# Makalah Kolokium

# *Multivariate Forecasting* Harga Komoditas Pangan Sembako Dengan Mempertimbangkan Faktor Eksternal Menggunakan Metode *Long-Short Term Memory*

MUHAMMAD IKHSAN ANANDA (G64190032)\*, MUSHTHOFA

# ABSTRAK

*Forecasting* harga pangan sembako telah dikembangkan oleh beberapa peneliti dengan memanfaatkan beragam algoritma untuk meramal harga pangan selama beberapa bulan kedepan. Namun, sumber data yang digunakan secara kuantitas masih sedikit, penghimpunan data dengan survey ke pasar, perhitungan *error* dengan RMSE hanya untuk membandingkan nilai *error* diantara algoritma peramalan, hanya *univariate forecasting*, dan penelitian yang telah dilakukan hanya menguji *error* peramalan dari dataset tanpa melakukan pra-proses. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan *multivariate* *forecasting* harga komoditas pangan sembako di Jakarta dengan memerhatikan faktor ekonomi dan kesehatan dengan algoritma *Long-Short Term Memory* dimana untuk uji akurasi berdasarkan nilai MAPE. Penelitian ini terdiri dari enam tahapan 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 tersebut diharapkan dapat memudahkan hasil peramalan komoditas harga pangan sembako secara cepat, efektif, dan akuntabel.

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

***ABSTRACT***

*Forecasting food prices has been developed by several researchers by utilizing various algorithms to forecast food prices over the next few months. However, the data sources used in quantity are still small, data collection by surveys to the market, error calculation with RMSE is only to compare error values ​​between forecasting algorithms, only univariate forecasting, and research that has been carried out only tests forecasting errors from datasets without pre-testing. process. This study aims to multivariate forecasting food commodity prices in Jakarta by considering the economic and health factors with the Long-Short Term Memory algorithm where the accuracy test is based on the MAPE value. This research consists of six stages, namely literature study, data preprocessing, initialization of architectural parameters of the LSTM model, analysis and design of the LSTM model, LSTM model evaluation, and forecasting the price of basic necessities for the next year. These stages are expected to facilitate the results of food commodity price forecasting in a fast, effective, and accountable manner.*

*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)

2

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 bersama 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 selama satu tahun mendatang dengan 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.

## 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

3

pangan selama satu tahun mendatang dengan turut memperhatikan faktor ekonomi dan kesehatan untuk melihat pergerakan harga pangan serta menghasilkan nilai MAPE terkecil sebagai indikator akurasi terbaik dengan memanfaatkan data *time series* harga pangan dari Perumda Pasar Jaya selaku BUMD di DKI Jakarta?

## Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah menghasilkan arsitektur terbaik algoritma LSTM untuk *multivariate forecasting* harga pangan sembako, meramalkan harga komoditas pangan sembako selama satu tahun mendatang, melihat ukuran kesalahan hasil peramalan terhadap data aktual menggunakan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), dan melakukan analisis hasil *multivariate forecasting* harga pangan sembako selama satu tahun mendatang.

## Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah untuk mengetahui pergerakan setiap harga komoditas pangan sembako lebih awal sehingga dapat mengantisipasi krisis pangan yang diakibatkan oleh faktor ekonomi dan kesehatan 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.

# TINJAUAN PUSTAKA

## Komoditas Sembilan Bahan Pokok

Menurut Peraturan Menteri Perdagangan Republik Indonesia Nomor 07 Tahun 2020 Tentang Harga Acuan Pembelian di Tingkat Petani dan Harga Acuan Penjualan di Tingkat Konsumen (2020), sembilan bahan pokok yang dimaksud adalah beras, gula pasir, minyak goreng, mentega, daging sapi, daging ayam, telur ayam, susu, jagung, gas, minyak tanah, dan garam beryodium.

## Faktor Eksternal Fluktuasi Harga Pangan

Ketahanan pangan merupakan prioritas rencana pembangunan nasional Indonesia (Darma *et al.* 2018). Fluktuasi harga pangan selain disebabkan oleh faktor internal seperti gagal panen juga disebabkan oleh faktor eksternal diantaranya ekonomi dan kesehatan. Inflasi merupakan penurunan nilai tukar suatu mata uang terhadap barang yang diakibatkan oleh kenaikan harga barang tersebut dengan kuantitas yang sama (Turner *et al.* 2019). Semakin besar laju inflasi sejalan dengan peningkatan tingkat kemiskinan masyarakat karena ketidakmampuan membeli suatu barang, namun menguntungkan pengusaha sebab terjadi peningkatan harga jual (Artuc *et al.* 2022). Inflasi memberikan dampak pada nilai

4

tukar mata uang domestik terhadap asing, tingkat konsumsi, dan tingkat investasi (Premik dan Stanislawska 2017). Menurut Bank Indonesia (2018), faktor ekonomi penyebab fluktuasi harga pangan adalah laju inflasi, kenaikan harga BBM, dan nilai tukar Rupiah terhadap *US Dollar*. Menurut Sundoro (2021), tingkat inflasi selaras dengan harga komoditas pangan dan bahan bakar dimana sebagai ilustrasi apabila terjadi kenaikan harga beras sebesar 1% berdampak pada kenaikan inflasi sebesar 0,8% serta apabila harga bahan bakar naik sebesar 1% menyebabkan tingkat inflasi naik sebesar 0,07% disertai dengan kenaikan harga pangan lainnya akibat kenaikan biaya produksi.

Penyebaran Covid-19 mengakibatkan pemerintah mengambil langkah untuk membatasi kegiatan masyarakat untuk meredam pertumbuhan kasus seperti larangan keluar rumah selain kegiatan ekonomi esensial (CDC 2020). Menurut Pramanik (2020), pandemi Covid-19 telah menurunkan daya beli masyarakat seiring lesu perekonomian dan peningkatan belanja pada sektor kesehatan. Untuk mengatasi hal tersebut, pemerintah telah memberikan stimulus fiskal sebesar Rp 405,1 triliun, di mana Rp 110 triliun di antaranya akan dialokasikan dalam bentuk jaring pengaman sosial, termasuk penambahan penerima Program Keluarga Harapan (PKH), kartu sembako (Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT)), kartu pra kerja, diskon tarif listrik (untuk pelanggan 450 dan 900VA), pemenuhan kebutuhan pokok dan operasi pasar, dan penyesuaian anggaran pendidikan untuk meringankan beban masyarakat (Hirawan dan Verselita 2020).

## *Multivariate Forecasting*

*Multivariate forecasting* merupakan perkembangan dari *forecasting univariate* dengan menggunakan beberapa variabel independen sebagai prediktor untuk memprediksi kelas target (Munkhdalai *et al.* 2019). Pada *multivariate forecasting* hal yang menjadi tantangan adalah pada pemilihan variabel independen sebagai prediktor (Yoon *et al.* 2005). metode yang dapat digunakan secara sederhana untuk pemilihan variabel adalah dengan *Pearson Correlation Coefficient* dimana variabel independen yang dipilih adalah variabel dengan tingkat korelasi yang tinggi dengan kelas target (Jee dan Yun2015). Formula yang digunakan untuk menghitung *Pearson Correlation Coefficient* sebagai berikut :

dimana merupakan nilai dalam variabel x, merupakan nilai rata-rata variabel x, merupakan nilai dalam variabel y, merupakan nilai rata-rata variabel y. Nilai korelasi Pearsonberada pada rentang -1 sampai 1 yang mengukur kekuatan dan arah hubungan antara dua variabel. Apabila nilai korelasi mendekati 1, maka hubungan antar kedua variabel sangat kuat dan sebaliknya. Selain itu, apabila nilai korelasi bernilai positif, maka ketika nilai satu variabel mengalami peningkatan, maka variabel lainnya juga mengalami peningkatan dan sebaliknya.

## *Recurrent Neural Network*

RNN terdiri atas lapisan input, satu atau lebih lapisan tersembunyi, dan lapisan luaran. RNN memiliki struktur seperti rantai pengulangan modul dengan ide dibalik RNN adalah menggunakan memori untuk menyimpan informasi penting yang diperoleh dari langkah-langkah sebelumnya (Le *et al.* 2019). Tidak seperti *feedforward neural network*, RNN membutuhkan masukan dari input sebelumnya sehingga antar input saling berhubungan dan menggunakan hubungan tersebut untuk memberikan informasi ke seluruh *hidden layer* dalam RNN (Olah 2015).

Menurut Sen *et al.* (2020), persamaan yang terbentuk adalah *forward propagation* dalam RNN (2), *hidden layer* (3), *output gate* (4), dan target (5) sebagai berikut:

5

Salah satu masalah pada arsitektur RNN adalah masalah menghilangnya *gradien* (*vanishing problem*) pada proses *backward pass* (Gulli dan Pal 2017). Solusi yang cukup familiar untuk mengatasi masalah tersebut adalah dengan menggunakan metode unit dari RNN yaitu *Long-Short Term Memory* (Olah 2015).

## *Long-Short Term Memory*

LSTM merupakan metode khusus dari RNN dibandingkan implementasi RNN sederhana dikarenakan adanya pembaruan dari persamaan dan dinamika *backpropagation* (Karpathy 2015). LSTM memiliki *gate* yang berfungsi untuk menghapus maupun menambah informasi yaitu *forget gate, output gate,* dan *input gate* (Brownlee 2016). Menurut Sen et al. (2020), *forget gate* bertujuan secara kondisional untuk memutuskan apakah suatu informasi harus dibuang atau tidak dari suatu proses, sementara *cell state* berfungsi sebagai memori untuk sebuah *layer* dan nilai yang terdapat dari *cell state* dapat dimanipulasi dengan sistem *gate*. Menurut (Zaman et al. 2019), *input gate* berfungsi untuk menentukan apakah sebuah *input* akan ditambahkan kedalam memori *cell state* atau tidak. Menurut (Olah 2015), *output gate* berfungsi untuk memutuskan apa yang akan dihasilkan berdasarkan *input* dan memori blok.

## *Keras Deep Learning Framework*

Keras merupakan *framework deep learning* yang kerap digunakan untuk menyediakan, mendefinisikan, dan melatih model *deep learning*. *Framework* Keras mendukung dua bahasa pemrograman di bidang *data science* yaitu Python dan R (Chollet dan Allaire 2017). Kelebihan yang dimiliki oleh *framework* ini adalah tersedianya beragam fitur yang membuat implementasi *code* dapat berjalan dengan optimal baik pada CPU atau GPU dan memiliki nilai *user-friendly* *API* sehingga mudah untuk membuat *prototipe deep learning* yang mendukung model RNN (Chollet 2018).

## *Mean Absolute Percentage Error*

Kesalahan pada hasil peramalan atau *error* terhadap data aktual dapat dilihat dari sisaan yang muncul akibat proses penyesuaian model dengan sampel data (Rasmila dan Amalia 2019). *Error* pada hasil peramalan merupakan selisih antara data aktual dengan data hasil peramalan yang disimbolkan dengan e(t). Menurut Montgomery *et al.* (2008), ukuran kesalahan pada statistik yang termasuk pada ukuran standar adalah *mean error*, *mean absolute error*, dan *mean square error*, sementara ukuran relatif adalah *mean absolute percentage error*. Perhitungan nilai MAPE menggunakan persamaan (6) sebagai berikut :

dengan Xt adalah nilai data aktual pada periode ke-t dan adalah nilai hasil peramalan pada periode ke-t. Setelah mendapatkan nilai MAPE, hal yang perlu diperhatikan adalah nilai sensitivitas MAPE. Nilai sensitivitas MAPE diperlukan guna mendeteksi keberadaan karakteristik tertentu pada suatu data tertentu (Al-Khowarizmi et al. 2021). Perhitungan nilai sensitivitas MAPE menggunakan rumus sebagai berikut :

dengan nilai a dan b masing-masing pada *detection rate* (7) merupakan data aktual data dan data hasil peramalan untuk selanjutnya nilai yang telah dihasilkan digunakan pada persamaan sensitivity MAPE (8) dimana nilai n merupakan jumlah banyak data.

6

Justifikasi nilai MAPE apakah bernilai baik atau buruk mengikuti kategori jika nilai MAPE berada dibawah 10% bernilai sangat baik, jika nilai MAPE berada di antara 10% hingga 20% bernilai baik, jika nilai MAPE berada diantara 20% hingga 50% bernilai cukup, dan jika nilai MAPE berada diatas 50% bernilai buruk (Chang et al. 2007).

# METODE

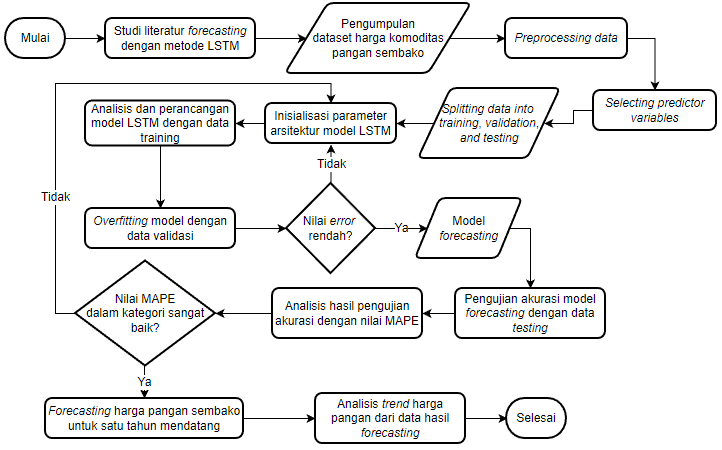
## Data Penelitian

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, jagung, kentang, cabai merah keriting, cabai merah besar, cabai rawit merah, cabai rawit hijau, bawang putih honan, bawang putih kating, dan bawang merah. 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 3.



Gambar 3 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*.

### 7

### 

### *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 (atau Peralatan Penelitian)

Spesifikasi perangkat lunak dan perangkat keras yang akan digunakan untuk penelitian ini sebagai berikut:

8

1. Perangkat keras dengan spesifikasi:

* *Prosesor AMD Ryzen 3 3300U*  @ 2.10GHz (4 CPUs).
* *AMD Radeon(TM) Vega 6 Graphics*.
* RAM 8 GB.
* SSD 128 GB.

1. Perangkat lunak dengan spesifikasi:

* Windows 10 Home Single Language
* Bahasa Pemrograman Python 3.6.9
* Google Colaboratory dengan *framework machine learning* Tensorflow.

# JADWAL PENELITIAN

Penelitian ini akan berlangsung dari awal Agustus 2022 hingga akhir Januari 2022 dengan jadwal kegiatan seperti yang ditampilkan oleh tabel 1.

Tabel 1 Jadwal kegiatan penelitian

| No | Kegiatan | Tahun 2022 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Agustus | | | | September | | | | Oktober | | | | November | | | | Desember | | | | Januari | | | |
| 1 | 2 | 3 | 4 | 1 | 2 | 3 | 4 | 1 | 2 | 3 | 4 | 1 | 2 | 3 | 4 | 1 | 2 | 3 | 4 | 1 | 2 | 3 | 4 |
| 1 | Studi Literatur |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 2 | *Preprocessing* Data |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 3 | Inisialisasi parameter arsitektur model LSTM |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 4 | Analisis dan Perancangan Model LSTM |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 5 | Evaluasi Model LSTM |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 6 | Peramalan Harga Pangan Sembako untuk Satu Tahun Mendatang |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 7 | Penulisan laporan tugas akhir |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 8 | Seminar |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 9 | Revisi |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| 10 | Sidang |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |

# 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

9

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.

[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.

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.

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.

10

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.

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.