

SISTEM ANALISIS HARGA SAHAM MENGGUNAKAN ALGORITMA LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM)

Dhanny Setiawan¹, Kezia Stefani²,
Yusup Jauhari Shandy³, Carel Anthony Filemon Patra⁴

STMIK LIKMI Bandung
Jl. Ir. H. Juanda no 96 Bandung 40132

E-mail :

¹dhanny2882@gmail.com

²kezia.stefani.kei@gmail.com

³ujshandi@gmail.com

ABSTRAK

Saham adalah modal dan bukti kepemilikan yang ditanamkan seseorang pada suatu badan usaha atau perseroan terbatas. Saham sendiri memiliki tujuan untuk menambah modal suatu perusahaan dari publik. Investasi memiliki resiko yang cukup besar, untuk mengantisipasi, investor wajib memiliki bekal ilmu analisis yang baik yakni analisis fundamental dan teknikal. *Forecasting* adalah proses memprediksi peristiwa masa depan dengan memperoleh data historis dan merencanakan masa depan. *Long Short Term Memory (LSTM)* berasal dari metode RNN (*Recurrent Neural Network*), yang dirancang khusus untuk memproses *data sequence*. Hasil analisis menunjukkan bahwa sistem dapat memprediksi harga saham dengan angka keakuratan prediksi tertinggi yaitu 99%.

Shares are capital and proof of ownership invested by a person in a business entity or limited liability company. Shares themselves have a purpose to increase the capital of a company from the public. Investment also has a considerable risk, to anticipate it, investors must have good analytical knowledge, such as fundamental and technical analysis. Forecasting is the process of predicting future events by obtaining historical data and planning for the future. Long Short Term Memory (LSTM) comes from the RNN (Recurrent Neural Network) method, which is specifically designed to process sequence data. The results of the analysis show that the system can predict stock prices with the highest prediction accuracy rate is 99%.

Kata kunci : Saham, Forecasting, Long Short Term Memory.

1. PENDAHULUAN

Berinvestasi saham kini semakin populer dan berkembang pesat di Indonesia, dengan berinvestasi saham, investor akan mendapatkan keuntungan yang cukup cepat dan besar dalam waktu yang cukup singkat, dalam beberapa hari, minggu, bulan atau tahun dari menginvestasikan dananya (Izzah et al., 2021). Investasi juga memiliki resiko yang cukup besar, untuk mengantisipasinya, investor wajib memiliki bekal ilmu analisis yang baik, terdapat 2 analisis yang banyak dipakai oleh para investor mulai yakni analisis fundamental dan teknikal.

Saham adalah merek dagang yang dimiliki oleh orang atau badan yang dimiliki korporasi atau perseroan terbatas berwujud sebuah kertas yang menjelaskan pemilik kertas tersebut merupakan salah satu pemilik perusahaan tersebut. Pergerakan harga saham sendiri sangat fleksibel, itulah diperlukan kemampuan analisis yang baik agar para investor meminimalisir kerugian dan memaksimalkan keuntungan.

Investor membuat prediksi tentang perusahaan untuk berinvestasi dengan melihat laporan keuangan perusahaan, terutama perusahaan yang sudah go public. Laporan keuangan dilihat investor dan nilainya sebagai acuan bagi investor untuk menanamkan modalnya pada perusahaan, aspek yang dilihat investor dalam laporan keuangan seperti kinerja usaha, jalannya kegiatan usaha, kapasitas usaha, melaksanakan kegiatannya secara efisien dan efektif (Prakoso, 2016). Nilai return dari saham merupakan ketika harga saat jual saham lebih tinggi saat investor membelinya. Tentu saja jika investor menginginkan return yang besar diiringi dengan resiko yang besar pula, sebagai contoh investor yang ingin mendapat return yang besar harus memborong saham dengan banyak, ini diartikan investor berani all-in. Analisa yang tepat dapat memberikan penilaian dalam investor mengambil keputusan, itulah mengapa investor harus melihat kinerja perusahaan nya dulu sebelum membeli sahamnya.

Terdapat banyak aspek yang dapat menjadi bahan analisis dalam melihat pergerakan pasar saham, ada analisis fundamental, analisis teknikal, dan sentimen pasar. Penelitian ini berfokus pada pembuatan sistem analisis harga saham dengan kemampuan untuk melakukan analisis menggunakan algoritma LSTM (*Long Short Term Memory*), serta mengambil dataset harga saham dari Yahoo Finance dengan rentang waktu pengambilan data dari 1 Januari 2015 – 1 Januari 2022. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis komposisi data terbaik yang memiliki tingkat akurasi tertinggi, serta menguji bahwa dengan algoritma tertentu, bisa mendapatkan data yang keakuratannya mendekati data asli.

2. STUDI LITERATUR

2.1 *Forecasting*

Forecasting adalah proses memprediksi peristiwa masa depan dengan memperoleh data historis dan merencanakan masa depan (Wiranda & Sadikin, 2019). *Forecasting* adalah alat yang akan membantu pengambil keputusan dalam penyusunan rencana nyata untuk masa depan. *Forecasting* atau peramalan adalah prediksi komponen pengelolaan pengambilan keputusan. *Forecasting* mengurangi ketergantungan perkiraan pada hal-hal yang tidak atau belum pasti (Rizkiyani, 2014). Peramalan merupakan kegiatan untuk aspek dalam pengambil keputusan. Peramalan memiliki fungsi untuk mengurangi segala bentuk ketergantungan pada hal-hal yang belum pasti. Metode *time series* merupakan yang paling populer untuk diterapkan pada proses *forecasting*.

Prediksi merupakan salah satu elemen penting saat mengambil keputusan. Prediksi dibuat berdasarkan masa lalu yang kemudian menganalisisnya menggunakan metode tertentu (Mulyani et al., 2021). Data dari masa lalu dikumpulkan, dipelajari, dianalisis, dan berhubungan dengan perjalanan karena faktor waktu kemudian hasil analisis data itu dapat memprediksi apa yang akan terjadi di masa depan (Fauzi, 2019). Pengaruh yang diperoleh saat melakukan prediksi sangatlah besar, jika berkecimpung di dunia bisnis pasti akan mempengaruhi penyusunan anggaran pada penjualan, memprediksi menentukan anggaran untuk bulan atau tahun yang mendatang, bahkan dapat memprediksi banyaknya atensi masyarakat dengan produk yang dijual. Prediksi sendiri dapat dicari menggunakan tren, pada sektor saham diperlukan data saham dari masa lalu hingga masa sekarang, sehingga dapat diprediksi lalu disimpulkan, bagaimana tren kinerja dari perusahaan.

Forecasting adalah proses memperkirakan menggunakan nilai silang untuk memprediksi peristiwa masa depan dan untuk mengambil data historis dan mewakili mereka

menggunakan perhitungan matematis (Nasution, 2019). Data historis yang dimiliki akan diproyeksikan ke masa depan menggunakan perhitungan matematis. Data yang dipakai berbentuk time series, yang mengandalkan data-data terdahulu dan bobot yang berbeda-beda untuk memperoleh prediksi di masa mendatang. Dengan demikian, *forecasting* merupakan proses prediksi yang memerlukan data historis, dengan tujuan untuk memproyeksikan masa depan dan diolah menggunakan perhitungan matematis, sehingga dapat membantu pengambil keputusan.

2.2 *Data Time Series*

Pada *data time series*, model dibagi menjadi tiga yaitu siklus, trend, dan model musiman (Al'afi et al., 2020). Berdasarkan *zoning* (domain), informasi deret waktu dibagi menjadi dua domain, domain waktu dan domain frekuensi. *Data time series* adalah urutan kronologis yang panjang. Jenis informasi ini umum dalam kehidupan sehari-hari karena informasi yang dikumpulkan dari waktu ke waktu, mulai dari setiap hari, setiap minggu, setiap bulan, maupun setiap tahun. Data yang dikumpulkan menggambarkan hal ini.

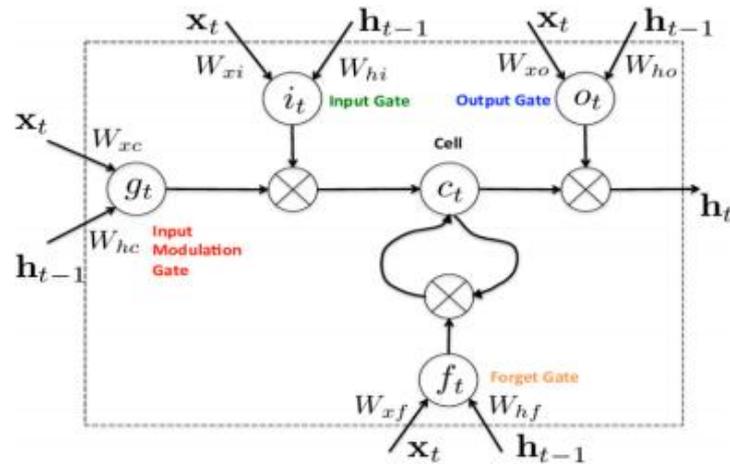
Data time series adalah suatu model penelitian aktif yang bertujuan mengumpulkan dan menganalisis pengamatan masa lalu. Tujuannya adalah untuk mengembangkan modelnya serta mendefinisikan struktur seri (Audina et al., 2021). Rangkaian pengamatan data dalam kurun waktu tertentu, pendekatan time series sangat cocok untuk menyelesaikan masalah data linier. Tujuan dari pengembangan model ini adalah untuk menggambarkan struktur dari deret waktu. Deret waktu dapat dibedakan dengan cara pengolahannya, terdapat analisis deret waktu dan ada peramalan deret waktu.

Data time series dianalisis untuk menemukan pola dan seri di hitung sehingga menjadi data untuk masa depan berdasarkan pola. Ekstrapolasi pola peristiwa masa depan berdasarkan pola adalah subjek utama analisis rangkaian waktu (Harlina & Usman, 2020). Rangkaian waktu sendiri merupakan sebuah urutan data numerik yang terekam dalam beberapa rentang waktu, yang dapat dihitung dalam rentang harian, mingguan, bulanan, triwulan, maupun tahunan.

Dapat disimpulkan bahwa data time series merupakan kumpulan kejadian yang terjadi dalam periode tertentu, dan waktunya dapat meliputi hari, bulan, hingga tahunan, yang digunakan untuk penelitian.

2.3 *Algoritma Long Short Term Memory (LSTM)*

Long Short Term Memory (LSTM) berasal dari metode *RNN (Recurrent Neural Network)*, yang dirancang khusus untuk memproses *Data Sequence*. Namun, *RNN* memiliki masalah yaitu jika terjadi perubahan *range* nilai dari satu level ke level berikutnya dalam arsitektur (Wahyu, 2021). *LSTM* dirancang dan dirancang untuk mengatasi masalah ini. Arsitektur *LSTM* terdiri dari lapisan-lapisan yang terdiri dari:



Gambar 1. Arsitektur LSTM
(Wahyu, 2021)

1. Input Gate (i_t)

Input gate berperan mengambil *output* sebelumnya dan *input* baru serta melewati mereka melalui lapisan *sigmoid*. *Gate* ini mengembalikan nilai 0 atau 1. Rumus dari (i_t) adalah:

$$i_t = \sigma(W_i S_{t-1} + W_i X_t)$$

Penjelasan:

W_i : Bobot dari *Input Gate*.

S_{t-1} : *State* sebelumnya atau *state* pada waktu t-1.

X_t : *Input* pada waktu t.

σ : Fungsi aktivasi *sigmoid*.

Nilai gerbang input dikalikan dengan *output* dari lapisan kandidat (\tilde{C}). Rumus dari (\tilde{C}) adalah:

$$\tilde{C} = \tanh(W_c S_{t-1} + W_c X_t)$$

$$c_t = (i_t * \tilde{C}_t + f_t * c_{t-1})$$

Penjelasan:

\tilde{C} : *Intermediate cell state*.

W_c : Bobot dari *cell state*.

S_{t-1} : *State* sebelumnya atau *state* pada waktu t - 1.

X_t : *Input* pada waktu t.

2. Forget Gate (f_t)

Forget Gate adalah lapisan *sigmoid* yang mengambil *output* pada waktu t-1 dan *input* pada waktu t dan menggabungkannya serta menerapkan fungsi aktivasi *sigmoid*. Karena *sigmoid*, *output gate* ini adalah 0 atau 1. Jika $f_t = 0$, maka keadaan (*state*) sebelumnya akan dilupakan, sementara jika $f_t = 1$ *state* sebelumnya tidak berubah. Rumus dari f_t adalah:

$$f_t = \sigma(W_f S_{t-1} + W_f X_t)$$

Penjelasan:

- Wf : Bobot dari *forget gate*.
 $St-1$: *State* sebelumnya atau *state* pada waktu $t - 1$.
 Xt : Input pada waktu t .
 σ : Fungsi aktivasi *sigmoid*.

3. Output Gate (ot)

Output Gate mengontrol seberapa banyak *state* yang lewat *output* dan bekerja dengan cara yang sama dengan *gate* lainnya. Dan terakhir menghasilkan *cell state* baru (ht). Rumus dari ot dan ht adalah:

$$ot = \sigma(WoSt-1 + WoXt)$$

$$ht = ot * \tanh(ct)$$

Penjelasan:

- Wo : Bobot dari *output gate*.
 $St-1$: *State* sebelumnya atau *state* pada waktu $t - 1$.
 Xt : Input pada waktu t .
 σ : Fungsi aktivasi *sigmoid*.

4. Root Mean Square Error (RMSE)

Root mean square error (RMSE) adalah metode atau metode umum yang biasa digunakan untuk menguji perbedaan nilai prediksi data, penjumlahan kuadrat selisih nilai aktual, dan nilai. dapat menentukan jumlah error pada nilai forecast, besar kecilnya nilai RMSE, besarnya error pada nilai forecast. skala RMSE (Wahyu, 2021).

$$\sqrt{\Sigma(Pi - Oi)^2 / n}$$

Penjelasan :

- Σ : simbol untuk mengartikan total
 Pi : permintaan aktual
 Oi : peramalan permintaan
 n : jumlah periode peramalan yang terlibat

3. ANALISIS DAN PERANCANGAN PERANGKAT LUNAK

3.1 Gambaran Umum Perangkat Lunak

Sistem analisis harga saham menggunakan algoritma Long Short Term Memory (LSTM) merupakan sistem analisis untuk harga saham memakai analisis teknikal, sehingga kita perlu mengambil data perusahaan yang melantai di bursa pasar saham dan mengolah data perusahaannya sehingga menyajikan sebuah grafik analisis. Pengguna dapat menggunakan sistem ini dengan cara memilih saham yang telah di sediakan di dalam sistemnya, disaat pengguna memilih saham langsung tersedia grafik dari saham perusahaan yang dipilih, sehingga pengguna dapat menggunakan grafik tersebut untuk menganalisis kapan saatnya untuk membeli maupun menjual sahamnya.

Untuk proses pengolahan data menggunakan teknik forecasting dengan mengambil data time series dari Yahoo Finance, dimana saat pengambilan data time series terdapat time domain dan frequency domain untuk mengetahui kondisi data saham suatu perusahaan. Pada

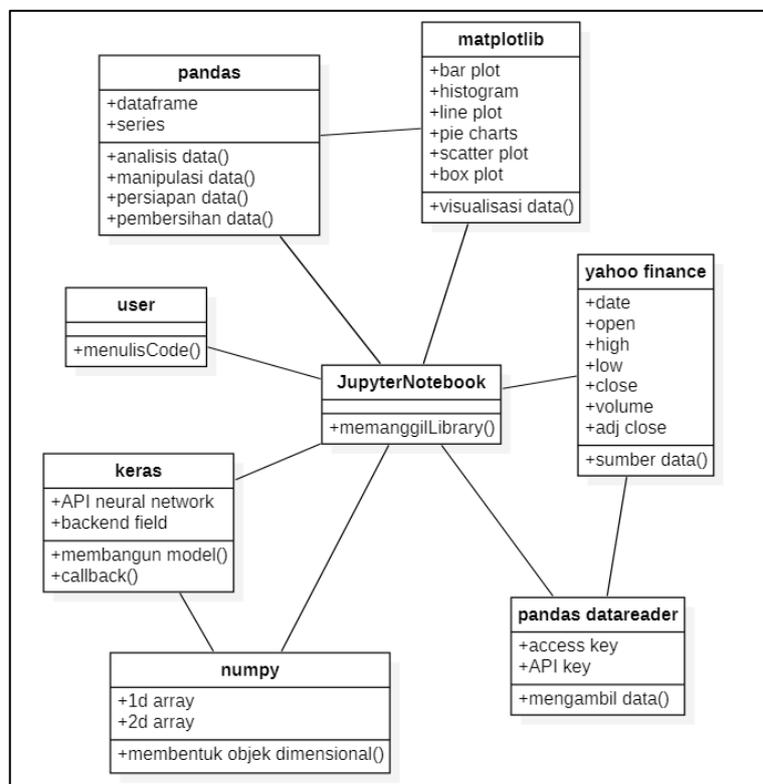
akhir akan tersaji sebuah evaluasi hasil prediksi dengan cara membandingkan data real dengan data prediksi, menghitung jumlah error, sehingga dapat disimpulkan, apakah algoritma yang dipakai pada pembuatan sistem analisis harga saham menggunakan algoritma Long Short Term Memory (LSTM) memiliki rasio ketepatan prediksi yang baik atau tidak.

3.2 Spesifikasi Kebutuhan Perangkat Lunak

Melalui penelitian ini diharapkan dapat menginformasikan tentang cara pengambilan data, mengolah data, dan menyajikan data, sehingga tentu sangat berguna bagi masyarakat yang ingin belajar tentang penerapan *data science*, juga menjadi suatu sarana bagi masyarakat untuk memulai belajar memprediksi harga saham dengan lebih baik.

3.3 Class Diagram

Class diagram aplikasi perangkat lunak dapat dilihat pada gambar 3.



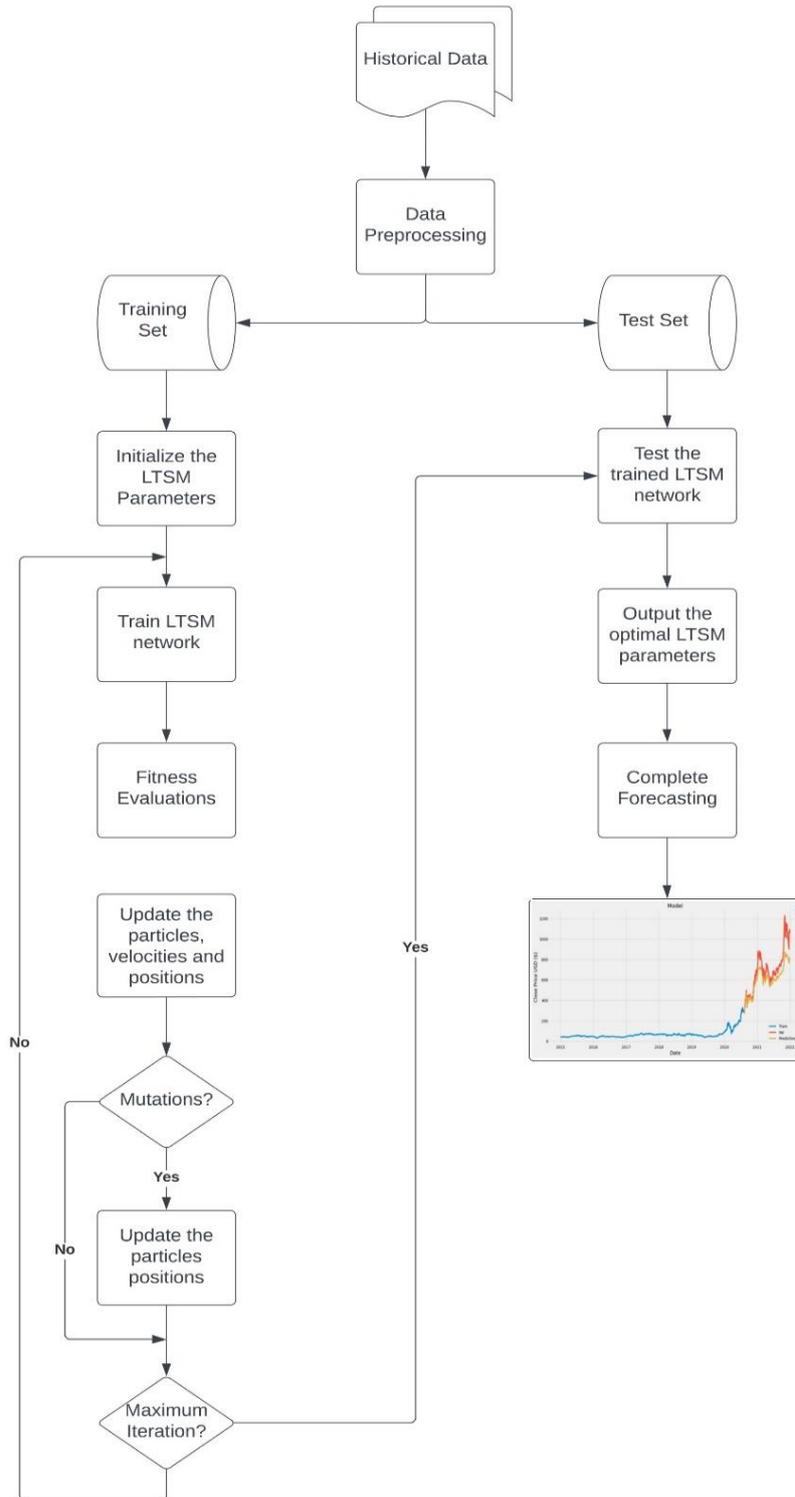
Gambar 3. Class Diagram

3.4 Flowchart Diagram

Flowchart pada gambar 4 dibuat untuk mendeskripsikan setiap langkah atau alur pada proses prediksi harga saham. Menentukan *data training* dimaksudkan untuk memisahkan porsi data untuk di *training* dan data untuk di *testing*, bagian ini dinamakan sebagai *preprocessing data*. Normalisasi data berperan agar model dapat belajar lebih cepat dan meningkatkan akurasi model, dan meminimalisir *error*, untuk melakukan normalisasi data menggunakan *MinMaxScaler*. Perancangan model *LSTM* dimulai dengan mengawali proses oleh *LSTM*, yang digunakan *hidden layer*, *neuron* (memori sel), *epoch* (iterasi), dan *batch size* (jumlah sampel data).

Fase *Training data LSTM* dimulai dengan pemrosesan bobot awal sel *LSTM*, diikuti oleh menentukan nilai yang tidak digunakan, menentukan nilai masukan, memperbarui sel, menentukan nilai keluaran, menghitung nilai *loss*, dan proses ini dilakukan sebanyak yang

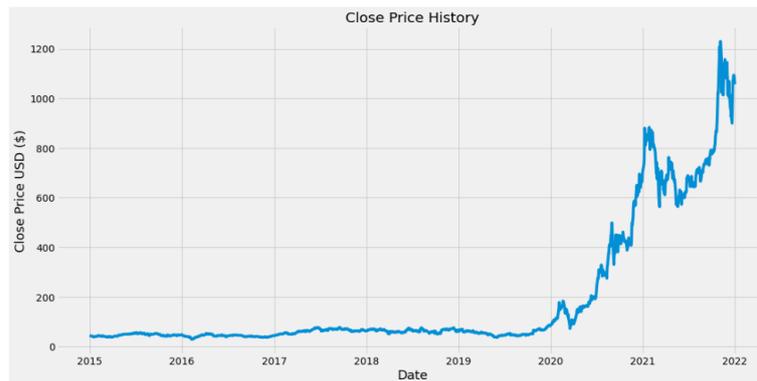
telah ditentukan. *Testing data* lanjutan proses *training data*, dimana proses ini mengolah parameter hasil *testing* dengan menggunakan data uji. Visualisasi data ini dimaksudkan untuk menampilkan grafik data *real* dengan data dari hasil prediksi, jadi memudahkan untuk dipahami.



Gambar 4. Flowchart Diagram

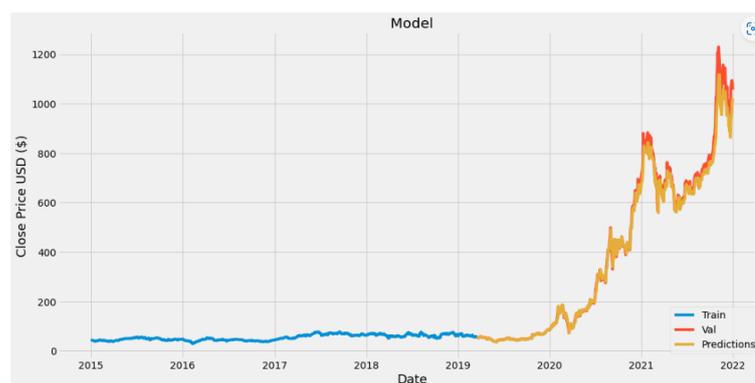
4. PENGUJIAN ANALISIS HARGA SAHAM

Pada pembuatan dan pengujian data yang digunakan berupa data harga *close* saham *Tesla, Inc. (TSLA)* terhadap *US Dollar*. Data ini dapat disebut juga data *time series*, karena pada data ini memuat nilai pengamatan dari suatu periode waktu yang datanya diambil dari *Yahoo Finance* (dapat diakses melalui <https://finance.yahoo.com/>), data yang digunakan dari rentang waktu 1 Januari 2015 – 1 Januari 2022, dengan jumlah data yang terambil ada 1764 data. Setelah data terambil maka dibagi menjadi *data training* dan *data testing*. Setelah memiliki data harga *close* saham proses selanjutnya adalah melakukan *forecasting* atau melakukan sebuah prediksi dimana saat melakukan prediksi diharapkan grafik prediksi memiliki tingkat kesamaan yang mendekati data aslinya.



Gambar 5. Grafik Data *Real* Harga *Close* Saham Tesla, Inc

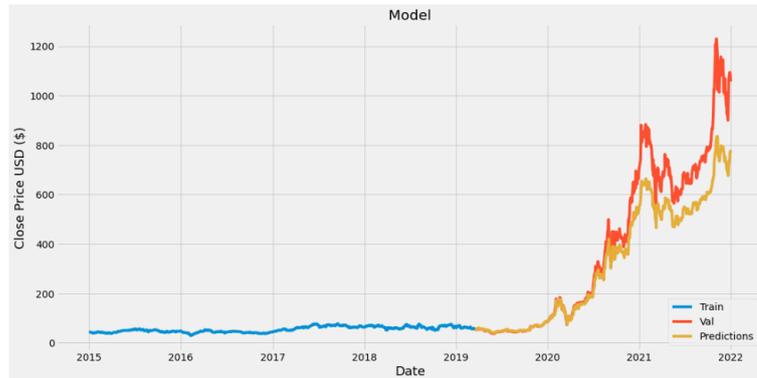
Algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM) bekerja dengan cara mengingat kumpulan informasi dengan rentang waktu yang panjang dan yang telah ditentukan (data *time series*). Algoritma bekerja menghapus informasi yang tidak relevan dan tidak diperlukan. Algoritma *Long Short Term Memory* efisien dalam memproses, memprediksi, serta mengklasifikasikan data *time series*. Bobot komposisi pembagian *dataset* terbagi menjadi tiga komposisi. Pertama 60% *data training* dan 40% *data testing*. Kedua 70% *data training* dan 30% *data testing*. Ketiga 80% *data training* dan 20% *data testing*. Masing-masing *dataset* diuji dengan komposisi *epoch* yang dimulai dari besar *epoch* 10 hingga 50.



Gambar 6. Grafik Prediksi dengan 60% *Data Training* dan 40% *Data Testing* dan Jumlah *Epoch* 10

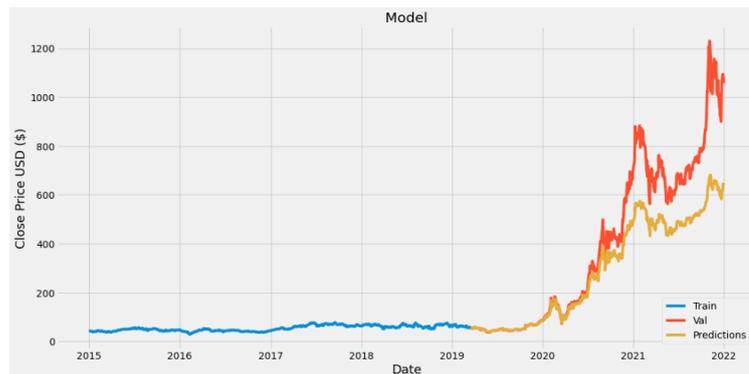
Pada pengujian dengan komposisi data 60% *data training* dan 40% *data testing* serta jumlah *epoch* 10 didapat hasil grafik (Gambar 6). Besaran nilai *RMSE* dari hasil pengujian

tersebut sebesar 11,167. Selisih harga prediksi dengan harga *real* dari hasil pengujian sekitar 11,167 USD.



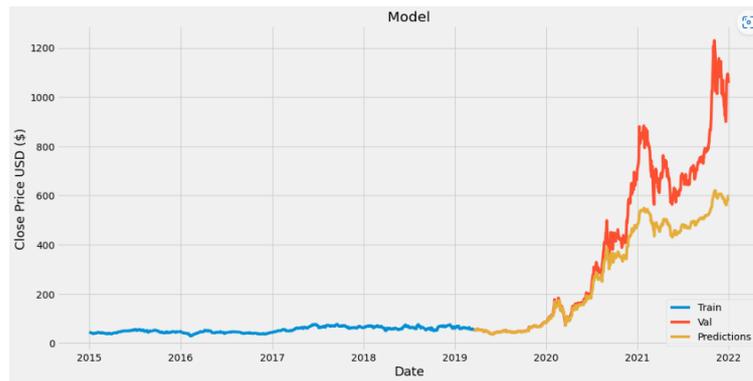
Gambar 7. Grafik Prediksi dengan 60% *Data Training* dan 40% *Data Testing* dan Jumlah *Epoch* 20

Pada pengujian dengan komposisi data 60% *data training* dan 40% *data testing* serta jumlah *epoch* 20 didapat hasil grafik (Gambar 7). Besaran nilai *RMSE* dari hasil pengujian tersebut sebesar 76,446. Selisih harga prediksi dengan harga *real* dari hasil pengujian sekitar 76,446 USD.



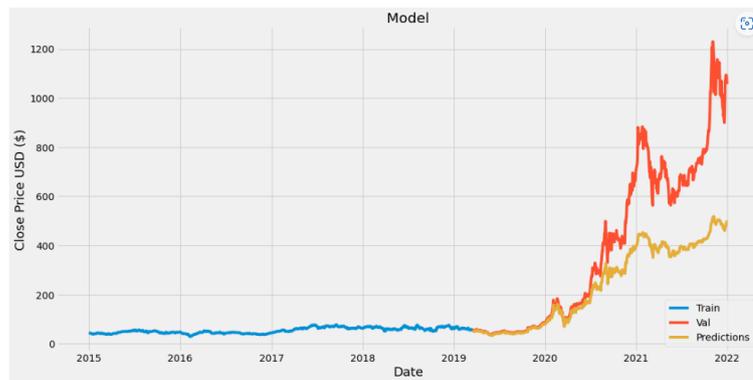
Gambar 8. Grafik Prediksi Dengan 60% *Data Training* dan 40% *Data Testing* dan Jumlah *Epoch* 30

Pada pengujian dengan komposisi data 60% *data training* dan 40% *data testing* serta jumlah *epoch* 30 didapat hasil grafik (Gambar 8). Besaran nilai *RMSE* dari hasil pengujian tersebut sebesar 106,880. Selisih harga prediksi dengan harga *real* dari hasil pengujian sekitar 106,88 USD.



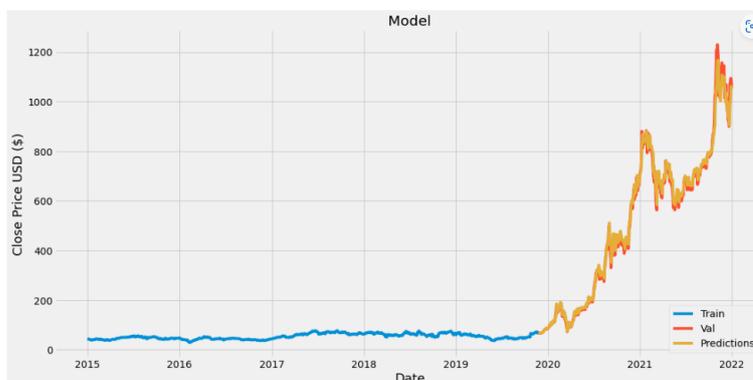
Gambar 9. Grafik Prediksi dengan 60% *Data Training* dan 40% *Data Testing* dan Jumlah *Epoch* 40

Pada pengujian dengan komposisi data 60% *data training* dan 40% *data testing* serta jumlah *epoch* 40 didapat hasil grafik (Gambar 9). Besaran nilai *RMSE* dari hasil pengujian tersebut sebesar 112,995. Selisih harga prediksi dengan harga *real* dari hasil pengujian sekitar 112,996 USD.



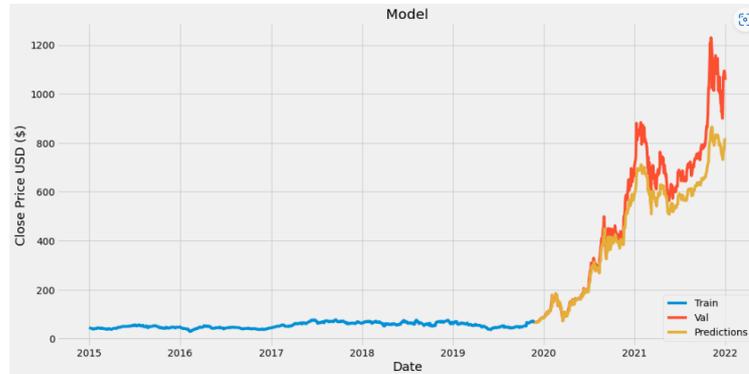
Gambar 10. Grafik Prediksi dengan 60% *Data Training* dan 40% *Data Testing* dan Jumlah *Epoch* 50

Pada pengujian dengan komposisi data 60% *data training* dan 40% *data testing* serta jumlah *epoch* 50 didapat hasil grafik (Gambar 10). Besaran nilai *RMSE* dari hasil pengujian tersebut sebesar 157,867. Selisih harga prediksi dengan harga *real* dari hasil pengujian sekitar 157,867 USD.



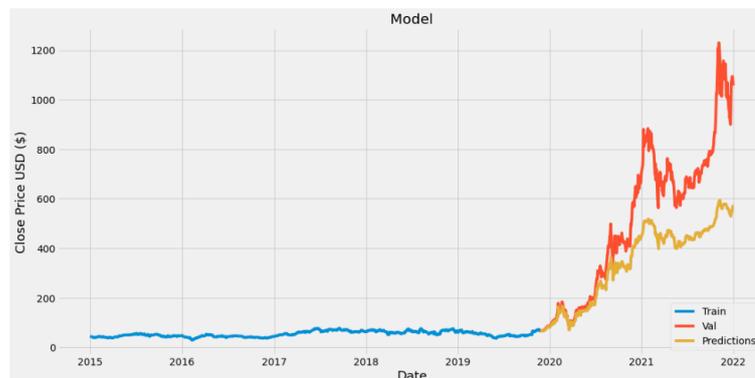
Gambar 11. Grafik Prediksi dengan 70% *Data Training* dan 30% *Data Testing* dan Jumlah *Epoch* 10

Pada pengujian dengan komposisi data 70% *data training* dan 30% *data testing* serta jumlah *epoch* 10 didapat hasil grafik (Gambar 11). Besaran nilai *RMSE* dari hasil pengujian tersebut sebesar 5,587. Selisih harga prediksi dengan harga *real* dari hasil pengujian sekitar 5,587 USD.



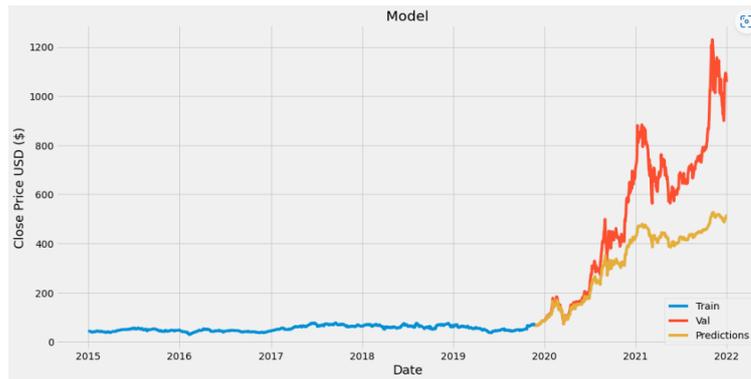
Gambar 12. Grafik Prediksi dengan 70% *Data Training* dan 30% *Data Testing* dan Jumlah *Epoch* 20

Pada pengujian dengan komposisi data 70% *data training* dan 30% *data testing* serta jumlah *epoch* 20 didapat hasil grafik (Gambar 12). Besaran nilai *RMSE* dari hasil pengujian tersebut sebesar 74,165. Selisih harga prediksi dengan harga *real* dari hasil pengujian sekitar 74,165 USD.



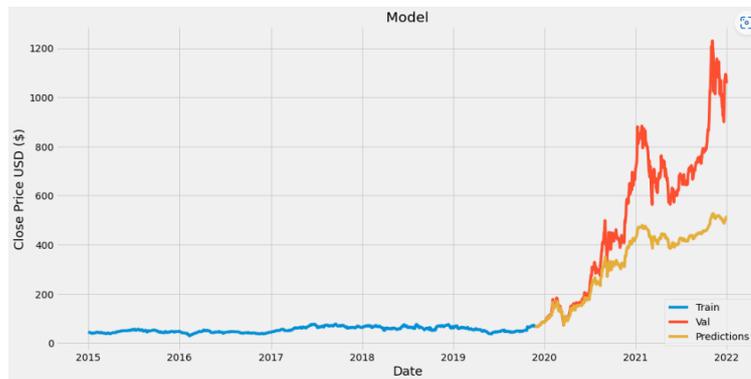
Gambar 13. Grafik Prediksi dengan 70% *Data Training* dan 30% *Data Testing* dan Jumlah *Epoch* 30

Pada pengujian dengan komposisi data 70% *data training* dan 30% *data testing* serta jumlah *epoch* 30 didapat hasil grafik (Gambar 13). Besaran nilai *RMSE* dari hasil pengujian tersebut sebesar 172,720. Selisih harga prediksi dengan harga *real* dari hasil pengujian sekitar 172,720 USD.



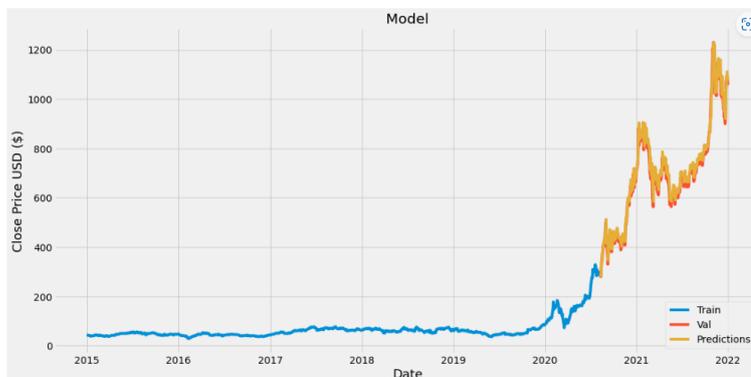
Gambar 14. Grafik Prediksi dengan 70% *Data Training* dan 30% *Data Testing* dan Jumlah *Epoch* 40

Pada pengujian dengan komposisi data 70% *data training* dan 30% *data testing* serta jumlah *epoch* 30 didapat hasil grafik (Gambar 14). Besaran nilai *RMSE* dari hasil pengujian tersebut sebesar 172,720. Selisih harga prediksi dengan harga *real* dari hasil pengujian sekitar 172,720 USD.



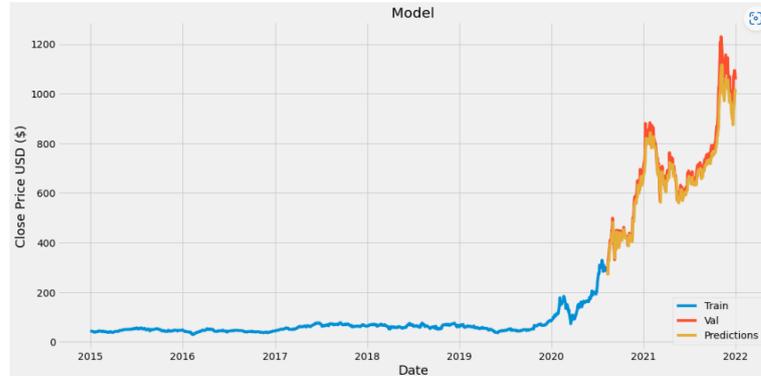
Gambar 15. Grafik Prediksi dengan 80% *Data Training* dan 20% *Data Testing* dan Jumlah *Epoch* 10

Pada pengujian dengan komposisi data 70% *data training* dan 30% *data testing* serta jumlah *epoch* 50 didapat hasil grafik (Gambar 15). Besaran nilai *RMSE* dari hasil pengujian tersebut sebesar 186,850. Selisih harga prediksi dengan harga *real* dari hasil pengujian sekitar 186,85 USD.



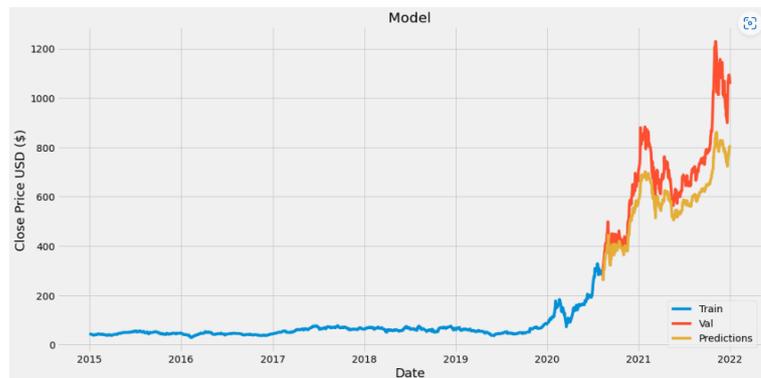
Gambar 16. Grafik Prediksi dengan 80% *Data Training* dan 20% *Data Testing* dan Jumlah *Epoch* 10

Pada pengujian dengan komposisi data 80% *data training* dan 20% *data testing* serta jumlah *epoch* 10 didapat hasil grafik (Gambar 16). Besaran nilai *RMSE* dari hasil pengujian tersebut sebesar 15,792. Selisih harga prediksi dengan harga *real* dari hasil pengujian sekitar 15,793 USD.



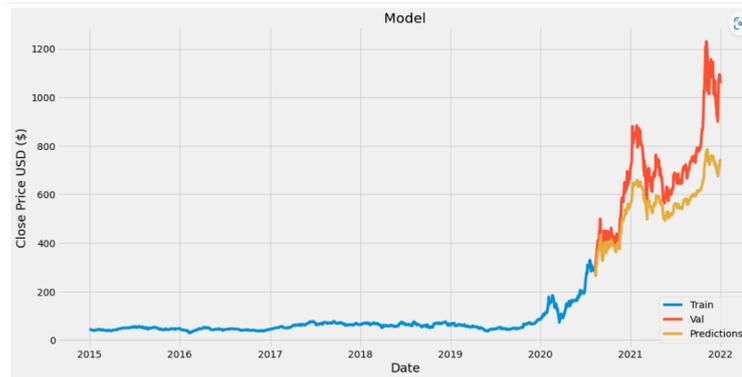
Gambar 17. Grafik Prediksi dengan 80% *Data Training* dan 20% *Data Testing* dan Jumlah *Epoch* 20

Pada pengujian dengan komposisi data 80% *data training* dan 20% *data testing* serta jumlah *epoch* 20 didapat hasil grafik (Gambar 18). Besaran nilai *RMSE* dari hasil pengujian tersebut sebesar 25,409. Selisih harga prediksi dengan harga *real* dari hasil pengujian sekitar 25,409 USD.



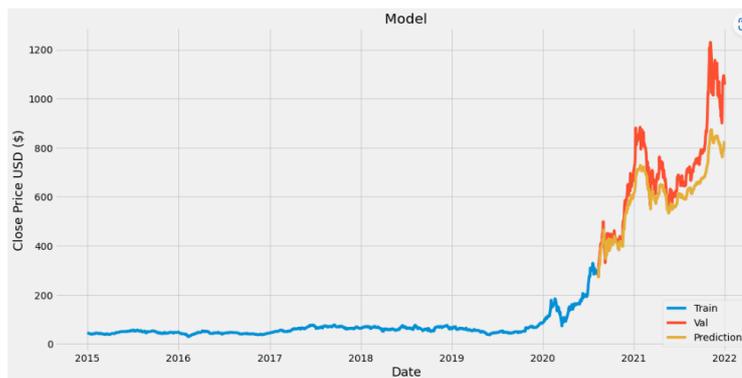
Gambar 18. Grafik Prediksi dengan 80% *Data Training* dan 20% *Data Testing* dan Jumlah *Epoch* 30

Pada pengujian dengan komposisi data 80% *data training* dan 20% *data testing* serta jumlah *epoch* 30 didapat hasil grafik (Gambar 19). Besaran nilai *RMSE* dari hasil pengujian tersebut sebesar 144,418. Selisih harga prediksi dengan harga *real* dari hasil pengujian sekitar 114,419 USD.



Gambar 19. Grafik Prediksi dengan 80% *Data Training* dan 20% *Data Testing* dan Jumlah *Epoch* 40

Pada pengujian dengan komposisi data 80% *data training* dan 20% *data testing* serta jumlah *epoch* 40 didapat hasil grafik (Gambar 4.15). Besaran nilai *RMSE* dari hasil pengujian tersebut sebesar 140,989. Selisih harga prediksi dengan harga *real* dari hasil pengujian sekitar 140,989 USD.



Gambar 20. Grafik Prediksi dengan 80% *Data Training* dan 20% *Data Testing* dan Jumlah *Epoch* 50

Pada pengujian dengan komposisi data 80% *data training* dan 20% *data testing* serta jumlah *epoch* 50 didapat hasil grafik (Gambar 4.16). Besaran nilai *RMSE* dari hasil pengujian tersebut sebesar 89,416. Selisih harga prediksi dengan harga *real* dari hasil pengujian sekitar 89,416 USD.

Tabel 1. Analisis Pengujian Analisa Harga Saham

No	Komposisi Data	Epoch	Rata-rata harga close (\$)	Rata-rata harga prediction (\$)	keakuratan (%)
1	60% data training 40% data testing	10	397,9126091	386,7450048	97%
		20	397,9126091	321,4667755	81%
		30	397,9126091	291,0324576	73%
		40	397,9126091	284,9168395	72%
		50	397,9126091	240,0454064	60%
2	70% data training 30% data testing	10	513,6336775	519,2209223	99%
		20	513,6336775	439,4682901	85%
		30	513,6336775	340,9127369	66%
		40	513,6336775	325,145793	63%
		50	513,6336775	326,7830925	64%

No	Komposisi Data	Epoch	Rata-rata harga close (\$)	Rata-rata harga prediction (\$)	keakuratan (%)
3	80% data training 20% data testing	10	692,6265839	708,4192761	98%
		20	692,6265839	667,217393	96%
		30	692,6265839	578,2077391	83%
		40	692,6265839	551,6372954	80%
		50	692,6265839	603,2103895	87%

5. KESIMPULAN

Kesimpulan didapatkan setelah melakukan pengujian dan menganalisis hasil uji pada pengerjaan sistem analisis harga saham menggunakan algoritma Long Short Term Memory (LSTM). Berdasarkan data dari tabel yang tersaji komposisi data dengan 70% *data training* dan 30% *data testing*, data dengan pengujian menggunakan 10 *epoch* memiliki keakuratan yang lebih tinggi daripada data yang lain, dengan tingkat keakuratan mencapai 99% dengan selisih rata-rata harga prediksi dengan rata-rata harga *real close* sebesar 5,587 USD.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Izzah, N. A., Martia, D. Y., Imaculata, M., Hidayatullah, M. I., Pradana, A. B., Setiyani, D. A., & Sapuri, E. (2021). Analisis Teknikal Pergerakan Harga Saham Dengan Menggunakan Indikator Stochastic Oscillator Dan Weighted Moving Average. *Keunis*, 9(1), 36. <https://doi.org/10.32497/keunis.v9i1.2307>
- [2] Al'afi, A. M., Widiarti, Kurniasari, D., & Usman, M. (2020). Peramalan Data Time Series Seasonal Menggunakan Metode Analisis Spektral. *Jurnal Siger Matematika*, 1(1), 10–15. <https://doi.org/10.23960/jsm.v1i1.2484>
- [3] Audina, B., Fatekurohman, M., & Riski, A. (2021). Peramalan Arus Kas dengan Pendekatan Time Series Menggunakan Support Vector Machine. *Indonesian Journal of Applied Statistics*, 4(1), 34. <https://doi.org/10.13057/ijas.v4i1.47953>
- [4] Fauzi, A. (2019). Forecasting Saham Syariah Dengan Menggunakan Lstm. *Al-Masraf: Jurnal Lembaga Keuangan Dan Perbankan*, 4(1), 65. <https://doi.org/10.15548/al-masraf.v4i1.235>
- [5] Harlina, S., & Usman. (2020). Analisa Prediktif Curah Hujan Data Time Series Berbasis Metode Neural Network. *Inspiration: Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 10(2), 163. <https://doi.org/10.35585/inspir.v10i2.2586>
- [6] Nasution, A. (2019). Metode Weighted Moving Average Dalam M-Forecasting Pendahuluan Teknologi mobile sekarang ini berkembang pesat , seperti terlihat dari lembaga riset digital marketing , emarketer yang memperkirakan pada 2018 jumlah pengguna aktif smartphone di Indonesia le. *V(2)*, 119–124.
- [7] Prakoso, R. (2016). Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Return Saham (Studi Empiris pada Perusahaan Manufaktur yang Go Public di Bursa Efek Indonesia Tahun 2011-2014). *Jurnal Bisnis Indonesia*, 05(April 2016), 5–20.
- [8] Rizkiyani, M. (2014). Penerapan Forecasting Methods Untuk Meningkatkan Strategi Sistem Informasi Fakultas Ilmu Komputer. *Sistem Informasi Fakultas Ilmu Komputer Universitas Dian Nuswantoro Semarang*, 12. http://eprints.dinus.ac.id/13341/1/jurnal_13927.pdf
- [9] Wahyu, W. (2021). Recurrent Neural Network-Long Short Term Memory.

- [10] Wiranda, L., & Sadikin, M. (2019). Penerapan Long Short Term Memory Pada Data Time Series Untuk Memprediksi Penjualan Produk Pt. Metiska Farma. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika*, 8(3), 184–196.