

Prediksi Indeks Harga Produsen Pertanian Karet Di Indonesia Menggunakan Metode LSTM

Rahmad Firdaus¹, Harun Mukhtar², Awaluddin³

^{1,2,3}Teknik Informatika, Ilmu Komputer, Universitas Muhammadiyah Riau

rahmadfirdaus@umri.ac.id, harunmukhtar@umri.ac.id, 180401078@umri.ac.id

Abstract

Natural rubber is one of the plant raw materials that has a fairly wide market in international trade, because it is needed as a raw material in various industries. The production price of rubber must be predicted because the production price is the first price among other price levels. Therefore, information about price changes at a producer is very important as an early warning system for price fluctuations at the next price level. The Long-Short-Term-Memory (LSTM) algorithm was chosen because it is considered suitable for solving the problem of forecasting the producer price index in the rubber cultivation sector, because LSTM itself is one of the neural network developments that can be used for modeling, time series data and capable of continuous learning. The parametric analysis carried out in this study was the number of hidden neurons, epoch and stack size. The best parameter combinations produced in this study were 50 hidden neurons, 25 epochs, and a stack size of 10. The best values produced in this study were the RMSE training data value of 384.20 and the RMSE test value of 306.01 and the MAPE training value of 1.25 and the MAPE test value is 1.09%. The best MAPE error calculation in this study is the study of the Producer Price Index Prediction of Rubber Agriculture in Indonesia with the Long Short Term Memory Method which gives the best MAPE. These results indicate that the MAPE error can be said to be very good because the best MAPE value produced is less than 10%.

Keywords: Prediction, Rubber, Long Short Term Memory, RMSE, MAPE.

Abstrak

Karet alam merupakan salah satu bahan baku tanaman yang memiliki pasar yang cukup luas dalam perdagangan internasional, karena dibutuhkan sebagai bahan baku di berbagai industri. Harga produksi karet harus diramalkan karena harga produksi merupakan harga pertama diantara tingkat harga lainnya. Oleh karena itu, informasi mengenai perubahan harga pada suatu produsen sangat penting sebagai sistem peringatan dini terhadap fluktuasi harga pada tingkat harga selanjutnya. Algoritma Long-Short-Term-Memory (LSTM) dipilih karena dianggap cocok untuk menyelesaikan permasalahan peramalan indeks harga produsen pada sektor budidaya karet, karena LSTM sendiri merupakan salah satu pengembangan neural network yang dapat digunakan untuk memodelkan data deret waktu dan mampu belajar terus menerus. Analisis parametrik yang dilakukan pada penelitian ini adalah jumlah hidden neuron, epoch dan ukuran stack. Kombinasi parameter terbaik yang dihasilkan pada penelitian ini adalah 50 hidden neuron, 25 epoch, dan stack size 10. Nilai terbaik yang dihasilkan pada penelitian ini adalah nilai RMSE data training sebesar 384,20 dan nilai RMSE test sebesar 306,01 dan nilai latih MAPE sebesar 1,25 dan nilai uji MAPE sebesar 1,09%. Perhitungan error MAPE terbaik pada penelitian ini adalah studi Prediksi Indeks Harga Produsen Pertanian Karet di Indonesia dengan Metode Long Short Term Memory yang memberikan MAPE terbaik. Hasil tersebut menunjukkan bahwa MAPE error dapat dikatakan sangat baik karena nilai MAPE terbaik yang dihasilkan kurang dari 10%.

Kata kunci: Prediksi, Karet, Long Short Term Memory, RMSE, MAPE.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License.

1. Pendahuluan

Pertumbuhan ekonomi menunjukkan seberapa besar kegiatan ekonomi menghasilkan pendapatan tambahan masyarakat selama periode waktu tertentu [1]. Indeks Harga Produsen (IHP) adalah indikator utama stabilitas ekonomi suatu negara karena mengukur rata-rata perubahan harga jual barang dan jasa yang diterima oleh produsen dan produsen selama periode tertentu [2]. Indeks Harga Produsen (IHP) merupakan angka kunci yang mempresentasikan harga yang berubah di tingkat produsen [3]. Karet alam adalah salah satu bahan baku tanaman yang mempunyai cakupan pasar yang besar dalam perdagangan internasional, karena diperlukan untuk bahan baku di berbagai industri. Indonesia adalah produsen karet alam terbesar kedua didunia dengan

jumlah produksi 3,77 juta ton pada tahun 2018 atau 26 persen dari total dunia [4]. Harga produsen karet harus di prediksi karena harga produksi merupakan harga pertama diantara tingkat harga lainnya. Oleh karena itu, informasi perubahan harga tingkat produsen sangat penting sebagai sistem peringatan dini terhadap perubahan harga pada tingkat harga berikutnya [5].

Dalam hal ini, masih ada pasang surut yang besar. Fluktuasi harga karet dapat diprediksi dengan peramalan. Peramalan harga karet yang akurat penting untuk memastikan harga karet di masa depan dan mendukung pengambilan keputusan. Oleh karena itu, sangat penting untuk mempelajari harga karet dari waktu ke waktu agar fluktuasi harga dapat diantisipasi dengan baik. Selain itu, memberikan keuntungan bagi petani karena menjadi acuan nilai tukar yang diterima

atau dibayarkan oleh petani. Nilai tukar petani merupakan salah satu faktor untuk mengetahui tingkat kekayaan petani [6].

Satu pendekatan dapat digunakan untuk memprediksi Pembelajaran mendalam adalah salah satu algoritma jangka panjang Memory (LSTM) dipilih karena dianggap powerful untuk menjawab masalah indeks prediksi harga dihadapi oleh produsen karet pertanian karena LSTM itu sendiri adalah satu Pengembangan jaringan saraf jika memungkinkan digunakan untuk memodelkan data deret waktu dan mampu belajar terus menerus [7].

Untuk melihat akurasi model yang dibangun pada kajian prediksi indeks harga produsen pertanian, digunakan perhitungan dengan parameter *Root Mean Squared Error* (RMSE) merupakan suatu parameter yang dapat digunakan dalam sebuah peramalan untuk menguji akurasi peramalan. Semakin rendah nilai RMSE yang dihasilkan, maka semakin akurat hasil prediksinya [8]. *Mean Square Error* (MSE) MSE adalah selisih kuadrat rata-rata antara nilai yang diprediksi dan diamati, RMSE adalah akar dari MSE [9].

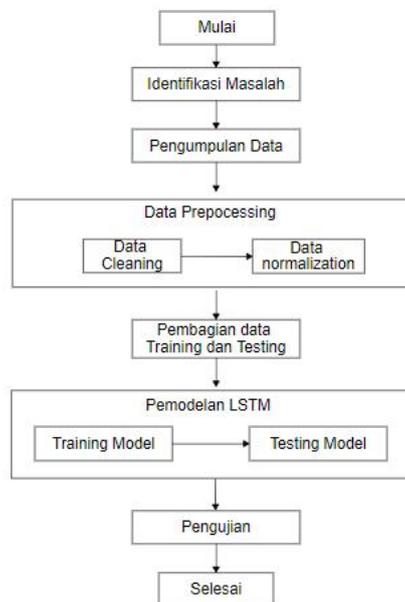
Peneliti sebelumnya telah melakukan beberapa penelitian terkait dengan judul, Perbandingan algoritma *Long Short-Term Memory* dengan SVR dalam harga peramalan Harga Saham di Indonesia [10]. Menghasilkan Perbandingan rentan data 30 hari dengan nilai loss yang dihasilkan pada proses pelatihan dengan menggunakan LSTM yang lebih kecil dari SVR dengan selisih 0.0032. sedangkan waktu yang dibutuhkan LSTM lebih lama dibandingkan SVR. Pada hasil pengujian dengan LSTM diperoleh nilai MES sebesar 0.0016 dengan waktu latih 7min 32s. Sedangkan SVR mencapai nilai MES 0.0045 dengan waktu latih 9s. maka nilai MES yang dihasilkan oleh LSTM lebih baik dari SVR.

Penelitian lain dengan judul *Komparasi Metode Multilayer Perceptron* (MLP) dan *Long Short Term Memory* (LSTM) dalam Peramalan Harga Beras oleh [11]. Data yang dipakai pada penelitian ini adalah data harga beras aktual yang diperoleh oleh PT. Stasiun Makanan dari tahun 2016-2019. Total dataset adalah 1307 didistribusi 1123 sebagai data latih dan 184 data uji. Hasil akhir dari penelitian ini adalah LSTM lebih baik dari MLP pada nilai RMSE dari pelatihan 0.49. Nilai kerugian RMSE dari data uji adalah 0.27.

Berdasarkan latar belakang diatas maka maksud dari penelitian ini adalah untuk mengimplementasikan algoritma LSTM dalam memprediksi indeks harga produsen pertanian karet indonesia dengan menggunakan data internal perdagangan karet di indonesia agar dapat membantu para petani sebagai pengambilan keputusan nilai tukar yang diterima atau dibayarkan oleh petani dan juga untuk mendapatkan akurasi yang maksimal dengan model yang sudah dibuat.

2. Metode Penelitian

Berikut dibawah ini adalah tahapan-tahapan yang menjadi pedoman utama dalam penelitian ini:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Adapun penjabaran setiap tahapan pada gambar 1 diatas yaitu:

2.1 Mulai

Pada tahap ini, dilaukan persiapan sebelum melakukan penelitian. Tahap ini dilakukan dengan mengangkat topik yang akan di ambil.

2.2 Identifikasi Masalah

Identifikasi masalah adalah tahap awal dari metodologi penelitian, pada tahap ini peneliti melakukan pengamatan baik melalui penelitian terdahulu dengan membaca kajian literatur dan mengamati pemberitaan yang sedang terjadi. sehingga menemukan permasalahan penelitian yang dirumus dalam rumusan masalah. Setelah itu peneliti menentukan tujuan dan manfaat dari penelitian.

2.3 Pengumpulan data

Pada tahap ini, peneliti menjelaskan data yang digunakan untuk objek penelitian. Data yang digunakan peneliti adalah data sekunder, yaitu sekumpulan data yang digunakan para ahli dibidangnya. Data yang digunakan adalah data sekunder yang berupa data indeks harga produsen pertanian yang tersedia pada website resmi <https://www.bappebti.go.id/>. Data tersebut memiliki 5 atribut dan memiliki 2625 baris. Data tersebut diunggah oleh kementerian perdagangan dalam tahap ini menggunakan data dari tahun 2010 - 2022 document yang dapat diunduh dalam format Microsoft Excel (.xlsx).

2.4 Data Preprocessing

Tahapan pra-pemrosesan dibagi menjadi dua langkah yaitu pembersihan data dan normalisasi data. Langkah pertama adalah pembersihan data. Langkah ini merupakan proses sanitasi data, proses seleksi data dilakukan untuk mengecek duplikasi data dan membuang serta memperbaiki data yang tidak valid. Hapus atribut data yang tidak perlu. fase dua adalah normalisasi data. Tujuan dari langkah normalisasi ini adalah untuk menghilangkan redundansi (penyimpanan berulang dari data yang sama dalam beberapa file) agar data dapat diproses secara optimal. Data survei dinormalisasi dengan memperbaharui nilai data aktual dengan nilai yang berkisar dari 0 hingga 1 dengan memakai proses normalisasi skala min-max. Rumus penskalaan min-maks dijelaskan di bawah ini:

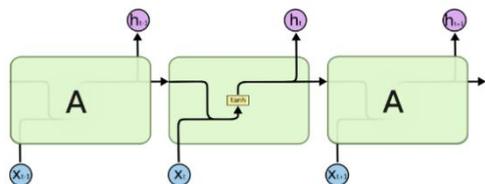
$$x' = \frac{(x - \min_x)}{(\max_x - \min_x)}$$

2.5 Pembagian data Training dan Testing

Pada tahap ini akan dilakukan 2 tahap yaitu proses testing dan training. Dalam tahap ini, data dipisahkan menjadi 90:10, 80:20, dan 70:30. Berikut dibawah ini adalah tabel pembanggaan data training dan testing.

2.6 Pemodelan LSTM

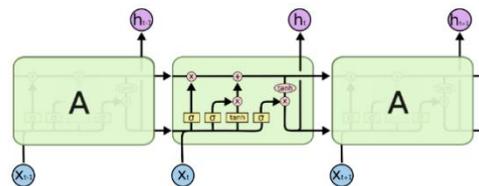
Long Short Term Memory (LSTM) adalah sebuah pengembangan jaringan saraf tiruan yang dapat diapakai dengan memodelkan data *time series*. LSTM merupakan turunan dari metode RNN (*Recurrent Neural Network*). *Recurrent Neural Network* adalah jaringan saraf berulang yang dirancang khusus untuk memproses data sekuensial (*sequence data*) [12]. Namun RNN memiliki masalah *vanishing* dan *exploding gradient* yaitu apabila terjadi perubahan pada jangkauan nilai dari satu lapisan menuju lapisan berikutnya pada sebuah arsitektur. LSTM dirancang dan dikembangkan untuk memecahkan masalah gradien yang hilang dari RNN ketika berhadapan dengan *vanishing* dan *exploding gradient* tersebut[7]. LSTM dikatakan pengembangan dari RNN karena dasar struktur yang dimiliki sama yang terdiri dari *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Yang membedakannya terlihat pada susunan jaringan yang terdapat pada *hidden layer*. Pada RNN, *hidden layer* tersusun atas satu layer sederhana menggunakan aktivasi tanh seperti terlihat pada gambar dibawah ini.



Gambar 2. perulangan RNN dengan satu Layer

Pada LSTM mempunyai dua fungsi aktifasi yaitu fungsi sigmoid dan tanh. LSTM juga mempunyai *memory cell* dan *gates units* dimana *gates* itu terdiri

atas tiga *gates* sebagai berikut *forget gate*, *input gate*, dan *output gate*. Gambaran ilustrasi dari arsitektur LSTM terlihat berikut ini :



Gambar 3. Perulangan Pada LSTM

Pemodelan :LSTM terbagi atas 2 :

2.6.1 *Training Model*. Pada tahap ini adalah proses *training* pada LSTM Pada tahap pelatihan akan dibangun model LSTM, dimulai dengan menentukan jumlah dari *hidden layer*, *neuron* dan *epoch* yang akan dipakai. Pada tahap ini dilakukan sebuah proses menghitung nilai *forget gate*, *input gate*, merubah memori pada *cell* dan menghitung *ouput gate* dan nilai *output* akhir. Adapaun penjelasa dari pembuatan model LSTM bisa dilihat melalui proses dibawah ini yaitu *forget gates*. Pada *forget gates* informasi yang berada pada data masukan diolah dan ditentukan data mana yang disimpan atau dilepas pada *memory cells*. Perhitungan fungsi gates dengan persamaan (3.3)

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

Proses berikutnya adalah *Input Gates*. Gerbang *input* mempunyai dua fungsi. Yang pertama dengan menemukan keadaan sel yang mestinya dirubah; nilai yang akan dirubah akan ditentukan langung oleh lapisan sigmoid, seperti dalam Persamaan (3:4)

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

Selanjutnya fungsi aktivasi tanh membuat *vector* nilai baru yang akan disimpan pada sel memori, dengan kedua bagian itu dipersatukan untuk membuat pembaharuan *memory cell* Hitung fungsi *cell gates* dengan persamaan (3.5)

$$c_t = \tanh (w_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c)$$

Proses berikutnya adalah *Cell gates*. Dalam label sel, ganti nilai sel memori sebelumnya dengan nilainya nilai sel memori baru. Nilainya diperoleh dengan menyatukan nilai yang berada di gerbang keluar dan gerbang masuk. Hitung gerbang sel dengan Persamaan dengan persamaan (3.6) dibawah ini :

$$c_t = f_t * c_{t-1} + i_t * c_t$$

Proses berikutnya adalah *Output gates*. Dua gerbang diimplementasikan di gerbang keluaran, yang pertama menentukan nilai sel memori mana yang diberikan oleh fungsi aktivasi sigmoid. Nilai tersebut kemudian ditempatkan ke dalam sel memori menggunakan fungsi aktivasi tanh. Akhirnya, dua gerbang dikalikan untuk memberikan nilai. Dengan rumus sebagai berikut :

$$h_t = \alpha_t \tanh + (c_t) \quad (3.7)$$

$$\alpha_t = \sigma (w_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (3.8)$$

Jika telah mengimplementasikan perulangan dengan jumlah *epoch* yang ditunjuk, maka akan berhenti. apabila belum maka lakukan optimasi Adam dan mengganti bobot dan bias pada sistem, dan kembali lagi ke langkah diatas.

Hasil perhitungan di divalidasi setiap *set* dengan set data validasi untuk melihat bagaimana hasil yang dinyatakan sama dengan nilai aktualnya. Proses validasi mendapatkan *error* yang dikenal dengan *loss*, yang kemudian digunakan sebagai parameter untuk menentukan bobot yang diberikan ke set berikutnya. Hasil dari proses ini adalah yaitu model jaringan saraf yang telah selesai dalam pelatihan yang disebut model pembelajaran, yang kemudian dimuat ulang selama proses pengujian. Selain itu, total akurasi dan *loss* dicetak setiap akhir sesi Latihan.

2.6.2 Testing Model

Model yang diperoleh dari proses pelatihan akan diuji memakai data *testing* yang diperoleh dari tahapan *preprocessing* data. Setelah berhasil melatih data dengan uji model memakai sisa dari 20% dataset. Proses pengujian model yang sebelumnya telah di latih yang dilakukan dengan mempelajari *dataset training*. Hasil dari pengujian data dengan menggambarkan prediksi harga yang dapat dibandingkan dengan nilai aktual pada data uji.

2.7 Pengujian

Setelah mendapatkan hasil dari keseluruhan tahapan LSTM yaitu tahap *training* ,dibentuklah tabel dan grafik yang berisi hasil akurasi serta data aktual dan data prediksi indeks harga produsen serta prediksi indeks harga produsen sektor pertanian untuk 3 bulan kedepannya.Pada tahap ini dilakukan pengujian dengan membandingkan hasil RMSE (Root Mean Square Error) dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dari algoritma LSTM juga akan didapatkan dari proses tersebut guna mengetahui tingkat akurasi dalam memprediksi indeks harga produsen.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Dataset

Berikut ini adalah komposisi data yang digunakan:

Tabel 1. Pembagian Data Latih dan Data Uji

Data Latih	Data Uji	Jumlah data Latih	Jumlah data Uji
90%	10%	1435	160
80%	20%	1276	319
70%	30%	1116	479

3.2. Skenario Pengujian

Pengujian yang dilakukan adalah dengan menggunakan parameter sebagai berikut :

1. Data yang akan digunakan adalah data pada tabel 1.
2. Perubahan Parameter neuron pada hidden layer 10, 20, 30, 40 dan 50.
3. Perubahan parameter epoch dengan nilai epoch: 5, 10, 15, 20 dan 25.
4. Perubahan parameter batch size dengan nilai batch size: 10, 20, 30, 40 dan 50.

3.2.1 Menganalisa Dataset

Pembagian data latih sebanyak 70% dan uji 30% dengan menentukan hidden layer yang terbaik.

Tabel 2. Data Train 70% dan Test 30%

Hidden Layer	RMSE Train Data	RMSE Test Data
10	394	383
20	386	394
30	385	400
40	385	389
50	387	391

Pembagian data latih sebanyak 80% dan uji 20% dengan menentukan *hidden layer* yang terbaik.

Tabel 3. Data Train 80% dan Test 20%

Hidden Layer	RMSE Train Data	RMSE Test Data
10	385	358
20	386	363
30	410	378
40	386	380
50	496	436

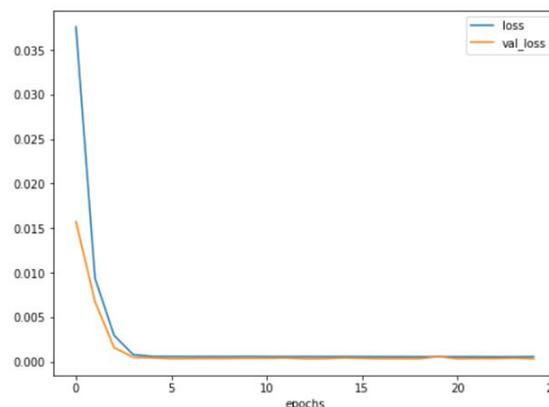
Pembagian data latih 90% dan uji 10% dengan menentukan *hidden layer* yang terbaik.

Tabel 4. Data Train 90% dan Test 10%

Hidden Layer	RMSE Train Data	RMSE Test Data
10	398	319
20	395	320
30	391	330
40	389	323
50	383	303

3.2.2 Menguji Parameter Epoch

Jumlah *epoch* yang di uji memakai 50 *neuron hidden layer* menggunakan pembagian untuk data latih sebesar 90% dan data *uji* 10%. Karena mempunyai RMSE *Train Data* yang paling optimal dari komposisi yang lainnya.



Gambar 4. Parameter Epoch

Tabel 5. Pengujian Parameter Epoch

No	Neuron hidden layer	Epoch	loss
1	50	5	0.0103
2	50	10	0.0311
3	50	15	0.0350
4	50	20	0.0427
5	50	25	0.0492

Tabel diatas menunjukkan bahwa, 25 epoch mempunyai kerugian yang optimal. Saat memprediksi data *time series*, tidak ada aturan pasti untuk jumlah periode optimal, karena bergantung pada data yang digunakan dalam eksperimen. Sehingga untuk mencapai hasil yang optimal, eksperimen dapat dilakukan.

3.2.3 Pengujian Parameter Batch Size

Pengujian jumlah *batch size* menggunakan 25 epoch dan 50 neuron hidden layer dengan komposisi data train 90% dan data test 10% karena memiliki RMSE Train Data yang paling optimal dari komposisi yang lainnya.

Tabel 6 Pengujian Parameter Batch Size

Neuron hidden layer	Epoch	Batch Size	Loss
50	25	10	0.0445
50	25	20	0.0707
50	25	30	0.0792
50	25	40	0.0754
50	25	50	0.1069

3.2.4 Hasil Perbandingan kombinasi hyper parameter

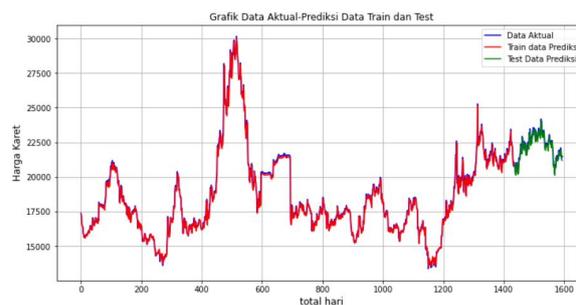
Tabel 7. Hasil Perbandingan Kombinasi Hyper Parameter

Dataset	Neuron Hidden Layer, Epoch, Batch size	RMSE		MAPE	
		Train	Test	Train	Test
Data Train 70% Data Test 30%	50,25,10	387.87	414.01	1,34%	1,31%
Data Train 80% Data Test 20%	50,25,10	398.90	361.24	1,40%	1,13%

Data Train 90% Data Test 10%	50,25,10	384.20	306.01	1,25%	1,09%
---------------------------------	----------	---------------	---------------	--------------	--------------

3.2.5 Grafik data Latih dan Uji

Hasil evaluasi kemudian dilanjutkan dengan menyajikan grafik garis antara *dataset*, nilai aktual data latih dan data uji, serta nilai hasil prediksi data latih dan data uji hasil, gambar grafik sebagai berikut:

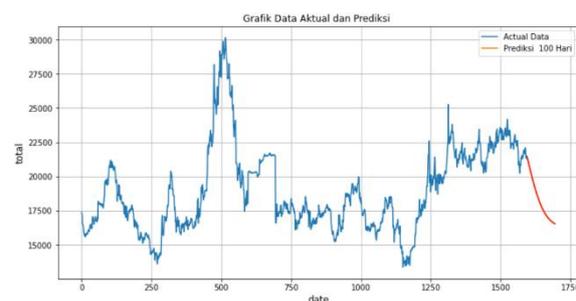


Gambar 5. Grafik data latih dan data Uji

Dari gambar diatas, pada grafik tersebut dapat dijelaskan bahwa garis berwarna biru adalah data keseluruhan atau *dataset* harga produsen karet di indonesia. garis berwarna merah menunjukkan nilai prediksi *data training* dan yang berwarna hijau yang merupakan nilai hasil prediksi *data testing*.

3.2.6 Prediksi 3 bulan

Setelah dilakukan pelatihan model prediksi LSTM dan mendapatkan hasil akurasi yang telah di dapatkan, maka akan dilakukan untuk memprediksi 100 hari kedepan atau 3 bulan kedepan yang mana di mulai dari harga Karet yang memprediksi dari tanggal 20 Juni 2022 sampai tanggal 27 September 2022.



Gambar 6. Grafik Prediksi 3 Bulan ke depan

Dari gambar diatas *dataset* Harga produsen karet di indoneisa dengan grafik garis warna biru menunjukkan hampir menyentuh angka 21000, kemudian prediksi Harga produsen karet di indonesia dalam 100 hari atau 3 bulan kedepan dengan grafik garis warna merah menunjukkan akan ada penurunan harga sebanyak 17000 lebih.

4. Kesimpulan

Berdasarkan pemaparan pembahasan, dapat disimpulkan bahwa pemodelan prediksi harga produsen karet di Indonesia dengan menggunakan data time series bisa dilakukan dengan baik menggunakan algoritma *Long Short Term Memory*. Pengujian prediksi harga produsen karet di Indonesia, yang menghasilkan nilai terendah dengan menggunakan pembagian data 90:10 yang mendapatkan nilai RMSE 384 untuk data latih dan 306 untuk data uji yang termasuk tingkat akurat yang tinggi. Performa algoritma *Long Short Term-Memory* dalam memprediksi harga produsen karet di Indonesia, menghasilkan kemampuan mesin pembelajaran prediksi yang sangat baik dengan kerteria nilai data latih yaitu 1,25% dan nilai data uji sebesar 1,09%, dengan kriteria nilai MAPE dibawah 10% adalah nilai yang sangat baik.

Beberapa saran untuk penelitian berikutnya, yaitu Pengembangan yang diperlukan dengan menggabungkan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dengan metode yang lain untuk mendapatkan hasil yang lebih baik. Beberapa hal yang mungkin dapat dilakukan untuk penelitian selanjutnya adalah melakukan penyesuaian terhadap jumlah *hidden layer*, *Epoch*, *batch size*, pembagian dataset maupun menambahkan *dropout* pada *hidden layer* untuk meningkatkan nilai akurasi model prediksi. Lebih bagus menggunakan dataset lebih banyak.

Daftar Rujukan

- [1] A. Widianasari and E. Y. Purwanti, "Pengaruh Kualitas Institusi, Pengeluaran Pemerintah, dan Foreign Direct Investment terhadap Pertumbuhan Ekonomi," *Ecoplan*, vol. 4, no. 2, pp. 86–98, 2021, doi: 10.20527/ecoplan.v4i2.286.
- [2] A. Bin Khamis, "Time Series Forecasting of Malaysia Producer Price Index using ARIMA and Grey Models," *Int. J. Res. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 8, no. 8, pp. 1343–1348, 2020, doi: 10.22214/ijraset.2020.31160.
- [3] B. P. Statistik, "Badan Statistik Pusat 'indeks harga

- Produsen." <https://www.bps.go.id/subject/36/harga-produsen.html#subjekViewTab1> (accessed Jun. 04, 2022).
- [4] Z. Zainuddin, "Dampak Pandemi Covid-19 Terhadap Permintaan Impor Karet Alam Indonesia di Negara Pengimpor Utama," *J. MeA (Media Agribisnis)*, vol. 7, no. 1, p. 29, 2022, doi: 10.33087/mea.v7i1.119.
- [5] B. P. Statistik, "Badan Pusat Statistik Indeks Harga Produsen." .
- [6] R. G. Busyra and B. Iripanto, "Dampak Penurunan Harga Karet Terhadap Kondisi Ekonomi Petani di Desa Lesung Batu Muda Kecamatan Rawas Ulu Kabupaten Musi Rawas Utara," *J. MeA (Media Agribisnis)*, vol. 7, no. 1, p. 1, 2022, doi: 10.33087/mea.v7i1.108.
- [7] F. I. Sanjaya and D. Heksaputra, "Prediksi Rerata Harga Beras Tingkat Grosir Indonesia dengan Long Short Term Memory," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 163–174, 2020, doi: 10.35957/jatisi.v7i2.388.
- [8] N. Selle, N. Yudistira, and C. Dewi, "Perbandingan Prediksi Penggunaan Listrik dengan Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM) dan Recurrent Neural Network (RNN)," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 9, no. 1. p. 155, 2022, doi: 10.25126/jtiik.2022915585.
- [9] G. N. Ayuni and D. Fitriah, "Penerapan metode Regresi Linear untuk prediksi penjualan properti pada PT XYZ," *J. Telemat.*, vol. 14, no. 2, pp. 79–86, 2019, [Online]. Available: <https://journal.itbh.ac.id/telematika/article/view/321>.
- [10] A. Arfan and L. ETP, "Prediksi harga saham di Indonesia menggunakan algoritma long short-term memory," *SeNTIK*, vol. 3, no. 1, pp. 225–230, 2019.
- [11] S. Sen, D. Sugiarto, and A. Rochman, "Prediksi Harga Beras Menggunakan Metode Multilayer Perceptron (MLP) dan Long Short Term Memory (LSTM)," *Ultim. J. Tek. Inform.*, vol. 12, no. 1, pp. 35–41, 2020, doi: 10.31937/ti.v12i1.1572.
- [12] A. Arfan and L. ETP, "Perbandingan Algoritma Long Short-Term Memory dengan SVR Pada Prediksi Harga Saham di Indonesia," *Petir*, vol. 13, no. 1, pp. 33–43, 2020, doi: 10.33322/petir.v13i1.858.