# Makalah Seminar

***MULTIVARIATE FORECASTING* HARGA KOMODITAS PANGAN SEMBAKO MEMPERTIMBANGKAN FAKTOR EKSTERNAL MENGGUNAKAN METODE *LSTM***

MUHAMMAD IKHSAN ANANDA (G64190032)\*, MUSHTHOFA

# ABSTRAK

*Forecasting* harga pangan sembako telah dikembangkan oleh beberapa peneliti memanfaatkan beragam algoritma peramalan. Namun, penelitian yang dilakukan hanya *univariate forecasting* dan faktor-faktor yang kurang dimanfaatkan yang dapat memprediksi dinamika harga. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan *multivariate* *forecasting* harga komoditas pangan sembako di Jakarta dengan memerhatikan faktor ekonomi dan kesehatan memanfaatkan algoritma Long-Short Term Memory (LSTM) dimana untuk uji akurasi berdasarkan nilai MAPE. Algoritma LSTM menghasilkan rata-rata MAPE sebesar 0.91501% yang menunjukkan bahwa seluruh model dalam akurasi sangat baik untuk meramalkan komoditas pangan sembako yang diwakili, sebab nilai MAPE yang dihasilkan untuk seluruh model dibawah 10%. Secara global, variabel prediktor yang berpengaruh terhadap hasil *forecast* secara terurut dari terbesar hingga terkecil adalah harga komoditas pangan sembako, harga Bakar Bahan Minyak RON 92 (Pertamax), nilai tukar Rupiah terhadap US Dollar, tingkat inflasi, dan jumlah kasus positif aktif Covid-19.

Kata Kunci**:** harga komoditas pangan sembako, *multivariate* *forecasting,* *Long-short term memory*

***ABSTRACT***

*Forecasting the price of basic foodstuffs has been developed by several researchers utilizing various forecasting algorithms. However, the research conducted is only univariate forecasting and underutilized factors that can predict price dynamics. This study aims to carry out multivariate forecasting of staple food commodity prices in Jakarta by limiting economic and health factors using the Long-Short Term Memory (LSTM) algorithm to test accuracy based on the MAPE value. The LSTM algorithm produces an average MAPE of 0.91501 which indicates that all models have very good accuracy for predicting the basic food commodities they represent, because the resulting MAPE values for all models are below 10%. Globally, the predictor variables that influence the forecast results in order from largest to smallest are the price of basic food commodities, the price of RON 92 (Pertamax) fuel oil, the Rupiah exchange rate against the US Dollar, the inflation rate, and the number of active positive cases of Covid-19.*

*Keywords****:*** *basic food commodity prices, forecasting multivariate, Long-short term memory*

# PENDAHULUAN

## Latar Belakang

Sembilan bahan pokok merupakan barang yang menyangkut hajat hidup orang banyak sehingga memiliki tingkat permintaan yang tinggi dan sebagai faktor pendukung



Departemen Ilmu Komputer, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Pertanian Bogor, Bogor 16680

\*Mahasiswa Program Studi S1 Ilmu Komputer, FMIPA-IPB; Surel: ikhsanananda[@apps.ipb.ac.id](mailto:username@yahoo.co.id)

kesejahteraan masyarakat (Fitria 2019). Pergerakan harga untuk setiap komoditas bahan pangan sembako tidaklah sama dan sangat dipengaruhi oleh kestabilan distribusi permintaan dan penawaran terhadap komoditas pangan tersebut (Darma *et al.* 2018). Fluktuasi harga tersebut disebabkan oleh beberapa faktor internal diantaranya produksi bahan pokok mengalami gagal panen akibat cuaca, gangguan hama, serta terhambatnya jalur distribusi pangan (Rizaldy 2017). Selain faktor tersebut, faktor eksternal dalam bidang ekonomi dan kesehatan juga mempengaruhi harga pangan. Menurut Bank Indonesia (2018), faktor ekonomi penyebab fluktuasi harga pangan adalah laju inflasi, kenaikan harga BBM, dan nilai tukar Rupiah terhadap *US Dollar*. Menurut Pramanik (2020), pandemi Covid-19 telah menurunkan daya beli masyarakat seiring lesu perekonomian dan peningkatan belanja pada sektor kesehatan.

*Multivariate forecasting* harga pangan perlu dilakukan untuk mencegah krisis pangan akibat ketidakseimbangan permintaan dan penawaran serta pelemahan daya beli seiring dengan peningkatan harga pangan. *Forecasting* harga pangan selama beberapa bulan kedepan telah dilakukan dengan menerapkan algoritma tertentu untuk mendukung kesiapan pihak terkait terhadap perubahan harga pangan (Dewi dan Listiowarni 2020). Algoritma ARIMA menghasilkan nilai RMSE 313,379941 untuk *forecasting* harga pangan selama 30 hari (Mardianto *et al.* 2020). Selanjutnya, *forecasting* selama 12 hari dengan algoritma *Double Exponential Smoothing Holt and Brown* masing-masing menghasilkan nilai MSE sebesar 21,328,60 dan 188,086,86 (Gunaryati *et al.* 2018). Berikutnya, peramalan selama 8 bulan dengan algoritma *Holt-Winters Exponential Smoothing* menghasilkan nilai MAPE sebesar 1,2% (Dewi dan Listiowarni 2020). Kemudian, algoritma *Weighted Moving Average* peramalan selama 1 bulan menghasilkan nilai MAPE sebesar 1,90% (Ramadania 2018). Selanjutnya, peramalan selama 12 bulan dengan algoritma *Backpropagation Artificial Neural Network* menghasilkan nilai MAPE sebesar 3,575% (Simanungkalit 2013). Berikutnya, algoritma *Naïve Bayes* yang telah dapat melakukan prediksi apakah harga suatu komoditas pangan cenderung naik atau turun dibandingkan periode berikutnya (Eden *et al.* 2018).

Implementasi algoritma pada penelitian sebelumnya langsung menguji data harga pangan dengan algoritma tertentu tanpa dijabarkan lebih lanjut tahapan pra-proses data. Data yang digunakan dalam penelitian sebelumnya dikumpulkan mulai melalui pelaku UMKM terkait hingga survey manual ke suatu pasar objek penelitian dengan jumlah data terbatas. Selain itu, penelitian sebelumnya tidak berfokus pada pengujian akurasi antara hasil peramalan dengan data aktual, melainkan perbandingan nilai *error* beberapa algoritma untuk *forecasting* harga pangan. Oleh karena itu, dalam penelitian ini peneliti bekerja sama utama dengan Perumda Pasar Jaya sebagai BUMD di DKI Jakarta untuk menyediakan data harga komoditas pangan sembako tahun 2017 - 2022. Selanjutnya, data harga pangan tersebut sebagai variabel dependen, sementara faktor ekonomi dan kesehatan sebagai variabel independen untuk *multivariate forecasting* setiap harga pangan sembako menggunakan algoritma *Long-Short Term Memory* (LSTM). Algoritma tersebut mampu mengingat kumpulan informasi yang telah disimpan dalam jangka waktu panjang serta menghapus informasi yang tidak lagi relevan. Hasil dari *multivariate forecasting* setiap harga pangan sembako tersebut akan diuji akurasi dengan data aktual menggunakan nilai MAPE serta menganalisis pengaruh faktor ekonomi dan kesehatan terhadap pergerakan harga komoditas pangan sembako.

## Perumusan Masalah

Penelitian yang telah dilakukan sebelumnya menggunakan beberapa algoritma untuk membandingkan *error forecasting* dan tidak untuk menguji akurasi hasil *forecasting*. Selain itu, pada penelitian sebelumnya *forecasting* yang dilakukan adalah *forecasting univariate* dan metode pengumpulan data melalui pelaku UMKM hingga survey manual ke suatu pasar yang dijadikan objek penelitian sehingga mendapatkan kuantitas data yang cukup sedikit. Oleh karena itu, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah bagaimana langkah untuk mendapatkan model terbaik dari algoritma LSTM untuk *multivariate forecasting* harga pangan selama satu tahun mendatang dengan turut memperhatikan faktor ekonomi dan kesehatan yang dapat menghasilkan nilai MAPE terkecil sebagai indikator akurasi terbaik dengan memanfaatkan data *time series* harga pangan dari Perumda Pasar Jaya selaku BUMD di DKI Jakarta serta melihat pengaruh dari variabel ekonomi dan kesehatan terhadap harga pangan sembako di DKI Jakarta?

## Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah menghasilkan arsitektur terbaik algoritma LSTM untuk *multivariate forecasting* harga pangan sembako, melihat ukuran kesalahan hasil peramalan terhadap data aktual menggunakan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan melihat pengaruh dari variabel ekonomi dan kesehatan terhadap harga pangan sembako di DKI Jakarta.

## Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah untuk mengetahui pengaruh dari faktor ekonomi dan kesehatan terhadap pergerakan setiap harga komoditas pangan sembako lebih awal sehingga dapat mengantisipasi krisis pangan yang diakibatkan oleh pergerakan salah satu atau kedua faktor tersebut dengan peningkatan efektivitas produksi pangan atau diversifikasi penanaman komoditas pangan sesuai jumlah prediksi permintaan pangan sehingga menurunkan dampak krisis dan menjaga kestabilan harga setiap komoditas pangan sembako.

## Ruang Lingkup Penelitian

Lingkup dari penelitian ini, yaitu:

1. Metode *multivariate forecasting* yang digunakan adalah metode *Long-Short Term Memory* dengan bahasa pemrograman Python 3.10.
2. Data harga pangan beras dan holtikultura yang digunakan adalah data harian harga komoditas pangan sembako terkhusus pada Pasar Induk Cipinang dan Kramat Jati di Jakarta yang bersumber dari pencatatan Perumda Pasar Jaya dari tahun 2017 - 2022.
3. Data harga pangan sembako lainnya dihimpun melalui *website* <https://hargapangan.id> yang bersumber dari pencatatan harian Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional terkhusus di Pasar Induk Jatinegara, Kramat Jati, dan Pasar Minggu.
4. Data inflasi, harga BBM, nilai tukar rupiah, dan jumlah kasus positif Covid-19 terkhusus di DKI Jakarta dihimpun masing-masing melalui *website* resmi [Bank Indonesia](https://www.bi.go.id/), [Pertamina](https://www.pertamina.com/), [Badan Pusat Statistik](https://www.bps.go.id/), dan [Corona Jakarta](https://corona.jakarta.go.id/).
5. Perhitungan hasil akurasi *multivariate forecasting* terhadap data aktual harga komoditas pangan menggunakan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebagai penentuan kualitas hasil peramalan.

# METODE

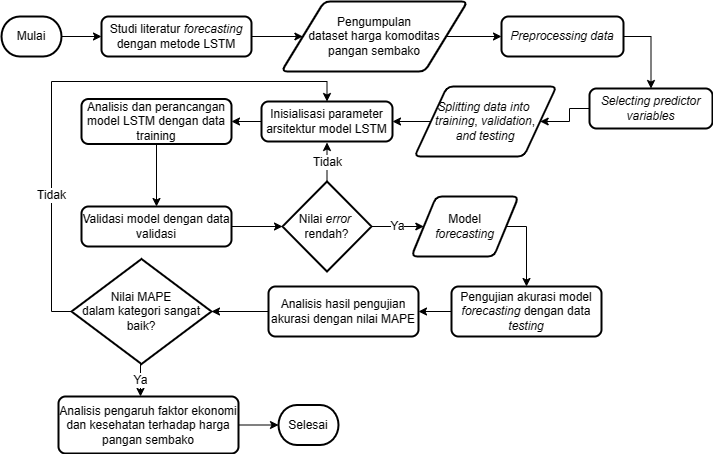
## Data Penelitian

Data utama penelitian digunakan sebagai kelas target adalah data harga pangan sembako berupa beras bawah 1, beras bawah 2, beras medium 1, beras medium 2, beras super 1, beras super 2, daging ayam, daging sapi 1, daging sapi 2, telur ayam, minyak goreng curah, minyak goreng kemasan 1, minyak goreng kemasan 2, gula pasir premium, gula pasir lokal, dan jagung. Data tersebut bersumber dari hasil pencatatan harian Perumda Pasar Jaya pada Pasar Induk Cipinang dan Kramat Jati serta pencatatan harian Pusat Informasi Harga Pangan Strategis Nasional di Pasar Induk Jatinegara, Kramat Jati, dan Pasar Minggu dari bulan Januari 2017 sampai September 2022.

Data pendukung penelitian digunakan sebagai prediktor adalah data inflasi, harga BBM, nilai tukar rupiah, dan jumlah kasus positif Covid-19. Data inflasi berasal dari publikasi bulanan pada *website* resmi [Bank Indonesia](https://www.bi.go.id/) untuk melihat tingkat inflasi per-bulan di Indonesia. Data harga BBM berasal dari publikasi berita pada *website* resmi [Pertamina](https://www.pertamina.com/) apabila terjadi kenaikan atau penurunan harga Bahan Bakar Minyak (BBM) pada RON 90 dan RON 92. Data nilai tukar rupiah berasal dari publikasi tahunan nilai tukar Rupiah terhadap *US Dollar* pada *website* resmi [Badan Pusat Statistik](https://www.bps.go.id/). Data jumlah kasus positif berasal dari publikasi harian Dinas Komunikasi Informatika dan Statistik DKI Jakarta pada *website* [Corona Jakarta](https://corona.jakarta.go.id/).

## Tahapan Penelitian

Pengembangan model peramalan dengan metode *Long-Short Term Memory* terdiri dari 6 tahapan secara sekuensial yaitu studi literatur, *preprocessing data*, inisialisasi parameter arsitektur model LSTM, analisis dan perancangan model LSTM, evaluasi model LSTM, dan peramalan harga pangan sembako untuk satu tahun mendatang. Tahapan metode penelitian dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1 Tahapan peramalan harga komoditas pangan

## Studi Literatur

Studi literatur yang dilakukan untuk mencari referensi dari penelitian yang telah dilakukan sebelumnya. Selain itu, tahapan tersebut juga untuk menganalisis hasil akurasi peramalan dengan metode-metode selain *Long-Short Term Memory* dan meninjau tahapan-tahapan yang diperlukan sebelum menerapkan suatu algoritma untuk *forecasting*.

### *Preprocessing data*

*Preprocessing data* diperlukan untuk menangani *missing values* dan meminimalkan *error* sehingga meningkatkan akurasi data hasil *multivariate forecasting*. Penanganan *missing values* pada data *time-series* menggunakan metode *Next Observation Carried Backward* (NOCB). Metode tersebut cocok digunakan untuk menangani *missing values* yang terdapat pada data awal pencatatan. Selanjutnya, upaya untuk meminimalkan *error* menggunakan metode normalisasi dengan teknik *min-max scaling* pada dataset dengan mengubah nilai untuk variabel independen dan dependen menjadi interval 0 sampai 1. Selanjutnya, data hasil *preprocess* akan dibagi menjadi data latih, validasi, dan uji masing-masing sebesar 60%, 20%, dan 20%.

### Inisialisasi Parameter Arsitektur Model *LSTM*

Inisialisasi parameter yang dilakukan sebelum model LSTM adalah parameter total *layer*, jumlah *hidden layer*, jumlah *input layer*, jumlah *output layer*, dan jumlah *epochs*. Tahapan ini diperlukan untuk melihat hubungan yang terjadi antara perubahan setiap nilai parameter terhadap akurasi hasil peramalan. Oleh karena itu, tahapan ini dilakukan secara berulang-ulang guna mendapatkan parameter terbaik untuk menghasilkan model *multivariate*  *forecasting* untuk setiap harga pangan sembako.

### Analisis dan Perancangan Model LSTM

Tahapan analisis dan perancangan model LSTM dilakukan setelah tahapan *preprocessing data* selesai. Perancangan model LSTM dilakukan dengan detail seperti penggunaan data *train* untuk melatih model LSTM dengan fungsi *sequential*. Selanjutnya, model tersebut dibangun dengan parameter yang telah dilakukan inisialisasi dengan nilai-nilai pada tahapan sebelumnya. Kemudian, model LSTM yang telah dihasilkan diuji dengan *loss function* RMSE dan *optimizer* Adam. Berikutnya, model yang telah dihasilkan dilatih dengan fungsi *fit* untuk *overfitting model* dengan data validasi.

### Evaluasi Model LSTM

Tahapan evaluasi model LSTM dilakukan setelah tahapan analisis dan perancangan model LSTM selesai yang ditandai dengan telah dihasilkannya nilai *error training* minimum dari beberapa kali percobaan penggunaan parameter model LSTM. Metode yang digunakan adalah mencari nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengukur akurasi antara data *testing* dengan data hasil peramalan. Data *testing* yang digunakan diperoleh pada tahapan *preprocessing data* dimana data tersebut tidak digunakan untuk pelatihan dan optimasi model pada tahapan sebelumnya. Setelah mendapatkan nilai MAPE, nilai tersebut dianalisis dengan kondisi apabila berada dibawah 10% maka akurasi model sangat baik, jika berada di antara 10% hingga 20% maka akurasi model bernilai baik, jika berada diantara 20% hingga 50% maka akurasi model bernilai cukup, dan jika berada diatas 50% maka akurasi model bernilai buruk.

### Peramalan Harga Pangan Sembako Untuk Satu Tahun Mendatang

Tahapan peramalan untuk satu tahun mendatang dilakukan apabila nilai MAPE yang telah dihasilkan memiliki nilai MAPE dengan kategori yang sangat baik. Selanjutnya, model yang telah dihasilkan akan melakukan *multivariate*  *forecasting* dengan variabel independen dan variabel independen yang telah ditentukan kemudian dikumpulkan dalam luaran csv. Selanjutnya, harga untuk setiap komoditas pangan sembako selama satu tahun mendatang akan dianalisis untuk dilihat pergerakan fluktuasi harga pangan.

## Lingkungan Pengembangan

Spesifikasi perangkat lunak dan perangkat keras yang akan digunakan untuk penelitian terbagi menjadi perangkat keras dan perangkat lunak. Perangkat keras memiliki spesifikasi *processor AMD Ryzen 3 3300U*  @ 2.10GHz (4 CPUs), *AMD Radeon(TM) Vega 6 Graphics*.*,* RAM 8 GB, dan SSD 128 GB. Sementara itu, perangkat lunak memiliki spesifikasi *Windows 10 Home Single Language*, Bahasa Pemrograman Python 3.6.9, dan Google Collaboratory dengan *framework machine learning* Tensorflow.

# HASIL DAN PEMBAHASAN

## Praproses Data

Praproses data diperlukan untuk menangani *missing values* pada dataset dengan metode *Next Observation Carried Backward* (NCOB), memilih variabel dalam faktor ekonomi dan kesehatan yang digunakan, serta melakukan normalisasi pada dataset sehingga seluruhnya memiliki nilai yang berada pada rentang 0 sampai 1.

### *Next Observation Carried Backward*

*Next Observation Carried Backward* dilakukan dengan mengganti nilai data yang *missing values* dengan nilai data pada indeks terdekat data yang tidak memiliki *missing values* dari indeks data yang *missing values*.

### Pemilihan Variabel Faktor Ekonomi dan Kesehatan

Pemilihan variabel pada faktor ekonomi dan kesehatan dilakukan pada variabel harga bahan bakar dan jumlah kasus Covid-19 DKI Jakarta. Metode yang digunakan adalah koefisien korelasi Pearson dimana variabel yang terpilih merupakan variabel dengan rata-rata nilai korelasi tertinggi terhadap variabel komoditas pangan sembako. Hasil dari pemilihan tersebut menunjukkan bahwa variabel Pertamax dan jumlah kasus covid aktif memilki rata-rata koefisien korelasi yang lebih tinggi dibandingkan Pertalite dan jumlah kasus covid harian terhadap harga setiap bahan pangan sembako.

### Normalisasi Data

Normalisasi data bertujuan untuk *re-scaling* data sehingga seluruh nilai berada pada rentang 0 sampai 1. Metode yang digunakan adalah min-max scaling. Selain itu, normalisasi juga bertujuan untuk menjaga data agar tidak terlalu menyebar sehingga meningkatkan kinerja dan akurasi luaran model *machine learning*.

## Baris Input Data *Time-series*

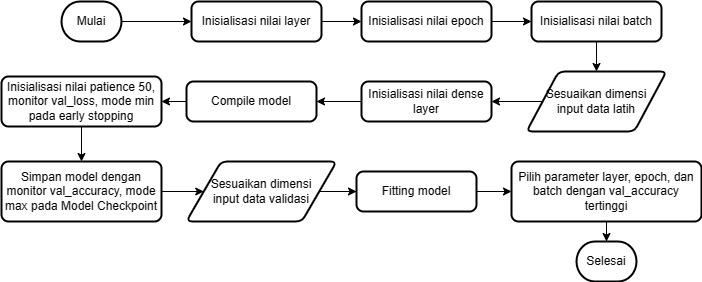
Masukkan data untuk setiap komoditas pangan terlebih dahulu disesuaikan dengan dimensi data yang diterima oleh model LSTM. LSTM menerima masukkan apabila data memiliki tiga dimensi. Dimensi pertama merupakan jumlah *samples*, dimensi kedua merupakan *time-steps*, dimensi ketiga merupakan *features*. Pada tahapan ini nilai yang diinisialisasikan untuk *samples, time-steps,* dan *features* masing-masing sebesar 2099, 1, dan 5 untuk komoditas selain jagung. Sementara itu, untuk komoditas jagung nilai yang diinisialisasikan untuk *samples, time-steps,* dan *features* masing-masing sebesar 1712, 1, dan 5.

## LSTM *Multivariate Forecasting*

Implementasi algoritma LSTM untuk *multivariate forecasting* harga pangan sembako dilakukan dalam tiga tahapan yaitu robust parameter arsitektur model, inisialisasi parameter arsitektur model, dan menilai akurasi model. Tahapan tersebut bertujuan untuk memastikan bahwa model yang dihasilkan merupakan model dengan parameter terbaik dan menghasilkan akurasi yang tinggi ditandai dengan nilai MAPE dibawah 10%.

**Robust Parameter Arsitektur Model LSTM**

Robust parameter arsitektur model merupakan usaha untuk mendapatkan parameter arsitektur terbaik model dengan melakukan percobaan yang diulang beberapa kali, kemudian memilih model terbaik dengan melihat nilai *validation loss* yang minimum atau *validation accuracy* maksimum. Selain itu, tahapan ini juga bertujuan untuk memaksimalkan hasil *forecast* dengan harapan agar nilai MAPE yang dihasilkan semakin kecil sehingga meningkatkan kualitas model. Alur robust parameter arsitektur model LSTM diawali dengan inisialisasi nilai *layer, epoch, batch*, dan *dense*, inisialisasi parameter *callback early stopping* dan *model check point*, dan diakhiri dengan pemilihan parameter model terbaik berdasarkan *validation accuracy* tertinggi. Detail alur robust parameter arsitektur model LSTM terlihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Alur robust parameter arsitektur model LSTM

**Inisialisasi Parameter Arsitektur Model LSTM**

Model dengan parameter terbaik untuk setiap komoditas bahan pangan sembako beserta informasi *validation loss* dan MAPE antara model data latih terhadap data validasi terlihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Parameter Arsitektur Model LSTM Terbaik

| Komoditas Pangan | *Layer* | *Epoch* | *Batch* | *Validation Loss* | *MAPE (%)* |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Beras Bawah 1 | 150 | 130 | 8 | 2,26E-07 | 0,1121 |
| Beras Bawah 2 | 150 | 30 | 256 | 1,30E-06 | 1,3358 |
| Beras Medium 1 | 200 | 70 | 64 | 5,00E-06 | 0,2001 |
| Beras Medium 2 | 30 | 130 | 8 | 2,53E-07 | 0,1206 |
| Beras Super 1 | 250 | 170 | 8 | 1,27E-06 | 0,0374 |
| Beras Super 2 | 130 | 150 | 16 | 4,07E-06 | 0,2545 |
| Daging Ayam | 110 | 110 | 16 | 1,90E-07 | 0,4611 |
| Daging Sapi 1 | 250 | 250 | 8 | 2,10E-05 | 0,1225 |
| Daging Sapi 2 | 250 | 200 | 32 | 2,50E-06 | 0,2484 |
| Telur Ayam | 250 | 90 | 256 | 2,15E-06 | 2,3541 |
| Minyak Goreng Curah | 10 | 10 | 8 | 0,011829 | 3,1570 |
| Minyak Goreng Kemasan 1 | 170 | 200 | 64 | 2,13E-06 | 0,7336 |
| Minyak Goreng Kemasan 2 | 250 | 250 | 256 | 9,15E-06 | 0,1949 |
| Gula Pasir Premium | 200 | 30 | 64 | 2,43E-06 | 3,4287 |
| Gula Pasir Lokal | 70 | 50 | 256 | 4,38E-07 | 5,1408 |
| Jagung | 10 | 10 | 8 | 0,113424 | 2,3787 |

Tabel 1 menunjukkan bahwa parameter terbaik model LSTM untuk setiap komoditas pangan sembako tidaklah sama seluruhnya. Hal tersebut disebabkan pergerakan harga pangan yang berbeda-beda disetiap komoditas pangan sembako sehingga parameter arsitektur model menyesuaikan pola pergerakan masing-masing komoditas pangan sembako.

**Hasil Akurasi Model LSTM**

Akurasi dinilai dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) antara hasil peramalan dengan data aktual. Akurasi model terhadap komoditas pangan sembako terlihat pada Tabel 2.

Tabel 2 Akurasi Model LSTM

| Komoditas Pangan | MAPE (%) |
| --- | --- |
| Beras Bawah 1 | 0,07260 |
| Beras Bawah 2 | 0,52553 |
| Beras Medium 1 | 0,34642 |
| Beras Medium 2 | 0,06670 |
| Beras Super 1 | 0,25727 |
| Beras Super 2 | 0,02901 |
| Daging Ayam | 0,15520 |
| Daging Sapi 1 | 0,13663 |
| Daging Sapi 2 | 0,33033 |
| Telur Ayam | 0,88997 |
| Minyak Goreng Curah | 3,35960 |
| Minyak Goreng Kemasan 1 | 1,76494 |
| Minyak Goreng Kemasan 2 | 2,82762 |
| Gula Pasir Premium | 0,26957 |
| Gula Pasir Lokal | 2,38348 |
| Jagung | 0,22535 |
| Rata-rata | 0,91501 |

Tabel 2 menunjukkan bahwa seluruh model yang dihasilkan dalam akurasi sangat baik untuk meramalkan komoditas pangan sembako yang diwakili. Hal tersebut disebabkan nilai MAPE untuk seluruh model dibawah 10%.

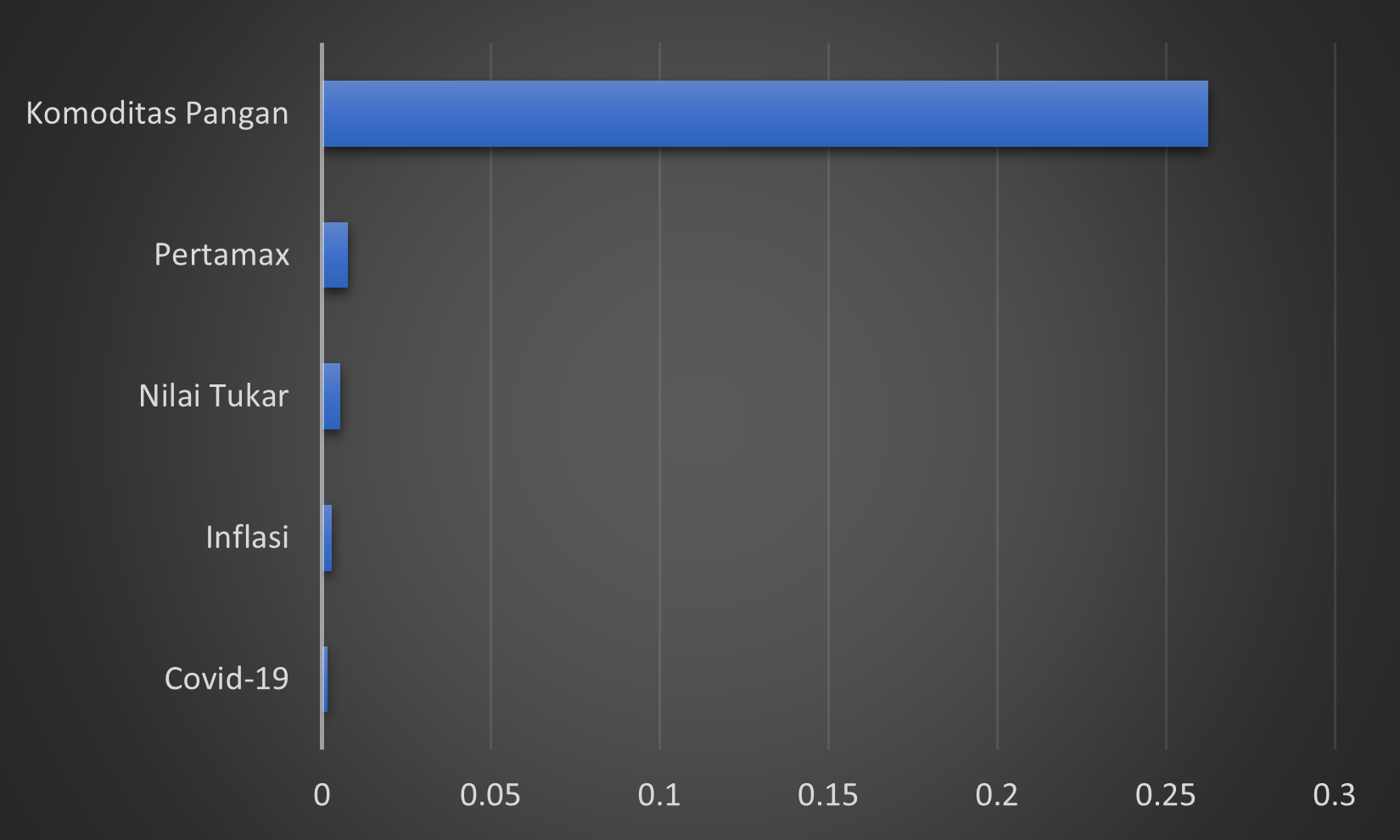
Hasil *forecast* terhadap data aktual dari masing-masing komoditas pangan sembako menghasilkan grafik yang telihat pada Tabel 3.

Tabel 3 Grafik tiga komoditas hasil *forecast* terhadap data aktual

| Komoditas Pangan | Grafik |
| --- | --- |
| Beras Bawah 1 |  |
| Daging Ayam |  |
| Telur Ayam |  |

## Analisis Pengaruh Faktor Ekonomi dan Kesehatan

Analisis pengaruh faktor ekonomi dan kesehatan terhadap harga komoditas pangan menggunakan *module DeepExplainer* pada *library shap*. Hasil analisis rata-rata variabel prediktor terhadap hasil *forecast* terlihat pada Gambar 3.



Gambar 3 Hasil analisis pengaruh variabel prediktor

Secara global, variabel prediktor yang berpengaruh terhadap hasil *forecast* secara terurut dari terbesar hingga terkecil adalah harga komoditas pangan sembako, harga Bakar Bahan Minyak RON 92 (Pertamax), nilai tukar Rupiah terhadap US Dollar, tingkat inflasi, dan jumlah kasus positif aktif Covid-19. Dominasi yang terjadi pada variabel prediktor harga komoditas pangan sembako terhadap hasil *forecast* harga komoditas pangan sembako menunjukkan bahwa pergerakan harga pangan terjadi mayoritas secara berpola mengikuti urutan waktu.

Selain itu, besarnya pengaruh yang diberikan oleh setiap peubah prediktor tidaklah sama. Variabel harga komoditas pangan sembako, harga Bakar Bahan Minyak RON 92 (Pertamax), nilai tukar Rupiah terhadap US Dollar, tingkat inflasi, dan jumlah kasus positif aktif Covid-19 masing-masing memberikan pengaruh rata-rata sebesar 0,2626%, 0,0076%, 0,0055%, 0,0029%, dan 0,0016%. Hal tersebut menunjukkan bahwa pergerakan data yang terjadi pada masing-masing variabel prediktor mengubah rata-rata probabilitas perubahan harga pangan sembako sebesar pengaruh yang dimiliki oleh masing-masing variabel prediktor.

# SIMPULAN DAN SARAN

**Simpulan**

*Multivariate forecasting* harga komoditas pangan sembako merupakan upaya untuk mencegah krisis pangan akibat pelemahan daya beli seiring dengan peningkatan harga pangan yang diakibatkan oleh pergerakan faktor eksternal seperti ekonomi dan kesehatan. Metode penelitian yang digunakan terdiri dari enam tahapan secara sekuensial yaitu studi literatur, *preprocessing data*, inisialisasi parameter arsitektur model LSTM, analisis dan perancangan model LSTM, evaluasi model LSTM, dan melihat pengaruh dari variabel ekonomi dan kesehatan terhadap harga pangan sembako di DKI Jakarta. Inisialisasi parameter arsitektur model LSTM terbaik dilakukan berdasarkan nilai v*alidation accuracy* terbesar antara data latih dengan data validasi. Parameter terbaik arsitektur model LSTM seperti *layer, epochs,* dan *batch* tersebut tidaklah samauntuk setiap komoditas pangan sembako, sebab menyesuaikan pola pergerakan harga masing-masing komoditas pangan sembako. Algoritma LSTM menghasilkan rata-rata MAPE sebesar 0,91501 yang menunjukkan bahwa seluruh model yang dihasilkan dalam akurasi sangat baik untuk meramalkan komoditas pangan sembako yang diwakili, sebab nilai MAPE yang dihasilkan untuk seluruh model dibawah 10%. Secara global, variabel prediktor yang berpengaruh terhadap hasil *forecast* secara terurut dari terbesar hingga terkecil adalah harga komoditas pangan sembako, harga Bakar Bahan Minyak RON 92 (Pertamax), nilai tukar Rupiah terhadap US Dollar, tingkat inflasi, dan jumlah kasus positif aktif Covid-19. Dominasi pengaruh variabel prediktor harga komoditas pangan sembako terhadap hasil *forecast* harga komoditas pangan sembako menunjukkan bahwa pergerakan harga pangan terjadi mayoritas secara berpola mengikuti urutan waktu.

**Saran**

Faktor eksternal yang dilibatkan dalam penelitian *multivariate forecasting* harga komoditas pangan sembako hanya faktor ekonomi dan kesehatan. Faktor ekonomi terdiri dari harga Bakar Bahan Minyak RON 90 dan 92, nilai tukar Rupiah terhadap US Dollar, dan tingkat inflasi, serta faktor kesehatan terdiri dari jumlah kasus positif aktif dan harian Covid-19 di DKI Jakarta. Sementara itu, dalam kenyataannya pergerakan harga pangan disebabkan oleh banyak faktor, seperti faktor internal diantaranya naiknya harga pupuk dan bibit maupun serangan hama pertanian ataupun faktor eksternal diantaranya terjadinya El Nino dan La Nina serta hadirnya momen hari raya agama dan nasional yang mengakibatkan ketidakseimbangan antara *supply* dan *demand*. Berdasarkan hal tersebut, pengembangan penelitian berikutnya dapat melibatkan faktor-faktor internal dan eksternal pertanian lainnya yang disertai dengan analisis pengaruh setiap variabel prediktor terhadap hasil *forecast*. Harapannya adalah dapat memberikan rekomendasi bagi pihak-pihak terkait untuk mengambil tindakan dan memberikan perhatian pada variabel-variabel tertentu yang memberikan pengaruh besar terhadap kenaikan harga komoditas pangan sembako.

# DAFTAR PUSTAKA

Al-Khowarizmi, Syah R, Nasution MKM, Elveny M. 2021. Sensitivity of MAPE using detection rate for big data forecasting crude palm oil on k-nearest neighbor. International Journal of Electrical and Computer Engineering. 11(3):2696–2703. doi:10.11591/ijece.v11i3.pp2696-2703.

Artuc E, Falcone G, Port G, Rijkers B. 2022. War-induced food price inflation imperils the poor. Di dalam: Luis G, Rohner D, Mauro BWD, editor. Global Economic Consequences of the War in Ukraine : Sanctions, Supply Chains, and Sustainability. London: Centre for Economic Policy Research. hlm 155-161.

Brownlee J. 2016. Time Series Prediction with LSTM Recurrent Neural Networks in Python with Keras. [diakses pada 2022 Okt 09]. https://machinelearningmastery.com/time-series-prediction-lstm-recurrent-neural-networks-python-keras/.

[Bank Indonesia] Bank Indonesia. 2018. Laporan Inflasi (Indeks Harga Konsumen) Berdasarkan Perhitungan Inflasi Bulan Juni 2017 sampai dengan Juli 2018. Jakarta: Bank Indonesia.

Castán-Lascorz MA, Jiménez-Herrera P, Troncoso A, Asencio-Cortés G,. 2022. A new hybrid method for predicting univariate and multivariate time series based on pattern forecasting. Information Sciences. 586(35): 611-627. doi: 10.1016/j.ins.2021.12.001.

[CDC] Centers for Disease Control and Prevention. 2020 Des 11. Summary of Guidance for Public Health Strategies to Address High Levels of Community Transmission of SARS-CoV-2 and Related Deaths, December 2020. [diakses 2022 Okt 13]. <https://www.cdc.gov/mmwr/volumes/69/wr/mm6949e2.htm>.

Chang YF, Lin CJ, Chyan JM., Chen IM, Chang JE. 2007. Multiple regression models for the lower heating value of municipal solid waste in Taiwan. Journal of Environmental Management. 85(4):891-899. doi: 10.1016/j.jenvman.2006.10.025.

Chatigny P, Patenaude JM, Wang S. 2021. Spatiotemporal adaptive neural network for long-term forecasting of financial time series. International Journal of Approximate Reasoning. 132(10):70-85. doi: 10.1016/j.ijar.2020.12.002.

Chollet F. 2021. Deep learning with Python. New York (NY): Manning Publications Co.

Chollet F, Allaire J. 2017. Deep Learning with R Version 1. New York (NY): Manning Publications Co.

Darma DC, Pusriadi T, Hakim YP. 2018. Dampak kenaikan harga komoditas sembako terhadap tingkat inflasi di Indonesia. Di dalam: Muslikhudin, editor. Seminar Nasional dan Call for Paper: Manajemen, Akuntansi dan Perbankan 2018; 2018 Sep 21; Malang, Indonesia. Malang: hlm 1048-1074; [diakses 2022 Okt 13]. <https://www.researchgate.net/profile/Dio-Caisar-Darma/publication/337843472_Seminar_Nasional_dan_Call_for_Paper/links/5e590d8fa6fdccbeba08cf47/Seminar-Nasional-dan-Call-for-Paper.pdf>.

Dewi NP, Listiowarni I. 2020. Implementasi Holt-Winters Exponential Smoothing untuk Peramalan Harga Bahan Pangan di Kabupaten Pamekasan. Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi. 11(2):219-231. doi: 10.31849/digitalzone.v11i2.4797.

Dewi NP, Listiowarni I. 2019. Peramalan Harga Bahan Proyek Menggunakan Metode Least Square (Studi Kasus : CV Rizky Mulya). Jurnal Teknik Informatika. 2(1):28-33. doi: 10.52046/j-tifa.v2i1.240.

Eden B, Asrul W, Zuhriyah S. 2018. Sistem Informasi Peramalan Harga Pangan Dengan Menggunakan Metode Naïve Bayes di Kota Makassar. Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi Informasi. 7(2):163–171. doi: 10.36774/jusiti.v7i2.251.

Fitria VA. 2019. Peramalan Harga Sembako di Kota Malang Menggunakan Metode Single Exponential Smoothing. Jurnal Sains Matematika dan Statistika. 5(1):127-132. doi: 10.24014/jsms.v4i1.6920.

Galicia A, Torres JF, Martínez-Álvarez F, Troncoso A. 2018. A novel spark-based multi-step forecasting algorithm for big data time series. Information Sciences. 467(50):800-818. doi: 10.1016/j.ins.2018.06.010.

Gulli A, Pal S. 2017. Deep learning with Keras. Birmingham: Packt Publishing Ltd.

Gunaryati A, Fauziah F, Andryana S. 2020. Perbandingan Metode-metode Peramalan Statistika untuk Data Indeks Harga Pangan. 2(3):241-248. doi: 10.30998/string.v2i3.2200.

Hirawan FB, Verselita AA. 2020. Kebijakan Pangan di Masa Pandemi COVID-19. Jakarta : Centre for Strategic and International Studies.

Jee S, Yun MH. 2015. Estimation of stature from diversified hand anthropometric dimensions from Korean population. Journal of Forensic and Legal Medicine. 35(1):9–14. doi: 10.1016/j.jflm.2015.06.014.

Karpathy A. 2015. The unreasonable effectiveness of recurrent neural networks. [diakses pada 2022 Okt 09]. http://karpathy.github.io/2015/05/21/rnn-effectiveness/.

Le XH, Ho HV, Lee G, Jung S. 2019. Application of Long Short-Term Memory (LSTM) neural network for flood forecasting. Water (Switzerland). 11(7):1-19. doi:10.3390/w11071387.

Lunberg SM, Lee SI. 2017. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. Di dalam: Guyon I, Luxburg UV, Bengio S, Wallach H, Fergus R, Vishwanathan S, Garnett R, editor. Advances in Neural Information Processing Systems 30 (NIPS 2017); 2017 Des 4-9; California, United States of America: 4765-4744; [diakses 2022 Des 18]. https://proceedings.neurips.cc/paper/2017/file/8a20a8621978632d76c43dfd28b67767-Paper.pdf.

Mardianto I, Gunawan MI, Sugiarto D, Rochman A. 2020. Perbandingan Peramalan Harga Beras Menggunakan Metode ARIMA pada Amazon Forecast dan Sagemaker. Jurnal Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi. 4(3):537-543. doi: 10.29207/resti.v4i3.1902.

Montgomery DC, Jennings CL, Kulahci M. 2008. Introduction to Time Series Analysis and Forecasting. Canada : John Wiley and Sons Inc.

Munkhdalai L, Munkhdalai T, Park KH, Amarbayasgalan T, Batbaatar E, Park HW, Ryu KH. 2019. An End-to-End Adaptive Input Selection With Dynamic Weights for Forecasting Multivariate Time Series. IEEE Access. 7(1):99099-99114. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2930069.

Olah. 2015. Understanding LSTM Networks. Water (Switzerland). [diakses 2022 Okt 09]. http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs.

[Permen] Peraturan Menteri Perdagangan Republik Indonesia Nomor 07 Tahun 2020 Tentang Harga Acuan Pembelian di Tingkat Petani dan Harga Acuan Penjualan di Tingkat Konsumen. 2020.

Pramanik ND. 2020. Dampak Bantuan Paket Sembako dan Bantuan Langsung Tunai Terhadap Kelangsungan Hidup Masyarakat Padalarang Pada Masa Pandemi Covid-19. Jurnal Ekonomi, Sosial, dan Humaniora. 1(12):113-120.

Premik F, Stanislawska E. 2017. The Impact of Inflation Expectations on Polish Consumers’ Spending and Saving. Eastern European Economics. 55(1):3–28. doi: 10.1080/00128775.2016.1260474.

Ramadania R. 2018. Peramalan Harga Beras Bulanan di Tingkat Penggilingan dengan Metode Weighted Moving Average. Buletin Ilmiah Matematika, Statistika dan Terapannya. 7(4):329-334. doi: 10.26418/bbimst.v7i4.28402.

Rasmila, Amalia R. 2019. Sistem Informasi Penentuan Persiapan Stok Obat Menggunakan Weighted Moving Average. Jurnal Sistem Informasi, 8(3):465-478. doi: 10.32520/stmsi.v8i3.547.

Rizaldy DZ. 2017. Pengaruh Harga Komoditas Pangan Terhadap Inflasi di Kota Malang Tahun 2011-2016. Jurnal Ekonomi Pembangunan. 15(2):171-183. doi: 10.22219/jep.v15i2.5363.

Sen S, Sugiarto D, Rochman, A. 2020. Komparasi Metode Multilayer Perceptron (MLP) dan Long Short Term Memory (LSTM) dalam Peramalan Harga Beras. Jurnal Teknik Informatika, 12(1): 35-41. doi: 10.31937/ti.v12i1.1572.

Shrikumar A, Greenside P, Kundaje A. 2017. Learning Important Features Through Propagating Activation Differences. Di dalam: Precup D, Teh YW, editor. 34th International Conference on Machine Learning; 2017 Agu 6-11; Sydney, Australia: 3145-3153; [diakses 2022 Des 18]. http://proceedings.mlr.press/v70/shrikumar17a/shrikumar17a.pdf.

Simanungkalit FJ, Sutiarso L, Purwadi D. 2013. Sistem Pendukung Keputusan Berbasis Jaringan Saraf Tiruan untuk Peramalan Harga Komoditas Tanaman Pangan. agriTECH. 33(1):70-80. doi: 10.22146/agritech.9569.

Sundoro HS. 2021. Pengaruh Harga Komoditas Pangan Dan Bensin Terhadap Tingkat Inflasi Selama Pemerintahan Jokowi. Jurnal Ekonomi dan Bisnis Universitas Udayana. 10(2):73–82. doi: 10.24843/EEB.2021.v10.i02.

Turner HC, Lauer JA, Tran BX, Teerawattananon Y, Jit M. 2019. Adjusting for Inflation and Currency Changes Within Health Economic Studies. ISPOR-The Professional Society for Health Economics and Outcomes Research. 22(9):2–7. doi: 10.1016/j.jval.2019.03.021.

Yoon B, Park Y. 2019. A systematic approach for identifying technology opportunities: Keyword-based morphology analysis. Technological Forecasting and Social Change. 72(2):145–160. doi: 10.1016/j.techfore.2004.08.011.

Zaman L, Sumpeno S, Hariadi M. 2019. Analisis Kinerja LSTM dan GRU sebagai Model Generatif untuk Tari Remo. Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi. 8(2):142-150. doi: 10.22146/jnteti.v8i2.503.