

Prediksi Harga Beras Berdasarkan Kualitas Beras dengan Metode Long Short Term Memory

Nur Nafi'iyah¹, Putri Anggelia Wulandari²

Program Studi Teknik Informatika, Universitas Islam Lamongan, Jawa Timur, Indonesia

Email: mynaff@unisla.ac.id¹, pawrh2207@gmail.com²

Abstrack - Based on previous research related to predicting the price of rice, rice is a primary need for the people of Indonesia. So we need a model that can predict the price of rice in the future that is close to the actual price in Indonesia. We propose an LSTM architecture to predict rice prices. This study aims to create an LSTM architectural model to predict the price of rice based on quality, namely premium, medium, and outer husk. The data used from 2019 to 2021, the total dataset is 36 rows, 28 lines of training data, and 8 lines of test data. We predict by time order. The time used to predict based on the previous 4 times. The architecture is an input layer, 3 hidden LSTM layers, and an output layer, 4-50-50-50-1. The results of the MAE evaluation of the predicted prices for premium, medium, and outer husk rice, respectively, are 83.49, 89.6, and 96.99.

Keywords - prediction, LSTM, rice quality.

Intisari – Berdasarkan penelitian sebelumnya terkait memprediksi harga beras, bahwa beras merupakan kebutuhan primer bagi masyarakat Indonesia. Sehingga dibutuhkan model yang bisa memprediksi harga beras di waktu selanjutnya yang mendekati harga aktual di Indonesia. Kami mengusulkan arsitektur LSTM untuk memprediksi harga beras. Tujuan penelitian ini membuat model arsitektur LSTM untuk memprediksi harga beras berdasarkan kualitas, yaitu premium, medium, dan luar kulit. Data yang digunakan mulai tahun 2019 sampai 2021, total dataset 36 baris. Data training 28 baris, dan data tes 8 baris. Kami memprediksi berdasarkan urutan waktu, waktu yang digunakan untuk memprediksi berdasarkan 4 waktu sebelumnya. Arsitektur yang dibuat adalah layer input, 3 layer hidden LSTM, dan layer output, yaitu 4-50-50-50-1. Hasil evaluasi MAE dari prediksi harga beras premium, medium, dan luar kulit secara berurutan adalah 83.49, 89.6, 96.99.

Kata Kunci – prediksi, LSTM, kualitas beras.

I. PENDAHULUAN

Kebutuhan pangan utama masyarakat Indonesia adalah beras. Beras di beberapa tempat di Indonesia pada kemarau tidak bisa panen. Sehingga pada saat tertentu harga beras mengalami kenaikan. Pada penelitian sebelumnya pentingnya memprediksi harga beras pada waktu selanjutnya agar dapat mempersiapkan kebutuhan pokok [1].

Beberapa metode yang digunakan untuk memprediksi harga beras dengan Weighted Moving Average, dengan menghitung rata-rata harga beras di urutan waktu sebelumnya dikalikan bobot (Weighted Moving Average). Pada penelitian [2] mengkombinasikan bobot untuk memprediksi harga beras berikutnya dengan membuat total kombinasi sebanyak 36. Tujuan penelitian [2] mencari kombinasi bobot yang dapat memprediksi harga beras mendekati data aktual. Cara kerja WMA adalah prediksi berdasarkan urutan waktu, misalkan akan memprediksi urutan data kedelapan, sedangkan rata-rata yang dihitung ada tiga waktu urutan sebelumnya, maka akan menghitung nilai rata-rata dari urutan kelima, keenam, dan ketujuh. Beberapa hasil prediksi berdasarkan urutan waktu mempunyai nilai selisih error yang kecil terhadap data aktual, misalnya pada penelitian [2] MAD 165,2. Pada penelitian [3] metode Moving Average digunakan untuk memprediksi penjualan mempunyai RMSE 7,106. Secara

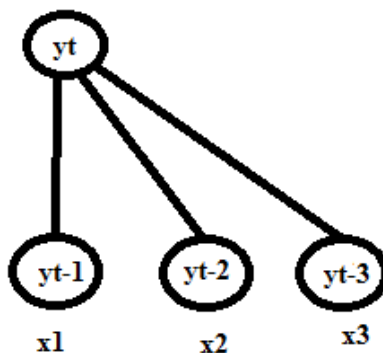
keseluruhan bahwa model data berurutan dari waktu tertua sampai termuda, jika digunakan untuk memprediksi data selanjutnya mempunyai hasil selisih error yang kecil terhadap data aktual [4]-[5].

Berdasarkan masalah di atas, Kami membuat suatu model untuk memprediksi harga beras selanjutnya. Perbedaan penelitian Kami dengan penelitian sebelumnya Kami menggunakan metode Neural Network urutan waktu (LSTM) dengan membedakan arsitektur layer serta jumlah node dan data beras dibagi menjadi tiga kategori (beras kualitas premium, medium, dan luar kulit), dan penelitian sebelumnya menggunakan metode MLP dan LSTM [4]. Maka Tujuan penelitian ini adalah membuat model untuk memprediksi harga beras berdasarkan kualitas (premium, medium, dan luar kulit) yang hampir mendekati harga aktual di masyarakat. Beberapa metode yang sudah digunakan adalah berdasarkan kasus dengan metode Neural Network [6], [7], [8], metode Regresi Linear [9], [10], serta berdasarkan urutan waktu atau disebut *time series* [11], [12], [13], [14], [15]. Cara kerja prediksi berdasarkan urutan waktu akan lebih baik, karena akan melihat histori data di waktu sebelumnya atau urutan sebelumnya.

II. SIGNIFIKANSI STUDI

A. Studi Literatur

Metode Neural Network sering juga digunakan untuk memprediksi data selanjutnya berdasarkan urutan data sebelumnya. Pada penelitian [16] cara kerja LSTM bagus untuk memprediksi tukar rupiah ke dollar. LSTM merupakan metode yang cara kerjanya akan memprediksi data selanjutnya berdasarkan beberapa urutan data sebelumnya. Selain LSTM, metode RNN juga merupakan metode dari Neural Network yang cara kerjanya hampir sama seperti LSTM [17]. Ilustrasi cara kerja dari LSTM (seperti pada Gambar 1) adalah misalkan akan memprediksi data urutan kedua belas berdasarkan tiga waktu sebelumnya, yaitu urutan kesembilan, kesepuluh, dan kesebelas.



Gambar 1. Cara Kerja Prediksi Urutan Waktu

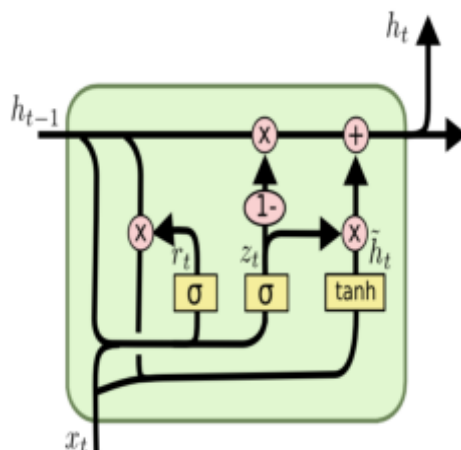
Keterangan Gambar 1, $t=10$, maka, $t-1=11$, $t-2=10$, dan $t-3=9$. Misalkan akan memprediksi urutan waktu kedua puluh, maka $t=20$, $t-1=19$, $t-2=18$, dan $t-3=17$. Model dari arsitektur LSTM seperti dalam penelitian [18], inputan adalah urutan waktu tertentu (x_t), kemudian dihitung nilai $h(t-1)$ urutan satu waktu sebelumnya, dan ditampilkan seperti Gambar 2. Penjelasan Gambar 2, adalah misalkan akan memprediksi $t=20$, maka untuk mendapatkannya dengan x_t sebagai inputan, dan selanjutnya akan dihitung $h(t)$ ataupun $h(t-1)$ seperti dalam Persamaan 1 sampai Persamaan 4.

$$z_t = \sigma(w_z[h_{t-1}, x_t]) \tag{1}$$

$$r_t = \sigma(w_r[h_{t-1}, x_t]) \tag{2}$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(w[h_r, h_{t-1}, x_t]) \tag{3}$$

$$h_t = ((1 - z_t)h_{t-1}) + (z_t \tilde{h}_t) \tag{4}$$



Gambar 2. Cara Input Arsitektur LSTM [18]

Cara kerja metode LSTM ataupun RNN hampir sama, yaitu memprediksi berdasarkan histori urutan waktu sebelumnya [18], [19], [20], [21], dan . Berdasarkan penelitian sebelumnya Kami mengusulkan arsitektur LSTM untuk memprediksi harga beras berdasarkan kualitas premium, medium, dan luar kulit dengan urutan waktu dari Januari 2019 sampai Desember 2021. Tujuannya mendapatkan harga beras premium, medium, dan luar kulit yang mendekati data aktual di masyarakat Indonesia.

B. Metode Penelitian

1. Dataset

Data yang digunakan adalah data harga beras kualitas premium, medium, dan luar kulit. Data diambil dari bps.go.id dari tahun 2019 sampai 2022, seperti pada Tabel I.

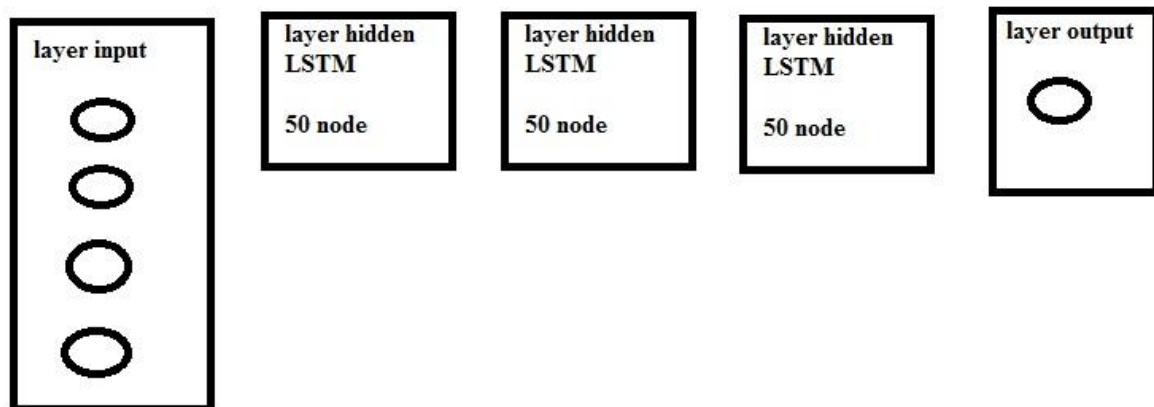
TABEL I.
DATASET HARGA BERAS

Tahun	Bulan	Premium	Medium	Luar Kulit
2019	Januari	10111	9903	9536
2019	Februari	10008	9800	9475
2019	Maret	9815	9555	9271
2019	April	9465	9144	8936
2019	Mei	9462	9143	8953
2019	Juni	9516	9166	9012
2019	Juli	9519	9211	8931
2019	Agustus	9530	9224	9048
2019	September	9594	9301	9141
2019	Oktober	9659	9434	9242
2019	November	9742	9522	9245
2019	Desember	9838	9566	9253
2020	Januari	10033	9805	9519
2020	Februari	10081	9844	9522
2020	Maret	10082	9827	9461
2020	April	10018	9671	8989
2020	Mei	9827	9527	8973
2020	Juni	9919	9445	8926
2020	Juli	9932	9316	8920

Tahun	Bulan	Premium	Medium	Luar Kulit
2020	Agustus	9963	9335	8986
2020	September	9871	9405	9026
2020	Oktober	9813	9463	9147
2020	November	9715	9385	9095
2020	Desember	9788	9383	9056
2021	Januari	9780	9405	9036
2021	Februari	9772	9386	9146
2021	Maret	9607	9154	8742
2021	April	9550	8979	8675
2021	Mei	9627	8910	8710
2021	Juni	9537	8907	8695
2021	Juli	9402	8887	8481
2021	Agustus	9499	8916	8689
2021	September	9456	8962	8589
2021	Oktober	9449	9011	8631
2021	November	9539	9072	8711
2021	Desember	9673	9128	8889

2. LSTM (Long Short

Metode LSTM adalah cara memprediksi data berdasarkan deret data beberapa waktu sebelumnya. Misalnya akan memprediksi data pada urutan kelima berdasarkan empat waktu sebelumnya, maka beberapa waktu sebelumnya adalah urutan kesatu, kedua, ketiga, dan keempat. Sehingga data yang ada di Tabel satu akan disusun setiap kualitas premium, medium, dan luar kulit dalam dataset sendiri. Arsitektur LSTM yang dibangun baik untuk kualitas premium, medium, dan luar kulit adalah 4 node di layer input, 50 node di layer hidden LSTM, 50 node di layer hidden LSTM, 50 node di layer hidden LSTM, dan 1 node di layer output (seperti Gambar 3).



Gambar 3. Arsitektur LSTM yang Diusulkan

Penjelasan Gambar 3, misalkan akan memprediksi urutan waktu kedelapan berdasarkan empat urutan waktu sebelumnya, maka $t=8$, $t-1=7$, $t-2=6$, $t-3=5$, dan $t-4=4$. Data pada urutan empat waktu sebelumnya digunakan sebagai variabel input, misal $x_4=t-1$, $x_3=t-2$, $x_2=t-3$, $x_1=t-4$. Sehingga walaupun susunan data dalam urutan waktu, tetap mempunyai variabel input (x) yang berdasarkan waktu sebelumnya dan target (y) [22] (seperti dalam Gambar 4).

urutan	harga beras premium
1	9824.23
2	9826.88
3	9786.63
4	9576.75
5	9512.63
6	9497.4

x1	x2	x3	x4	target
9824.23	9826.88	9786.63	9576.75	9512.63
9826.88	9786.63	9576.75	9512.63	9497.4

model vektor x, dan target (y)

model dataset

Gambar 4. Pemodelan Data Variabel x dan y

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisa hasil prediksi pada kualitas premium pada bulan Januari sampai Juni 2022 menggunakan arsitektur LSTM yang diusulkan seperti dalam Tabel II.

TABEL II.
HASIL PREDIKSI HARGA BERAS PREMIUM

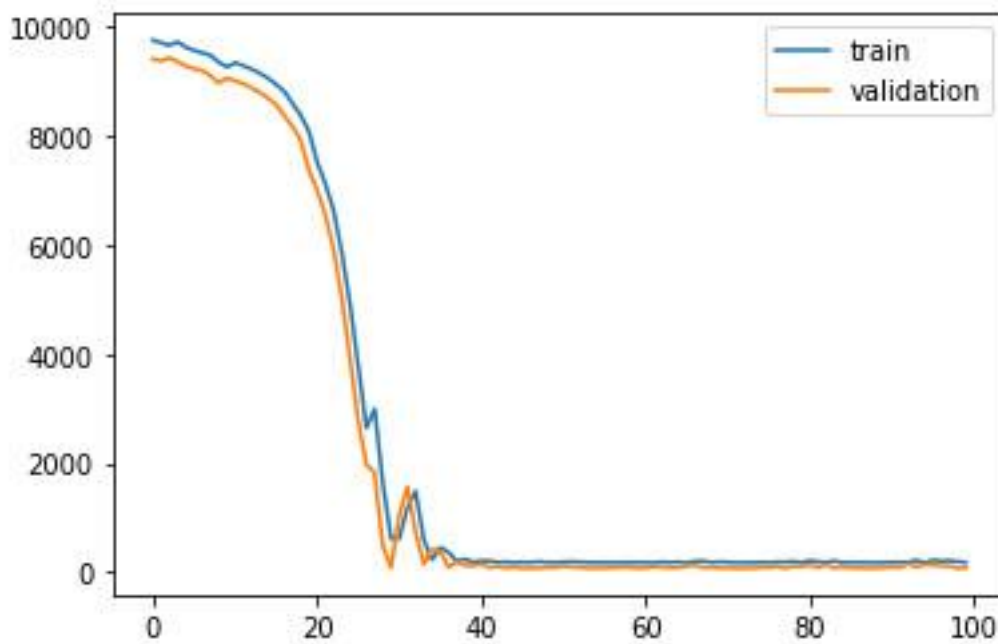
x1	x2	x3	x4	target	prediksi	MAE
9824.23	9826.88	9786.63	9576.75	9512.63	9623.811	111.181
9826.88	9786.63	9576.75	9512.63	9497.4	9583.5625	86.1625

Berdasarkan arsitektur dari model LSTM yang diusulkan bahwa layer input mempunyai jumlah neuron sebanyak 4 (seperti pada Gambar 3). Sehingga data harga beras premium dari Januari sampai Juni 2022 disusun seperti Tabel 2. Jika ingin memprediksi bulan Mei, maka $x1=t-4$ (Januari), $x2=t-3$ (Februari), $x3=t-2$ (Maret), dan $x4=t-1$ (April). Misal akan memprediksi bulan Juli, maka $x1$ =Maret, $x2$ =April, $x3$ =Mei, $x4$ =Juni. Hasil evaluasi statistik dari model LSTM yang diusulkan untuk memprediksi harga beras premium seperti dalam Tabel III.

TABEL III.
HASIL EVALUASI STATISTIK MODEL LSTM PADA BERAS PREMIUM

	MAE
maksimum	93.29
minimum	71.06
Rata-rata	83.4875
Standar deviasi	9.710082

Berdasarkan Tabel 3 Kami mencoba melakukan ujicoba training data dan testing model sebanyak 4 kali, setiap percobaan dilakukan sebanyak 100 epoch. Dengan hasil MAE terkecil adalah 71.06, dan rata-rata MAE adalah 83.49. Evaluasi dalam proses testing ditampilkan nilai prediksi dalam grafik pada Gambar 5.



Gambar 5. Hasil Prediksi Model LSTM pada Beras Premium

Analisa hasil prediksi pada kualitas medium pada bulan Januari sampai Juni 2022 menggunakan arsitektur LSTM yang diusulkan seperti dalam Tabel IV.

TABEL IV.

HASIL PREDIKSI HARGA BERAS MEDIUM

x1	x2	x3	x4	target	prediksi	MAE
9381.24	9358.61	9323.35	9104.35	9065.18	9698.37	633.19
9358.61	9323.35	9104.35	9065.18	9007.86	9649.357	641.497

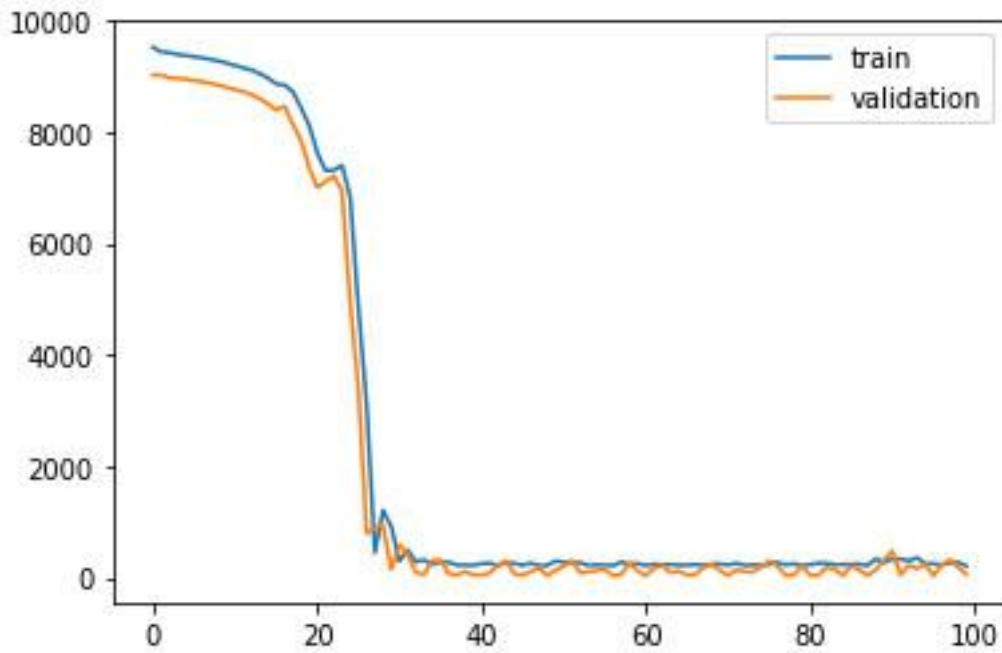
Hasil evaluasi statistik dari model LSTM yang diusulkan untuk memprediksi harga beras medium seperti dalam Tabel 5.

TABEL V.

HASIL EVALUASI STATISTIK MODEL LSTM PADA BERAS MEDIUM

	MAE
maksimum	120.41
minimum	70.71
Rata-rata	89.605
Standar deviasi	21.75444

Berdasarkan Tabel V Kami mencoba melakukan ujicoba training data dan testing model sebanyak 4 kali, setiap percobaan dilakukan sebanyak 100 epoch. Dengan hasil MAE terkecil adalah 70.71, dan rata-rata MAE adalah 89.605. Evaluasi dalam proses testing ditampilkan nilai prediksi dalam grafik pada Gambar 6.



Gambar 6. Hasil Prediksi Model LSTM pada Beras Medium

Analisa hasil prediksi pada kualitas medium pada bulan Januari sampai Juni 2022 menggunakan arsitektur LSTM yang diusulkan seperti dalam Tabel VI.

TABEL VI.

HASIL PREDIKSI HARGA BERAS LUAR KULIT

x1	x2	x3	x4	target	prediksi	MAE
9038.14	9061.74	9061.05	8853.24	8902.12	9033.516	131.396
9061.74	9061.05	8853.24	8902.12	8848.66	9024.718	176.058

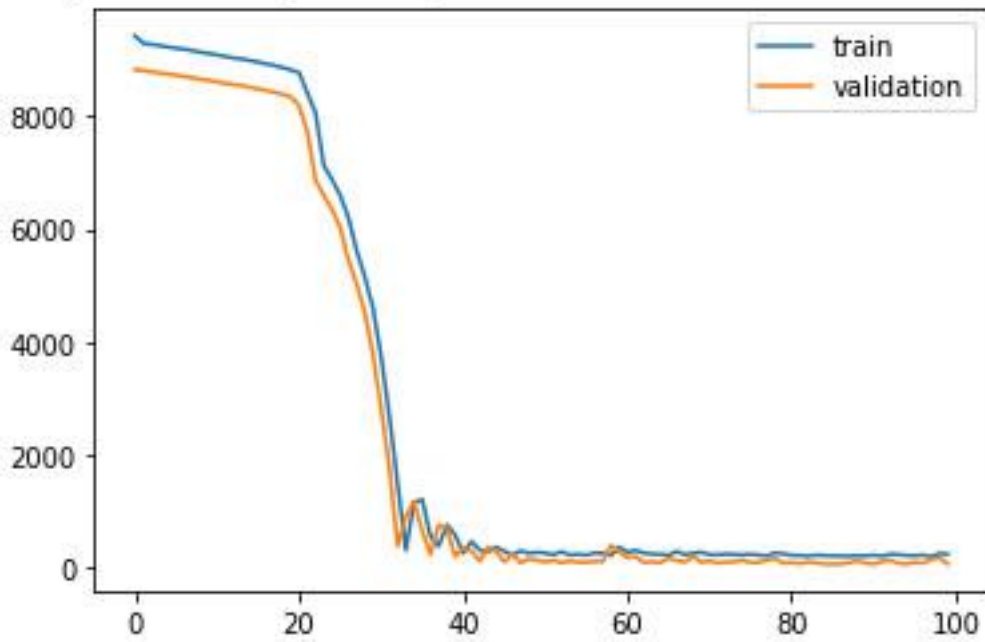
Hasil evaluasi statistik dari model LSTM yang diusulkan untuk memprediksi harga beras luar kulit seperti dalam Tabel 7.

TABEL VII.

HASIL EVALUASI STATISTIK MODEL LSTM PADA BERAS LUAR KULIT

	MAE
maksimum	128.12
minimum	63.51
Rata-rata	96.9925
Standar deviasi	28.13963

Berdasarkan Tabel VII Kami mencoba melakukan ujicoba training data dan testing model sebanyak 4 kali, setiap percobaan dilakukan sebanyak 100 epoch. Dengan hasil MAE terkecil adalah 63.51, dan rata-rata MAE adalah 96.99. Evaluasi dalam proses testing ditampilkan nilai prediksi dalam grafik pada Gambar 7.

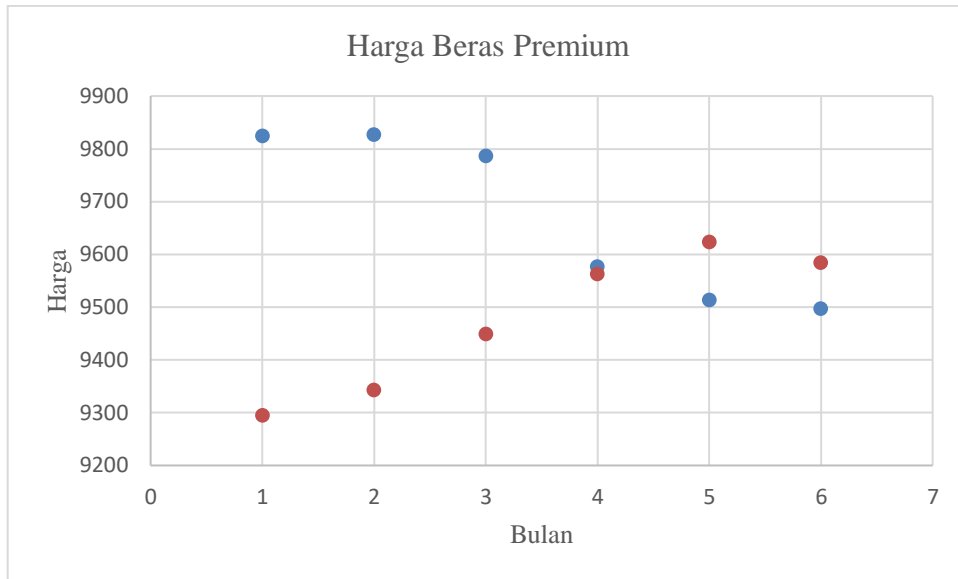


Gambar 7. Hasil Prediksi Model LSTM pada Beras Luar Kulit

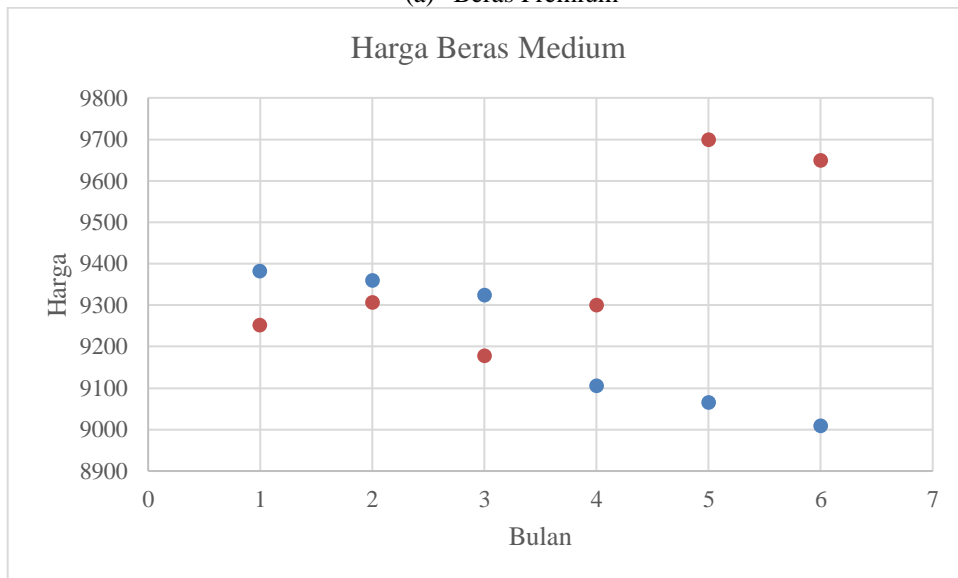
TABEL VIII.
NILAI MAE DARI UJICOBA MODEL LSTM

uji coba	premium	medium	luar kulit
1	81	88.28	86.28
2	93.29	79.02	63.51
3	88.6	70.71	128.12
4	71.06	120.41	110.06

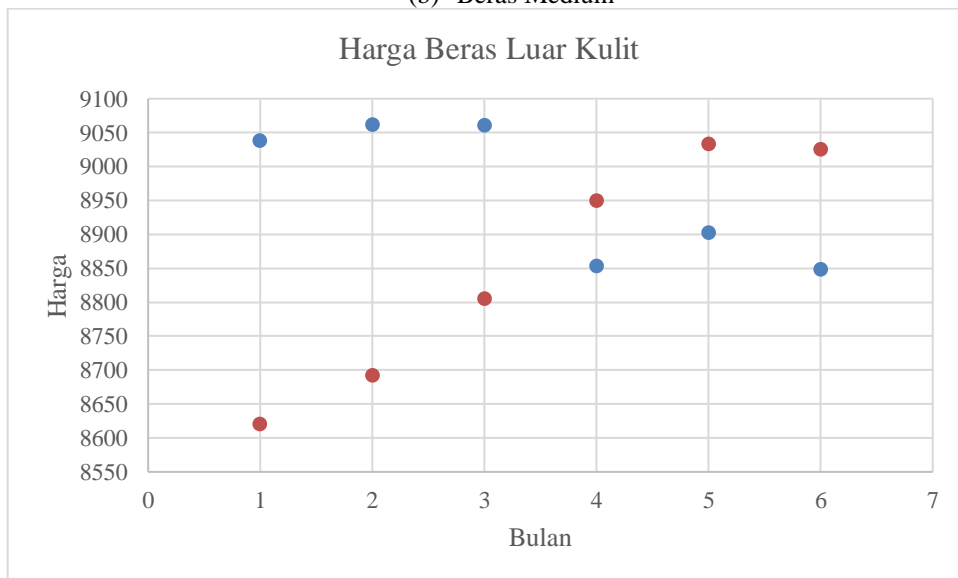
Tabel VIII merupakan penjelasan evaluasi prediksi harga beras dari masing-masing kualitas beras. Kami mencoba melakukan training dan testing sebanyak 4 kali, dengan setiap epoch sebanyak 100. Hasil prediksi harga beras premium, medium, dan luar kulit bulan Januari, Februari, Maret, April, Mei, Juni seperti dalam Gambar 8. Keterangan dari Gambar 8, adalah titik warna merah adalah data aktual, dan titik warna biru adalah hasil prediksi. Gambar 8 menjelaskan masing-masing jenis beras yang diprediksi (a) beras premium, (b) beras medium, dan (c) beras luar kulit.



(a) Beras Premium



(b) Beras Medium



(c) Beras Luar Kulit

Gambar 8. Hasil Prediksi Harga Beras

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini membuat model prediksi harga beras dengan model Neural Network LSTM. Model LSTM yang Kami usulkan untuk memprediksi harga beras (premium, medium, dan luar kulit) baik. Model LSTM yang dibuat dapat memprediksi harga beras dengan nilai MAE kecil. Dibuktikan dengan nilai rata-rata MAE antara hasil prediksi terhadap data aktual yaitu 83,49 (harga beras premium); 89,6 (harga beras medium); dan 96,99 (harga beras luar kulit).

REFERENSI

- [1] N. Nafi and M. Khudori, "Rice Price Prediction System Based on Rice Quality and Milling Level using Multilayer Perceptron," vol. 7, no. 1, pp. 39–43, 2022.
- [2] R. Ramadania, "Peramalan Harga Beras Bulanan di Tingkat Penggilingan dengan Metode Weighted Moving Average," *Bimaster*, vol. 7, no. 4, 2018.
- [3] Nur Nafi'iyah and E. Rakhmawati, "Analisis Regresi Linear dan Moving Average Dalam Memprediksi Data Penjualan Supermarket," *J. Teknol. Inf. DAN Komun.*, vol. 12, no. 1, 2021, doi: 10.51903/jtikp.v12i1.230.
- [4] S. Sen, D. Sugiarto, and A. Rochman, "Komparasi Metode Multilayer Perceptron (MLP) dan Long Short Term Memory (LSTM) dalam Peramalan Harga Beras," *ULTIMATICS*, vol. XII, no. 1, 2020.
- [5] R. Bagaskara and R. Putra, "Multivariate Time Series Forecasting pada Penjualan Barang Retail dengan Recurrent Neural Network," pp. 71–82, 2022.
- [6] A. A. Fardhani, D. I. N. Simanjuntak, and A. Wanto, "Prediksi Harga Eceran Beras Di Pasar Tradisional Di 33 Kota Di Indonesia Menggunakan Algoritma Backpropagation," *J. Infomedia*, vol. 3, no. 1, 2018.
- [7] A. Noor, "Perbandingan Algoritma Support Vector Machine Biasa dan Support Vector Machine berbasis Particle Swarm Optimization untuk Prediksi Gempa Bumi," *J. Hum. Teknol.*, 2018, doi: 10.34128/jht.v4i1.37.
- [8] B. D. Setiawan, F. A. Bachtiar, and G. Ramadhona, "Prediksi Produktivitas Padi Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, 2018.
- [9] H. W. Herwanto, T. Widiyaningtyas, and P. Indriana, "Penerapan Algoritme Linear Regression untuk Prediksi Hasil Panen Tanaman Padi," *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, 2019, doi: 10.22146/jnteti.v8i4.537.
- [10] A. Fitri Boy, "Implementasi Data Mining Dalam Memprediksi Harga Crude Palm Oil (CPO) Pasar Domestik Menggunakan Algoritma Regresi Linier Berganda (Studi Kasus Dinas Perkebunan Provinsi Sumatera Utara)," *J. Sci. Soc. Res.*, vol. 4307, no. 2, pp. 78–85, 2020, [Online]. Available: <http://jurnal.goretanpena.com/index.php/JSSR>.
- [11] I. R. Akolo, "PERBANDINGAN EXPONENTIAL SMOOTHING HOLT-WINTERS DAN ARIMA PADA PERAMALAN PRODUKSI PADI DI PROVINSI GORONTALO," *J. Technopreneur*, 2019, doi: 10.30869/jtech.v7i1.314.
- [12] V. Wuwung, N. Nainggolan, and M. Paendong, "Prediksi Harga Beras Sultan dan Membramo di Kota Manado dengan Menggunakan Model ARIMA," *J. MIPA*, 2013, doi: 10.35799/jm.2.1.2013.739.
- [13] E. Kurniawati and O. Yantri, "PEMODELAN JUMLAH KUNJUNGAN WISATAWAN MANCANEGARA DI BATAM DENGAN MENGGUNAKAN ARIMA DAN REGRESI TIME SERIES," *J. Dimens.*, vol. 7, no. 3, 2018, doi: 10.33373/dms.v7i3.1716.
- [14] N. Syamsiah Oktaviani and I. Purwandani, "Penerapan Neural Network Untuk Peramalan Data Time Series Univariate Jumlah Wisatawan Mancanegara," *J. Mantik*

- Penusa*, vol. 3, no. 3, 2019.
- [15] C. C. Chen, J. H. Chang, F. C. Lin, J. C. Hung, C. S. Lin, and Y. H. Wang, "Comparison of Forecasting Ability between Backpropagation Network and ARIMA in the Prediction of Bitcoin Price," 2019, doi: 10.1109/ISPACS48206.2019.8986297.
- [16] H. Prasetyanwar and Jondri, "Peramalan nilai tukar IDR-USD menggunakan long short term memory," *e-Proceeding Eng.*, vol. 5, no. 2, 2018.
- [17] A. Hamdianah, "Comparison of Neural Network and Recurrent Neural Network to Predict Rice Productivity in East Java," *J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 3, 2021, doi: 10.25126/jitecs.202053182.
- [18] A. M. Bahador, "The accuracy of the LSTM model for predicting the S&P 500 index and the difference between prediction and backtesting," *Degree Proj. Technol.*, 2018.
- [19] K. Park, J. Kim, and J. Lee, "Visual Field Prediction using Recurrent Neural Network," *Sci. Rep.*, vol. 9, no. 1, 2019, doi: 10.1038/s41598-019-44852-6.
- [20] A. Moghar and M. Hamiche, "Stock Market Prediction Using LSTM Recurrent Neural Network," in *Procedia Computer Science*, 2020, vol. 170, doi: 10.1016/j.procs.2020.03.049.
- [21] A. H. Bukhari, M. A. Z. Raja, M. Sulaiman, S. Islam, M. Shoaib, and P. Kumam, "Fractional neuro-sequential ARFIMA-LSTM for financial market forecasting," *IEEE Access*, vol. 8, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2985763.
- [22] S. Siami-Namini and A. S. Namin, "Forecasting Economics and Financial Time Series: ARIMA vs. LSTM," pp. 1–19, 2018, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1803.06386>.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada lembaga penelitian Universitas Islam Lamongan (Litbang Pemas), yang membantu dalam publikasi artikel ilmiah.