



IPB University
— Bogor Indonesia —

**Department of
Computer Sciences**

Kolokium

Program Sarjana Ilmu Komputer

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

Muhammad Ikhsan Ananda (G64190032)

Dibimbing Oleh:

Dr. Mushthofa, S.Kom., M.Sc.

Email mahasiswa: ikhsanananda@apps.ipb.ac.id

Departemen Ilmu Komputer, Institut Pertanian Bogor, Bogor, Indonesia

Kamis, 03 November 2022

Latar Belakang

Sembilan Bahan Pokok (Sembako)

Harga sembako dipengaruhi oleh kestabilan distribusi permintaan dan penawaran terhadap komoditas pangan tersebut (Darma et al. 2018).

Faktor Internal

- ❑ Produksi bahan pokok mengalami gagal panen akibat cuaca, gangguan hama, serta terhambatnya jalur distribusi pangan (Rizaldy 2017)

Faktor Eksternal

- Laju inflasi, kenaikan harga BBM, dan nilai tukar Rupiah terhadap US Dollar (Bank Indonesia 2018)
- Pandemi Covid-19 menurunkan daya beli masyarakat seiring lesu perekonomian (Pramanik 2020)



(Sumber foto: kompasiana.com)

Latar Belakang

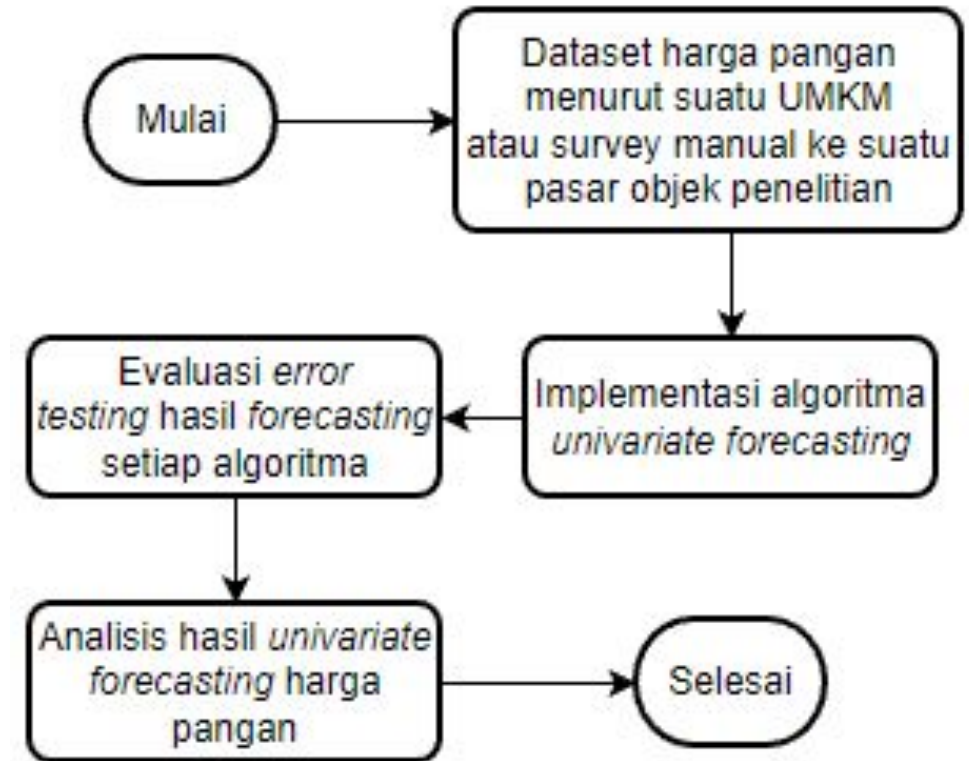
Univariate Forecasting Harga Pangan

Algoritma Forecasting	Durasi Forecasting	Hasil Pengujian	Referensi
ARIMA	30 hari	RMSE 313,379941	Mardianto et al. 2020
Double Exponential Smoothing Holt	12 hari	MSE 21,328,60	Gunaryati et al. 2018
Double Exponential Smoothing Brown		MSE 188,086,86	
Holt-Winters Exponential Smoothing	240 hari	MAPE 1.2%	Dewi dan Listiowarni 2020
Weighted Moving Average	30 hari	MAPE 1.9%	Ramadania 2018
Backpropagation Artificial Neural Network	360 hari	MAPE 3.575%	Simanungkalit 2013

Latar Belakang

Permasalahan Saat Ini

- ❑ Implementasi algoritma pada penelitian sebelumnya langsung menguji data harga pangan dengan algoritma tertentu **tanpa** **dijabarkan lebih lanjut tahapan pra-proses data.**
- ❑ Data dikumpulkan mulai melalui **pelaku UMKM terkait hingga survey manual ke suatu pasar** objek penelitian dengan jumlah data terbatas.
- ❑ Penelitian sebelumnya tidak berfokus pada pengujian akurasi antara hasil peramalan dengan data aktual, melainkan **perbandingan nilai error beberapa algoritma untuk forecasting harga pangan**



Rumusan Masalah

Bagaimana langkah untuk mendapatkan **model terbaik dari algoritma LSTM** untuk *multivariate forecasting* harga pangan selama satu tahun mendatang dengan memperhatikan **faktor ekonomi dan kesehatan** serta menghasilkan nilai **MAPE terkecil** sebagai **indikator akurasi terbaik** dengan **data harga pangan** dari Perumda Pasar Jaya selaku BUMD di DKI Jakarta?

Tujuan Penelitian

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

Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini untuk mengetahui pergerakan setiap harga komoditas pangan sembako lebih awal sehingga dapat **mengantisipasi krisis pangan dan menjaga kestabilan harga setiap komoditas pangan sembako** yang diakibatkan oleh faktor ekonomi dan kesehatan dengan peningkatan efektivitas produksi hingga diversifikasi penanaman pangan sesuai jumlah prediksi pergerakan harga pangan.

Ruang Lingkup Penelitian

- Metode *multivariate forecasting* yang digunakan adalah metode **Long-Short Term Memory** dengan bahasa pemrograman **Python 3.10**.
- Data harga pangan beras dan hortikultura 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**.
- 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.
- 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, Pertamina, Badan Pusat Statistik, dan Corona Jakarta**.
- 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.



(Sumber foto: kompasiana.com)

Tinjauan Pustaka

Faktor Eksternal Fluktuasi Harga Pangan

Faktor Ekonomi

Faktor ekonomi penyebab fluktuasi harga pangan adalah laju inflasi, kenaikan harga BBM, dan nilai tukar Rupiah terhadap US Dollar (**Bank Indonesia 2018**). Menurut Sundoro (2021) :

- ★ **Kenaikan harga beras** sebesar 1% berdampak pada **kenaikan inflasi** sebesar 0,8%
- ★ **Kenaikan harga bahan bakar** naik sebesar 1% menyebabkan **tingkat inflasi naik** sebesar 0,07% disertai dengan kenaikan harga pangan lainnya akibat kenaikan biaya produksi.

Faktor Kesehatan

Covid-19 mengakibatkan pemerintah **membatasi kegiatan masyarakat untuk keluar rumah** selain kegiatan ekonomi esensial sehingga meredam pertumbuhan kasus (CDC 2020). Menurut Pramanik (2020), **pandemi menurunkan daya beli masyarakat** seiring peningkatan belanja pada sektor kesehatan. Menurut Hirawan dan Verselita (2020) :

- ★ Stimulus fiskal oleh pemerintah sebesar Rp 405,1 triliun untuk PKH, BPNT, Kartu Pra-kerja, Diskon listrik, operasi pasar, dan bantuan anggaran pendidikan .

Tinjauan Pustaka

Multivariate Forecasting

- Perkembangan dari *univariate forecasting* 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 Yun 2015).

$$r_{yx} = \frac{n \sum X_i Y - (\sum X_i)(\sum Y)}{\sqrt{n \sum X_i^2 - \sum X_i^2} \sqrt{n \sum Y^2 - \sum Y^2}}$$

dengan:

r_{yx} = Koefisien korelasi antara Y dan X

X_i = Variabel bebas (*independent*)

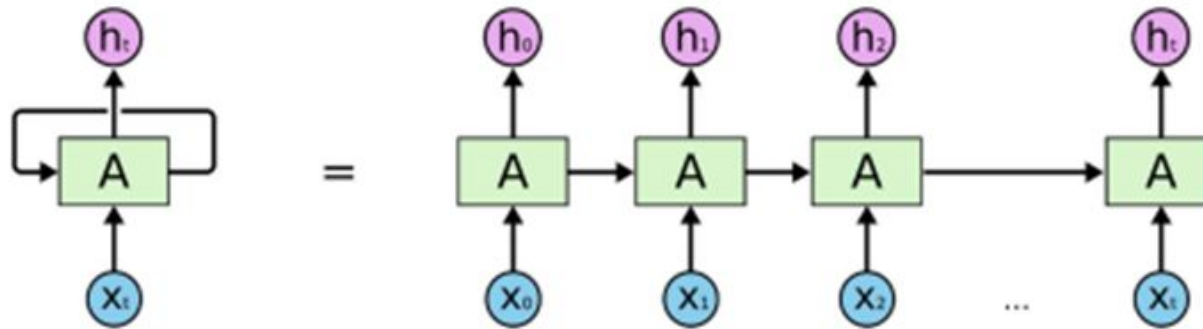
Y = Variabel terikat (*dependent*)

n = Banyak data

(Sumber foto: wikielektronika.com)

Tinjauan Pustaka

Recurrent Neural Network



(Sumber foto: Olah 2015)

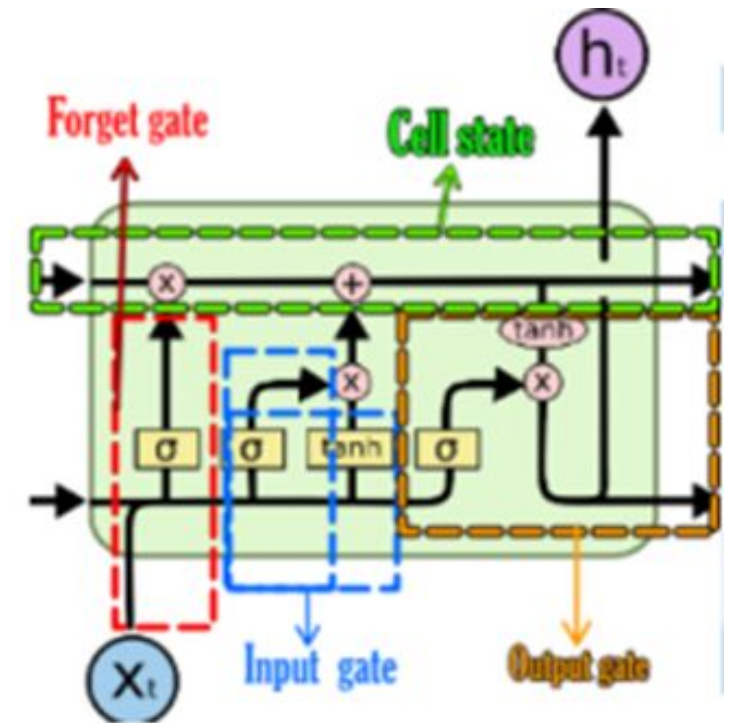
RNN terdiri atas lapisan input, satu atau lebih lapisan tersembunyi, dan lapisan luaran. RNN memiliki struktur seperti **rantai pengulangan modul** dengan ide dibalik RNN adalah menggunakan memori untuk menyimpan informasi penting yang diperoleh dari langkah-langkah sebelumnya (Le et al. 2019).

Gambar diatas merupakan **ilustrasi RNN sederhana** dengan masing-masing satu input unit, output unit, dan hidden unit yang diperluas menjadi satu jaringan penuh dimana x_t adalah input pada langkah waktu ke- t dan h_t adalah keluaran pada langkah waktu ke- t .

Tinjauan Pustaka

Long-Short Term Memory

- 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**.



(Sumber foto: mindinventory.com)

Tinjauan Pustaka

Keras Deep Learning Framework



(Sumber foto: medium.com)

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).

Tinjauan Pustaka

Mean Absolute Percentage Error

- 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.
- Nilai sensitivitas MAPE diperlukan guna **mendeteksi keberadaan karakteristik tertentu** pada suatu data tertentu (Al-Khowarizmi et al. 2021)
- **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).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - Y_t}{X_t} \right| * 100$$

X_t adalah nilai data aktual pada periode ke- t dan Y_t adalah nilai hasil peramalan pada periode ke- t

$$Detection\ rate = \frac{a}{a+b}$$

$$Sensitivity\ MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n |Detection\ rate|}{n} * 100\%$$

Nilai a dan b masing-masing pada detection rate (7) merupakan data aktual data dan data hasil peramalan

Metode Penelitian

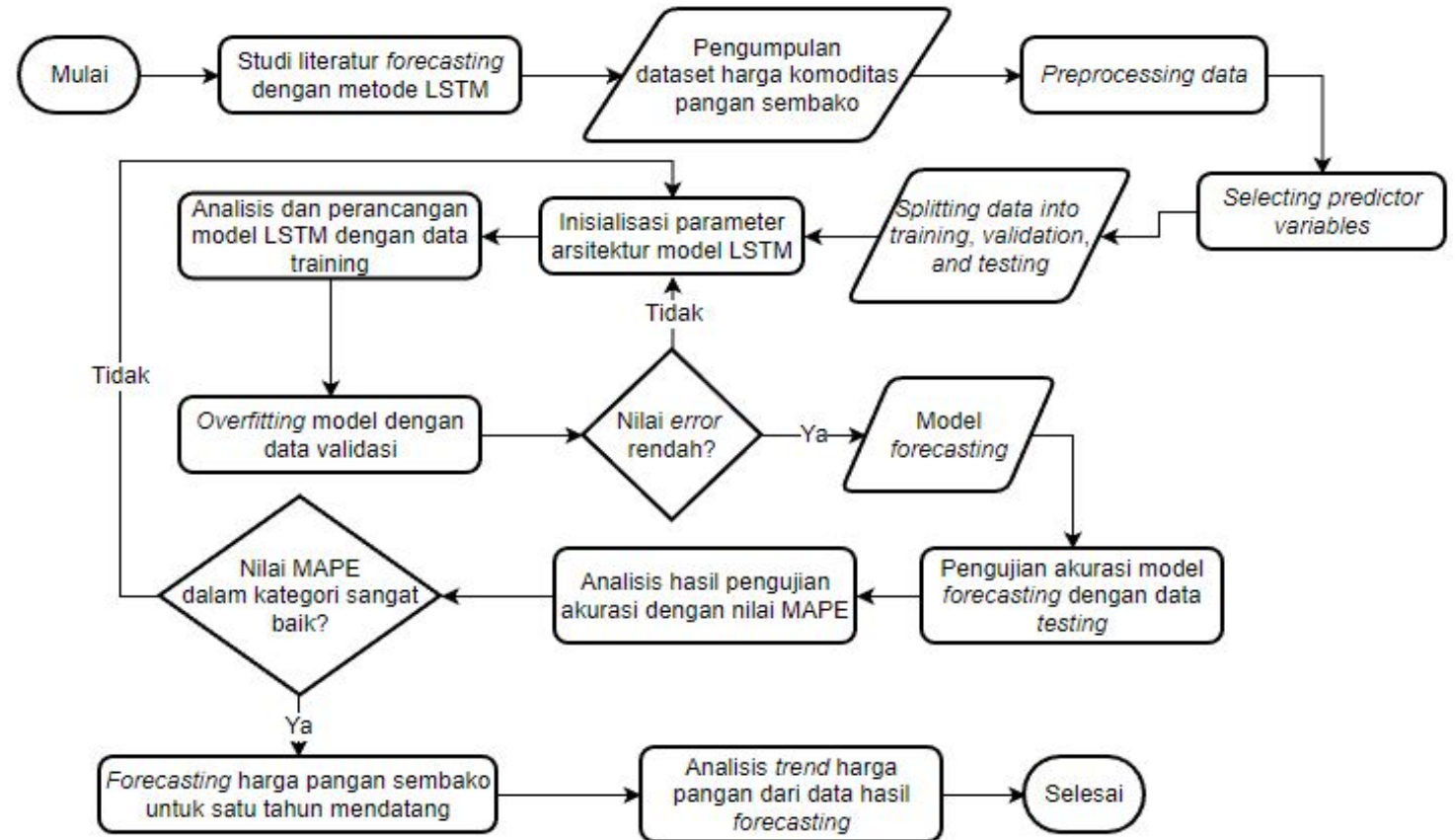
Data Penelitian

- Kelas target : **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.
- Variabel independen : **Data inflasi, harga BBM, nilai tukar rupiah, dan jumlah kasus positif Covid-19.** Data harga BBM berasal dari publikasi berita pada website resmi Pertamina 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. Data jumlah kasus positif berasal dari publikasi harian Dinas Komunikasi Informatika dan Statistik DKI Jakarta pada website Corona Jakarta.

Metode Penelitian

Tahapan Penelitian

- Studi literatur
- Preprocessing data*
- Inisialisasi parameter arsitektur model LSTM
- Analisis dan perancangan model LSTM
- Evaluasi model LSTM
- Peramalan harga pangan sembako untuk satu tahun mendatang



Metode Penelitian

Lingkungan Pengembangan

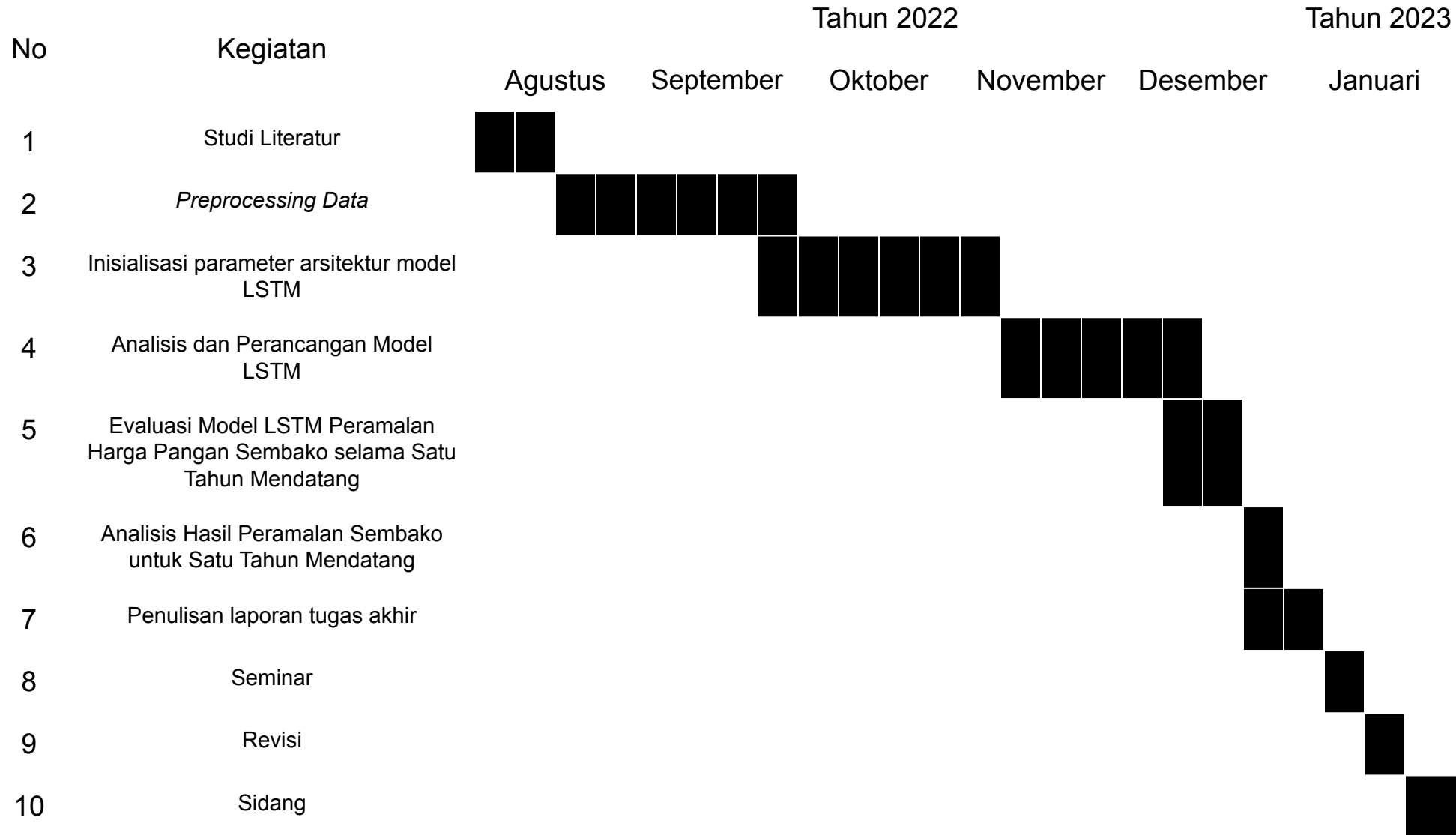
Perangkat Keras

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

Perangkat Lunak

- ❖ Windows 10 Home Single Language
- ❖ Bahasa Pemrograman Python 3.10
- ❖ Google Colaboratory dengan framework machine learning Keras.

Jadwal Penelitian



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.
- [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].

Daftar Pustaka

- 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.

Daftar Pustaka

- 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, Stanislawski 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.

Daftar Pustaka

- 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, Sutiarto 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.

Bahan Pendukung

Kelemahan RNN (Vanishing Problem)

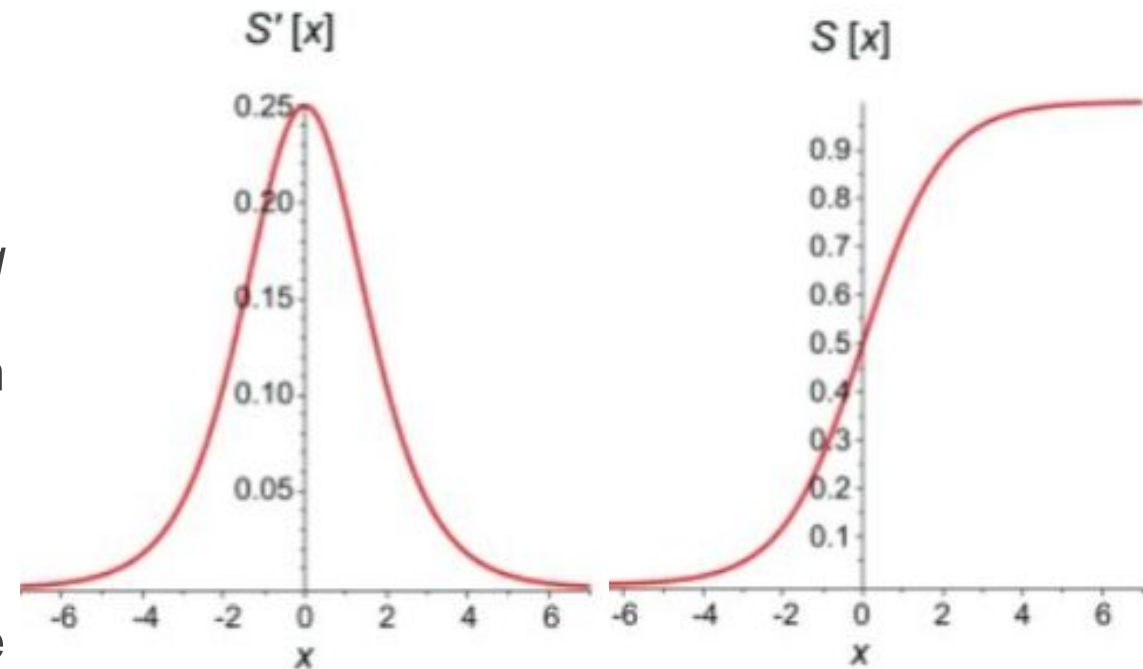
Fungsi sigmoid merupakan fungsi logaritmik dengan bentuk S untuk mengaktifkan neuron.

Forward Propagation

- ❑ Bobot di inialisasi secara random. *Input features are multiplied by the corresponding weights* di setiap *node hidden layer* ditambah oleh bias selanjutnya transformasi dengan fungsi aktivasi.

Back Propagation

- ❑ Metode meminimumkan *loss function* dengan menyesuaikan nilai bobot. the gradient of the loss function menyesuaikan terhadap bobot.



Bahan Pendukung

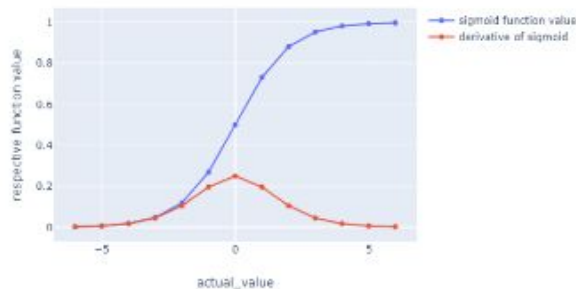
Kelemahan RNN (Vanishing Problem)

Node dengan **fungsi aktivasi sigmoid** menghasilkan turunan parsial dari fungsi sigmoid mencapai nilai maksimum 0.25. Ketika ada lebih banyak lapisan dalam jaringan, nilai produk turunan menurun sampai pada titik tertentu turunan parsial dari fungsi kerugian mendekati nilai yang mendekati nol, dan **turunan parsial menghilang**.

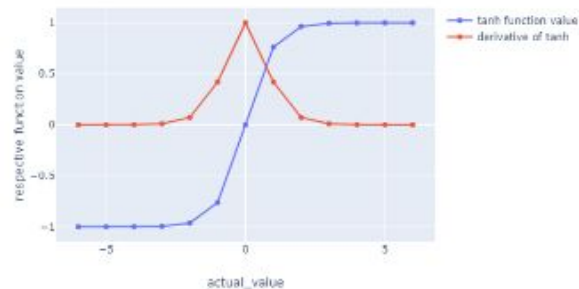
Tanh Hidden Layer Activation Function

- ❑ *Input dan output berada pada rentang -1 to 1. Semakin besar input, maka output semakin mendekati 1. Sementara itu, semakin kecil input, maka output semakin mendekati -1.*

Graph of Sigmoid and it's derivative



Graph of tanh and it's derivative



Graph of tanh and sigmoid

Bahan Pendukung

Perbandingan Algoritma

Double Exponential Smoothing Holt-Winters

- ❖ Biasa digunakan pada data trend
- ❖ Parameter digunakan sebagai pemulusan data sedangkan parameter sebagai pemulusan data trend.
- ❖ Ilustrasi data trend



Long-short Term Memory (LSTM)

- ★ LSTM dapat memproses, memprediksi, dan mengklasifikasikan informasi berdasarkan data deret waktu
- ★ RNN tidak dapat memprediksi kata berdasarkan informasi lampau yang disimpan dalam jangka waktu lama
- ★ LSTM mengingat kumpulan informasi yang telah disimpan dalam jangka waktu panjang, sekaligus menghapus informasi yang tidak lagi relevan

Bahan Pendukung

Imputasi terhadap Data Time-series

Last Observation Carried Forward (LOCF)

The previous non-missing values are carried or copied forward and replaced with the missing values.

Next Observation Carried Backward (NOCB)

The next non-missing values are copied and replaced with the previous missing values.

Rolling Statistics

Impute missing values by aggregating the previous non-missing values.

Interpolation

Impute missing values by aggregating the previous non-missing values