

PREDIKSI INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN INDONESIA MENGGUNAKAN MODEL CNN-CA-LSTM DAN APLIKASI WEBSITE STREAMLIT

Kurniawan Indra Jaya, Andi Mulyanti Suhartini, Nurul Jariyatin, Devi Septiani

Rekayasa Perangkat Lunak, Institut Sain Teknologi Kesehatan Insan Cendekia Husada Bojonegoro
Jalan Dokter Wahidin No.68A, Kepatihan, Kec. Bojonegoro, Kabupaten Bojonegoro, Jawa Timur 62111
kurniawanindrajaya12317@gmail.com

ABSTRAK

Prediksi suatu harga di Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) di Indonesia menjadi hal yang menantang untuk dilakukan. Harga pada saham (IHSG) sering mengalami fluktuasi harga, tren yang mengalami kenaikan serta penurunan, dan volatilitas yang tinggi serta Fluktuasi harga serta volatilitas harga pasar saham yang tinggi mengakibatkan risiko untuk berinvestasi pada instrumen ini menjadi cukup menantang bagi para investor dalam melihat peluang yang ada. Penelitian ini, ikut ambil dalam eksplorasi pada permasalahan ini yaitu untuk memprediksi serta memodelkan dari data dari IHSG pada rentang waktu tertentu. Metode untuk memprediksi harga IHSG, dengan menggunakan *Deep Learning*. Penelitian ini memiliki fokus untuk mengeksplorasi Model Modifikasi CNN-LSTM dengan Modul *Attention*, seperti CNN-CA-LSTM, CNN-SE-LSTM, dan CNN-SCSA-LSTM. Matriks evaluasi yang digunakan dalam penelitian ini yaitu RMSE, MAPE, R, dan R^2 . Hasil yang ditemukan bahwa CNN-CA-LSTM memiliki nilai RMSE 61.51, MAPE 0.66%, R 0.9495, dan R^2 0.8870. Berdasarkan hasil dari matriks evaluasi, diketahui Model CNN-CA-LSTM memiliki tingkat kesalahan MAPE yang sangat kecil di bawah 1%, tingkat poin kesalahan prediksi berdasarkan RMSE yang kecil, serta Model ini dapat mengerti pergerakan dan perilaku harga IHSG berdasarkan matriks R dan R^2 .

Kata kunci : prediksi, attention, IHSG, deep learning, CNN-LSTM

1. PENDAHULUAN

Bursa efek Indonesia adalah suatu tempat untuk memperjual-belikan saham dari Perusahaan yang telah disetujui untuk mendaftar dan memperjual-belikan saham mereka pada Masyarakat. Dalam indeks perdagangan saham, terjadinya aksi jual beli pada indeks tersebut serta aksi korporasi juga akan mempengaruhi dari nominal dari indeks tersebut. Pada beberapa kondisi, terdapat risiko seperti Perusahaan itu turun kinerjanya, sehingga saham yang telah di investasikan dapat turun atau bahkan saham tersebut tidak bisa dijual kembali dan mengakibatkan kerugian.

Sering kali, untuk pasar saham Indonesia memiliki nilai yang tidak selalu stabil karena fluktuasi serta volatilitas dari indeks harga di saham tersebut itu sendiri, sering kali berakibat pada harga yang cenderung tidak stabil dari kurun waktu ke waktu selanjutnya. Kasus ini mengakibatkan investasi atau menabung pada bidang ini cukup menantang. Analisis untuk prediksi harga serta manajemen risiko yang baik dapat mendukung untuk pengambilan keputusan pada instrumen investasi tersebut.

Pada penelitian terdahulu, terdapat artikel yang membahas tentang prediksi harga saham IHSG menggunakan algoritma SVM atau NN. dan mendapatkan nilai R^2 yaitu 0.2931 untuk SVM dan -31.7029 untuk NN [1]. Pada penelitian memprediksi *Stock Market* dengan LSTM pada indeks saham S&P 500, didapatkan hasil RMSE 40.45, MAPE 0.798, dan R^2 0.9976 [2]. Terdapat penelitian yang menggunakan LSTM untuk prediksi harga saham *Shanghai Composite Index* dengan hasil yaitu RMSE yaitu 41.00 [3]. Pada penelitian Andika, peneliti memprediksi harga saham IHSG menggunakan model LSTM dan

dievaluasi menggunakan RMSE dengan skor 162.086 [4]. Penelitian yang dilakukan Hu, menyatakan bahwa Model CNN-LSTM dapat efektif dalam mempelajari dan menangkap dari perubahan harga saham serta dapat meningkatkan akurasi, berkat kemampuan mempelajari fitur sekuens waktu serta menangkap data spasial [5].

Berdasarkan penyajian penelitian sebelumnya, yang sudah banyak menggunakan Metode *Artificial Intelligence* (AI) yang baik, namun terdapat beberapa hal yang perlu diperhatikan seperti akses oleh banyak orang. Hal ini, dapat tercapai dengan menggunakan halaman *dashboard* untuk mengakses aplikasi AI tersebut menggunakan *Website*. Beberapa artikel hanya memiliki beberapa jenis matriks evaluasi seperti *Coefficient of Determination* (R^2) atau *Root Mean Squared Error* (RMSE) saja, penulis memilih menggunakan matrik evaluasi yaitu RMSE, *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Correlation Coefficient* (R), *Coefficient of Determination* (R^2), untuk mengevaluasi dari model AI ini, pemilihan ini didasarkan pada matriks evaluasi ini dapat mengukur dari kesalahan berdasarkan data asli dan data hasil prediksi berdasarkan angka dan waktu. Model CNN-LSTM juga memiliki beberapa kelemahan seperti kurangnya kemampuan model untuk menangkap data yang detail berdasarkan waktu serta memiliki potensi untuk kehilangan fitur-fitur temporal dan spasial penting saat penggabungan dari kedua Model tersebut.

Penelitian ini mengangkat tentang membuat suatu model yang bisa memprediksi harga saham saat penutupan perdagangan. Model *Deep Learning* yang digunakan yaitu menggunakan Model CNN-LSTM [6], [7]. Penelitian dengan Model CNN-LSTM sudah

pernah dilakukan dengan topik estimasi dari kesehatan baterai lithium-ion serta prediksi harga emas [5], [8], [9]. Penelitian tersebut mempunyai kemiripan pada karakteristik data, yaitu data mengalami fluktuasi dari pergerakan variabel data berdasarkan waktu. Serta, hasil menunjukkan Model CNN-LSTM memiliki nilai MAE dan RMSE yang lebih baik dibandingkan dengan model *Support Vector Regression* (SVR) serta Model LSTM.

Penelitian ini memiliki fokus untuk mengeksplorasi Model Modifikasi CNN-LSTM dengan mekanisme Perhatian lainnya seperti *Squeeze and Excitation* (SE) [10], *Coordinate Attention* (CA) [11] sampai *Spatial and Channel Synergistic Attention Module* (SCSA) [12]. Model Perhatian ini akan diletakkan antara Modul CNN dan LSTM. Model yang dieksperimen ini diharapkan dapat memprediksi harga dari saham dengan lebih baik yaitu mengatasi dari potensi kehilangan fitur saat pelatihan model serta memberi kemampuan lebih pada model untuk dapat melihat dari pola yang peka terhadap arah dan posisi. Serta, Model AI tersebut dapat diaplikasikan pada Aplikasi *Website* berbasis *Streamlit* yang mempermudah untuk konfigurasi dan penggunaan model AI oleh orang awam. Pada penelitian ini, peneliti menggunakan dari IHSG dan di bandingkan antar model dan eksperimenkan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian pada topik serupa juga telah banyak dilakukan yaitu pada topik memprediksi data berdasarkan waktu dengan algoritma kecerdasan buatan, berikut ini adalah beberapa studi literatur pada topik prediksi data berdasarkan waktu, terutama pada data IHSG.

Penelitian terdahulu oleh Gunawan [1], memodelkan data berdasarkan waktu untuk diprediksi dengan model *Support Vector Machine* (SVM) serta *Neural Network* (NN) pada *dataset* berupa data IHSG, penelitian ini memiliki keterbatasan seperti eksplorasi pada Model NN, hanya memakai satu konteks seperti hanya penggunaan *Multi Layer Perceptron* (MLP) saja pada bidang NN. Hasil yang didapatkan, penelitian ini menggunakan matriks Evaluasi RMSE dan R^2 dengan hasil terbaik pada model SVM dengan RMSE 539 dan R^2 sebesar 29 %.

Penelitian yang dilakukan oleh Andhika [4], menerangkan bahwa Model LSTM serta ARIMA dapat digunakan untuk tugas prediksi data berdasarkan waktu, dengan data yang digunakan yaitu dari IHSG. Kekurangan pada penelitian ini yaitu Model LSTM belum dioptimalkan dengan baik, salah satu contohnya yaitu terlihat dari grafik data *loss* yang belum konvergen, serta parameter-parameter pada model Jaringan Syaraf Tiruan ini belum dioptimalkan dengan maksimal. Hasil yang didapatkan, penelitian ini menggunakan matriks evaluasi yaitu MAPE, MAE, MSE, dan RMSE dengan hasil untuk LSTM dengan jumlah MAPE 2.9%, MAE 146.9, MSE 26271, dan

RMSE sebesar 162.08. Model LSTM lebih baik dari hasil ARIMA dengan hasil evaluasi jumlah MAPE 3.8%, MAE 194.67, MSE 44004, dan RMSE sebesar 209.77 poin.

Penelitian yang dilakukan oleh Wanhai You [8], dengan eksplorasinya pada model *Support Vector Regression* (SVR), LSTM, dan Model CNN-LSTM, dengan *dataset* yang digunakan adalah data harga Emas berdasarkan waktu. Penelitian ini memiliki kekurangan pada potensi kehilangan fitur-fitur spasial penting dan model ini berpotensi menangkap informasi yang kurang dibutuhkan pada saat pelatihan model, seperti pada model CNN-LSTM. Hasil yang didapatkan, penelitian ini menggunakan Matriks Evaluasi MAE dan RMSE, yang masing-masing menghasilkan hasil 32.441 dan 41.590 untuk CNN-LSTM, serta untuk Model LSTM hasil MAE dan RMSE adalah 66.523 dan 84.492.

Penelitian yang dilakukan oleh Huang [9], menjelaskan pada penelitian ini mengeksplorasi model seperti LSTM, serta CNN-LSTM pada *dataset* CALCE yaitu data baterai lithium-ion. Hasil yang didapatkan menggunakan matriks evaluasi RMSE dan MAPE di data CALCE CS2_35 menunjukkan RMSE dan MAPE pada model LSTM sebesar 3.933% dan 7.296%, untuk model CNN-LSTM mendapatkan hasil RMSE dan MAPE sebesar 1.767% dan 2.685%.

Dapat diketahui, Model CNN-LSTM ini melampaui dari hasil Model LSTM biasa, berdasarkan penelitian dari Huang dan Wanhai You [8], [9] tingkat RMSE dan MAPE menunjukkan hasil untuk CNN-LSTM lebih baik dari Model LSTM biasa. Penelitian ini memiliki fokus untuk mengeksplorasi potensi penggunaan Modul *Attention* pada Model CNN-LSTM sebagai tahap awal atau *baseline* pada penelitian ini.

2.2. Analisis Time Series

Analisis *Time Series* adalah suatu metode pada analisis data yang menunjukkan serta menganalisis data berdasarkan urutan data yang berdasarkan dari waktu. Terdapat aspek-aspek yang menjadi bahasan pada analisis ini, yaitu seperti analisis data berdasarkan waktu yang menggambarkan data berdasarkan tren, fluktuasi dari data, serta kecenderungan pada kenaikan atau penurunan data secara musiman.

2.3. Indeks Harga Saham Gabungan

Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) merupakan dari suatu instrumen investasi yang berisi tentang data dari gabungan-gabungan harga pada saham yang ada pada Bursa Efek Indonesia (BEI). IHSG juga merupakan salah satu indikator kemajuan pada pasar saham dan indeks sahamnya.

2.4. Deep Learning

Deep Learning adalah metode atau suatu cara dalam analisis data, yang dapat diterapkan pada banyak bidang seperti teknik olah data untuk proses klasifikasi, regresi, *clustering*, serta banyak digunakan

untuk topik analisis *time series* dan prediksi. Pada metode ini, terdapat istilah evaluasi yaitu *underfitting* dan *overfitting*. Sebaiknya, metode ini tidak mengalami dari kedua hal tersebut karena akan mempengaruhi dari performa evaluasi model kedepannya.

2.5. Convolutional Neural Network

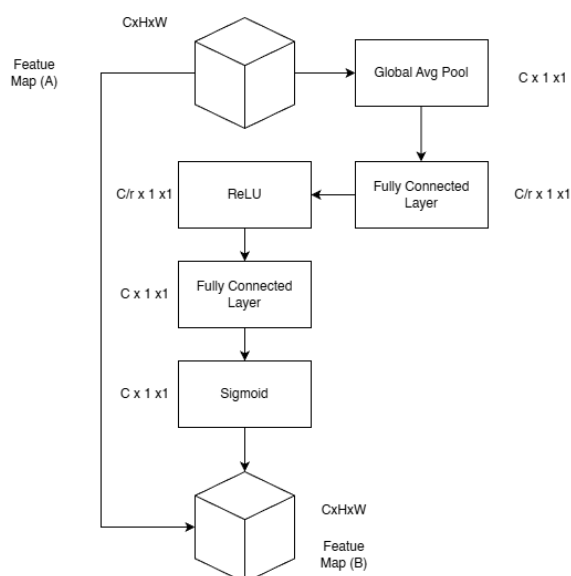
Convolutional Neural Network (CNN) adalah arsitektur pada *Deep Learning* yang terkenal untuk bidang pengolahan serta deteksi gambar, karena arsitektur ini sangat baik untuk dalam bidang analisis fitur spasial serta dapat menganalisis fitur temporal pada data.

2.6. LSTM

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah suatu arsitektur yang termasuk pada bagian *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dibuat dan diinovasi secara khusus untuk mengatasi dari gradien yang menghilang, sehingga memungkinkan dalam mempelajari data-data bersifat *Time Series* dan berurutan dengan lebih baik.

2.7. Squeeze-and-Excitation Networks

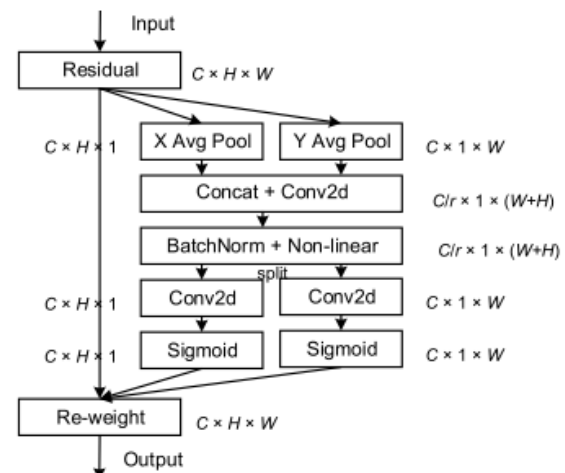
Modul *Squeeze-and-Excitation* (SE) adalah modul yang biasa digunakan pada bidang *Deep Learning* untuk meningkatkan kapasitas dari kemampuan deteksi serta akurasi pada Model yang dirancang. Modul SE ini, memiliki karakteristik dalam mengenali dari fitur-fitur konvolusi, dengan meningkatkan dari hasil representasi dari fitur yang dianalisis dengan memodelkan dengan ketergantungan antar saluran konvolusinya [13].



Gambar 1. Modul *Squeeze-and-Excitation* (SE)

2.8. Coordinate Attention

Modul *Coordinate Attention* (CA) termasuk pada mekanisme perhatian yang terdapat pada bidang *Deep Learning*. Modul CA ini, juga banyak diterapkan pada kasus meningkatkan evaluasi model *Deep Learning* pada topik yang membutuhkan perhatian yang peka terhadap posisi dan arah pada suatu fitur-fitur data. Berdasarkan pemrosesan data dari Modul ini. Modul CA dapat memperkuat fitur dari representasi objek pada pelatihan *Deep Learning* [11].



Gambar 2. Modul *Coordinate Attention* (CA)

2.9. Spatial and Channel Synergistic Attention

Spatial and Channel Synergistic Attention adalah salah satu bagian pada modul perhatian yang memiliki konsep menggabungkan antara Modul *Shareable Multi-Semantic Spatial Attention* (SMSA) dan *Progressive Channel-wise Self-Attention* (PCSA) secara berurutan. Modul ini memiliki kelebihan yaitu, memiliki kemampuan seperti SMSA yang dapat menangkap informasi spasial lebih baik dengan cara multi-semantik serta meningkatkan representasi fitur lokal dan fitur global pada data, serta memiliki kemampuan dari PCSA yang memiliki kemampuan untuk menyempurnakan dari fitur-fitur saluran pada data, serta efektif dalam mencegah dari perbedaan semantik dan integrasi fitur yang jauh lebih kokoh pada tiap saluran data [12].

2.10. Metode Evaluasi

Metode Evaluasi yang digunakan pada penelitian ini untuk mengetahui dari performa pada Model yang dieksplorasi adalah sebagai berikut:

- Root Mean Squared Error (RMSE)

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

Keterangan

n = Jumlah dari data pengamatan dalam sampel.
 y_i = Nilai awal pada pengamatan data di sampel.
 $\hat{y}_i$ = Nilai yang diprediksi di pengamatan pada waktu i

$(y_i - \hat{y}_i)$ = Nilai kesalahan pada tahap-i di pengamatan

b. *Mean Absolute Error (MAE)*

Metode Evaluasi yang bernama MAE biasa digunakan untuk menghitung evaluasi loss dan akan digunakan pada penelitian ini. Berikut ini adalah rumusnya:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

Keterangan:

n = Jumlah dari data pengamatan dalam sampel

y_i = Nilai awal pada pengamatan data di sampel

$\hat{y}_i$ = Nilai yang diprediksi

$|y_i - \hat{y}_i|$ = Nilai error absolut pada pengamatan data

c. *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*

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

Keterangan

n = Jumlah dari data pengamatan dalam sampel

y_i = Nilai awal pada pengamatan data di sampel

$\hat{y}_i$ = Nilai yang diprediksi

$\left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|$ = Nilai persentase absolut dari error pada pengamatan data

d. *Correlation Coefficient Pearson (R)*

$$R_{ij} = \frac{C_{ij}}{\sqrt{C_{ii}C_{jj}}}$$

Keterangan

R_{ij} = Koefisien korelasi antara variabel i dan j

C_{ij} = Nilai kovarian antara variabel i dan j

C_{ii} = Varians dari variabel i

C_{jj} = Varians dari variabel j

e. *Correlation Determination (R²)*

$$R^2 = 1 - \frac{RSS}{TSS}$$

Keterangan

RSS = Jumlah kuadrat residual

TSS = Jumlah Kuadrat Total

2.11. Normalisasi Data

Penelitian ini menggunakan dari metode normalisasi data atau standardisasi data untuk membuat data menjadi lebih gampang dikenali oleh Model Deep Learning. Metode Normalisasi data dipakai untuk penelitian ini adalah Min-Max Scaller, rumusnya adalah berikut ini:

$$X_{scaled} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

Keterangan

X_{scaled} = Min-Max Scallter

X = Data saat ini

X_{max} = Data terbesar pada poin data

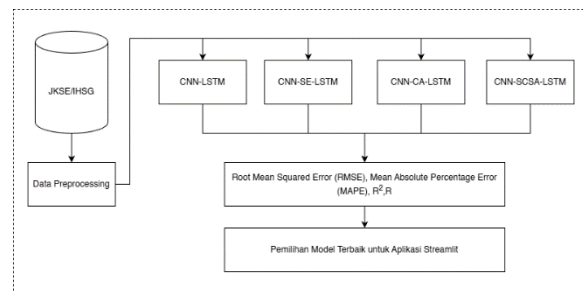
X_{min} = Data terkecil pada poin data

2.12. Aplikasi Website

Framework Streamlit adalah aplikasi yang dapat digunakan dalam membuat website dinamis secara praktis dan cepat dengan bahasa pemrograman python. Streamlit banyak digunakan untuk website dinamis pada bidang kecerdasan buatan karena praktis dan cepat dalam pembuatannya.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan tipe penelitian kuantitatif dengan cara mengeksplorasi potensi dari hasil analisis *time series* yang diharapkan. Berikut ini adalah Metode penelitian yang terdapat pada artikel ini, yaitu pada Gambar 3.



Gambar 3. Metodologi Penelitian

3.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan modul Yahoo Finance pada bahasa pemrograman Python. Data yang diambil adalah data berdasarkan Indeks JKSE atau IHSG. Menurut dari informasi Hidayat, JKSE juga biasa dikenal dengan IHSG [14]. Data yang diambil berdasarkan waktu mulai dari 02 Januari 2018 sampai dengan 29 Desember 2022. Data mentah yang diambil dari modul Yahoo Finance yaitu variabel kolom *Close*, *High*, *Low*, *Open*, dan *Volume*. Pemilihan pada rentang data ini memungkinkan konteks pada data yang merepresentasikan tentang data pada sebelum pandemi, terjadinya kejatuhan harga IHSG pada Maret 2020, fase pemulihan yang terjadi pada rentang pertengahan tahun 2020 sampai dengan akhir tahun 2021, serta fase setelah pandemi pada tahun 2022 dengan pergerakan harga konsolidasi.

3.2. Pra-Pemrosesan data

Data akan disiapkan untuk dapat diolah dan dianalisis berdasarkan analisis *time series*. Pada penelitian ini menggunakan variabel yaitu data penutupan harga pada IHSG, serta melakukan normalisasi data menggunakan *Min-Max Scaller*. Penelitian ini menggunakan *time step* sebesar 10 sebagai variabel independen yang akan diproses oleh Model *Deep Learning* yang telah dirancang. Data berupa angka penutupan di IHSG dibagi menjadi 80% data untuk pelatihan dan 20% data untuk uji.

3.3. Perancangan Model

Penelitian ini mengeksplorasi dari 4 jenis Model Deep Learning, yaitu CNN-LSTM, CNN-SE-LSTM, CNN-SCSA-LSTM, dan CNN-CA-LSTM. Peneliti

menggunakan Framework PyTorch untuk membuat model ini. Berikut ini adalah penjelasan dari Model AI tersebut:

a. CNN-LSTM

Model CNN-LSTM adalah model gabungan antara modul CNN 1D dengan Modul LSTM. Model ini, banyak digunakan pada kasus data analisis *Time Series*, dikarenakan kemampuan dari CNN yaitu menangkap fitur spasial, dan menganalisis data *time series* menggunakan LSTM yang memiliki kelebihan mengurangi tingkat Gradien yang menghilang.

b. CNN-SE-LSTM

Model CNN-SE-LSTM adalah Model gabungan antara Model CNN-LSTM yang dimodifikasi menggunakan Modul SE. Hal ini mengakibatkan dari Model CNN-LSTM lebih mampu mengenali dari fitur-fitur konvolusi, dengan meningkatkan dari hasil representasi dari fitur yang dianalisis berkat kemampuan dari Modul SE yang digabungkan setelah Modul CNN.

c. CNN-CA-LSTM

Model CNN-CA-LSTM adalah Model hasil modifikasi dengan menggunakan Modul Perhatian, yaitu menggunakan Modul CA. Modul CNN-CA-LSTM memiliki kemampuan yaitu dapat meningkatkan dari representasi dari fitur yang ada, serta memiliki kemampuan lebih dalam menganalisis fitur-fitur spasial dan temporal yang lebih peka terhadap posisi dan arah pada suatu fitur-fitur data.

d. CNN-SCSA-LSTM

Model CNN-SCSA adalah hasil modifikasi pada Model CNN-LSTM menggunakan Modul Perhatian yaitu SCSA. Model ini memiliki kemampuan yaitu menangkap informasi spasial lebih baik serta menyempurnakan dari fitur-fitur representasi pada data.

3.4. Evaluasi Model

Evaluasi model adalah suatu kegiatan yang berfungsi untuk mengenali dari kualitas serta akurasi pada model. Model yang dilatih akan dievaluasi menggunakan matriks evaluasi yaitu RMSE, MAPE, R, dan R^2 .

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Deskripsi Data

Data harga penutupan di IHSG diambil dari *Library* bernama *yfinance* dari Yahoo Finance. Data diambil mulai dari waktu 02 Januari 2018 sampai dengan 29 Desember 2025. Data berasal dari Yahoo Finance berisi variabel-variabel yaitu harga *Close*, *High*, *Low*, *Open*, dan Volume Transaksi. Data yang dipakai untuk proses prediksi adalah data pada harga penutupan. Berikut ini adalah cuplikan data tersebut:

Tabel 1. Cuplikan data IHSG yang telah terpilih pada data penutupan

Tanggal	Close
2018-01-02	6339.237793
2018-01-03	6251.479004
2018-01-04	6292.320801
...	...
2022-12-27	6923.026855
2022-12-28	6850.520020
2022-12-29	6860.077148

Pada Tabel 1. Dapat diketahui, harga penutupan pada tanggal 02 Januari 2018 yaitu 6339.24 sampai pada tanggal 29 Desember 2022 dengan harga 6860.07 yang mengindikasikan kenaikan harga pada rentang waktu sekitar 4 tahun melalui masa sebelum pandemi sampai setelah pandemi Covid-19 serta kejadian-kejadian lain selama rentang tanggal tersebut. Fluktuasi tersebut juga terpicu oleh aspek isu seperti makroekonomi, sentimen dari pasar tersebut, serta kenaikan dan penurunan dari volume penjualan dari indeks tersebut.

4.2. Performa Prediksi Data

Pada tahap ini, peneliti menjelaskan pada hasil eksplorasi yang telah dilakukan menggunakan Model dari *Deep Learning* untuk proses prediksi data IHSG. Penelitian ini menggunakan L1Loss dari PyTorch yang berarti menggunakan rumus MAE. Penelitian ini juga menggunakan *Optimizer* yaitu Adam. Berikut ini adalah penjelasan untuk Pengaturan *Hyperparameter* pada penelitian ini:

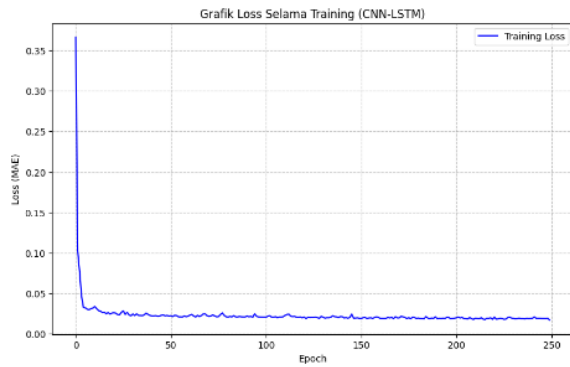
Tabel 2. Tabel Pengaturan *Hyperparameter*

Pengaturan <i>Hyperparameter</i>			
Optimizer	Learning Rate	Time Step	Epoch
Adam	0.001	10	250

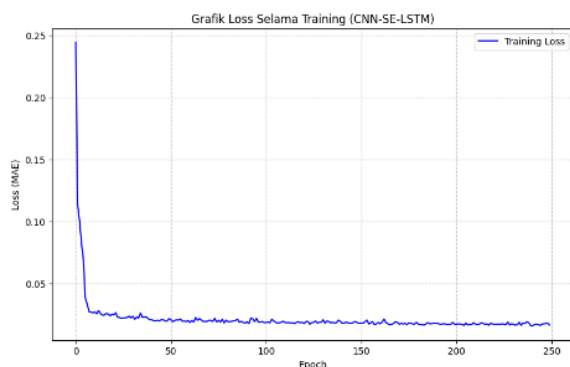
Tabel 2 menjelaskan pada rincian penggunaan *Hyperparameter* yang digunakan pada penelitian ini pada Model *Deep Learning*. Penelitian ini menggunakan Optimizer Adam, Learning Rate sebesar 0.001, Time Step 10 yang berarti Model yang dieksplorasi seperti model CNN-LSTM, CNN-SE-LSTM, CNN-CA-LSTM, CNN-SCSA-LSTM ini memiliki parameter *sliding windows* sebesar 10, dan 250 Epoch dalam pelatihannya.

4.3. Performa pada Fungsi Loss

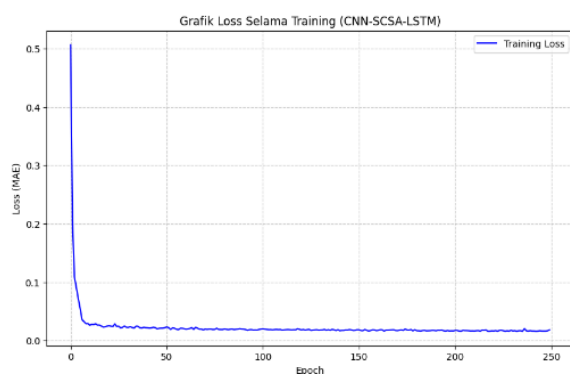
Pada tahap ini, akan menjelaskan tentang Performa Model pada Fungsi Loss yaitu L1Loss atau MAE pada setiap Model *Deep Learning*. Setiap model yang eksplorasi, seperti CNN-LSTM, CNN-SE-LSTM, CNN-CA-LSTM, CNN-SCSA-LSTM akan dievaluasi juga dengan fungsi loss tersebut. Berikut ini adalah hasil eksplorasi tersebut:



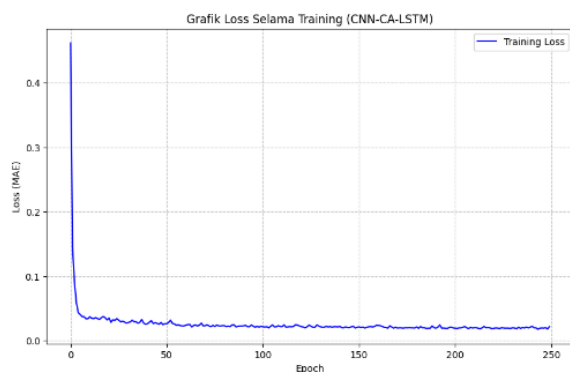
Gambar 4. Grafik Fungsi Loss Model CNN-LSTM



Gambar 5. Grafik Fungsi Loss Model CNN-SE-LSTM



Gambar 6. Grafik Fungsi Loss Model CNN-SCSA-LSTM



Gambar 7. Grafik Fungsi Loss Model CNN-CA-LSTM

Dapat diketahui, dari eksperimen serta pelatihan Model *Deep Learning* pada topik analisis *time series* atau prediksi dari data berdasarkan waktu, model ini dilakukan pelatihan pada 250 epoch. Model CNN-LSTM sampai dengan CNN-CA-LSTM dapat memprediksi harga dari IHSG dengan baik. Model yang dieksplorasi seperti Model CNN-LSTM sampai dengan CNN-CA-LSTM, diketahui sudah konvergen dalam mempelajari data saat pelatihan berdasarkan dari hasil fungsi *loss* yang melandai pada Epoch ke 150 sampai 250.

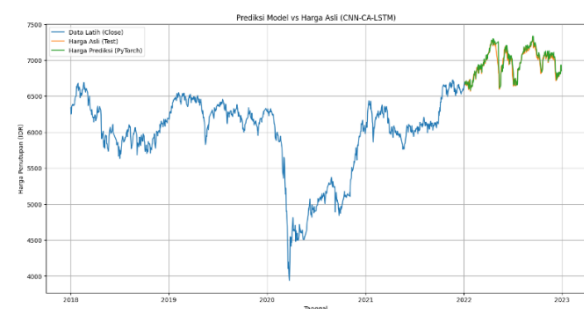
4.4. Analisis Komparatif

Model *Deep Learning* akan dievaluasi dan dianalisis lebih lanjut menggunakan rumus RMSE, MAPE, R, dan R^2 . Berdasarkan dari evaluasi ini, akan memberikan informasi lebih lanjut tentang performa Model pada data *time series*. Berikut ini adalah penjelasannya:

Tabel 3. Analisis Komparatif Evaluasi Model

Model	RMSE	MAPE	R	R^2
CNN-LSTM	93.68	1.16%	0.9490	0.7378
CNN-SE-LSTM	65.98	0.72%	0.9493	0.8699
CNN-SCSA-LSTM	73.58	0.86%	0.9481	0.8383
CNN-CA-LSTM	61.51	0.66%	0.9495	0.8870

Tabel 3 menjelaskan tentang Model *Deep Learning* dievaluasi dan dianalisis lebih lanjut menggunakan rumus RMSE, MAPE, R, dan R^2 . Dapat diketahui, untuk hasil CNN-CA-LSTM memiliki hasil matriks evaluasi terbaik dari ketiga model lainnya. Model CNN-CA-LSTM memiliki hasil RMSE sebesar 61.51 yang mengartikan Model ini memiliki pola prediksi yang baik dan memiliki sedikit kesalahan prediksi, nilai MAPE sebesar 0.66% mengindikasikan Model ini memiliki persentase untuk tingkat kesalahan yang sangat kecil bahkan kurang dari 1% mengindikasikan Model sangat baik dalam topik analisis data *time series* pada IHSG yang datanya mengalami fluktuasi serta volatilitas yang tinggi, Nilai R yaitu 0.94 menginformasikan bahwa model ini dapat memperkirakan arah tren dari data IHSG, serta R^2 sebesar 0.8870 menginformasikan Model ini dapat memperkirakan dari arah tren dan memiliki tingkat akurasi pada data asli dan data prediksi yang baik.

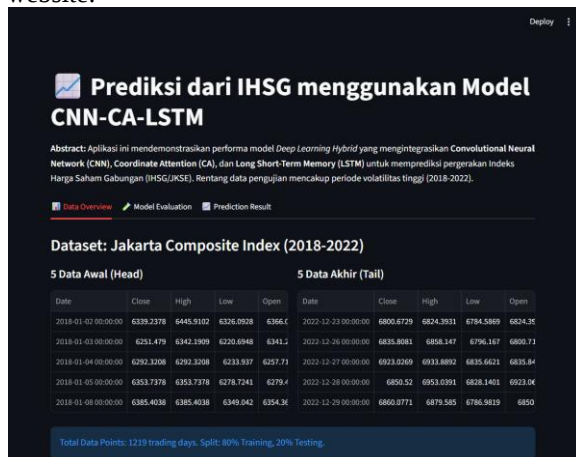


Gambar 8. Grafik Data IHSG pada Pelatihan (Biru), Uji (Kuning) dan Prediksi (Hijau) pada Model CNN-CA-LSTM

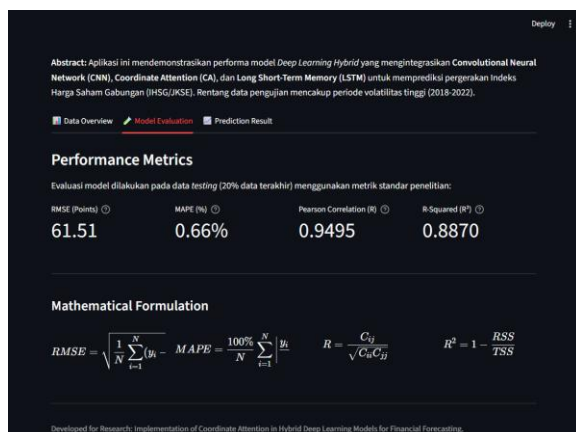
Dapat diketahui, dari Gambar 8, hasil dari data Uji dan Data Prediksi hampir serasi. Hal ini memberikan gambaran tentang hasil prediksi dari Model CNN-CA-LSTM memiliki tingkat akurasi yang baik dalam topik analisis data *time series* serta topik prediksi pada data angka yang mengalami volatilitas atau data yang berubah-ubah berdasarkan waktu berkat kemampuannya dalam menangkap informasi spasial dan temporal, kelebihan dari Modul CA yaitu dapat menangkap informasi berdasarkan arah dan posisi, dan mengatasi dari gradien yang hilang pada data *time series* yang panjang.

4.5. Implementasi Website

Penelitian ini, juga menerapkan dari Model *Deep Learning* yang telah dievaluasi. Dapat diketahui, hasil dari Model CNN-CA-LSTM memiliki dari hasil evaluasi komparatif yang lebih baik dari model yang lain, sehingga model ini akan dimodelkan serta ditampilkan pada website berbasis Streamlit. Pada website ini ada 3 fitur utama, yaitu halaman penampilan data, halaman model evaluasi, serta hasil dari prediksi IHSG. Berikut ini adalah gambaran dari Model *Deep Learning* yang ditampilkan di bagian website:



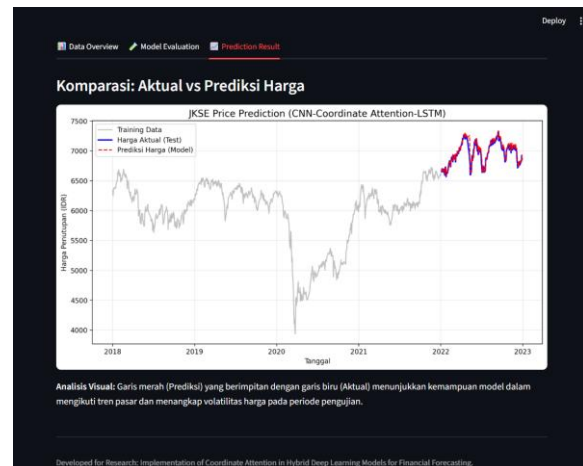
Gambar 9. Tampilan Website untuk menampilkan dataset IHSG/JKSE pada rentang waktu 2018 sampai 2022.



Gambar 10. Tampilan Streamlit untuk Matrik Performa pada Model CNN-CA-LSTM

Gambar 9 menjelaskan tampilan pada *website*, yang isinya data yang digunakan untuk tahapan pelatihan dan data uji pada model CNN-CA-LSTM ini. Data yang ditampilkan, yaitu 5 data awal serta 5 data akhir pada IHSG di rentang waktu 2018 sampai 2022.

Pada gambar 10, dapat diketahui untuk performa model yang di uji coba pada penelitian ini pada data harga IHSG di kurun waktu 2018 sampai 2022 yang ditampilkan pada website berbasis Streamlit.



Gambar 11. Tampilan Website untuk Grafik hasil prediksi Data IHSG pada Streamlit.

Pada gambar 11, dapat diketahui untuk hasil dari implementasi dari Model CNN-CA-LSTM. Dapat diketahui, pada gambar 11 merupakan grafik hasil prediksi dan harga aktual pada data IHSG tersebut, harga aktual yang dibandingkan dengan hasil prediksi hanya pada data testing. Sehingga disimpulkan, untuk hasil prediksi dari Model CNN-CA-LSTM dapat diimplementasikan pada website, dengan Streamlit.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini memiliki tujuan, yaitu untuk memprediksi dari nilai IHSG yang terkenal memiliki karakter data yang memiliki fluktuasi dan volatilitas yang tinggi, serta mengeksplorasi dan mengatasi dari fitur-fitur yang hilang serta penguatan fitur-fitur data pada Model CNN-LSTM. Penelitian ini mendapatkan hasil yaitu Model CNN-CA-LSTM memiliki tingkat hasil evaluasi yang paling baik di antara model yang telah dieksplorasi sebelumnya, seperti CNN-SE-LSTM, CNN-SCSA-LSTM, serta Model CNN-LSTM. CNN-CA-LSTM mendapatkan hasil RMSE 61.51, MAPE 0.66%, R 0.9495, dan R² 0.8870 yang mengindikasikan Model ini dapat memprediksi data IHSG dengan baik yang mempunyai karakteristik fluktuasi dan volatilitas yang tinggi.

Dapat diketahui, pada penelitian ini juga memiliki batasan berupa menggunakan parameter eksperimen yaitu *hyperparameter* yang sama pada setiap pengujian, dan sudah ditetapkan. Pada penelitian selanjutnya dapat menguji pada eksplorasi pada *hyperparameter tuning* menggunakan *Grid-*

Search atau dapat menggunakan dari Metode Sequential Search

DAFTAR PUSTAKA

- [1] G. Gunawan, K. Penerapan, A. Svm, A. R. Putri, and R. D. Kurniawan, "Komparasi Penerapan Algoritma SVM dan NN dalam Memprediksi IHSG," *Jurnal BATIRSI*, vol. 8, no. 1, pp. 1–5, 2024.
- [2] H. N. Bhandari, B. Rimal, N. R. Pokhrel, R. Rimal, K. R. Dahal, and R. K. C. Khatri, "Predicting stock market index using LSTM," *Machine Learning with Applications*, vol. 9, no. February, p. 100320, 2022, doi: 10.1016/j.mlwa.2022.100320.
- [3] 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.
- [4] R. A. Andhika Viadinugroho and D. Rosadi, "Long Short-Term Memory Neural Network Model for Time Series Forecasting: Case Study of Forecasting IHSG during Covid-19 Outbreak," *J Phys Conf Ser*, vol. 1863, no. 1, 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1863/1/012016.
- [5] Z.-X. Hu, B. Shen, Y. Hu, and C. Zhao, "Research on stock price forecast of general electric based on mixed CNN-LSTM model," doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.08539>.
- [6] D. E. Waluyo, C. Paramita, H. W. Kinasih, D. Pergiwati, and F. A. Rafrastara, "Aplikasi Prediksi IHSG Berbasis Web Dengan Integrasi Multi-Algoritma," *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 9, no. 2, pp. 121–129, 2024, doi: 10.30591/jpit.v9i2.6193.
- [7] E. G. A. Osman and F. A. Otaibi, "Machine Learning with Applications Integrating deep learning and econometrics for stock price prediction: A comprehensive comparison of LSTM, transformers, and traditional time series models," *Machine Learning with Applications*, vol. 22, no. September, p. 100730, 2025, doi: 10.1016/j.mlwa.2025.100730.
- [8] W. You, J. Chen, H. Xie, and Y. Ren, "Which uncertainty measure better predicts gold prices? New evidence from a CNN-LSTM approach," *North American Journal of Economics and Finance*, vol. 76, no. December 2024, p. 102375, 2025, doi: 10.1016/j.najef.2025.102375.
- [9] J. Huang *et al.*, "A lithium-ion battery SOH estimation method based on temporal pattern attention mechanism and CNN-LSTM model," *Computers and Electrical Engineering*, vol. 122, Mar. 2025, doi: 10.1016/j.compeleceng.2024.109930.
- [10] J. Hu, L. Shen, and G. Sun, "Squeeze-and-Excitation Networks." [Online]. Available: <http://image-net.org/challenges/LSVRC/2017/results>
- [11] Q. Hou, D. Zhou, and J. Feng, "Coordinate attention for efficient mobile network design," *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 13708–13717, 2021, doi: 10.1109/CVPR46437.2021.01350.
- [12] Y. Si *et al.*, "SCSA: Exploring the synergistic effects between spatial and channel attention," *Neurocomputing*, vol. 634, pp. 1–13, 2025, doi: 10.1016/j.neucom.2025.129866.
- [13] Y. Unal, "Integrating CBAM and Squeeze-and-Excitation Networks for Accurate Grapevine Leaf Disease Diagnosis," *Food Sci Nutr*, vol. 13, no. 6, Jun. 2025, doi: 10.1002/fsn3.70377.
- [14] A. S. E. Hidayat and G. Primajati, "Estimating and Forecasting Jakarta Composite Index in Pandemic Era Using ARIMA-GARCH Model," *Jurnal Varian*, vol. 7, no. 2, pp. 115–126, Jun. 2024, doi: 10.30812/varian.v7i2.2103