epsilon_t \quad (3)$$

$$P_t = P_{t-1} \times e^{r_t} \quad (4)$$

Di mana

$\mu_t$  = return rata-rata bersyarat

$\sigma_t$  = volatilitas bersyarat dari GARCH

$\epsilon_t$  = error acak (biasanya diasumsikan iid  $N(0,1)N(0,1)N(0,1)$  atau distribusi student-t)

$P_t$  = harga saham periode  $t$

$r_t$  = return prediksi

### 2.3 Model Long Short-Term Memory (LSTM)

Residu dari model GARCH kemudian dimanfaatkan sebagai input pada jaringan LSTM untuk menangkap hubungan nonlinier serta pola ketergantungan jangka panjang [15]. Struktur LSTM terdiri dari sel memori yang memiliki tiga *gate* utama: *forget gate*, *input gate*, and *output gate*, di mana *forget gate* didefinisikan sebagai berikut

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (5)$$

dimana  $f_t$  menunjukkan *forget gate output*,  $\sigma$  menunjukkan fungsi aktivasi sigmoid, and  $W_f$ ,  $b_f$  merupakan bobot and bias.

Update pada sel memori dikontrol oleh

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (6)$$

$$g_t = \tanh(W_g \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_g) \quad (7)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot g_t \quad (8)$$

dimana  $i_t$  dan  $g_t$  adalah aktivasi *input gate* dan  $g_t$  sebagai nilai kandidat,

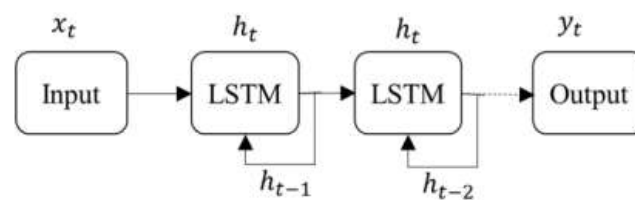
*output gate* dihitung berdasarkan

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (9)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t) \quad (10)$$

$h_t$  merupakan *output* dari *hidden state* [16].

Formula (5), (6), (7), (8), (9) dan (10) digunakan dalam proses LSTM seperti yang diperlihatkan secara ilustratif dapat dilihat pada Gambar 1

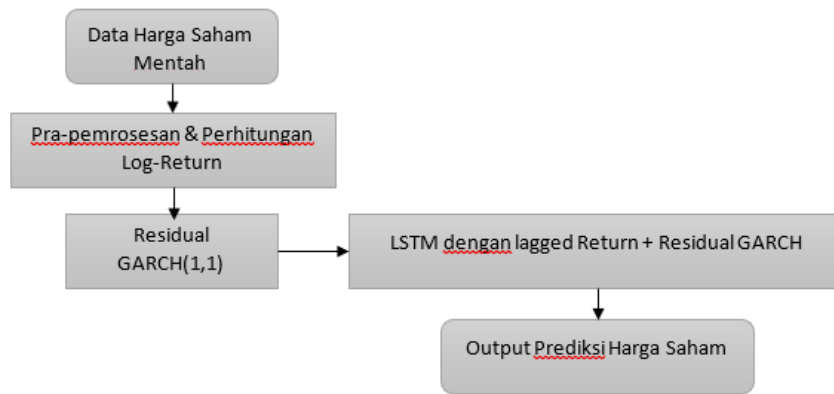


Gambar 1. Struktur Jaringan LSTM [17]

### 2.4 Hybrid GARCH-LSTM

Dalam penelitian ini, residu yang dihasilkan dari model GARCH digunakan sebagai fitur input untuk jaringan LSTM, sehingga memungkinkan jaringan untuk menangkap pola nonlinier yang tersimpan dalam deret yang telah disesuaikan dengan volatilitas. Hasil keluaran dari model GARCH dan LSTM kemudian digabungkan untuk meramalkan harga saham Syariah, memanfaatkan kemampuan GARCH dalam memodelkan volatilitas dan kekuatan LSTM dalam menangkap hubungan nonlinier.

Struktur hybrid GARCH-LSTM yang diusulkan, ditampilkan pada Gambar 2, dirancang untuk meningkatkan akurasi peramalan harga saham syariah. Proses dimulai dengan pra-pemrosesan data harga saham syariah untuk memperoleh log return yang stasioner. Selanjutnya, model GARCH(1,1) diterapkan untuk menangkap pengelompokan volatilitas dan menghasilkan residu yang menangkap fluktuasi jangka pendek. Residu ini kemudian digabungkan dengan lag return dan digunakan sebagai input untuk LSTM, memungkinkan jaringan untuk mempelajari bagaimana volatilitas berubah dari waktu ke waktu serta bagaimana nilai sebelumnya memengaruhi nilai berikutnya. Pendekatan hybrid ini memanfaatkan kekuatan komplementer GARCH dalam ketelitian statistik dan kemampuan LSTM dalam memodelkan urutan nonlinier, sehingga menghasilkan peramalan harga saham syariah yang lebih akurat dan tahan terhadap volatilitas tinggi [18]



Gambar 2. Diagram alur pemodelan Hibrid GARCH-LSTM [18]

## 2.5 Evaluasi model

Root Mean Square Error (RMSE) adalah salah satu metrik yang umum digunakan untuk mengukur akurasi model prediksi, termasuk pada prediksi harga saham. RMSE menghitung akar kuadrat dari rata-rata kuadrat selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi. Semakin kecil nilai RMSE, semakin baik performa model karena artinya prediksi lebih mendekati nilai aktual.

Secara matematis, RMSE dapat dituliskan sebagai:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (11)$$

Di mana

$y_i$  = harga saham actual pada waktu ke  $i$

$\hat{y}_i$  = harga saham prediksi pada waktu ke  $i$

$n$  = jumlah observasi

Dalam penelitian prediksi harga saham, RMSE berguna untuk membandingkan kinerja beberapa model, misalnya GARCH, LSTM, atau model hybrid. Model dengan RMSE paling rendah dianggap paling akurat dalam menangkap fluktuasi harga saham [19]

Evaluasi model bertujuan untuk menilai seberapa akurat model yang telah dibangun. Dalam penelitian ini, penilaian model juga dilakukan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). MAPE dihitung dengan mengambil rata-rata dari selisih absolut antara nilai aktual dan nilai prediksi, kemudian dibagi dengan nilai aktual. Rumus MAPE ditunjukkan pada persamaan (11) [20].

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \times 100\% \quad (12)$$

Nilai MAPE yang diperoleh perlu diklasifikasikan ke dalam beberapa kategori berdasarkan rentang tertentu untuk menilai kualitas model dalam memprediksi harga saham syariah. Hal ini memudahkan penentuan apakah prediksi yang dilakukan tergolong akurat atau tidak. Pembagian kategori nilai MAPE dapat dilihat pada Tabel 1 (Hani'ah, et.al, 2021).

Tabel 1. Pengelompokan MAPE

| MAPE  | Kategori                             |
|-------|--------------------------------------|
| <10   | Performa model prediksi akurat       |
| 10-20 | Performa model prediksi baik         |
| 20-50 | Performa model prediksi layak        |
| >50   | Performa model prediksi tidak akurat |

### 3. Hasil dan Diskusi

Data Harga saham Syariah di JII dieksplorasi melalui plot deret waktu untuk melihat pola dan karakteristik data. Secara eksplorasi Gambar 3 menunjukkan bahwa harga penutupan saham JII selama 5 tahun ini cenderung fluktuatif. Pada periode awal bulan September 2020 hingga awal tahun 2021 mengalami kenaikan yang cukup tajam hingga mencapai level tertinggi sekitar diatas Rp 650. Pada pertengahan 2021 hingga 2022 mengalami penurunan signifikan selanjutnya ngelami fase yang fluktuatif dikisaran Rp 520 hingga Rp 560. Tahun 2022 hingga 2023 perlahan mulai Kembali naik hingga mencapai harga Rp 600, namun pada akhir tahun 2023 sampai terjadi penurunan yang relative konsisten. Penurunan drastic terjadi pada 2024 hingga awal 2025 berada pada level terbawah sepanjang 5 tahun ini dengan harga sekitar Rp 380-an, dikarenakan adanya gejolak ekonomi global. Trimester kedua tahun 2025 harga mulai menguat meskipun masih jauh dari level tertinggi sebelumnya.



Gambar 3. Pergerakan Harga saham Syariah di JII September 2020 hingga Agustus 2025

Berdasarkan perhitungan diperoleh rata-rata harga penutupan saham JII selama 5 tahun ini sebesar Rp 551,269 dengan standar deviasi cukup tinggi yaitu sebesar Rp 48.858. Perhitungan return harian dilakukan untuk mengetahui volatilitas return harian dan diperoleh volatilitas hariannya sebesar 0.011 ini termasuk dalam kategori volatilitas harian yang tinggi karena nilainya berada pada selang  $Q_{75}=0.113$  dan  $Q_{90}=0.015$ .

Model GARCH (1,1) digunakan karena model ini dianggap sederhana namun mampu menangkap karakteristik utama data return saham. Fungsi utama dari model GARCH (1,1) adalah untuk memprediksi volatilitas saham. Berdasarkan hasil perhitungan data latih diperoleh hasil sebagai berikut:

Tabel 2. Hasil GARCH (1,1)

|          | Volatility Model |           |           |            |                       |
|----------|------------------|-----------|-----------|------------|-----------------------|
|          | coef             | std err   | t         | P> t       | 95.0% Conf. Int.      |
| omega    | 2.0272e-06       | 5.323e-11 | 3.808e+04 | 0.000      | [2.027e-06,2.027e-06] |
| alpha[1] | 0.0500           | 2.992e-02 | 1.670     | 9.484e-02  | [-8.665e-03, 0.109]   |
| beta[1]  | 0.9297           | 2.713e-02 | 34.270    | 2.221e-257 | [ 0.877, 0.983]       |

Berdasarkan Tabel 2 diperoleh hasil pendugaan model volatilitas GARCH (1,1) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = 2.0272e^{-06} + 0.0500\varepsilon_{t-1}^2 + 0.9297\sigma_{t-1}^2$$

Berdasarkan model tersebut diperoleh koefisien ARCH ( $\alpha$ ) 0.05 dan signifikan pada taraf nyata 5%, hal tersebut menunjukkan pengaruh guncangan atau kejutan return terhadap volatilitas jika terdapat lonjakan return hari ini maka bolatilitas besok akan meningkat. Sementara itu, koefisien GARCH ( $\beta$ ) 0.93 dan signifikan. Nilai tersebut bernilai cukup tinggi, hal ini menunjukkan bahwa terdapat presistensi volatilitas yang kuat, artinya guncangan pada return saham tidak segera hilang melainkan bertahan cukup lama sebelum akhirnya mereda. Jumlah  $\alpha+\beta$  mendekati satu, yaitu sekitar 0.98, mengindikasikan bahwa meskipun model bersifat stasioner, volatilitas return cenderung memiliki memori jangka panjang. Kondisi tersebut menegaskan bahwa ada *volatility clustering* pada data saham yang dianalisis, sehingga penggunaan model GARCH(1,1) tepat untuk menggambarkan dinamika ketidakpastian pasar.

Model GARCH(1,1) digunakan untuk memperoleh prediksi return beserta volatilitas saham pada periode mendatang. Sehingga untuk memperoleh prediksi harga saham maka prediksi return tersebut ditransformasi kembali menjadi harga saham dengan cara mengalikan harga periode sebelumnya dengan eksponensial dari return yang diproyeksikan menggunakan rumus (3).

Penelitian ini menggunakan model LSTM dua layer untuk memprediksi harga saham dengan menggunakan return hariannya. Selanjutnya, dilakukan standardize pada data return agar nilainya seragam, lalu dibuat dalam bentuk *jendela* sesuai jumlah *time steps* yaitu 10. Pada layer pertama dengan 50 unit memori (neuron). Output dari setiap *time step* dikembalikan ke layer berikutnya karena masih ada layer kedua, dilanjutkan dengan *dropout* 20% neuron saat pelatihan untuk mencegah overfitting. Layer LSTM kedua dengan 30 unit memori (neuron), dan terakhir layer output yang menghasilkan satu nilai return prediksi. Model dilatih menggunakan *optimizer Adam* dengan *loss function* MSE, serta dilengkapi *early stopping* agar pelatihan berhenti otomatis saat tidak ada perbaikan signifikan pada 10 epoch berturut turut. Jumlah maksimum iterasi training (epochs) sebesar 200 namun bisa berhenti secara otomatis lebih cepat karena *early stopping dengan batch size 30*.

Setelah pelatihan, model digunakan untuk memprediksi return pada data uji. Hasil prediksi berupa return harian kemudian dikonversi kembali ke dalam bentuk harga saham, dimulai dari harga penutupan terakhir pada data latih. Dengan demikian, diperoleh deret harga saham prediksi yang bisa dibandingkan dengan harga aktual.

Model hibrid GARCH–LSTM dibangun dengan memanfaatkan volatilitas hasil estimasi GARCH sebagai variabel tambahan dalam model LSTM. Model GARCH menghasilkan nilai  $\sigma_t^2$ , nilai ini menggambarkan ketidakpastian pasar pada periode  $t$ . Informasi tersebut kemudian digabungkan dengan return aktual sebagai input model LSTM untuk menghasilkan prediksi return. Selanjutnya membuat data set yang berisikan nilai volatilitas ( $\sigma_t^2$ ) dan return kemudian dilakukan standardize agar seragam, sehingga LSTM akan menerima sepesang nilai volatilitas dan return. LSTM dijalankan seperti prosedur LSTM sebelumnya, namun pada model hybrid ini ada tambahan variable volatilitasnya.



Gambar 4. Perbandingan prediksi harga saham model GARCH, LSTM, Hybrid

Gambar 4 memperlihatkan perbandingan antara harga saham aktual pada data uji dengan hasil prediksi dari ketiga model. Hasil evaluasi model prediksi harga saham secara kuantitatif mendukung hasil dari grafik perbandingannya. Table 3.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model

| Model Prediksi    | RMSE    | MAPE (%) |
|-------------------|---------|----------|
| GARCH             | 41.4516 | 6.7907   |
| LSTM              | 39.8120 | 6.6651   |
| Hybrid GARCH-LSTM | 6.8482  | 1.0960   |

Analisa visual memperlihatkan bahwa model GARCH menghasilkan pola prediksi yang relatif datar sehingga kurang mampu mengikuti dinamika harga aktual. Hal ini sesuai dengan karakteristik GARCH yang lebih berfokus pada pemodelan volatilitas dibandingkan arah pergerakan. Model LSTM menunjukkan kecenderungan lebih

adaptif terhadap perubahan tren harga, namun masih terlihat bias terutama pada periode penurunan harga yang tajam. Sementara itu, model hybrid GARCH–LSTM menunjukkan performa yang jauh lebih baik. Model hybrid tampak paling mendekati pola harga aktual, dengan pergerakan prediksi yang lebih halus sekaligus mengikuti fluktuasi harga pasar secara lebih konsisten, bahkan saat terjadi penurunan tajam sekitar Maret 2025 maupun kenaikan Kembali sekitar pertengahan 2025. Secara umum, prediksi harga yang dihasilkan model hybrid menunjukkan pola pergerakan yang lebih mendekati harga aktual dibandingkan model tunggal GARCH maupun LSTM. Hal ini terlihat dari kemampuan model dalam menangkap arah tren dan fluktuasi harga yang lebih realistis.

Evaluasi model dengan RMSE dan MAPE menunjukkan bahwa pendekatan hybrid yang mengombinasikan GARCH dan LSTM mampu memberikan performa yang lebih unggul dibandingkan dengan penggunaan model tunggal. Model GARCH menghasilkan nilai RMSE sebesar 41.45 dengan MAPE 6.79%, yang menunjukkan kemampuannya dalam menangkap volatilitas pasar, namun dengan keterbatasan dalam akurasi prediksi harga. Model LSTM memberikan hasil yang sedikit lebih baik dengan RMSE 39.81 dan MAPE 6.67%, mencerminkan kekuatannya dalam mengidentifikasi pola non-linear serta ketergantungan jangka panjang pada data deret waktu. Namun demikian, hasil terbaik diperoleh dari model hybrid GARCH–LSTM dengan RMSE yang jauh lebih rendah, yaitu 6.85, serta MAPE sebesar 1.10%. Nilai kesalahan prediksi yang sangat kecil ini mengindikasikan bahwa integrasi informasi volatilitas dari GARCH dengan kemampuan LSTM dalam memodelkan pola data time series menghasilkan estimasi harga saham yang lebih akurat dan stabil.

Hal tersebut ini mengindikasikan bahwa pendekatan hibrid mampu mengurangi kelemahan masing-masing model. GARCH, yang unggul dalam estimasi volatilitas namun terbatas dalam menangkap pola non-linear dan LSTM yang memiliki kemampuan mempelajari pola jangka panjang dan hubungan non-linear antar variabel. Kombinasi keduanya membuat model hibrid lebih adaptif dalam menghadapi karakteristik data saham yang cenderung fluktuatif dan kompleks. Dengan demikian, model ini berpotensi menjadi alternatif yang lebih andal dalam peramalan harga saham maupun instrumen keuangan lainnya.

#### 4. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan model hybrid GARCH–LSTM mampu memberikan hasil prediksi harga saham Syariah JII yang lebih unggul dibandingkan menggunakan GARCH dan LSTM secara terpisah. Model GARCH yang dirancang untuk menangkap pergerakan volatilitas cenderung menghasilkan prediksi yang kaku dan kurang tanggap terhadap perubahan harga yang cepat, sedangkan LSTM cukup efektif dalam mengenali pola non-linear serta ketergantungan jangka panjang, namun masih terbatas dalam mengikuti dinamika pasar yang kompleks. Penggabungan informasi volatilitas dari GARCH ke dalam struktur LSTM membuat model hybrid mampu meningkatkan ketepatan prediksi secara signifikan, yang tercermin dari penurunan nilai RMSE dan MAPE dibandingkan kedua model tunggal. Hal tersebut membuktikan bahwa pendekatan model hybrid dapat dijadikan alternatif yang sangat baik dalam memprediksi harga saham, terutama pada kondisi pasar dengan tingkat fluktuasi yang tinggi. machine learning lainnya agar diperoleh model prediksi yang lebih kuat dan andal dalam mendukung pengambilan keputusan investasi.

#### Referensi

1. M. Wandira and W. Saputra, “Determinan perubahan stock price volatility pada perusahaan LQ45,” *Jurnal Akuntansi Bisnis*, vol. 16, no. 2, 2023. doi: 10.30813/jab.v16i2.4328
2. M. I. Zulkarnaen, W. Wartoyo, and A. Sudrajat, “Determinan Indeks Harga Saham Syariah di Jakarta Islamic Index (JII) periode 2019–2023,” *Journal of Contemporary Sharia Economics*, vol. 3, no. 3, 2023. doi: 10.59188/jcs.v3i3.642
3. S. Ayu, “Merespons volatilitas global: Strategi penguatan pasar modal syariah Indonesia,” *Journal of Shariah and Islamic Finance*, vol. 4, no. 1, 2023. doi: 10.47902/jshi.v4i1.391
4. T. Bollerslev, “Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity,” *Journal of Econometrics*, vol. 31, no. 3, pp. 307–327, 1986. doi: 10.1016/0304-4076(86)90063-1
5. B. Hartanto, “Analisis prediksi Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) menggunakan metode GARCH,” *Ekonomika 45: Jurnal Ilmu Ekonomi dan Bisnis*, vol. 10, no. 1, 2023. doi: 10.30640/ekonomika45.v10i1.893
6. P. R. Hansen and A. Lunde, “A forecast comparison of volatility models: Does anything beat a GARCH(1,1)?,” *Journal of Applied Econometrics*, vol. 20, no. 7, pp. 873–889, 2005. doi: 10.1002/jae.800
7. D. G. McMillan and A. E. H. Speight, “Daily volatility forecasts: Reassessing the performance of GARCH models,” *International Journal of Forecasting*, vol. 20, no. 1, pp. 101–117, 2004. doi: 10.1016/j.ijforecast.2003.08.004
8. I. Boudri and A. El Bouhadi, “Modeling and forecasting historical volatility using econometric and deep learning approaches,” *Journal of Risk and Financial Management*, vol. 17, no. 7, p. 300, 2024. doi: 10.3390/jrfm17070300
9. D. K. T. Suwarso *et al.*, “Perbandingan performa ARIMAX-GARCH dan LSTM pada data harga penutupan saham PT Aneka Tambang Tbk (ANTM.JK),” *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 12, no. 8, 2025. doi: 10.25126/jtiik.2025128756
10. S. Hochreiter and J. Schmidhuber, “Long short-term memory,” *Neural Computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997. doi: 10.1162/neco.1997.9.8.1735

11. T. Fischer and C. Krauss, "Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions," *European Journal of Operational Research*, vol. 270, no. 2, pp. 654–669, 2018. doi: 10.1016/j.ejor.2017.11.054
12. D. M. Q. Nelson, A. C. M. Pereira, and R. A. de Oliveira, "Stock market's price movement prediction with LSTM neural networks," in *Proc. 2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pp. 1419–1426, 2017. doi: 10.1109/IJCNN.2017.7966019
13. W. Bao, J. Yue, and Y. Rao, "A deep learning framework for financial time series using stacked autoencoders and long short-term memory," *PLOS ONE*, vol. 12, no. 7, e0180944, 2017. doi: 10.1371/journal.pone.0180944
14. R. S. Tsay, *Analysis of Financial Time Series*, 3rd ed., Wiley, 2010.
15. C. Bircanoğlu and N. Arica, "A comparison of activation functions in artificial neural networks," in *Proc. 2018 26th Signal Processing and Communications Applications Conf. (SIU)*, pp. 1–4, 2018. doi: 10.1109/SIU.2018.8404330
16. S. Sharma, S. Sharma, and A. Athaiya, "Activation functions in neural networks," *Towards Data Science*, vol. 6, pp. 310–316, 2017.
17. A. J. Dautel, W. K. Härdle, S. Lessmann, and H. V. Seow, "Forex exchange rate forecasting using deep recurrent neural networks," *Digital Finance*, vol. 2, pp. 69–96, 2020. doi: 10.1007/s42521-020-00017-0
18. E. Nsengiyumva, J. K. Mung'atu, and C. Ruranga, "Hybrid GARCH–LSTM forecasting for foreign exchange risk," *FinTech*, vol. 4, no. 2, p. 22, 2025. doi: 10.3390/fintech4020022
19. L. Zhang, C. Aggarwal, and Y. Qi, "Stock price prediction using LSTM neural network," *Procedia Computer Science*, vol. 174, pp. 75–82, 2020. doi: 10.1016/j.procs.2020.06.014
20. M. A. Maricar, P. Widiadnyana, and W. A. Wijaya, "Analysis of data mining for forecasting total goods delivery with moving average method," *International Journal of Engineering and Emerging Technology*, vol. 2, no. 1, pp. 7–10, 2017.