



SUBMIT

(Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi dan Sains)

Vol.3 No.2(2023) 20-24

ISSN Media Elektronik: 2798-6861

PEMODELAN PREDIKSI HARGA BERAS MEDIUM WILAYAH JAWA TIMUR MENGUNAKAN STACKED LSTM

Yanuarini Nur Sukmaningtyas^{*1}, Soffa Zahara², Mimin Fatchiyatur Rohmah³, Sugianto⁴

^{1,2,3}Universitas Islam Majapahit

Email: ¹ns.yanuarini@unim.ac.id, ²soffa.zahara@unim.ac.id, ³miminfr@gmail.com,

⁴sugianto.mkom@gmail.com

(Naskah masuk: 29 Desember 2023, diterima untuk diterbitkan: 31 Desember 2023)

Abstrak

Di Indonesia, salah satu harga komoditas pangan yang mendominasi peringkat harga yang paling fluktuatif tiap harinya yaitu beras. Penyebab paling utama dari permasalahan ini salah satunya yaitu iklim dan cuaca yang berubah-ubah ditambah dengan gangguan hama yang membuat kegagalan panen yang menyebabkan harga beras sering mengalami kenaikan. Jika hal ini tidak segera kunjung diatasi maka akan berpengaruh terhadap efek yang lebih besar yaitu inflasi. Hadirnya teknologi prediksi atau bisa disebut peramalan dalam harga beras sangat dibutuhkan untuk mempersiapkan kenaikan harga pada waktu tertentu dan sebagai landasan berbagai macam kebijakan untuk menanggulangi lonjakan harga beras yang tak terhindarkan di kemudian hari. Penelitian ini bertujuan melakukan prediksi rerata harga beras medium wilayah Jawa Timur dengan data harian yang diambil dari Sistem Informasi Ketersediaan dan Perkembangan Harga Bahan Pokok di Jawa Timur. Metode yang digunakan yaitu salah satu metode Deep Learning yaitu Stacked LSTM (Long Short-Term Memory). Stacked LSTM merupakan jenis LSTM yang mempunyai lebih dari 1 hidden layer. Selain itu 8 jenis variasi algoritma optimasi juga dilakukan untuk mencapai akurasi terbaik saat melakukan prediksi harga beras. Dari hasil pengujian akurasi terbaik dengan nilai RMSE 10912.197367298677 adalah algoritma optimasi Adamax.

Kata kunci: *prediksi harga beras, stacked LSTM, optimasi algoritma*

MEDIUM RICE FORECASTING IN EAST JAVA AREA USING STACKED LSTM

Abstract

In Indonesia, one of the food commodity prices that dominates the daily price ranking is rice. One of the main causes of this problem is the changing climate and weather combined with pests that cause crop failures, moreover rice prices to increased. If this is not addressed immediately, it will have a bigger effect, namely inflation. The presence of prediction technology in rice prices is very much needed to prepare for price increases at certain times and as a basis for various kinds of policies to overcome inevitable rice price spikes in the future. This research aims to predict the average price of medium rice in the East Java region using daily data taken from the Availability and Price Development of Staples in East Java System. The method used is one of the Deep Learning methods, namely Stacked LSTM (Long Short-Term Memory). Stacked LSTM is a type of LSTM that has more than one hidden layer. Apart from that, 8 types of optimization algorithm variations are also carried out to achieve the best accuracy when predicting rice prices. From the results of testing, the best accuracy with an RMSE value of 10912.197367298677 is the Adamax optimization algorithm.

Keywords: rice price forecasting, stacked LSTM, optimization

1. PENDAHULUAN

Di Indonesia, salah satu harga komoditas pangan yang mendominasi peringkat harga yang paling fluktuatif tiap harinya yaitu beras. Penyebab paling utama dari permasalahan ini salah satunya yaitu iklim dan cuaca yang berubah-ubah ditambah dengan gangguan hama yang membuat kegagalan panen yang menyebabkan harga beras sering mengalami kenaikan. Jika hal ini tidak segera kunjung diatasi maka akan berpengaruh terhadap efek yang lebih besar yaitu inflasi seperti pada penelitian oleh (Kusnadi, 2018) yang menyatakan bahwa dalam jangka panjang fluktuasi salah satu harga komoditas beras jenis mentik di Jawa Timur berpengaruh secara positif terhadap inflasi yang terjadi. Begitu juga dengan penelitian yang dilakukan oleh (Putri Hariyanti, Nelvia Iryani and Putri Ayu, 2023) yang menyatakan bahwa kenaikan harga beras menyumbang prosentase sebanyak 0,44% terhadap inflasi yang terjadi pada tahun 2018.

Hadirnya teknologi prediksi atau bisa disebut peramalan dalam harga beras sangat dibutuhkan untuk mempersiapkan kenaikan harga pada waktu tertentu dan sebagai landasan berbagai macam kebijakan untuk menanggulangi lonjakan harga beras yang tak terhindarkan di kemudian hari. Beberapa penelitian yang telah mempelajari prediksi harga beras menggunakan berbagai metode diantaranya menggunakan algoritma KNN (Mukhlisin, Imrona and Murdiansyah, 2019), Regresi Linear (Hasibuan and Musthofa, 2022), Fuzzy (Sarbaini, Yanti and Nazaruddin, 2023), Least Square (Ghulam *et al.*, 2022).

Penelitian ini membangun model prediksi LSTM harga beras medium wilayah Jawa Timur menggunakan harga rata-rata harian dari bulan Januari sampai dengan Desember selama tahun 2023. Metode yang digunakan yaitu LSTM yang merupakan salah satu algoritma telah terbukti akurasi dan keefektifitasnya (Isnain *et al.*, 2022). Penelitian Untuk meningkatkan akurasi model akan dilakukan variasi optimizer diantaranya FTRL, Nadam, Adagrad, RMSProp, Adam, SGD, Adadelta, dan Nadam.

2. METODE

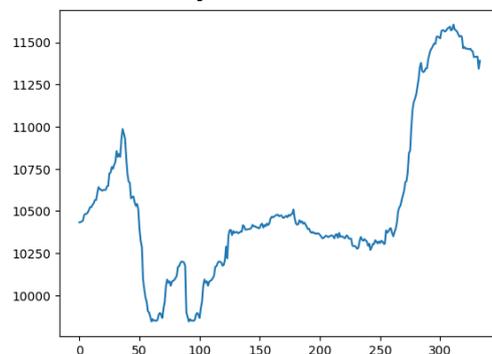
Metode yang dilakukan dalam penelitian ini terdapat 4 tahapan yaitu tahap Preprocessing, Analisa dan Perancangan Model, Pembangunan Model, dan yang terakhir yaitu Evaluasi Model.

1.1. Tahapan Preprocessing

Tahapan preprocessing merupakan salah satu tahapan awal yang penting dari keseluruhan proses

pembangunan prediksi. Output dari tahapan preprocessing adalah dataset yang siap diolah oleh model prediksi, jika proses preprocessing yang dilakukan tidak optimal, maka otomatis model yang dibangun juga tidak optimal dan akurasi yang dihasilkan oleh model menjadi rendah.

Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data harga rerata beras medium wilayah Jawa Timur yang diambil sepanjang tahun 2023, yaitu mulai bulan Januari 2023 sampai dengan Oktober 2023 dengan total data sebanyak 350 data.



Gambar 1. Plot Harga Beras Medium Harian Jawa Timur

Sumber data diambil dari website <https://siskaperbapo.jatimprov.go.id/> dimana merupakan Sistem Informasi Ketersediaan dan Perkembangan Harga Bahan Pokok di Jawa Timur.



Gambar 2. Sistem Informasi Ketersediaan dan Perkembangan Harga Bahan Pokok di Jawa Timur.

Proses-proses yang dilakukan diantaranya yaitu Data Cleaning dimana data akan dilakukan proses pembersihan seperti pengisian data yang kosong, pembersihan data dari noise-noise, mengatasi masalah inkonsistensi data.

Proses berikutnya yaitu Proses Integrasi dan Tranformasi dimana data akan disamakan formatnya dalam bentuk file berekstensi .csv.

	A	B
1	Tanggal,Harga	
2	01/01/2023,10433	
3	02/01/2023,10434	
4	03/01/2023,10438	
5	04/01/2023,10442	
6	05/01/2023,10475	
7	06/01/2023,10483	
8	07/01/2023,10483	
9	08/01/2023,10491	
10	09/01/2023,10506	
11	10/01/2023,10523	

Gambar 3. Integrasi Data

Scaling atau normalisasi data dibutuhkan dalam machine learning dimana telah terbukti meningkatkan akurasi model dan membuat model lebih cepat dan efektif dalam proses pembelajaran mesin. Penelitian ini menggunakan salah satu model scaler dari scikit-learn yaitu MinMaxScaler. Scaler jenis ini melakukan transformasi data pada rentang 0 -1.

```
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
scaler=MinMaxScaler(feature_range=(0,1))
df=scaler.fit_transform(df.iloc[:,1:])
```

Gambar 4. Kode Pemanggilan MinMax Scaller

```
[ ] df.iloc[:,1]
```

0	10433
1	10434
2	10438
3	10442
4	10475

Gambar 5. Tampilan 5 Data Sebelum Proses Scaling

```
[ ] df
```

```
array([[0.33409091],
       [0.33465909],
       [0.33693182],
       [0.33920455],
       [0.35795455],
```

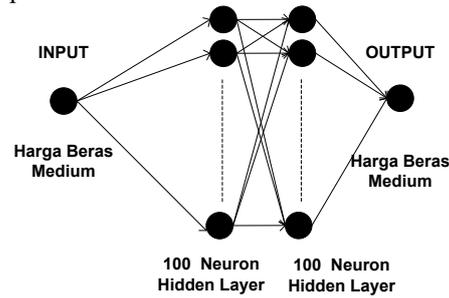
Gambar 6. Tampilan 5 Data Setelah Proses Scalling

Pembagian atau alokasi data menjadi data training dan data testing juga dilakukan di tahap ini. Pada model yang dibangun perbandingan data training dan data latih yaitu 65:35.

1.2. Analisa dan Perancangan Model

Dalam penelitian ini, model yang digunakan yaitu Stacked LSTM. Stacked LSTM merupakan model yang mempunyai hidden layer lebih dari 1, sehingga ketika divisualisasikan akan seperti tumpukan hidden layer yang membangun model

LSTM. Gambar 6 menjelaskan gambaran arsitektur model prediksi beras.



Gambar 7. Arsitektur Model Stacked LSTM Untuk Prediksi Beras

Gambar 7 mendeskripsikan input dari model yaitu berbentuk univariate variabel atau variabel tunggal yaitu rerata harga beras medium harian di Jawa Timur selama tahun 2023. Setelah itu akan diproses melalui metode stacked LSTM dengan hidden layer bertumpuk sebanyak 100 Neuron di hidden layer pertama dan 100 Neuron di hidden layer kedua. Akhir dari model ini yaitu hasil prediksi rerata harga beras.

1.3. Pembangunan Model

Model dibangun diatas lingkungan berbasis Cloud Computing yang disewa secara gratis pada platform Google Compute Engine dengan spesifikasi pada Tabel 1.

Tabel 1. Lingkungan Pembangunan Model

Spesifikasi	Keterangan
Backend	Google Compute Engine
Runtime	Phyton 3
RAM	12.7 Gb
Disk	107.7
Hardware	CPU
Akselerator	

Google Compute Engine atau bisa disebut Google Colab merupakan salah satu produk Google Research yang memungkinkan menulis dan melakukan eksekusi kode yang ditulis hanya melalui browser. Tabel 1 merupakan parameter-parameter yang digunakan pada model LSTM diantaranya jumlah time step, neuron, hidden layer, dan epoch untuk mencapai akurasi optimum pada pembangunan prediksi beras. Sedangkan Gambar 8 merupakan code yang diimplementasikan pada interface Google Colab untuk membangun model berdasarkan arsitektur yang telah dirancang pada gambar sebelumnya yaitu Gambar 7.

Tabel 2. Pengaturan Parameter Model

Parameter	Keterangan
Time Step	4
Neuron	100/hidden layer
Hidden Layer	2
Epoch	100

```

model=Sequential()
model.add(LSTM(100,return_sequences=True,input_shape=(4,1)))
model.add(LSTM(100))
model.add(Dense(1))
model.compile(loss='mean_squared_error',optimizer='sgd')
model.fit(X_train,y_train,validation_data=(X_test,ytest),epoch

```

Gambar 8. Pembuatan Kode Untuk Membangun Model Stacked LSTM pada Google Colab

1.4. Evaluasi Model

Evaluasi model dapat dilakukan ketika akurasi dari model yang dibangun telah tersedia. Dalam penelitian ini poin utama yang ditekankan yaitu evaluasi model yang bervariasi. Beberapa algoritma optimasi dalam machine learning diantaranya FTRL, Nadam, Adagrad, RMSProp, Adam, SGD, Adadelta, dan Nadam.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

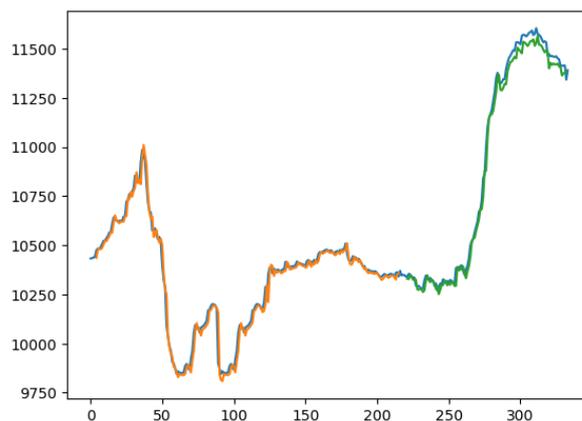
Berdasarkan hasil proses training dan testing data harga beras dengan metode LSTM dimana dilakukan variasi dengan berbagai algoritma optimasi didapatkan hasil pada Tabel 2.

Tabel 3. Hasil Uji Variasi Optimasi

Jenis Algoritma Optimasi LSTM	Nilai RMSE
Nadam	10892.598603300105
Adam	10866.164593817977
SGD	10868.384877359811
RMSProp	10876.19641985308
Adagrad	10690.714614968738
Adamax	10912.197367298677
Adadelta	10463.628393308903
FTRL	10326.238195622489

Dari Tabel 2, terlihat bahwa akurasi tertinggi diperoleh oleh algoritma optimasi Adamax dengan nilai RMSE 10912.197367298677, kemudian disusul oleh Nadam, RMSProp, SGD, Adam, Adagrad, Adadelta. Akurasi terendah pada model ini terdapat pada FTRL dengan nilai RMSE 10326.238195622489.

Pada Gambar 9, grafik data asli menggunakan plot warna biru, sedangkan warna jingga merupakan data training, dan warna hijau menunjukkan data testing. Dari hasil plot antara ketiga data tersebut menunjukkan bahwa prediksi Stacked LSTM dapat secara maksimal memprediksi nilai harga beras medium dengan tepat dari mulai data ke 1 sampai data ke 300. Namun setelah data ke 300 dan seterusnya, mulai terdapat overfitting sehingga mengurasi tingkat akurasi.



Gambar 9. Hasil Plot Prediksi Dibanding Data Asli Menggunakan Algoritma Optimasi Adamax

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Pembangunan model Prediksi Harga Beras Medium Wilayah Jawa Timur Menggunakan Stacked LSTM dengan variasi 8 algoritma optimasi telah berhasil dilakukan dengan hasil akurasi tertinggi oleh algoritma optimasi Adamax. Sedangkan akurasi model dengan nilai terendah diperoleh algoritma FTRL. Bagi penulis hasil akurasi mungkin belum optimal, sehingga dapat disarankan bahwa diperlukan beberapa prosedur tambahan untuk meningkatkan nilai akurasi diantaranya memperbanyak jumlah dataset, menambah variasi jumlah hidden layer, neuron, epoch, dan time step, serta eksplorasi optimasi yang lebih beragam sehingga dapat diperoleh hasil yang optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- Ghulam, B. *et al.* (2022) 'Prediksi Harga Beras menggunakan Metode Least Square', *Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 6(3), pp. 1149–1154.
- Hasibuan, L. H. and Musthofa, S. (2022) 'Penerapan Metode Regresi Linear Sederhana Untuk Prediksi Harga Beras di Kota Padang', *JOSTECH: Journal of Science and Technology*, 2(1), pp. 85–95. doi: 10.15548/jostech.v2i1.3802.
- Isnain, A. R. *et al.* (2022) 'Analisis Perbandingan Algoritma LSTM dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen', *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, 8(2), p. 299. doi: 10.26418/jp.v8i2.54704.
- Kusnadi, N. A. (2018) 'Pengaruh fluktuasi harga komoditas pangan terhadap inflasi di Provinsi Jawa Timur', *Jurnal Ilmiah Mahasiswa FEB Universitas Brawijaya*, 6(2), pp. 1–19. Available at: <https://jimfeb.ub.ac.id/index.php/jimfeb/article/view/5128/4504>.
- Mukhlisin, Imrona, M. and Murdiansyah, D. T. (2019) 'Prediksi Harga Beras Premium dengan

Metode Algoritma K-Nearest Neighbor’, *e-Proceeding of Engineering*, 7(1), pp. 2714–2724.

Putri Hariyanti, Nelvia Iryani and Putri Ayu (2023) ‘Fluktuasi Harga Komoditas Pangan Dan Pengaruhnya Terhadap Inflasi Di Sumatera Barat’, *Jurnal Ekuilnomi*, 5(1), pp. 99–108. doi: 10.36985/ekuilnomi.v5i1.554.

Sarbaini, S., Yanti, D. and Nazaruddin (2023) ‘Prediksi Harga Beras Belida Di Kota Pekanbaru Menggunakan Fuzzy Time Series Cheng’, *Jurnal Teknologi dan Manajemen Industri Terapan*, 2(3), pp. 234–241. doi: 10.55826/tmit.v2i3.183.