

ANALISIS PREDIKSI HARGA SAHAM PADA PERUSAHAAN T MENGUNAKAN KOMBINASI CNN-LSTM

Fathoni, Ali Ibrahim, Rika Septiana, Adetya Rielisa Putri, Tarisha Ispahan, Wardah Shifa Maharani*

Sistem Informasi, Universitas Sriwijaya

Jl. Srijaya Negara, Bukit Lama, Kec. Ilir Barat I, Kota Palembang, 30139, Indonesia

0903128227111@student.unsri.ac.id

ABSTRAK

Pasar saham yang kompleks dan sulit diprediksi menjadi tantangan utama dalam membuat pilihan investasi khususnya di industri telekomunikasi yang sangat dipengaruhi oleh faktor internal dan eksternal termasuk persaingan pasar, aturan tarif, dan kemajuan teknologi. Pola non-linear dalam data saham seringkali tidak tertangkap oleh metode konvensional, seperti regresi dan ARIMA yang menyebabkan ketidakakuratan prediksi. Tujuan dari studi ini adalah mengombinasikan model *Convolutional Neural Networks* (CNN) dengan *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk memprediksi harga saham berbasis *deep learning*. Studi ini menunjukkan bahwa model CNN-LSTM bekerja dengan baik dalam memprediksi dengan RSME yang rendah, khususnya pada konfigurasi pelatihan 50 epoch yang menghasilkan hasil yang paling konsisten dan seimbang, yaitu *train* RMSE: 62.51 dan *test* RMSE: 87.76. Hal ini membuktikan bahwa model mampu menggambarkan tren harga saham secara akurat. Dengan demikian, kombinasi CNN-LSTM dapat diterapkan sebagai solusi prediktif yang memungkinkan di sektor keuangan.

Kata kunci : CNN-LSTM, Epoch, Prediksi, Saham, TLKM.JK

1. PENDAHULUAN

Pasar saham merupakan instrumen investasi yang sangat dinamis dan dipengaruhi oleh berbagai faktor ekonomi, sosial, dan politik. Volatilitas pasar saham yang semakin kompleks akibat faktor ekonomi global juga meningkatkan kebutuhan akan metode prediksi yang lebih canggih. Menurut penelitian oleh [1] faktor-faktor seperti inflasi, nilai tukar, dan tingkat suku bunga memiliki pengaruh signifikan terhadap volatilitas harga saham di Indonesia. Studi ini menekankan pentingnya mempertimbangkan variabel-variabel makroekonomi dalam analisis pasar saham untuk meningkatkan akurasi prediksi dan pengambilan keputusan investasi. Sifat pasar yang dinamis dan sering tak terduga membuat investor dan analis menghadapi sejumlah tantangan untuk memprediksi harga saham secara akurat. Pergerakan harga saham di perusahaan telekomunikasi seperti perusahaan T tidak hanya bergantung pada faktor fundamental perusahaan, tetapi juga pada ketentuan tarif, akuisisi pelanggan, serta belanja modal yang tinggi. Fluktuasi harga ini membuat prediksi saham menjadi lebih kompleks dibandingkan dengan sektor lain yang mungkin lebih stabil.

Seiring dengan perkembangan teknologi, kecerdasan buatan telah diterapkan dalam upaya meningkatkan akurasi prediksi harga saham. Salah satu pendekatan yang semakin populer adalah kombinasi jaringan saraf *Convolutional Neural Network* (CNN) dan memori jangka pendek-panjang *Long Short-Term Memory* (LSTM). CNN mampu mengekstraksi pola fitur dari data historis saham, sementara LSTM dapat menangkap ketergantungan jangka panjang maupun pendek dalam data deret waktu. CNN terbukti efektif dalam mengidentifikasi pola spasial-temporal yang kompleks pada data historis harga saham, serta mampu mengungguli

metode prediksi konvensional seperti regresi dan ARIMA dalam hal akurasi dan reliabilitas [2]. Perkembangan ini didorong oleh meningkatnya akses terhadap data pasar keuangan, komputasi yang lebih kuat, serta kebutuhan investor dan perusahaan dalam pengambilan keputusan yang lebih akurat dan berbasis data [3]. Oleh karena itu, diperlukan model prediksi yang lebih canggih seperti kombinasi model CNN dan LSTM untuk menangkap pola harga saham di perusahaan T. Penggunaan kombinasi ini memiliki landasan kuat secara teoritis dan empiris. CNN bekerja baik dalam mengekstraksi karakteristik spasial dari data historis saham. Sementara LSTM sangat baik dalam mengidentifikasi korelasi temporal jangka panjang dalam data *time-series*. Seperti yang ditunjukkan oleh sejumlah penelitian sebelumnya, termasuk penelitian oleh [6], kombinasi CNN-LSTM dapat meningkatkan akurasi prediksi saham secara signifikan jika dibandingkan dengan model tunggal. Oleh karena itu, kombinasi ini dipilih untuk mengelola kompleksitas data harga saham perusahaan T dengan lebih baik.

Meskipun banyak penelitian telah dilakukan dalam bidang prediksi harga saham menggunakan kecerdasan buatan, masih terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diatasi. Penelitian ini inovatif dari studi sebelumnya karena mengkombinasikan CNN dan LSTM secara simultan untuk memanfaatkan keunggulan masing-masing model. Studi ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi harga saham perusahaan T menggunakan kombinasi CNN-LSTM sehingga mampu meningkatkan akurasi peramalan dibandingkan dengan metode tradisional. Selain itu, penelitian ini mengevaluasi efektivitas kombinasi CNN dan LSTM dalam menangani data pasar saham dibandingkan dengan model individual. Melalui adanya penelitian ini, diharapkan dapat memberikan

kontribusi terhadap pengembangan metode prediksi harga saham berbasis kecerdasan buatan di Indonesia, khususnya dalam sektor telekomunikasi. Dalam memenuhi tujuan tersebut, diharapkan mampu menjawab kesenjangan yang ada, menawarkan pendekatan yang lebih optimal, serta memberikan manfaat nyata bagi industri keuangan khususnya dalam hal investasi.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian ini mengambil fokus khusus pada prediksi harga saham perusahaan T, yang hingga kini belum banyak dijadikan objek kajian dalam penerapan deep learning. Pada penelitian yang berjudul *Sentiment-Guided Adversarial Learning for Stock Price Prediction* menyebutkan bahwa metode tradisional seperti regresi linier dan ARIMA memiliki keterbatasan dalam menangkap pola non-linier di pasar saham [4]. Sebagai alternatif, model LSTM menawarkan keunggulan dalam memahami pola temporal yang kompleks. Dalam studi *Sentiment-Guided Adversarial Learning for Stock Price Prediction* juga menegaskan bahwa LSTM merupakan salah satu pendekatan paling efektif dalam mempelajari deret waktu untuk memprediksi pergerakan harga saham di masa depan [5]. Selain itu, dalam penelitian *A CNN-LSTM-based Model to Forecast Stock Prices* menunjukkan bahwa penggabungan CNN dan LSTM dapat menghasilkan model prediksi yang lebih akurat [6]. Meskipun demikian, penelitian yang menerapkan kombinasi CNN dan LSTM secara spesifik untuk perusahaan sektor telekomunikasi, terutama di pasar Indonesia, masih sangat terbatas. Oleh karena itu, studi ini bertujuan untuk mengisi kekosongan tersebut dengan membangun model prediksi yang lebih presisi dan kontekstual bagi industri telekomunikasi di Indonesia.

Tinjauan pustaka menunjukkan bahwa topik prediksi harga saham telah lama menjadi fokus penelitian dengan pendekatan yang bervariasi, mulai dari model statistik hingga teknologi kecerdasan buatan. LSTM menjadi algoritma yang populer karena kemampuannya dalam memproses data berurutan atau *time-series*, sebagaimana diuraikan dalam penelitian [7], [8], dan [9]. Namun demikian, LSTM memiliki kelemahan dalam hal risiko *overfitting*, sehingga diperlukan teknik regulasi tertentu agar model dapat digeneralisasi dengan baik [10]. Untuk mengatasi kekurangan tersebut, sejumlah studi mengusulkan integrasi LSTM dengan metode lain, seperti CNN, guna meningkatkan kualitas prediksi. [11] membuktikan bahwa CNN-BiLSTM dapat meningkatkan akurasi prediksi saham Bank Syariah Indonesia, meskipun kompleksitas arsitekturnya cukup tinggi.

Berbagai pendekatan hibrida terus dikembangkan untuk mengoptimalkan performa model prediktif harga saham. [12] mengusulkan model *Attention-based CNN-LSTM* yang dikombinasikan

dengan XGBoost dan terbukti mampu memusatkan perhatian pada fitur penting dalam data. [13] mengaplikasikan teknik *Sliding Window* dalam model CNN-LSTM untuk meningkatkan keakuratan pembacaan pola harga saham. Sementara itu, [14] berhasil menunjukkan bahwa model CNN-LSTM yang dilengkapi dengan indikator utama (*leading indicators*) dapat memberikan prediksi yang lebih unggul dibanding metode konvensional. [15] mengembangkan model ensemble dengan kombinasi LSTM dan *Random Forest* serta mengintegrasikan *Bayesian Optimization* untuk meningkatkan performa. Tak kalah penting, penelitian oleh [16] membandingkan efektivitas algoritma optimisasi Adam dan Nesterov Accelerated Gradient (NAG) dalam pelatihan model LSTM dan GRU untuk prediksi harga saham. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan optimizer Adam pada model GRU menghasilkan akurasi prediksi terbaik dan konvergensi yang lebih cepat dibandingkan kombinasi lainnya, menyoroti peran penting Adam dalam meningkatkan stabilitas dan akurasi hasil prediksi.

2.2. Saham

Saham merupakan instrumen investasi yang menandakan kepemilikan sebagian dari suatu perusahaan. Pemegang saham memiliki hak atas sebagian keuntungan perusahaan dan potensi kenaikan nilai investasi seiring waktu. Harga saham dipengaruhi oleh berbagai faktor, termasuk kinerja perusahaan, kondisi ekonomi makro, dan sentimen pasar. Investasi saham menawarkan peluang keuntungan yang signifikan, namun juga disertai dengan risiko yang perlu dipahami oleh investor [17]

2.3. Prediksi Harga Saham

Prediksi harga saham merupakan proses untuk memperkirakan nilai saham di masa depan berdasarkan data historis dan faktor-faktor ekonomi yang relevan. Tujuan dari prediksi ini adalah untuk membantu investor dalam menentukan strategi investasi yang optimal dan meminimalkan risiko kerugian. Menurut [18], metode pembelajaran mesin seperti *Random Forest*, *Gradient Boosting*, dan *Support Vector Machine* telah menunjukkan kemampuan yang baik dalam menangani kompleksitas data pasar saham dan dapat menghasilkan prediksi yang akurat. Selain itu, pendekatan berbasis *deep learning* seperti LSTM dan CNN juga mulai banyak digunakan karena kemampuannya dalam menangkap pola tersembunyi pada data *time series*. Keakuratan model dalam melakukan prediksi sangat menentukan kualitas keputusan investasi yang diambil oleh pelaku pasar.

2.4. Deep Learning

Deep learning adalah cabang dari pembelajaran mesin yang memanfaatkan jaringan saraf tiruan berlapis-lapis untuk memodelkan dan memahami pola kompleks dalam data. Teknik ini telah diterapkan

secara luas dalam berbagai bidang, termasuk pengenalan gambar, pemrosesan bahasa alami, dan analisis data deret waktu. Menurut [19], [20], *deep learning* memungkinkan proses ekstraksi fitur secara otomatis dari data mentah, yang secara signifikan mengurangi kebutuhan akan rekayasa fitur manual. Hal ini tidak hanya menghemat waktu dan sumber daya, tetapi juga meningkatkan akurasi model dalam berbagai aplikasi, terutama ketika menghadapi data yang kompleks dan heterogen.

2.5. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah jaringan saraf tiruan yang dirancang untuk memproses data yang memiliki pola spasial, seperti gambar atau deret waktu. Pada hal analisis data, CNN mampu mengenali fitur-fitur lokal penting dalam data secara otomatis. Menurut [21], CNN telah digunakan secara luas tidak hanya dalam bidang pengolahan citra, tetapi juga dalam domain non-visual seperti klasifikasi teks dan prediksi deret waktu. Mereka mengusulkan penggunaan Octave Convolutions (OctConv) untuk meningkatkan kinerja CNN dalam klasifikasi deret waktu, menunjukkan bahwa CNN dapat secara efektif mengekstraksi fitur spasial dari data sekuensial.

2.6. Long Short-Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah jenis jaringan saraf berulang (*Recurrent Neural Network*, RNN) yang dirancang untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* dalam pemrosesan data deret waktu. Melalui penggunaan mekanisme '*gates*', LSTM mampu mempertahankan informasi dalam jangka waktu yang panjang, sehingga efektif dalam menangkap dependensi temporal pada data seperti harga saham. Menurut [21], LSTM telah terbukti unggul dalam mempelajari urutan data yang kompleks dan memiliki ketergantungan jangka panjang.

2.7. Model Hybrid CNN-LSTM

Model *hybrid CNN-LSTM* menggabungkan kekuatan CNN dalam mengekstraksi fitur lokal dan LSTM dalam menangkap hubungan temporal jangka panjang. [22] menunjukkan bahwa kombinasi ini dapat meningkatkan akurasi dalam berbagai kasus prediktif, seperti konsumsi dan produksi energi, serta cocok untuk diterapkan dalam prediksi harga saham yang juga memiliki pola spasial-temporal. Penggunaan hybrid model menjadi salah satu pendekatan yang menjanjikan dalam studi prediksi berbasis data historis.

3.1. Pengumpulan Data

2.8. Dataset

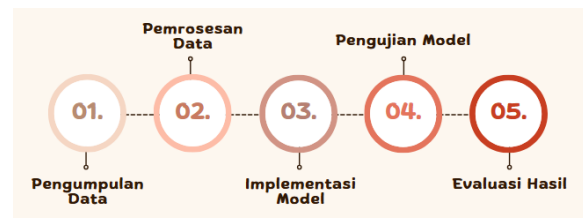
Kaggle adalah platform yang menyediakan berbagai dataset untuk keperluan penelitian dan kompetisi di bidang data *science*. Salah satu dataset yang sering digunakan dalam penelitian prediksi harga saham adalah data historis harga saham yang tersedia di Kaggle. Dataset ini biasanya mencakup informasi seperti harga pembukaan, penutupan, tertinggi, terendah, dan volume perdagangan harian. Penggunaan dataset dari Kaggle memudahkan peneliti dalam mengakses data berkualitas untuk pengembangan dan evaluasi model prediksi.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian dimulai dengan tahap pengumpulan data secara sekunder yang diambil dari Kaggle, sebuah platform yang menyediakan berbagai dataset untuk keperluan analisis data dan machine learning. Dataset yang diambil berisi data historis harga saham perusahaan dengan kode saham TLKM.JK selama lima tahun terakhir. Data diunduh dalam format CSV dan digunakan sebagai bahan untuk melakukan pelatihan dan pengujian model prediksi yang dikembangkan.

Tahap berikutnya berupa proses pengolahan data dan pembangunan model prediksi menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM). Kedua model ini dirancang guna memanfaatkan keunggulan dari CNN yang dapat mengekstraksi pola fitur pada data historis saham serta keunggulan LSTM yang membantu mengenali pola berurutan pada data *time-series*. Setelah pelatihan model selesai dilakukan, akan dilanjutkan dengan pengujian awal untuk mengukur kinerja model dan validasi menggunakan metode *TimeSeriesSplit Cross Validation* guna memastikan model yang dikembangkan sudah stabil. Dengan rancangan penelitian ini, diharapkan model yang dihasilkan mampu memberikan prediksi harga saham yang lebih akurat dan stabil.

Prosedur penelitian dilakukan dengan beberapa tahap yaitu sebagai berikut.



Gambar 1. Prosedur penelitian

Tabel 1. Data

No	Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
0	2016-11-17	3950.0	4040.0	3950.0	4000.0	3431.399658	84236700
1	2016-11-18	4020.0	4030.0	3960.0	3970.0	3405.663818	98115300
2	2016-11-21	3950.0	3970.0	3920.0	3930.0	3371.350098	82463000
3	2016-11-22	3920.0	3970.0	3910.0	3950.0	3388.507080	69602800
4	2016-11-23	3930.0	3970.0	3920.0	3940.0	3379.928467	108352600

Tabel 1 di atas menunjukkan data historis perdagangan saham harian, mencakup informasi tanggal, harga pembukaan (*Open*), harga tertinggi (*High*), harga terendah (*Low*), harga penutupan (*Close*), harga penutupan yang disesuaikan (*Adj Close*), dan volume transaksi.

Penelitian ini menggunakan pendekatan pengumpulan data sekunder. Data penelitian berasal dari Kaggle, situs web yang menawarkan berbagai kumpulan data untuk machine learning dan penelitian data. Data historis tentang harga saham perusahaan T yang memiliki kode saham TLKM.JK, disertakan dalam kumpulan data. Dalam memenuhi kebutuhan penelitian ini untuk melatih dan menguji model yang akan dibuat, data diunduh dalam format CSV dan diproses.

3.2. Pemrosesan Data

a. Validasi data

Menemukan *missing value*, data duplikat, atau ketidaknormalan dalam kumpulan data untuk memverifikasi keakuratan dan kelengkapan data. Penghapusan atau imputasi data akan digunakan jika ditemukan data yang tidak akurat.

b. Normalisasi data

Menggunakan teknik *Min-Max Scaling* untuk menormalkan data sehingga semua nilai berada di antara 0 dan 1. Untuk meningkatkan keakuratan dan stabilitas model selama pelatihan, normalisasi ini sangat penting.

c. Pembagian data

Untuk melakukan prediksi, penelitian ini membagi data dengan rasio 80% sebagai data training untuk melatih model mengidentifikasi tren pergerakan harga saham dan 20% sebagai data *testing* untuk mengevaluasi kinerja model setelah pelatihan pada data *training*.

3.3. Implementasi Model

Langkah-langkah yang akan dilakukan dalam pengembangan model deep learning pada penelitian ini untuk memperkirakan harga saham, yaitu CNN mengekstraksi pola dari data harga saham historis dan LSTM menangkap tren jangka panjang dan pola temporal dalam fluktuasi harga saham.

3.4. Pengujian Model

Pengujian dilakukan dengan *testing* set untuk menilai kinerja prediksi setelah model dilatih menggunakan set *training*. Setelah model diberikan data harga saham historis yang tidak digunakan untuk pelatihan, nilai prediksi dan aktual dibandingkan.

3.5. Evaluasi Hasil

Mean Squared Error (MSE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE) digunakan sebagai matrik evaluasi untuk menilai tingkat kesalahan prediksi terhadap harga saham TLKM.JK pada setiap *epoch*. MSE mengukur rata-rata kesalahan kuadrat, sementara RMSE yang merupakan akar dari MSE memberikan

gambaran yang lebih intuitif tentang seberapa jauh prediksi model dari nilai aktual. Semakin kecil nilai MSE dan RMSE, maka semakin baik performa model dalam memprediksi harga saham [23].

Data penelitian ini dataset yang diperoleh dari Kaggle dengan nama TLKM.JK. Dataset ini dipilih karena memiliki data historis harga saham perusahaan T (TLKM.JK) dengan total 1.259 data yang mencakup periode waktu dari 17 November 2016 sampai 16 November 2021 yang cukup untuk melatih model CNN-LSTM. Dataset ini juga berisikan beberapa variabel penting yaitu *Date* untuk tanggal perdagangan, *Open* untuk harga pembukaan, *High* untuk harga tertinggi dalam sehari, *Low* untuk harga terendah dalam sehari, *Close* untuk harga penutupan, *Adj Close* untuk harga penutupan yang telah disesuaikan, dan *Volume* untuk jumlah saham yang diperdagangkan. Dalam penelitian ini, dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% untuk data training dan 20% untuk data testing. Pembagian ini untuk memastikan model dapat dilatih dengan baik dan optimal sebelum dilakukan pengujian lebih lanjut. Proses pelatihan dilakukan dengan hyperparameter, seperti jumlah *epoch* dan ukuran *batch* yang disesuaikan untuk mengoptimalkan performa model. Selanjutnya untuk pengujian harus memastikan model memiliki performa optimal dan menghindari overfitting, maka diterapkan validasi dengan metode *TimeSeriesSplit Cross Validation*, di mana data training dibagi menjadi beberapa subset (*folds*) dan setiap *fold* secara bergantian digunakan sebagai data validasi. Teknik ini membantu memastikan bahwa model dapat melakukan generalisasi dengan baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Evaluasi model dilakukan menggunakan dua metrik utama, yaitu *Mean Squared Error* (MSE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE), guna menilai akurasi prediksi yang dihasilkan. MSE digunakan untuk mengukur rata-rata kesalahan kuadrat antara nilai aktual dan nilai prediksi, di mana semakin kecil nilai MSE, maka semakin baik performa model dalam mendekati nilai sebenarnya. Sementara itu, RMSE merupakan akar kuadrat dari MSE yang memberikan gambaran lebih jelas mengenai tingkat kesalahan dalam skala yang sama dengan data asli. Nilai RMSE yang lebih rendah menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan prediksi yang lebih kecil dan lebih akurat dalam memperkirakan harga saham. Berdasarkan hasil evaluasi, model CNN-LSTM yang digunakan dalam penelitian ini menunjukkan performa yang baik dalam memprediksi harga saham TLKM.JK, dengan nilai MSE dan RMSE yang rendah. Penerapan *TimeSeriesSplit Cross Validation* juga membantu memastikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru. Untuk meningkatkan akurasi prediksi lebih lanjut, langkah-langkah perbaikan seperti penyesuaian hyperparameter, penambahan fitur tambahan, atau penggunaan teknik regularisasi dapat diterapkan dalam penelitian lanjutan.

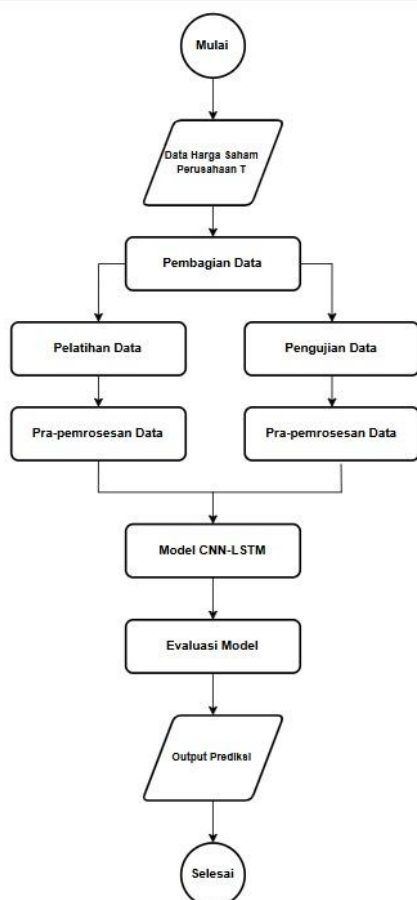
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Arsitektur Model CNN-LSTM

Penelitian ini menggunakan model CNN-LSTM untuk menangkap pola dari data *time series* harga saham PT Telekomunikasi Indonesia. Arsitektur model ini meliputi:

- 1D Convolutional Layer* yang digunakan untuk ekstraksi pola spasial lokal dari sekuens harga saham.
- MaxPooling Layer* untuk mereduksi dimensi fitur hasil konvolusi.
- 2 LSTM Layer yang berguna untuk menangkap pola temporal jangka panjang.
- Dense Layer* menjadi *layer output* yang memprediksi harga penutupan.

Pra-pemrosesan data dilakukan Sebelum data dimasukkan ke dalam model untuk memastikan kualitas input yang optimal. Tahapan awalnya adalah melakukan normalisasi data dengan metode *Min-Max Scaler* rentang antara 0 dan 1. Kemudian, data diubah menjadi format sekuens yaitu data berurutan yang dapat diterima oleh model CNN-LSTM, sekuens ini terdiri dari sejumlah harga saham yang sebelumnya digunakan untuk memprediksi harga di waktu yang akan datang.



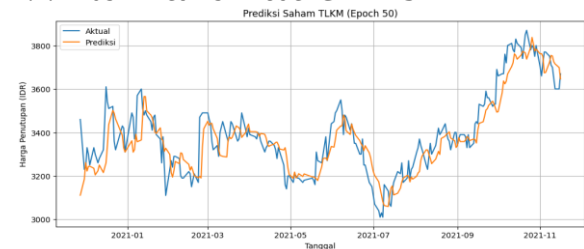
Gambar 2. Flowchart CNN-LSTM untuk prediksi harga saham

Lalu, data dibagi menjadi dua bagian yang terdiri dari *training set* untuk melatih model dan *test set* untuk

menguji kemampuan generalisasi model. Selanjutnya, validasi hasil penelitian akan dilakukan menggunakan *Cross-Validation TimeSeriesSplit* untuk mengevaluasi model lebih mendalam dan menghindari terjadinya *overfitting*. Model ini juga dikompilasi dengan tambahan *loss function mean_squared_error* dan *optimizer Adam*. Dalam pengujiannya, model dilatih dengan berbagai variasi *epoch* meliputi *epoch* 50, 100, dan 150 untuk menguji sensitivitas terhadap durasi pelatihan.

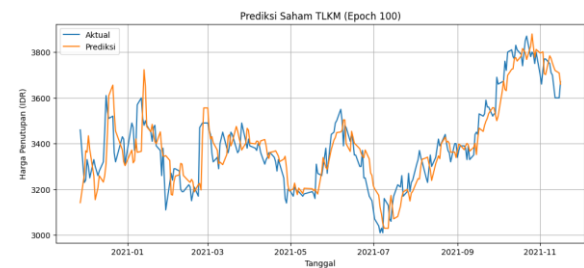
Gambar 2 merupakan *flowchart* program untuk prediksi harga saham dengan model CNN-LSTM.

4.2. Hasil Prediksi Model CNN-LSTM



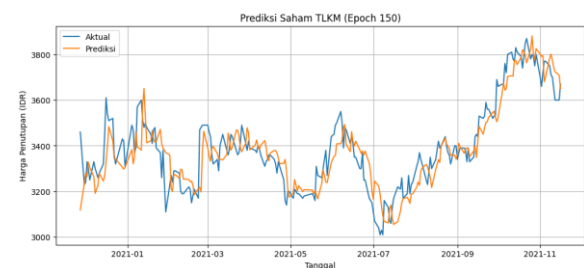
Gambar 3. Prediksi dengan *epoch* 50

Grafik menunjukkan bahwa garis prediksi sangat dekat dengan garis aktual, khususnya pada bagian tren naik dan turun yang besar. Model mampu mengenali pergerakan arah harga dan meminimalisir deviasi, dengan akurasi tinggi pada periode stabil. *Train RMSE*: 62.51 dan *test RMSE*: 87.76.



Gambar 4. Prediksi dengan *epoch* 100

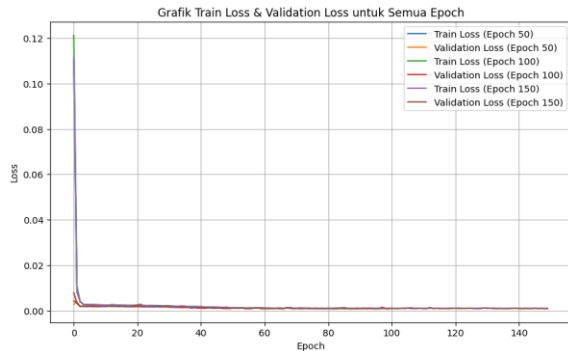
Model mulai menunjukkan sedikit terjadi *overfitting*. Garis prediksi masih mengikuti pola umum harga aktual, namun terdapat deviasi yang mulai tampak di beberapa titik ekstrem. Model terlalu fokus pada pola di data latih, menyebabkan generalisasi terhadap data uji sedikit menurun. *Train RMSE*: 51.06 dan *test RMSE*: 93.27.



Gambar 5. Prediksi dengan *epoch* 150

Model *overfitting* makin terlihat. Grafik menunjukkan bahwa prediksi semakin menyimpang, terutama pada titik-titik fluktuatif. Prediksi terlihat lebih "tajam" atau turun-naik dan tidak stabil dibanding tren aktual. *Train RMSE*: 43.80 dan *test RMSE*: 96.80.

4.3. Evaluasi Loss

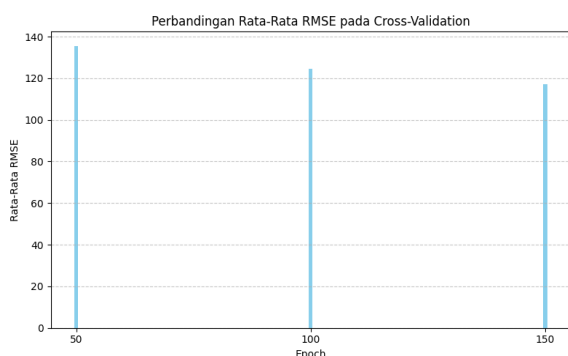


Gambar 6. Grafik *train loss* dan *validation loss*

Berdasarkan gambar grafik diatas, dapat dilihat bahwa pada epoch 50 *train loss* dan *validation loss*nya menurun konsisten dibandingkan dengan epoch 100 dan 150 yang cenderung stagnan atau meningkat. Hal ini membuktikan bahwa epoch 50 memberikan pelatihan yang paling stabil dan seimbang antara training dan validasi dibandingkan dengan epoch 100 dan 150 yang mengalami *overfitting*.

4.4. Pengujian Cross Validation

Tahap akhir dari pengujian pada penelitian ini adalah dengan melakukan validasi hasil dari model prediksi CNN-LSTM dengan menggunakan TimeSeriesSplit Cross-Validation sebanyak 5 fold. Berikut adalah grafik perbandingan hasil evaluasi menggunakan RMSE untuk tiap epochnya:



Gambar 7. Perbandingan rata-rata RMSE pada *cross-validation*

Rata-rata RMSE untuk epoch 50 adalah 135.58, untuk epoch 100 adalah 124.48, dan untuk epoch 150 adalah 117.25. Hal ini menunjukkan bahwa epoch 150 memiliki nilai rata-rata RMSE yang paling kecil sehingga menjadi rata-rata terbaik secara statistik. Namun, dari hasil prediksi *visual*, epoch 150 justru menunjukkan adanya *overfitting* sehingga

menyimpang dari tren aktual dibandingkan dengan epoch 50 yang memiliki hasil prediksi paling stabil dan mendekati pola aktual harga saham.

Oleh karena itu, epoch 50 memberikan hasil terbaik secara visual dan praktis dibanding epoch 150 yang hanya unggul secara statistik tetapi kurang stabil pada prediksi aktualnya.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Studi ini menyimpulkan bahwa kombinasi model CNN-LSTM dapat memberikan prediksi yang cukup akurat terhadap harga saham perusahaan T (TLKM.JK). Dari pengujian yang dilakukan pada tiga skenario epoch (50, 100, 150) menyatakan bahwa dengan konfigurasi epoch 150 memiliki rata-rata RMSE terendah sebesar 117.25 tetapi dengan *overfitting*, sedangkan epoch 50 memberikan hasil prediksi paling stabil dan mendekati pola aktual tanpa *overfitting*, yaitu sebesar 135.58. Model ini akurat dalam menangkap pola temporal dari data historis. Selain itu, model ini juga memiliki nilai RMSE yang rendah sebagai indikator kinerja prediksi yang andal. Studi ini menunjukkan bahwa *deep learning hybrid* dapat menjadi pilihan yang lebih baik daripada metode prediksi tradisional. Untuk meningkatkan fitur input dan meningkatkan akurasi prediksi dalam skenario pasar yang lebih dinamis, disarankan agar penelitian di masa mendatang mencoba arsitektur model yang lebih rumit seperti CNN-BiLSTM atau menggabungkan data eksternal seperti indikator fundamental.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Ridho, "Jurnal Rekognisi Ekonomi Islam Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Volatilitas Harga Saham pada Perusahaan LQ45 di Bursa Efek Indonesia," *Jurnal Rekognisi Ekonomi Islam*, vol. 3, pp. 1–10, 2024, doi: 10.34001/jrei.v3i02.1043.
- [2] Tzoulis G, "Harnessing Convolutional Neural Networks for Accurate Stock Price Prediction: A Case Study of Hellenic Telecommunications Organization (HTO.AT)," *International Journal Artificial Intelligent and Informatics*, vol. 2, no. 2, pp. 66–72, Jul. 2024, doi: <http://doi.org/10.33292/ijarlit.v2i2.39>.
- [3] S. Cecchetti, "A Quantitative Analysis of Risk Premia in the Corporate Bond Market," *Journal of Risk and Financial Management*, vol. 13, no. 1, Jan. 2020, doi: 10.3390/jrfm13010003.
- [4] G. M. Caporale, A. Rubio-Bezares, and L. A. Gil-Alana, "PERSISTENCE IN EUROPEAN STOCK MARKET RETURNS AND VOLATILITY," *International Journal of Business and Economics*, vol. 9, no. 1, pp. 56–66, 2024, [Online]. Available: <https://ielas.org/ijbe/index.php/ijbe>
- [5] Y. Zhang, J. Li, H. Wang, and S. C. T. Choi, "Sentiment-Guided Adversarial Learning for Stock Price Prediction," *Front Appl Math Stat*,

- vol. 7, May 2021, doi: 10.3389/fams.2021.601105.
- [6] W. Lu, J. Li, Y. Li, A. Sun, and J. Wang, "A CNN-LSTM-based model to forecast stock prices," *Complexity*, vol. 2020, 2020, doi: 10.1155/2020/6622927.
- [7] N. Putu, N. Kusuma, K. Tri, B. Artani, D. Putu, and N. Dewi, "PREDIKSI HARGA SAHAM BLUE CHIP MENGGUNAKAN ALGORITMA LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM)," 2024. doi: <https://doi.org/10.21460/jrak.v20i1.6>.
- [8] 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, Jan. 2023, doi: 10.25077/teknosi.v8i3.2022.164-172.
- [9] T. Abdupatah and C. Rozikin, "Prediksi Harga Saham Menggunakan Machine Learning Dengan Metode Long Short Therm Memory (LSTM) Study Kasus : Saham Tesla," *Jurnal Informatika MULTI*, vol. 3, no. 1, 2025, [Online]. Available: <https://jurnal.publikasitecno.id/index.php/jim>
- [10] Hutaeruk R, "KOMPARASI METODE LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM) DAN 1D CNN DALAM PREDIKSI HARGA SAHAM PADA SALAH SATU PERUSAHAAN SEKTOR CONSUMER GOODS," Jakarta, 2021. [Online]. Available: <http://digilib.mercubuana.ac.id/>
- [11] M. Mushliha, "Implementasi CNN-BiLSTM untuk Prediksi Harga Saham Bank Syariah di Indonesia," *Jambura Journal of Mathematics*, vol. 6, no. 2, pp. 195–203, Aug. 2024, doi: 10.37905/jjom.v6i2.26509.
- [12] Z. Shi, Y. Hu, G. Mo, and J. Wu, "Attention-based CNN-LSTM and XGBoost hybrid model for stock prediction," Apr. 2022, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2204.02623>
- [13] Furqon E, "Prediksi Harga Saham Menggunakan Convolutional Neural Network dan Long Short-Term Memory dengan Metode Sliding Window," 2021.
- [14] J. M. T. Wu, Z. Li, N. Herencsar, B. Vo, and J. C. W. Lin, "A graph-based CNN-LSTM stock price prediction algorithm with leading indicators," in *Multimedia Systems*, Springer Science and Business Media Deutschland GmbH, Jun. 2023, pp. 1751–1770. doi: 10.1007/s00530-021-00758-w.
- [15] A. Emilio, K. Gunawan, and A. Wibowo, "INTERNATIONAL JOURNAL ON INFORMATICS VISUALIZATION journal homepage : www.joiv.org/index.php/joiv INTERNATIONAL JOURNAL ON INFORMATICS VISUALIZATION Stock Price Movement Classification Using Ensembled Model of Long Short-Term Memory (LSTM) and Random Forest (RF)," 2023. [Online]. Available: www.joiv.org/index.php/joiv
- [16] S. J. Pipin, R. Purba, and H. Kurniawan, "Prediksi Saham Menggunakan Recurrent Neural Network (RNN-LSTM) dengan Optimasi Adaptive Moment Estimation," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 4, no. 4, pp. 806–815, Aug. 2023, doi: 10.47065/josyc.v4i4.4014.
- [17] I. Sukartaatmadja, S. Khim, and M. N. Lestari, "Faktor-faktor Yang Mempengaruhi Harga Saham Perusahaan," *Jurnal Ilmiah Manajemen Kesatuan*, vol. 11, no. 1, pp. 21–40, Mar. 2023, doi: 10.37641/jimkes.v11i1.1627.
- [18] D. M. Teixeira and R. S. Barbosa, "Stock Price Prediction in the Financial Market Using Machine Learning Models," *Computation*, vol. 13, no. 1, Jan. 2025, doi: 10.3390/computation13010003.
- [19] T. Talaei Khoei, H. Ould Slimane, and N. Kaabouch, "Deep learning: systematic review, models, challenges, and research directions," Nov. 01, 2023, *Springer Science and Business Media Deutschland GmbH*. doi: 10.1007/s00521-023-08957-4.
- [20] Y. Dong, S. Arik, N. Yoder, and T. Pfister, "Learned Feature Importance Scores for Automated Feature Engineering," *arXiv (preprint)*, Jun. 2024, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2406.04153>
- [21] S. Harford, F. Karim, and H. Darabi, "Improving Time Series Classification Algorithms Using Octave-Convolutional Layers," *arXiv (preprint)*, Sep. 2021, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2109.13696>
- [22] M. Kaya, A. Utku, and Y. Canbay, "A Hybrid CNN-LSTM Model for Predicting Energy Consumption and Production Across Multiple Energy Sources," *Journal of Soft Computing and Artificial Intelligence*, vol. 5, no. 2, pp. 63–73, Dec. 2024, doi: 10.55195/jscai.1577431.
- [23] S. Handayani, Taslim, and D. Toresa, "Convolutional Neural Network Long Short Term Memory Untuk Prediksi Harga Emas Indonesia," *Indonesian Journal of Computer Science*, 2022, doi: <https://doi.org/10.33022/ijcs.v11i3.3074>