

Implementasi *Long Short Term Memory* (LSTM) Untuk *Forecasting* Jumlah Penjualan Daging Ayam

^{1*}Vyrre Fitriana, ²Umi Mahdiyah, ³Resty Wulanningrum

¹⁻³ Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹vyrre.hartanto@gmail.com, ²umimahdiyah@gmail.com, ³restyw@unpkdr.ac.id

Penulis Korespondens : Vyrre Fitriana

Abstrak— Penjualan daging ayam yang mengalami kenaikan dan penurunan yang tidak menentu kerap menyusahkan pelaku usaha dimana hal tersebut dapat menyulitkan pelaku usaha dalam menentukan stok daging ayam secara tepat. Peramalan diharapkan dapat menjadi solusi bagi pelaku usaha dalam menentukan stok penjualan daging ayam. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui kinerja model yang terbaik dalam melakukan peramalan jumlah penjualan daging ayam menggunakan *Long Short Term Memory* (LSTM) dengan menggunakan data time series Jumlah penjualan daging ayam yang dikumpulkan dari salah satu pelaku usaha penjual daging ayam yang ada di Dusun Ngadipuro Desa Sumberjo, Kecamatan Sanankulon, Kabupaten Blitar. Hasil dari penelitian yang sudah dilakukan kinerja model yang terbaik terdapat pada skenario percobaan ketiga dengan menggunakan variasi *timesteps* 14 dengan nilai evaluasi MAPE 17.17%.

Kata Kunci— Penjualan, Peramalan, Daging Ayam, *Long Short Term Memory* (LSTM).

Abstract— *Chicken meat sales that experience erratic increases and decreases often trouble business people. Forecasting is expected to be a solution for businesses in determining the sales stock of chicken meat. This study aims to determine the performance of the best model in forecasting the number of chicken meat sales using Long Short Term Memory (LSTM) by using time series data on the number of chicken meat sales collected from one of the chicken meat seller businesses in Ngadipuro Hamlet, Sumberjo Village, Sanankulon District, Blitar Regency. The results of the research that has been done the best model performance is in the third trial scenario using a variation of 30 timesteps with a MAPE evaluation value of 17.17%.*

Keywords— *Sales, Forecasting, Chicken Meat, Long Short Term Memory (LSTM).*

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Harga daging ayam yang terjangkau menjadikan salah satu sumber protein hewani yang cukup digemari oleh masyarakat Indonesia. Tingkat konsumsi daging ayam sendiri mengalami peningkatan sejak tahun 2013, sebagaimana hal tersebut dapat dilihat dalam catatan data yang sudah dipublikasikan oleh Badan Pusat Statistik Indonesia (BPS) [1]. Adanya peningkatan tingkat konsumsi daging ayam yang tinggi ini turut dapat mendorong perkembangan usaha penjualan daging ayam di berbagai wilayah. Namun pada aslinya sering kali pelaku usaha sering menghadapi kondisi dimana permintaan pasar yang cukup fluktuatif, dimana hal tersebut dapat menyulitkan pelaku usaha dalam menentukan stok daging ayam secara tepat. Untuk mengatasi kondisi tersebut peramalan penjualan menjadi salah solusi untuk pelaku usaha dalam membantu merencanakan stok persediaan daging ayam sesuai permintaan.

Peramalan merupakan teknik analisis untuk mengetahui suatu kejadian di masa depan dengan memanfaatkan data atau informasi dari masa lalu [2]. Salah satu jenis data yang umum digunakan dalam proses peramalan adalah data deret waktu (time series), merupakan data yang dikumpulkan secara berurutan berdasarkan waktu [3]. Dalam penerapannya, Terdapat banyak metode peramalan mulai pendekatan secara statistik sampai pendekatan menggunakan metode kecerdasan buatan atau machine learning [4]. Salah satunya kecerdasan buatan yang seri digunakan untuk melakukan peramalan yaitu *Long Short Term Memory* (LSTM) yaitu merupakan salah satu hasil pengembangan dari algoritma Recurrent Neural Network (RNN).

Adapun beberapa penelitian terdahulu dimana algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM) diterapkan untuk melakukan peramalan dengan menggunakan deret waktu salah satunya peramalan yang dilakukan oleh laras wiranda dan mujiono sadikin pada tahun 2019 yang membahas tentang penerapan algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM) guna untuk memprediksi penjualan produk PT. METISKA FARMA dengan menggunakan data time series dengan memakai beberapa skenario percobaan sehingga dapat nilai MAPE terbaik dari beberapa percobaan yaitu 12% [5].

Kemudian Penelitian selanjutnya yang dilakukan oleh gunawan,dkk pada tahun 2024 yang upaya untuk memperoleh model prediksi harga saham yang optimal menggunakan metode *Long Short Term Memory* (LSTM). Dalam penelitian tersebut, dilakukan serangkaian pengujian terhadap berbagai kombinasi parameter, seperti jumlah *layer*, *epoch*, dan *timestep*, guna menentukan konfigurasi model yang mampu memberikan hasil prediksi terbaik [6].

Berdasarkan referensi dari penelitian-penelitian terdahulu mengenai penerapan metode LSTM dalam proses peramalan, dapat disimpulkan bahwa metode ini memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data deret waktu (time series). Oleh karena itu, penelitian ini mencoba menerapkan metode LSTM untuk meramalkan jumlah penjualan daging ayam guna membantu pelaku usaha dalam menentukan strategi produksi dan persediaan secara lebih tepat.

II. METODE

A. Pengumpulan data dan *preprocessing* data

Pada pengumpulan data nantinya akan menggunakan metode pengumpulan data menggunakan metode dokumentasi. Dimana nantinya peneliti akan mengumpulkan catatan jumlah penjualan daging di setiap harinya yang dimiliki oleh salah satu usaha penjualan daging ayam yang ada di Dusun Ngadipuro Desa Sumberjo, Kecamatan Sanankulon Kabupaten Blitar. Data yang dipakai pada penelitian ini yaitu data periode Mei 2023 sampai Desember 2024. Pada tabel 1 merupakan Contoh Data Jumlah Penjualan Daging ayam yang akan digunakan.

Tabel 1 Contoh Data Jumlah Penjualan Daging ayam

Tanggal	Jumlah penjualan (kg)
1 Mei 2023	84,5
2 Mei 2023	78,1
3 Mei 2023	101,5
4 Mei 2023	125
5 Mei 2023	105
6 Mei 2023	140
7 Mei 2023	84,5
8 Mei 2023	78,1
9 Mei 2023	101,5

Setelah data jumlah penjualan daging ayam sudah di kumpulkan, Data tersebut akan masuk kedalam proses *preprocessing Data* . merupakan sebuah tahapan dimana data nantinya akan diolah agar nantinya data dapat siap digunakan ke proses selanjutnya. Salah satu proses yang ada pada proses *preprocessing Data* yaitu penanganan *missing values*.

A. Normalisasi Data

Normalisasi data merupakan proses dimana nilai yang ada pada data asli akan diubah kedalam nilai antara 0 dan 1 dengan cara melalui proses penskalaan [[7]] . Adapun Rumus dari proses normalisasi dengan menggunakan teknik min – max yang dapat dilihat pada persamaan 1.

$$x' = \frac{x_i - x_{max}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

Pada persamaan tersebut, x' merupakan nilai hasil proses normalisasi. x_i adalah nilai dari data asli. Kemudian x_{min} merupakan makna dari nilai terkecil pada data asli, selanjutnya x_{max} adalah nilai terbesar dari seluruh data asli. Berikut ini hasil dari normalisasi data dari contoh data jumlah penjualan daging dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2 Hasil Normalisasi Data

Jumlah penjualan (kg)
0.10339257
0
0.37802908
0.75767367
0.43457189
1
0.10339257
0
0.37802908

B. Split Data

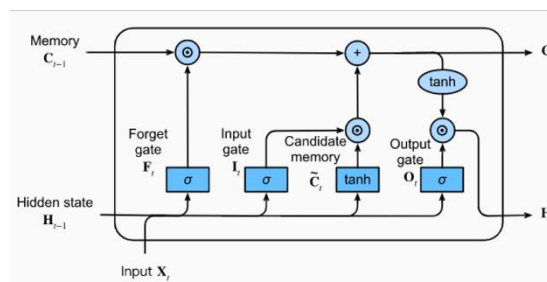
Split data dimana nantinya data yang sudah dilakukan normalisasi akan dibagi menjadi 2 yaitu data training dan data testing dimana pada kedua data tersebut memiliki fungsi yang berbeda yaitu data *training*, dimana data *training* tersebut akan digunakan untuk melatih model agar dapat mempelajari pola data yang ada, sedangkan data *testing* digunakan untuk mengevaluasi performa atau kinerja model apakah model bisa mengenali pola data [8].

Pada penelitian ini nantinya akan menggunakan rasio pembagian data 90:10, artinya 90% dari keseluruhan data nantinya akan digunakan untuk data *training* dan sisa 10% akan digunakan untuk data *testing*. Hal itu bertujuan agar nantinya model memiliki cukup data dalam melakukan pembelajaran sehingga nantinya mampu mengenali pola – pola dan informasi yang ada pada data saat pada saat proses pelatihan, serta nantinya dapat dilakukan diuji bagaimana performa model dengan menggunakan data testing dimana data ini nanti data yang digambarkan sebagai data aktual.

C. Long Short Term Memory (LSTM)

Long Short Term Memory (LSTM) adalah algoritma hasil pengembangan dari arsitektur *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dikembangkan oleh Sepp Hochreiter dan Jürgen Schmidhuber pada tahun 1997. Algoritma ini dirancang untuk menangani kelemahan dari algoritma *Recurrent Neural Network* (RNN) yaitu masalah *vanishing gradient*, kondisi nilai yang digunakan untuk memperbarui model menjadi sangat kecil. Akibatnya, model menjadi sulit mengingat informasi dari waktu yang lama [9].

Long Short Term Memory (LSTM) memiliki arsitektur sedikit berbeda dengan algoritma *Recurrent Neural Network* (RNN) dimana pada *Long Short Term Memory* (LSTM) memiliki suatu cell memory khusus dimana pada cell memory tersebut memiliki beberapa gate atau gerbang yang memiliki tugas – tugas tersendiri. Berikut gambaran dari arsitektur *Long Short Term Memory* (LSTM) yang dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Arsitektur LSTM

Dapat dilihat pada gambar 1 yaitu arsitektur Long Short Term Memory (LSTM) dimana di setiap *cell memory* yang dimiliki terdapat 4 gate atau gerbang dimana di setiap gate/ gerbang tersebut memiliki fungsi masing – masing. *Forget gate* sebagai gerbang untuk menentukan informasi mana saja yang akan dilupakan dari *cell state* sebelumnya. *Input gate* merupakan

gerbang yang mengatur informasi baru mana yang akan disimpan kedalam *cell state*. *Cell state* berguna untuk memperbarui inputan dengan nilai inputan yang baru. Setelah itu *output gate* merupakan gerbang yang menentukan nilai keluaran yang dihasilkan [10]. Berikut contoh hasil forecasting dari model tabel 3

Tabel 3 Contoh Hasil *Forecast*

Hasil Forecast
0.32187188

D. Denormalisasi Data

Denormalisasi merupakan pengembalian nilai dari hasil peramalan dari model yang nantinya akan dikembalikan ke bentuk skala atau nilai asli sebelum dilakukan normalisasi. Dimana setelah proses peramalan menggunakan model yang telah dilakukan, nilai peramalan yang dikeluarkan masih dalam bentuk nilai data yang ternormalisasi, Sehingga diperlukan proses denormalisasi data [6]. Adapun rumus dari proses denormalisasi data apabila proses normalisasi data menggunakan mix-max yang dapat dilihat pada persamaan 2.

$$x_i = x' * (x_{max} - x_{min}) + x_{min} \quad (2)$$

Dalam persamaan tersebut, x_i merupakan nilai data asli setelah dilakukan proses denormalisasi. Nilai x' adalah hasil normalisasi dari data yang diperoleh setelah melalui proses peramalan. Sementara itu, x_{min} menandakan nilai terkecil dalam data asli, dan x_{max} menandakan nilai terbesar dari data asli sebelum normalisasi. Berikut hasil denormalisasi dari data aktual dan data hasil forecasting yang dapat dilihat pada tabel

Tabel 4 Hasil Denormalisasi Data

Data aktual	Hasil Forecast
101,5	98.02387

E. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan teknik evaluasi yang digunakan untuk mengukur akurasi pada peramalan, dengan cara menghitung rata – rata kesalahan absolut antara nilai aktual dengan nilai hasil peramalan, yang selanjutnya akan hasil dari evaluasi akan direpresentasikan dalam bentuk persentase [6]. Berikut rumus dari menghitung Mean Absolute Percentage Error (MAPE) yang dapat dilihat pada persamaan 3.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \left(\frac{|actual - forecast|}{actual} \right) \times 100\% \quad (3)$$

Dalam persamaan tersebut, nilai *actual* merupakan nilai aktual dari data asli, kemudian *forecast* merupakan hasil peramalan dari model, dan nilai n yang menunjukkan jumlah data keseluruhan data yang nantinya dipakai untuk mendapatkan nilai rata – rata kesalahan. Performa model dikatakan sangat bagus apabila nilai MAPE bernilai di bawah 10% hal itu menunjukkan bahwa

model tersebut memiliki tingkat kesalahan yang sangat rendah yang hasil dari proses peramalan yang dilakukan oleh model sangat mendekati data aktual. Berikut ini contoh perhitungan manual Nilai MAPE untuk mengetahui performa kinerja model.

$$MAPE = \frac{1}{1} \sum \left(\frac{|101,5 - 98.02387|}{101,5} \right) \times 100\%$$

$MAPE = 3.42\%$

Dengan demikian, semakin kecil nilai MAPE, semakin baik performa model dalam melakukan peramalan. Berikut ini merupakan tabel yang menjelaskan berbagai rentang nilai MAPE beserta arti atau tingkat akurasi model berdasarkan nilai tersebut [11].

Tabel 5 Perkiraan Akurasi Peramalan

Nilai MAPE	Makna
< 10%	Sangat Baik
10-20%	Baik
20-50%	Layak
> 50%	Kurang baik / tidak akurat

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini hasil dari implementasi arsitektur *Long Short Term Memory* (LSTM) guna untuk meramalkan jumlah penjualan daging ayam. Penelitian ini akan ada beberapa skenario percobaan yang akan dilakukan guna melihat seberapa baik kinerja model. Pada penelitian ini nantinya akan berfokus pada jumlah timesteps, sebagai input historis. Hal ini bertujuan untuk mengamati seberapa besar pengaruh panjang data historis terhadap kemampuan model dalam melakukan peramalan.

Arsitektur model peramalan yang dibangun ini akan menggunakan 2 lapisan yang dimana pada lapisan pertama merupakan lapisan LSTM yang memiliki jumlah neuron sebanyak 50 units, lapisan kedua merupakan lapisan dense dimana lapisan dense ini memiliki fungsi sebagai output layer untuk menghasilkan prediksi jumlah penjualan. dengan jumlah epoch 100 dan batch size 32.

Tabel 6 Skenario Percobaan

Skenario Percobaan	Timesteps
1	45
2	30
3	14

Setelah dilakukan beberapa skenario percobaan dapat dilihat hasil dari peramalan setiap percobaan dari model yang dihasilkan sebagai berikut yang dapat dilihat pada tabel 7.

Tabel 7 Hasil Forecasting

Hasil Forecasting			Data Aktual
Skenario Percobaan 1	Skenario Percobaan 2	Skenario Percobaan 3	
139,3	137	133,5	149
143,3	139,8	137,9	178
149	145,8	145,2	120,5
143,7	142,9	140,3	124
...
140,2	148,1	146,2	130,8
128,5	142,4	139,5	206,5
106,4	154,4	155,3	416

Kemudian hasil peramalan yang dihasilkan oleh setiap model dari skenario percobaan akan dihitung nilai MAPE untuk mengetahui performa kinerja model yang dihasilkan pada setiap skenario percobaan. Pada tabel

Tabel 8 Informasi Hasil Kinerja Model

Skenario percobaan	<i>Timesteps</i>	MAPE
1	45	17.72%
2	30	17.22%
3	14	17.17%

Setelah dilakukan beberapa skenario percobaan dengan menggunakan beberapa varian jumlah *timesteps* yang berbeda yaitu 45, 30, 14 dapat dilihat nilai MAPE dari 3 percobaan yang sudah dilakukan memiliki nilai yang cukup variatif yang dimana nilai tersebut di nilai sekitaran 17% dapat dilihat dimana pada Skenario percobaan pertama yaitu dengan menggunakan jumlah *timesteps* 45 mendapatkan nilai evaluasi MAPE sebesar 17,72% , kemudian pada skenario percobaan kedua dengan menggunakan jumlah *timesteps* 30 mendapatkan nilai evaluasi MAPE sebesar 17,22%. Dan yang kemudian pada skenario percobaan terakhir dengan menggunakan jumlah *timesteps* 14 mendapatkan nilai evaluasi MAPE sebesar 17,17%. akan dapat dilihat pada pada skenario percobaan ketiga mendapat kan nilai MAPE sebesar 17,17%, hal tersebut menunjukan dimana model percobaan ketiga memiliki performa lebih baik dalam melakukan peramalan dibandingkan model percobaan pertama dan kedua .

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang sudah dilakukan yaitu implementasi arsitektur *Long Short Term Memory* (LSTM) guna untuk meramalkan jumlah penjualan daging ayam dengan

menggunakan data jumlah penjualan daging ayam pada setiap harinya. Dimana pada penelitian ini terdapat tiga skenario percobaan yang dilakukan yaitu dengan merubah jumlah time steps dimana varian jumlah time steps yang digunakan yaitu terdiri dari 45, 30 dan 14. Dapat dilihat pada skenario percobaan ketiga mendapatkan nilai evaluasi MAPE terkecil dari tiga skenario percobaan yaitu 17,17%. Dengan demikian pemilihan jumlah *timesteps* pada data time series yang tepat dapat memberikan pengaruh terhadap kinerja model sehingga pemilihan jumlah *timesteps* yang tepat dapat menjadi salah satu faktor yang dapat digunakan untuk meningkatkan kinerja model.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Badan Pusat Statistik Indonesia, “Rata- Rata Konsumsi per Kapita Seminggu Beberapa Macam Bahan Makanan Penting, 2007-2024,” Badan Pusat Statistik Indonesia. Diakses: 1 November 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://www.bps.go.id/id/statistics-table/1/OTUwIzE%3D/rata-rata-konsumsi-per-kapita-seminggu-beberapa-macam-bahan-makanan-penting--2007-2023.html>
- [2] B. W. N. Tanyo dan D. Swanjaya, “Perbandingan antara Metode Holt-Winters dan Backpropagation pada Model Peramalan Penjualan,” *Pros. SEMNAS INOTEK (Seminar Nas. Inov. Teknol.*, vol. 5, no. 3, hal. 174–181, 2021, doi: doi.org/10.29407/inotek.v5i3.1099.
- [3] R. B. Radite Putra dan H. Hendry, “Multivariate Time Series Forecasting pada Penjualan Barang Retail dengan Recurrent Neural Network,” *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 7, no. 1, hal. 71, 2022, doi: [10.35314/isi.v7i1.2398](https://doi.org/10.35314/isi.v7i1.2398).
- [4] A. El Filali, E. H. Ben Lahmer, S. El Filali, M. Kasbouya, M. A. Ajouary, dan S. Akantous, “Machine Learning Applications in Supply Chain Management: A Deep Learning Model Using an Optimized LSTM Network for Demand Forecasting,” *Int. J. Intell. Eng. Syst.*, vol. 15, no. 2, hal. 464–478, 2022, doi: [10.22266/ijies2022.0430.42](https://doi.org/10.22266/ijies2022.0430.42).
- [5] L. Wiranda dan M. Sadikin, “Penerapan Long Short Term Memory pada Data Time Series untuk Memprediksi Penjualan Produk PT. Metiska Farma,” *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 3, hal. 184–196, 2019, doi: doi.org/10.23887/janapati.v8i3.19139.
- [6] G. Budiprasetyo, M. Hani’ah, dan D. Z. Aflah, “Prediksi Harga Saham Syariah Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM),” *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 8, no. 3, hal. 164–172, 2023, doi: [10.25077/teknosi.v8i3.2022.164-172](https://doi.org/10.25077/teknosi.v8i3.2022.164-172).
- [7] J. Cahyani, S. Mujahidin, dan T. P. Fiqar, “Implementasi Metode Long Short Term Memory (LSTM) untuk Memprediksi Harga Bahan Pokok Nasional,” *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 11, no. 2, hal. 346, 2023, doi: [10.26418/justin.v11i2.57395](https://doi.org/10.26418/justin.v11i2.57395).
- [8] R. Muhammad dan I. Nurhaida, “Penerapan lstm dalam deep learning untuk prediksi harga kopi jangka pendek dan jangka panjang,” *JUPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.*, vol. 10, no. 1, hal. 554–564, 2025, doi: doi.org/10.31937/si.v9i1.1223.
- [9] S. Hochreiter dan J. Schmidhuber, “Long short-term memory,” *Neural Comput.*, vol. 9, no. 8, hal. 1735–1780, 1997.
- [10] A. S. Bayangkari Karno, “Analisis Data Time Series Menggunakan LSTM (Long Short Term Memory) Dan ARIMA (Autocorrelation Integrated Moving Average) Dalam Bahasa Python,” *Ultim. InfoSys J. Ilmu Sist. Inf.*, vol. 11, no. 1 SE-Articles, hal. 1–7, Jul 2020, doi: [10.31937/si.v9i1.1223](https://doi.org/10.31937/si.v9i1.1223).
- [11] A. G. Asrori, U. Mahdiyah, dan A. Sanjaya, “Analisis Performa Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dengan Metode Simple Moving Average dalam Prediksi Harga Daging Ayam Broiler,” *Pros. SEMNAS INOTEK (Seminar Nas. Inov. Teknol.*, vol. 7, no. 1 SE-Articles, hal. 293–302, 2023, doi: doi.org/10.29407/inotek.v7i1.3437.