PENERAPAN *RECURRENT NEURAL NETWORK* UNTUK MERAMALKAN HARGA *CRUDE PALM OIL* DI INDONESIA

NEVIL SESILISVANA
NIM H1091211046

SKRIPSI

PROGRAM STUDI STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS TANJUNGPURA
PONTIANAK
2025

PENERAPAN *RECURRENT NEURAL NETWORK* UNTUK MERAMALKAN HARGA *CRUDE PALM OIL* DI INDONESIA

NEVIL SESILISVANA
NIM H1091211046

Skripsi
Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Statistika pada Program Studi Statistika

PROGRAM STUDI STASTISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS TANJUNGPURA
PONTIANAK
2025

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Tugas Akhir	: Penerapan *Recurrent Neural Network* untuk Meramalkan Harga *Crude Palm Oil* di Indonesia
Nama Mahasiswa	: Nevil Sesilisvana
NIM	: H1091211046
Jurusan/Program Studi	: Matematika / Statistika
Tanggal Lulus	: 18 Juli 2025
SK Pembimbing	: No. 2621/UN22.8/TD.06/2024/Tanggal 2 September 2024
SK Penguji	: No. 2146/UN22.8/TD.06/2025/Tanggal 11 Juli 2025

Dosen Pembimbing

Pembimbing I	Pembimbing II
Hendra Perdana, M.Sc.	Nurfitri Imro'ah, M.Si.
NIP 198810102019031020	NIP 198907182019032021

Dosen Penguji

Ketua Penguji	Anggota Penguji
Dr. Evy Sulistianingsih, M.Sc.	Neva Satyahadewi, M.Sc.,CRA.,CRP.,CRMP.
NIP 198502172008122006	NIP 198212042005012001

Pimpinan Sidang (merangkap anggota penguji)	Sekretaris Sidang (merangkap anggota penguji)
Hendra Perdana, M.Sc.	Nurfitri Imro'ah, M.Si.
NIP 198810102019031020	NIP 198907182019032021

Mengesahkan
Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Tanjungpura

Prof. Dr. Gusrizal, M.Si.
NIP 197108022000031001

PERNYATAAN INTEGRITAS AKADEMIK

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:
Nama : Nevil Sesilisvana
NIM: : H1091211046
Program Studi/Jurusan: Statistika/ Matematika
Fakultas : FMIPA
dengan ini menyatakan bahwa dokumen ilmiah Tugas Akhir yang disajikan ini tidak mengandung unsur pelanggaran integritas akademik sesuai Peraturan Menteri Pendidikan, Kebudayaan, Riset, Dan Teknologi Republik Indonesia Nomor 39 Tahun 2021. Apabila di kemudian hari dokumen ilmiah Tugas Akhir ini mengandung unsur pelanggaran integritas akademik sesuai ketentuan perundangan tersebut, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dan/atau sanksi hukum yang berlaku.
Demikian pernyatan ini untuk digunakan sebagaimana mestinya.

Pontianak, 18 Juli 2025

Nevil Sesilisvana
NIM H1091211046

Penerapan *Recurrent Neural Network* untuk Meramalkan Harga *Crude Palm Oil* di Indonesia

Abstrak

Machine Learning (ML) merupakan salah satu pendekatan dalam *Artificial Intelligence* (AI) yang dipakai untuk meniru cara manusia dalam melakukan peramalan secara otomatis. Salah satu metode dalam ML adalah *Recurrent Neural Network* (RNN). Untuk data deret waktu, *Recurrent Neural Network* (RNN) cocok digunakan karena mempunyai memori internal yang dapat mengingat informasi masa lalu untuk meramalkan masa depan. Dalam berbagai sektor, kemampuan untuk meramalkan kejadian di masa depan merupakan aspek penting untuk dipertimbangkan dalam perencanaan, pengambilan keputusan dan manajemen risiko. Pada sub sektor perkebunan seperti kelapa sawit, *Crude Palm Oil* (CPO) merupakan hasil olahan kelapa sawit yang dimanfaatkan sebagai bahan baku produk pangan maupun non-pangan. Fluktuasi harga CPO di Indonesia dapat menyebabkan kerugian tidak hanya pada produsen tetapi juga pada konsumen. Untuk meminimalisir kerugian tersebut maka diperlukannya peramalan harga CPO. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah harga CPO di Indonesia dari April 2023 hingga Juli 2024. Penelitian ini menggunakan 260 data *training* dan 41 data *testing*. Evaluasi kinerja model yang digunakan untuk melihat seberapa baik model dalam melakukan peramalan ialah *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Dari tahap pelatihan dan pengujian yang telah dilakukan, menunjukkan bahwa nilai MAPE sebesar 3,08% untuk data *training* dan 3,2% untuk data *testing*. Dikarenakan nilai MAPE kurang dari 10% maka disimpulkan bahwa model yang dibangun memiliki kemampuan peramalan yang sangat baik. Hasil dari peramalan periode 1 bulan kedepan yaitu Agustus 2024 menunjukkan bahwa rata-rata harga CPO pada bulan Agustus 2024 sebesar Rp15.302.
Kata kunci: RNN, MAPE, *Time Series*, CPO

Application Recurrent Neural Network for Predict Indonesian Crude Palm Oil Price

Abstract

Machine Learning (ML) is one of the approaches in Artificial Intelligence (AI) used to mimic how humans make predictions automatically. One method in ML is the Recurrent Neural Network (RNN). For time series data, the Recurrent Neural Network (RNN) is suitable because it has internal memory that can remember past information to predict the future. In various sectors, the ability to predict future events is an important aspect to consider in planning, decision-making, and risk management. In the palm oil plantation sub-sector, Crude Palm Oil (CPO) is a processed product of palm oil used as raw material for both food and non-food products. Fluctuations in CPO prices in Indonesia can cause losses not only for producers but also for consumers. To minimize these losses, CPO price forecasting is necessary. The data used in this study are CPO prices in Indonesia from April 2023 to July 2024. This study uses 260 training data and 41 testing data. The performance evaluation of the model used to assess how well the model performs in forecasting is the Mean Absolute Percentage Error (MAPE). From the training and testing stages conducted, it shows that the MAPE value is 3.08% for training data and 3.2% for testing data. Since the MAPE value is less than 10%, it is concluded that the built model has excellent forecasting capabilities. The results of the one-month forecast for August 2024 indicate that the average CPO price in August 2024 is IDR 15,302.
Keywords: *RNN, MAPE, Time Series, CPO*

PRAKATA

Puji dan syukur penulis panjatkan pada Tuhan Yang Maha Esa, yang telah menolong, memberi kekuatan, hikmat dan pengetahuan sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan skripsi ini dengan judul **"Penerapan *Recurrent Neural Network* untuk Meramalkan Harga *Crude Palm Oil* di Indonesia"**. Skripsi ini dibuat dengan tujuan untuk memenuhi syarat dalam memperoleh gelar Sarjana Statistika pada Program Studi Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Tanjungpura Pontianak.

Penulis menyadari bahwa dalam proses penulisan skripsi ini banyak mengalami kendala, namun berkat campur tangan Tuhan serta bantuan, bimbingan dan dukungan dari berbagai pihak sehingga kendala-kendala yang penulis hadapi dapat dijalani dengan baik. Oleh karena itu, penulis mengucap syukur dan menyampaikan terima kasih kepada:

1. Yufita selaku ibu yang tidak mengenal lelah mendoakan, mendukung, memberikan motivasi dan nasihat bagi penulis hingga skripsi ini dapat terselesaikan.
2. Bapak Hendra Perdana, M.Sc. selaku dosen pembimbing pertama yang selalu memberikan arahan dan bimbingan serta selalu sabar menghadapi penulis dengan berbagai keterbatasan yang dimiliki oleh penulis.
3. Ibu Nurfitri Imro'ah, M.Si. selaku dosen pembimbing kedua yang selalu memberikan arahan dan bimbingan serta selalu sabar menghadapi penulis dengan berbagai keterbatasan yang dimiliki oleh penulis.
4. Ibu Dr. Nilamsari Kusumastuti, S.Si, M.Sc. selaku dosen pembimbing akademik yang telah meluangkan waktu, memotivasi, memberikan saran serta masukan kepada penulis selama proses perkuliahan.
5. Ibu Dr. Evy Sulistianingsih, M.Sc selaku dosen penguji pertama yang telah memberikan saran dan masukkan kepada penulis.
6. Ibu Neva Satyahadewi, M.Sc.,CRA.,CRP.,CRMP selaku dosen penguji kedua yang telah memberikan saran dan masukkan kepada penulis.

7. Dosen Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Tanjungpura yang telah membekali penulis berbagai ilmu selama masa perkuliahan.
8. Dian Robbiati dan Leanna Belva Calissta yang telah memberikan dukungan dan perhatian serta senantiasa membantu penulis selama proses perkuliahan dan menyelesaikan skripsi.
9. Teruntuk Daniel yang telah meluangkan waktu, menemani, mendukung, menghibur, mendengar keluh kesah dan memberikan semangat kepada penulis.
10. Teruntuk teman semasa SMA, Grace Angel Rhena Saragih dan Nanda Kartika yang tak pernah putus memberikan dukungan kepada penulis.
11. Eiren, Sherin, Ban Shang, Nugi, Sheren, Yongki, Nisa atas semangat dan dukungan yang diberikan kepada penulis.
12. Teman-teman Statistika 2021 yang telah memberikan banyak bantuan, dukungan dan doa.
13. Berbagai pihak yang tidak bisa disebutkan satu persatu yang turut serta menyukseskan penulis dalam menyelesaikan skripsi.

Penyusunan tugas akhir ini masih jauh dari kata sempurna, oleh karena itu penulis mengharapkan kritik maupun saran yang membangun untuk diperbaiki. Akhir kata semoga tulisan ini memberikan banyak manfaat bagi semua pihak.

Pontianak, 18 Juli 2025

Nevil Sesilisvana

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN .....**Error! Bookmark not defined.**
PERNYATAAN INTEGRITAS AKADEMIK..... iii
Abstrak..... iv
Abstract..... v
PRAKATA..... vi
DAFTAR ISI..... viii
DAFTAR TABEL x
DAFTAR GAMBAR..... xi
DAFTAR LAMPIRAN..... xii
DAFTAR SIMBOL..... xiii
BAB I PENDAHULUAN..... 1
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 3
1.3 Tujuan Penelitian..... 4
1.4 Batasan Masalah..... 4
1.5 Tinjauan Pustaka 4
1.6 Metodologi Penelitian 5
BAB II LANDASAN TEORI 9
2.1 Peramalan 9
2.2 Data Runtun Waktu 9
2.3 *Machine Learning* 10
2.4 *Artificial Neural Network* (ANN)..... 12
2.5 Pembagian Data..... 12
2.6 Neuron dan *Epoch* 13
2.7 Fungsi Aktivasi..... 13
2.8 Evaluasi Model..... 14
BAB III *RECURRENT NEURAL NETWORK*..... 16
3.1 *Recurrent Neural Network* 16

3.2 Normalisasi dan Denormalisasi 18
3.3 *Accuracy Metric* 19
3.4 *Loss Function* 19
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN 21
4.1 Deskripsi Data 21
4.2 Normalisasi Data 22
4.3 Pembentukan *Lag* Data Time Series 22
4.4 Pembagian Data *Training* dan Data *Testing* 23
4.5 Perhitungan Manual Model Recurrent Neural Network 24
4.5 Proses RNN dengan Menggunakan Rstudio 28
4.7 Denormalisasi Data 31
4.8 Evaluasi Model Peramalan 31
4.9 Peramalan Harga CPO 32
BAB V PENUTUP 34
5.1 Kesimpulan 34
5.2 Saran 34
DAFTAR PUSTAKA 35
LAMPIRAN 42

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Kriteria MAPE 15
Tabel 4.1 Hasil Uji Statistik Deskriptif 21
Tabel 4.2 Pembentukan Pola Input Data Time Series 23
Tabel 4.3 Pembagian Data Training dan Testing 24
Tabel 4.4 Inisialisasi Bobot 24
Tabel 4.5 Hasil Evaluasi Model 32
Tabel 4.6 Hasil Peramalan Harga CPO 32

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1 *Flowchart Recurrent Neural Network* 8
Gambar 3.1 Arsitektur RNN 16
Gambar 4.1 Grafik Harga CPO di Indonesia 21
Gambar 4.2 Idenitifikasi *lag* PACF 23
Gambar 4.3 Proses Pemodelan 27
Gambar 4.4 Proses Peramalan 28
Gambar 4.5 Proses Epoch 29
Gambar 4.6 MSE *Loss Function* Model RNN 30
Gambar 4.7 *Mean Absolute Error* Model RNN 30
Gambar 4. 8 Perbandingan Data Peramalan dan Data Asli 31

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Hasil Normalisasi 42
Lampiran 2 Hasil Denormalisasi 47

DAFTAR SIMBOL

t : periode harian

x_t : data ke-*t*

x_t^* : hasil normalisasi data ke-*t*

$\widehat{x_t}$: hasil perhitungan *output* pada waktu ke-*t*

$\hat{x}_{t+1}$: hasil perhitungan *output* pada waktu ke-(*t+1*)

x_{min} : data terendah

x_{max} : data tertinggi

n : banyak data

σ : fungsi sigmoid

I_t : *input* jaringan pada waktu ke-*t*

h_t : hasil dari *hidden state* pada waktu ke-*t*

h_{t-1} : hasil dari *hidden state* pada waktu ke-(*t-1*)

U : bobot parameter antara *input* dan *hidden layer* untuk data ke-*t*

W : bobot parameter antara *hidden layer* saat ini dengan *hidden layer* sebelumnya untuk *hidden state* ke-(*t-1*)

V : bobot parameter antara *hidden* dengan *output* untuk *hidden state* ke-*t*

b_h : bias untuk *hidden state*

b_y : bias untuk *output*

θ : parameter yang diikutsertakan

f : fungsi aktivasi *non-linear*

h : jumlah *lag*

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Dalam berbagai sektor, kemampuan untuk meramalkan kejadian di masa depan merupakan komponen yang penting dalam perencanaan, pengambilan keputusan dan pengelolaan risiko. Peramalan adalah suatu metode untuk memperkirakan suatu nilai dimasa depan dengan menggunakan data masa lalu (Ihsan et al., 2018). Peramalan yang baik yang salah satunya dicirikan dengan tingkat keakuratan dan kemampuan menirukan perilaku data deret waktu historisnya (Ruhiat & Suwanda, 2019).

Saat ini komputasi untuk pembelajaran mesin berkembang pesat, tidak terkecuali untuk pembelajaran data. Sebuah mesin atau komputer yang dibekali dengan kemampuan *Artificial Intelligence* (AI) melalui perangkat lunak (*software*) dan/atau perangkat keras (*hardware*) juga bisa melakukan pembelajaran melalui pengalaman yang didapat dari pemrosesan data untuk dapat melakukan tugas-tugas tertentu (Diponegoro, Kusumawardani, dan Hidayah, 2021). Salah satu teknik pendekatan dari AI yang digunakan untuk meniru peran manusia dalam melakukan aktivitas untuk menganalisis data guna memecahkan suatu masalah atau mencari suatu solusi ialah *Machine Learning* (ML).

Machine Learning atau pembelajaran mesin merupakan pendekatan dalam AI yang banyak digunakan untuk menggantikan atau menirukan perilaku manusia untuk melakukan otomatisasi atau menyelesaikan masalah (Ahmad, 2017). *Machine Learning* berfokus pada penggunaan data dan algoritma untuk meniru cara manusia belajar dan secara bertahap dapat meningkatkan akurasinya (Faiza et al., 2022). Seiring dengan berkembangnya teknologi, metode peramalan mulai dilegkapi dengan metode berbasis *Machine Learning*.

Artificial Neural Network (ANN) ialah salah satu metode yang mendasar dalam *Machine Learning*. ANN merupakan sebuah model komputasi terinspirasi dari sistem saraf biologis yang dapat belajar dari data dan menghasilkan keluaran

yang diinginkan dengan menyesuaikan bobot koneksi antar neuron (Sari, Pratama, dan Prastowo, 2024).

Untuk data deret waktu yang bersifat fluktuatif, seperti harga komoditas, model *Recurrent Neural Network* (RNN) sangat sesuai untuk digunakan. RNN di pilih karena merupakan algoritma yang ditujukan untuk memproses data yang bersambung dan memiliki keterkaitan dengan waktu. RNN memiliki memori internal yang memungkinkannya untuk mengingat informasi dari masa lalu dan menggunakan informasi tersebut untuk memprediksi masa depan (Alkahfi et al., 2024). Sehingga, RNN tidak hanya mempertimbangkan *input* saat itu saja, tetapi juga mempertimbangkan hal lain yang pernah diperoleh sebelumnya (Jabat et al., 2024).

Indonesia memiliki wilayah yang luas serta tanah yang subur, hal ini dapat dimanfaatkan untuk memajukan sektor pertanian di Indonesia. Sektor pertanian menjadi salah satu kunci ketahanan pangan di Indonesia. Sektor pertanian merupakan kegiatan pengelolaan sumber daya hayati guna menghasilkan bahan pangan, bahan industri, sumber energi serta upaya pelestarian sumber daya lingkungannya (Putri & Fahira, 2022). Pada sektor pertanian terdapat berbagai sub sektor, salah satunya ialah sub sektor perkebunan.

Perkebunan merupakan segala kegiatan yang mengusahakan tanaman tertentu pada tanah atau media tumbuh lainnya dalam ekosistem yang sesuai, mengolah dan memasarkan barang dan jasa hasil tanaman tersebut, dengan bantuan ilmu pengetahuan dan teknologi, permodalan serta manajemen untuk mewujudkan kesejahteraan para petani (Bramantara, Rokmah, dan Yasin, 2024). Salah satu contoh dari sub sektor perkebunan yaitu kelapa sawit. Kelapa sawit yang diolah dapat menghasilkan minyak inti sawit (PKO) dan minyak mentah kelapa sawit (CPO).

CPO adalah sebuah turunan hasil dari produksi perkebunan kelapa sawit yang diproses melalui tahap yang panjang. CPO dihasilkan dari pengolahan buah kelapa sawit yang meliputi proses *fruit reception, sterilization, stripping, digestion, oil extraction, clarification* dan *oil storage*. Berdasarkan pembagian pengusahaan-nya, CPO di produksi oleh swasta, rakyat dan pemerintah (Pratomo & Saputra, 2022).

CPO digunakan sebagai bahan baku utama dalam berbagai industri. CPO sendiri sangat bermanfaat bagi masyarakat yang diolah lagi menjadi bahan kebutuhan pokok manusia seperti margarin, minyak goreng dan sabun (Hamzah & Santoso, 2020). CPO dapat dimanfaatkan untuk berbagai produk baik pangan maupun non pangan. Dalam produksi pangan, CPO dapat digunakan sebagai bahan untuk membuat minyak goreng, margarin, lemak pangan, kue dan biskuit. Sedangkan dalam produksi non-pangan, CPO dapat dijadikan bahan untuk membuat sabun, pelumas, bahan bakar mesin diesel, detergen dan kosmetika.

Harga merupakan aspek yang penting dalam menentukan nilai jual produk dan berpengaruh terhadap keuntungan produsen. Harga CPO mengalami perubahan dari waktu ke waktu. Pergerakan harga CPO ini tidak terjadi secara konstan, tetapi bergerak tidak beraturan tergantung kondisi faktor-faktornya (Boy, 2020). Fluktuasi harga CPO ini memberikan dampak bagi para produsen pangan maupun non pangan yang menggunakan CPO sebagai bahan dasar pembuatan produk. Tidak hanya produsen, ketidakstabilan harga CPO juga berdampak pada masyarakat yang kesulitan membeli produk turunan CPO saat harga melonjak. Fluktuasi harga mengakibatkan kerugian terutama pada masyarakat golongan menengah ke bawah yang tidak dapat membeli kebutuhan pada saat harga tinggi sehingga menyebabkan pola konsumsi mereka tidak teratur (Erdianto, 2023). Oleh karena itu diperlukan peramalan harga CPO di masa yang akan datang. Selain itu peramalan harga CPO juga digunakan oleh para produsen untuk membuat perencanaan produksi produk olahan CPO seperti tren harga yang diperkirakan, waktu yang tepat untuk produksi serta banyaknya produk yang akan diproduksi.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang, maka rumusan masalah yang diangkat dalam penelitian ini ialah:

1. Bagaimana penerapan metode *Recurrent Neural Network* (RNN) untuk meramalkan harga CPO di Indonesia?
2. Berapakah hasil peramalan harga CPO di Indonesia untuk periode berikutnya?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, maka tujuan dari penelitian ini ialah:

1. Menerapkan metode *Recurrent Neural Network* (RNN) untuk meramalkan harga CPO di Indonesia.
2. Untuk mengetahui hasil peramalan harga CPO di Indonesia untuk periode berikutnya.

1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah yang akan diteliti dalam pada penelitian ini yaitu:

1. Data yang digunakan pada penelitian ini ialah data harga CPO dalam periode harian pada 1 April 2023 hingga 31 Juli 2024 yang berasal dari situs Badan Pengawasan Berjangka Komoditi (Bappebti) pada *website* bappebti.go.id yang hanya mencakup hari kerja, yaitu hari Senin hingga Jumat, tidak termasuk akhir pekan dan hari libur nasional. Dengan data *training* adalah harga CPO dari 1 April 2023 hingga 31 Mei 2024 dan data *testing* merupakan harga CPO dari 1 Juni 2024 hingga 31 Juli 2024.
2. Penelitian ini dilakukan dengan menganalisis berdasarkan data harga harian komoditi CPO di Indonesia tanpa memperhitungkan faktor-faktor lain yang dapat mempengaruhi harga harian komoditi CPO.

1.5 Tinjauan Pustaka

Ghozi, Aprianti, Dimas dan Fauzi (2021) melakukan penelitian mengenai prediksi data kasus Covid-19 di Provinsi Lampung. Tujuan penelitian ini yaitu untuk menguji performansi arsitektur model *Recurrent Neural Network* (RNN) dalam memprediksi kasus Covid-19 di Provinsi Lampung. Penelitian ini membagi data menjadi 3 yaitu kasus aktif, kasus sembuh, dan kasus meninggal. Hasil dari penelitian pada ketiga kasus tersebut menunjukan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 0,001 untuk kasus aktif kumulatif, 0,0027 untuk kasus kesembuhan kumulatif dan 0,001 untuk kasus kematian kumulatif.

Kustiyo, Mukhlis dan Suharso (2022) melakukan penelitian mengenai peramalan produksi tebu nasional berdasarkan data historisnya dengan mengembangkan model *Recurrent Neural Network* (RNN). Penelitian ini melakukan percobaan untuk mengetahui pengaruh panjang deret waktu dan ukuran

batch terhadap kinerja model RNN dengan tiga ulangan. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa model RNN dengan panjang deret waktu 4 dan ukuran *batch* 16 menghasilkan nilai *Mean Absolut Percentage Error* (MAPE) sebesar 9%, sehingga disimpulkan bahwa model RNN yang dibangun mampu menangkap pola produksi tebu nasional dengan tingkat kesalahan yang masih dapat ditoleransi.

Wulandari, Sugiartawan dan Setiawan (2022) melakukan penelitian mengenai prediksi luas sebaran hama wareng pada tanaman padi dengan menggunakan arsitektur *Recurrent Neural Network* (RNN) untuk meminimalkan kegagalan panen dan meningkatkan produktivitas padi. Penelitian tersebut menggunakan dataset *time series* dengan 120 data mengenai sebaran hama wareng dari tahun 2012 hingga 2021 dengan 90% data *training* dan 10% data *testing*. Penelitian ini menghasilkan performa yang baik dengan nilai *Mean Absolut Percentage Error* (MAPE) sebesar 16,64%.

Khaira dan Aulia (2024) melakukan komprasi peramalan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Recurrent Neural Network* (RNN) pada tunggakan peserta BPJS Kesehatan cabang Jambi. Penelitian tersebut menggunakan data tunggakan peserta iuran BPJS Kesehatan kantor cabang Jambi perminggu. Hasil dari penelitian ini yaitu metode peramalan RNN lebih baik dalam melakukan peramalan dibandingkan dengan ARIMA, dengan nilai *Mean Absolut Percentage Error* (MAPE) sebesar 1,97% pada RNN dan 2,62% pada ARIMA.

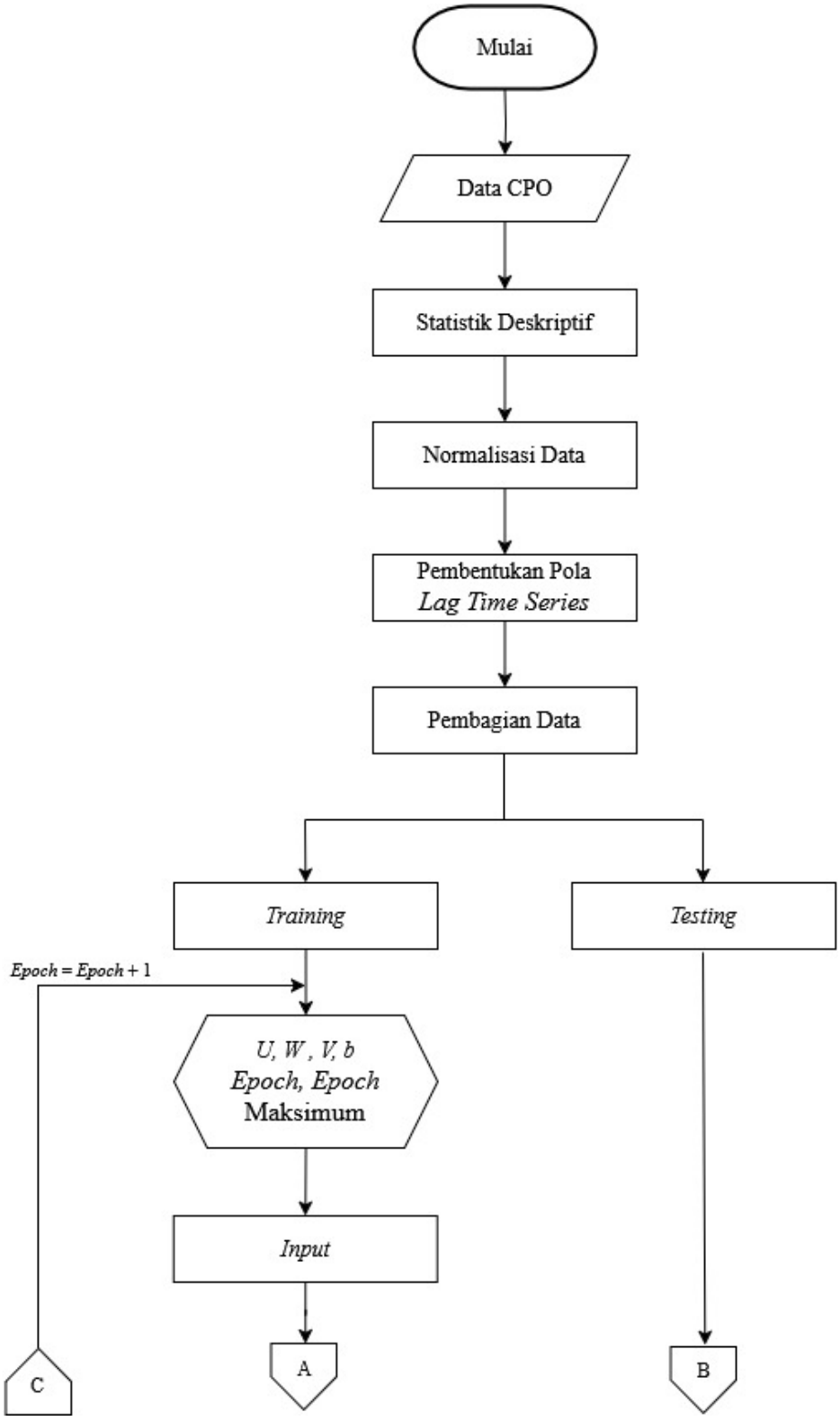
1.6 Metodologi Penelitian

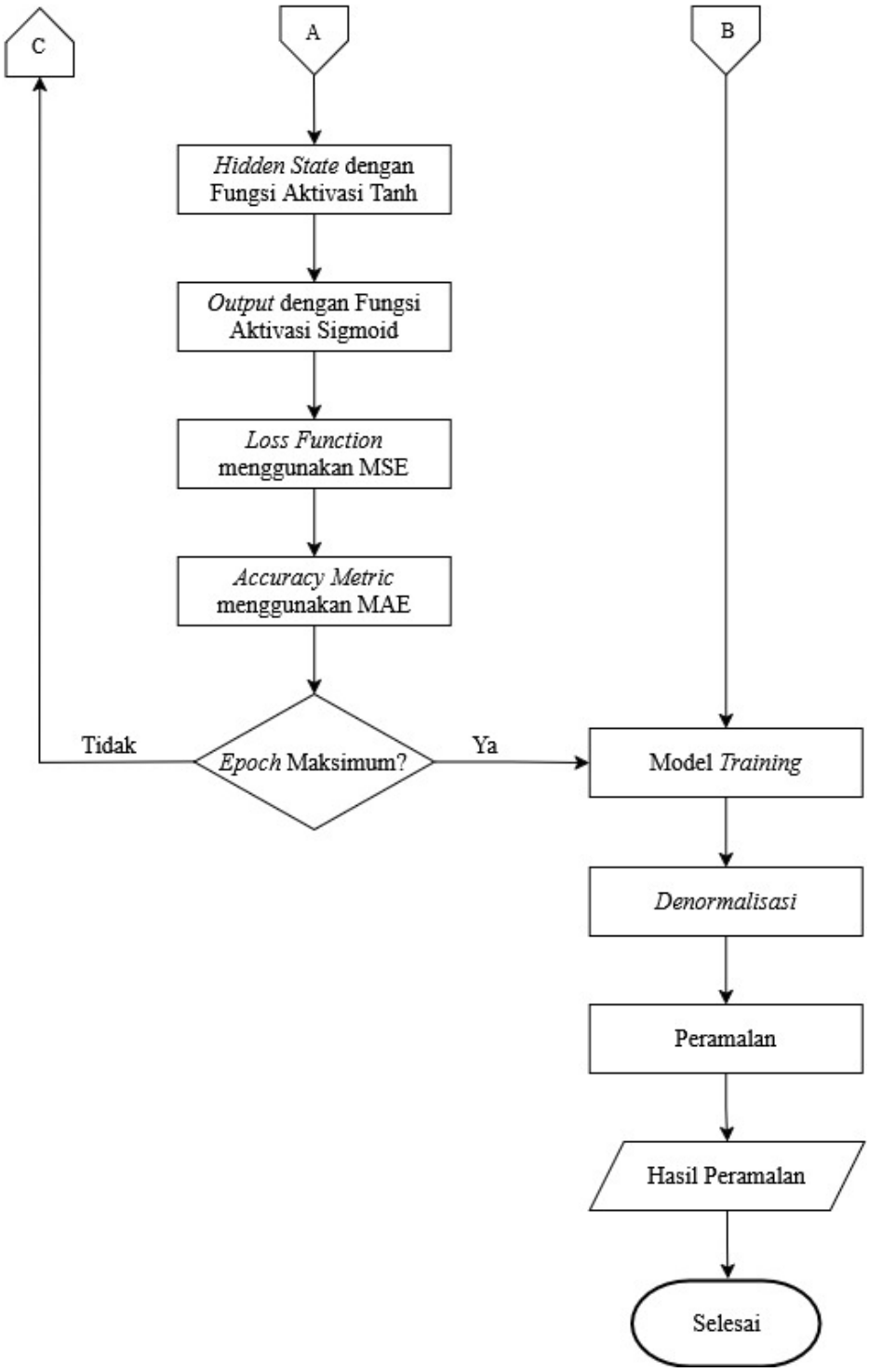
Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yaitu data harian harga CPO yang berasal dari Badan Pengawasan Perdagangan Berjangka Komoditi (BAPPEBTI) dalam rentang waktu April 2023 sampai dengan Juli 2024. Penelitian ini dimulai dengan studi literatur mengenai prediksi data deret waktu dalam bidang industri, kemudian dilanjutkan dengan mempelajari metode *Recurrent Neural Network* (RNN).

Tahapan pertama yang dilakukan yaitu melakukan penginputan data yang akan digunakan. Setelah itu dilanjutkan tahapan kedua yaitu proses normalisasi data dan dilakukan pembentukan pola *lag time series.* Kemudian data dibagi menjadi dua buah bagian yaitu data *training* dan data *testing*. Data *training* berguna untuk

melatih algoritma pada model sedangkan data *testing* berguna untuk menentukan performa dari algoritma yang digunakan pada model.

Pada proses pelatihan dilakukan inisialisasi terhadap bobot *U*, *W*, *V* dan *b* serta penentuan *epoch*. Data di *input* kemudian di proses pada *hidden state* dengan menggunakan fungsi aktivasi tanh dan proses *output* menggunakan fungsi aktivasi sigmoid. Pelatihan model juga melibatkan *loss function* dan *accuracy metric* yang berperan penting dalam mengukur seberapa baik model yang telah dibangun. Kemudian dilakukan proses pengujian dengan menggunakan model *testing*, setelah model diuji dilakukan denormalisasi dan evaluasi kinerja model dengan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Setelah dilakukan pengujian dan pelatihan model, dilanjutkan dengan melakukan peramalan untuk periode selanjutnya.


Mulai
Data CPO
Statistik Deskriptif
Normalisasi Data
Pembentukan Pola
Lag Time Series
Pembagian Data
Training
Testing
Epoch = Epoch + 1
U, W , V, b
Epoch, Epoch
Maksimum
Input
A
B
C



Gambar 1.1 *Flowchart Recurrent Neural Network*