

**PENGGUNAAN METODE *LONG SHORT TERM MEMORY* PADA  
PERAMALAN HARGA SAHAM PT UNILEVER INDONESIA TBK**

**(Skripsi)**

**Oleh**

**SYAHRUL  
1817031061**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS LAMPUNG  
BANDAR LAMPUNG  
2023**

## **ABSTRAK**

### **USING THE LONG SHORT TERM MEMORY METHOD IN FORECASTING THE STOCK PRICE OF PT UNILEVER INDONESIA TBK**

**By**

**SYAHRUL**

Stock are one of the public investment option in managing their finance. One of the stock in Indonesia is PT Unilever Indonesia Tbk (UNVR). Stock price tend to fluctuate as a result of an imbalance between demand, supply and other factor. This study discusses the use of the Long Short Term Memory (LSTM) method in forecasting UNVR stock price. In this study, the best LSTM model will be determined to predict and forecast UNVR stock price with a small error value and high accuracy. The best LSTM model was obtained using a 70% and 30% scheme with 2 LSTM layers of 300 units each, 150 epoch and 16 batch size which had an RMSE value of 115.32 and a MAPE of 1.5%. Therefore, the LSTM model can be used to predict and forecast UNVR's stock price with an accuracy rate of 98.5%.

**Keywords:** Stock, UNVR, Long Short Term Memory

## **ABSTRAK**

### **PENGUNAAN METODE *LONG SHORT TERM MEMORY* PADA PERAMALAN HARGA SAHAM PT UNILEVER INDONESIA TBK**

**Oleh**

**SYAHRUL**

Saham merupakan salah satu pilihan investasi masyarakat dalam mengelola keuangannya. Salah satu saham yang ada di Indonesia adalah saham PT Unilever Indonesia Tbk (UNVR). Harga saham sangat fluktuatif akibat dari ketidakseimbangan antara permintaan, penawaran dan faktor lainnya. Penelitian ini membahas tentang penggunaan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) pada peramalan harga saham UNVR. Pada penelitian ini akan ditentukan model LSTM terbaik untuk memprediksi dan meramalkan harga saham UNVR dengan nilai *error* yang kecil dan akurasi yang tinggi. Didapat model LSTM terbaik menggunakan skema 70% dan 30% dengan 2 LSTM layer masing-masing 300 *units*, 150 *epoch* dan 16 *batch size* yang memiliki nilai RMSE sebesar 115,32 dan MAPE sebesar 1,5%. Maka dari itu, model LSTM dapat digunakan untuk memprediksi dan meramalkan harga saham UNVR dengan tingkat akurasi sebesar 98,5%.

**Kata Kunci:** Saham, UNVR, *Long Short Term Memory*

**PENGGUNAAN METODE *LONG SHORT TERM MEMORY* PADA  
PERAMALAN HARGA SAHAM PT UNILEVER INDONESIA TBK**

**Oleh**

**SYAHRUL**

**Skripsi**

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar  
SARJANA MATEMATIKA**

**Pada**

**Jurusan Matematika  
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Universitas Lampung**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS LAMPUNG  
BANDAR LAMPUNG  
2023**

Judul Skripsi : **PENGUNAAN METODE *LONG SHORT TERM MEMORY* PADA PERAMALAN HARGA SAHAM PT UNILEVER INDONESIA TBK**

Nama Mahasiswa : **Syahru**


Nomor Pokok Mahasiswa : **1817031061**

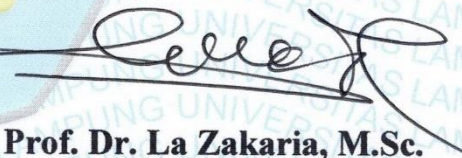
Jurusan : **Matematika**

Fakultas : **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**

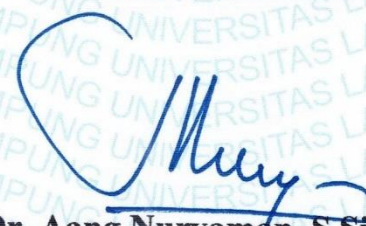


1. Komisi Pembimbing

  
**Ir. Warsono, M.S., Ph.D.**  
NIP. 19630216 198703 1 003

  
**Prof. Dr. La Zakaria, M.Sc.**  
NIP. 19690213 199402 1 001

2. Ketua Jurusan Matematika

  
**Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.**  
NIP. 19740316 200501 1 001

**MENGESAHKAN**

**1. Tim Penguji**

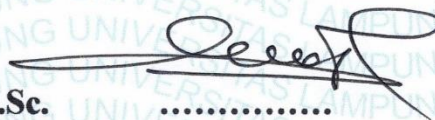
**Ketua**

**: Ir. Warsono, M.S., Ph.D.**



**Sekretaris**

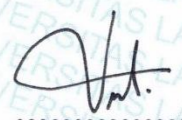
**: Prof. Dr. La Zakaria, M.Sc.**



**Penguji**

**Bukan Pembimbing**

**: Drs. Nusyirwan, M.Si.**



**2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



**Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.**

**NIP. 19711001 200501 1 002**

**Tanggal Lulus Ujian Skripsi : 12 April 2023**

## PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Syahrul  
Nomor Pokok Mahasiswa : 1817031061  
Jurusan : Matematika  
Judul Skripsi : **PENGGUNAAN METODE *LONG SHORT TERM MEMORY* PADA PERAMALAN HARGA SAHAM PT UNILEVER INDONESIA TBK**

Dengan ini menyatakan bahwa penelitian ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri dan apabila kemudian hari terbukti bahwa skripsi ini merupakan hasil salinan atau telah dibuat orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan akademik yang berlaku.

Bandar Lampung, 12 April 2023  
Penulis,



**Syahrul**

## **RIWAYAT HIDUP**

Penulis bernama Syahrul lahir di Bandar Lampung pada tanggal 03 Agustus 1999. Penulis merupakan anak pertama dari empat bersaudara yang lahir dari pasangan Bapak Asmari dan Ibu Dian Aryati.

Penulis menempuh pendidikan pertamanya di sekolah dasar di SDN 2 Way Lunik pada tahun 2006-2012, kemudian melanjutkan pendidikan menengah pertama di SMPN 11 Bandar Lampung pada tahun 2012-2015 dan melanjutkan pendidikan menengah atas di SMAN 6 Bandar Lampung pada tahun 2015-2018. Pada tahun 2018 penulis diterima sebagai mahasiswa S1 Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung melalui jalur Seleksi Bersama Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SBMPTN).

Selama menjadi mahasiswa, penulis aktif dalam organisasi Jurusan yaitu Himpunan Mahasiswa Jurusan Matematika (HIMATIKA) FMIPA Universitas Lampung sebagai Anggota Bidang Minat dan Bakat, kemudian aktif organisasi Fakultas yaitu Dewan Perwakilan Mahasiswa (DPM) FMIPA Universitas Lampung sebagai Ketua Komis IV (Hubungan Luar dan Kemediaan).

Pada Bulan Januari–Februari 2021 penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Kelurahan Panjang Selatan, Kecamatan Panjang, Kota Bandar Lampung sebagai bentuk pengabdian mahasiswa dan menjalankan Tri Dharma Perguruan Tinggi, kemudian pada bulan Juli–Agustus 2021 penulis melaksanakan Praktik Kerja Lapangan (PKL) di Kantor Bank BRI Unit Kedaton Bandar Lampung.



## **KATA INSPIRASI**

*“Hai orang-orang yang beriman, mintalah pertolongan dengan sabar dan shalat. Sesungguhnya Allah beserta orang-orang yang sabar.”*  
(Q.S. Al-Baqarah: 153 )

*“Sesungguhnya Allah tidak merubah sesuatu kaum sehingga mereka merubah keadaan yang ada pada diri mereka.”*  
(Q.S. Al-Ra'd: 11)

*“Jika kamu berbuat baik (berarti) kamu berbuat baik untuk dirimu sendiri. Dan jika kamu berbuat jahat, maka (kerugian kejahatan) itu untuk dirimu sendiri.”*  
(Q.S. Al-Isra: 7)

*“Ketahuilah bahwa kemenangan bersama kesabaran, kelapangan bersama kesempitan dan kesulitan bersama kemudahan.”*  
(HR. Tirmidzi)

*“Mungkin rencana kamu baik, tapi percaya lah rencana Allah jauh lebih baik.”*  
(Penulis)

## **PERSEMBAHAN**

### **Alhamdulillah**

Puji syukur senantiasa kita panjatkan kehadirat Allah SWT. atas segala rahmat dan hidayah-Nya sehingga skripsi ini dapat terselesaikan dengan baik. Serta sholawat dan salam yang selalu tercurahkan kepada junjungan kita Nabi Muhammad SAW. Dengan penuh ketulusan serta rasa syukur saya mempersembahkan karya ini kepada:

### **Bapak Asmari dan Ibu Dian Aryati**

Terima kasih kepada kedua orang tua saya yang selalu memberikan dukungan dan saran dalam setiap keputusan, kasih sayang serta doa yang tak pernah putus dalam setiap langkah yang saya tempuh

### **Dosen Pembimbing dan Pembahas**

Terima kasih kepada dosen pembimbing dan pembahas yang sangat berjasa dalam membantu, memberikan arahan, masukan dan ilmu yang berharga

### **Sahabat-sahabatku**

Terima kasih atas inspirasi, semangat, dorongan serta dukungan setiap langkahnya dari awal, hingga saat ini dan seterusnya

### **Almamater Tercinta Universitas Lampung**

## SANWACANA

Alhamdulillah, segala puji dan syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT. yang telah melimpahkan rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan judul “Penggunaan Metode *Long Short Term Memory* Pada Peramalan Harga Saham PT Unilever Indonesia Tbk”. Shalawat serta salam selalu tercurahkan kepada junjungan kita Nabi Muhammad SAW. Dalam menyelesaikan skripsi ini, tentu tak lepas dari bantuan, arahan, bimbingan dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan segala kerendahan hati penulis ingin menyampaikan banyak terima kasih kepada:

1. Bapak Ir. Warsono, M.S., Ph.D. selaku dosen pembimbing I yang senantiasa memberikan arahan, bantuan, bimbingan, motivasi serta saran sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
2. Bapak Prof. Dr. La Zakaria, M.Sc. selaku dosen pembimbing II yang telah memberikan saran dan masukan kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini.
3. Bapak Drs. Nusyirwan, M.Si. selaku dosen penguji yang telah memberikan kritik dan saran yang membangun selama proses penyusunan skripsi ini sehingga dapat terselesaikan.
4. Ibu Dina Eka Nurvazly, S.Pd., M.Si. selaku Pembimbing Akademik yang telah memberikan bimbingan dan arahan selama proses perkuliahan.
5. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si. selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
6. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si. selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
7. Seluruh dosen, staff dan karyawan Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

8. Kedua orang tuaku, Bapak Asmari dan Ibu Dian Aryati serta adik-adikku Udin, Sulis dan Aira yang selalu mendoakan dan memberikan dukungan.
9. Lani, Acen dan seluruh anggota keluarga yang selalu memberikan semangat kepada penulis yang mana tidak bisa disebutkan satu persatu.
10. Sahabat terbaik Bangkit, Ulul, Wahyu, Danu dan Robby serta kakak tingkat Bang Desfan yang selalu memberikan keceriaan, kebersamaan, dan menjadi tempat berbagi semua cerita.
11. Mahasiswa Jurusan Matematika FMIPA Universitas Lampung.
12. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa masih banyak kekurangan dalam penulisan skripsi ini. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan untuk dijadikan perbaikan kedepannya.

Bandar Lampung, 12 April 2023  
Penulis,

**Syahrul**

## DAFTAR ISI

Halaman

|  |      |
|--|------|
| <b>DAFTAR TABEL</b> .....  | xv   |
| <b>DAFTAR GAMBAR</b> .....                                       | xvi  |
| <b>DAFTAR ALGORITMA</b> .....                                    | xvii |
| <b>I. PENDAHULUAN</b> .....                                      | 1    |
| 1. Latar Belakang dan Masalah .....                              | 1    |
| 2. Tujuan Penelitian.....  | 3    |
| 3. Manfaat Penelitian.....                                       | 3    |
| <b>II. TINJAUAN PUSTAKA</b> .....                                | 4    |
| 2.1 Saham .....  | 4    |
| 2.2 Peramalan .....  | 4    |
| 2.3 <i>Artificial Neural Network</i> (ANN) .....                 | 5    |
| 2.4 <i>Recurrent Neural Network</i> (RNN) .....                  | 6    |
| 2.5 <i>Long Short Term Memory</i> (LSTM).....                    | 7    |
| 2.6 <i>Hyperparameter Optimizer</i> .....                        | 10   |
| 2.7 Normalisasi Data .....                                       | 11   |
| 2.8 Parameter Evaluasi .....                                     | 11   |
| <b>III. METODOLOGI PENELITIAN</b> .....                          | 14   |
| 3.1 Waktu dan Tempat Penelitian .....                            | 14   |
| 3.2 Data Penelitian .....  | 14   |
| 3.3 Metode Penelitian.....                                       | 15   |
| <b>IV. HASIL DAN PEMBAHASAN</b> .....                            | 17   |
| 4.1 Input Data .....   | 17   |
| 4.2 Visualisasi Data .....                                       | 18   |
| 4.3 Memilih Variabel <i>Input</i> dan <i>Output</i> .....        | 18   |
| 4.4 Normalisasi Data .....                                       | 19   |
| 4.5 <i>Sliding Window</i> .....                                  | 20   |
| 4.6 Pembagian Data <i>Training</i> dan Data <i>Testing</i> ..... | 20   |
| 4.7 Membangun Model LSTM.....                                    | 21   |
| 4.7.1 Pembentukan Arsitektur Model LSTM.....                     | 21   |
| 4.7.2 Konstruksi Arsitektur Model LSTM.....                      | 24   |
| 4.7.3 Hasil Pengujian Pembanguna Arsitektur Model LSTM.....      | 25   |

|           |                                 |           |
|-----------|---------------------------------|-----------|
| 4.8       | Prediksi Harga Saham UNVR.....  | 27        |
| 4.9       | Evaluasi Model LSTM.....        | 30        |
| 4.10      | Peramalan Harga Saham UNVR..... | 31        |
| <b>V.</b> | <b>KESIMPULAN</b> .....         | <b>33</b> |
|           | <b>DAFTAR PUSTAKA</b> .....     | <b>34</b> |

## DAFTAR TABEL

|   | Halaman |
|---|---------|
| 1. Range Nilai MAPE .....   | 13      |
| 2. Data Harian Harga Saham UNVR.....                                      | 14      |
| 3. Data Harian Harga Saham UNVR.....                                      | 17      |
| 4. Penentuan Variabel <i>Input</i> .....                                  | 19      |
| 5. Hasil Normalisasi Data .....   | 19      |
| 6. Pengelompokan Data dalam Bentuk Sub Sekuensial .....                   | 20      |
| 7. Pembagian Data <i>Training</i> dan Data <i>Testing</i> .....           | 20      |
| 8. Hasil Pengujian Pembangunan Model LSTM Terbaik.....                    | 25      |
| 9. Perbandingan Data Aktual dengan Data Prediksi Skema 60% dan 40% .....  | 29      |
| 10. Perbandingan Data Aktual dengan Data Prediksi Skema 70% dan 30% ..... | 29      |
| 11. Perbandingan Data Aktual dengan Data Prediksi Skema 80% dan 20% ..... | 30      |
| 12. Evaluasi Model LSTM .....   | 30      |
| 13. Hasil Peramalan Harga Saham UNVR 30 Hari Berikutnya .....             | 31      |

## DAFTAR GAMBAR

|  | Halaman |
|--|---------|
| 1. Arsitektur Sederhana <i>Neural Network</i> .....                              | 5       |
| 2. Model Arsitektur RNN .....  | 6       |
| 3. Struktur LSTM .....   | 7       |
| 4. Plot Data Harian Harga Saham.....   | 18      |
| 5. Arsitektur Model LSTM yang Dibangun .....                                     | 22      |
| 6. Arsitektur Model LSTM 1 <i>Hidden Layer</i> dengan 1 <i>Units</i> LSTM.....   | 22      |
| 7. Arsitektur Model LSTM 1 <i>Hidden Layer</i> dengan 2 <i>Units</i> LSTM.....   | 22      |
| 8. Arsitektur Model LSTM 2 <i>Hidden Layer</i> dengan 300 <i>Units</i> LSTM..... | 23      |
| 9. Parameter <i>Weight</i> dan <i>Biases</i> dari Model LSTM yang Dibangun.....  | 24      |
| 10. Grafik <i>Loss Function</i> MSE dengan skema 60% dan 40% .....               | 26      |
| 11. Grafik <i>Loss Function</i> MSE dengan skema 70% dan 30% .....               | 26      |
| 12. Grafik <i>Loss Function</i> MSE dengan skema 80% dan 20% .....               | 26      |
| 13. Plot Hasil Prediksi Harga Saham UNVR Skema 60% dan 40% .....                 | 27      |
| 14. Plot Hasil Prediksi Harga Saham UNVR Skema 70% dan 30% .....                 | 28      |
| 15. Plot Hasil Prediksi Harga Saham UNVR Skema 80% dan 20% .....                 | 28      |
| 16. Plot Hasil Peramalan Harga Saham UNVR 30 Hari Berikutnya.....                | 32      |



## DAFTAR ALGORITMA

Halaman

1. Model LSTM yang Dibangun..... 21
2. Mendapatkan Model LSTM Terbaik ..... 25

## I. PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang dan Masalah

Investasi menjadi salah satu pilihan masyarakat saat ini dalam mengelola dan merencanakan keuangannya. Dalam melakukan investasi ada berbagai jenis investasi, salah satu diantaranya adalah investasi saham. Pasar modal adalah tempat dimana investor dapat membeli saham perusahaan. Berinvestasi pada saham memiliki risiko yang tinggi karena pergerakan harga saham yang bersifat fluktuatif akibat memiliki banyak faktor yang mempengaruhi nilai dari suatu saham (Fahmi, 2015).

Saham adalah dokumen berharga yang membuktikan kepemilikan suatu perusahaan dalam bentuk secarik kertas. Salah satu saham yang ada di Indonesia adalah milik PT Unilever Indonesia Tbk. dengan kode saham UNVR. Pada tanggal 05 Desember 1933, PT Unilever Indonesia Tbk. telah menjadi salah satu perusahaan *Fast Moving Consumer Goods* (FMCG) di Indonesia yang selalu mendukung kehidupan sehari-hari masyarakat. UNVR pertama kali menawarkan sahamnya kepada publik pada tahun 1981 dan tercatat di Bursa Efek Indonesia pada 11 Januari 1982.

Harga saham UNVR cenderung fluktuatif yang dapat disebabkan oleh beberapa faktor seperti kinerja perusahaan yang kurang baik sehingga tidak mampu mencapai harga saham yang stabil, kebijakan pemerintah yang membuat kesulitan menjalankan usaha di bidangnya dan masih banyak lagi. Harga saham di pasar

modal dibagi menjadi tiga kategori, yaitu harga tertinggi, harga terendah dan harga penutupan (Egam, Ilat, dan Pangerapan, 2017).

Investor saham tentu mengharapkan *return* atau pengembalian atas modal yang ditanamkan dalam suatu perusahaan. Mengingat harga saham yang sifatnya fluktuatif dan bisa berubah dengan sangat cepat akibat dari ketidakseimbangan antara permintaan, penawaran dan berbagai faktor lainnya, maka perlu dilakukan analisa pergerakan harga saham agar dapat dimanfaatkan oleh investor untuk mengambil keputusan dalam menanamkan modalnya di suatu perusahaan.

Salah satu metode yang dapat digunakan adalah *Long Short Term Memory* (LSTM). LSTM merupakan pengembangan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dipopulerkan oleh Sepp Hochreiter dan Jurgen Schmidhuber pada tahun 1997. Berdasarkan penelitian Gao, Chai, dan Liu (2018) tentang prediksi pergerakan harga penutupan pada hari berikutnya dengan menggunakan metode *Moving Average* (MA), *Exponential Moving Average* (EMA), *Support Vector Machine* (SVM) dan *Long Short Term Memory* (LSTM) diperoleh hasil bahwa LSTM mempunyai keakuratan tertinggi dibandingkan dengan metode lainnya dengan nilai RMSE sebesar 20,4668.

Kemudian, pada penelitian Arfan dan Lussiana (2019) tentang prediksi harga saham di Indonesia dengan menggunakan algoritma *Support Vector Regression* (SVR) dan *Long Short Term Memory* (LSTM), hasil pengujian menunjukkan bahwa LSTM mampu memprediksi saham untuk periode 2017-2019 dengan nilai MSE sebesar 0,0015.

Berdasarkan uraian diatas maka maksud dari penelitian ini adalah untuk mengetahui seberapa akurat metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dalam memprediksi dan meramalkan harga saham dengan mencari nilai *error* terkecil sebagai bahan pertimbangan oleh investor ketika membuat keputusan berinvestasi.

## 1.2 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini yaitu:

1. Menentukan model *Long Short Term Memory* terbaik untuk memprediksi dan meramalkan harga saham PT Unilever Indonesia Tbk.
2. Mengetahui nilai akurasi untuk ketepatan metode *Long Short Term Memory* pada data harga saham PT Unilever Indonesia Tbk.
3. Mengetahui hasil peramalan harga saham PT Unilever Indonesia Tbk. menggunakan metode *Long Short Term Memory*.

## 1.3 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diperoleh dari penelitian ini adalah:

1. Menambah pengetahuan terkait metode *Long Short Term Memory*.
2. Membantu para investor untuk menentukan pilihan dalam berinvestasi di PT Unilever Indonesia Tbk.
3. Sebagai bahan referensi dan pembelajaran mengenai metode *Long Short Term Memory* untuk peneliti selanjutnya.

## **II. TINJAUAN PUSTAKA**

### **2.1 Saham**

Saham merupakan sebuah surat berharga yang menjadi bukti penyertaan atau kepemilikan seseorang atau badan dalam suatu perusahaan atau perseroan terbatas. Wujud saham adalah selembar kertas yang menerangkan bahwa pemilik saham tersebut juga pemilik sebagian dari perusahaan itu, dengan demikian jika seorang investor membeli saham perusahaan, maka dia juga menjadi pemilik ataupun juga sebagai pemegang saham perusahaan tersebut (Muchlas, 2007). Terdapat dua jenis kepemilikan saham yang diperdagangkan di pasar modal, yaitu saham biasa dan saham preferen. Pemilik saham biasa tidak memiliki hak istimewa untuk menentukan kebijakan seperti pada saham preferen. Pemegang saham preferen akan memperoleh *dividen* terlebih dahulu dan memiliki hak suara yang lebih dibandingkan dengan pemegang saham biasa. Saham biasa adalah yang paling dikenal masyarakat. Di antara perusahaan yang menerbitkan surat berharga, saham biasa juga paling banyak digunakan untuk menarik modal dari masyarakat.

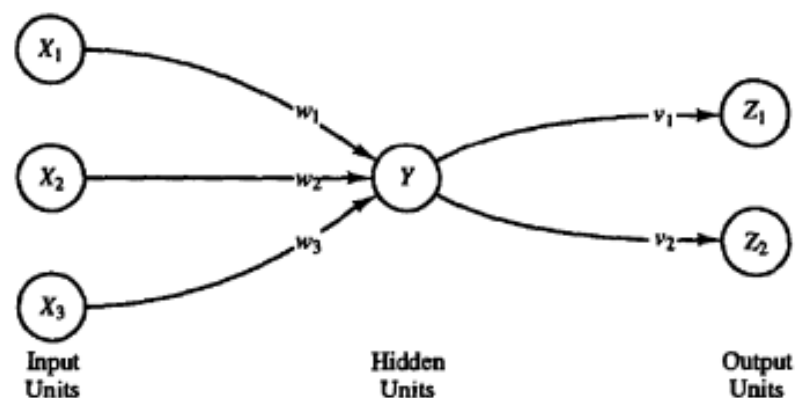
### **2.2 Peramalan**

Peramalan biasanya dilakukan untuk mengurangi ketidakpastian terhadap sesuatu yang akan terjadi di masa yang akan datang. Suatu usaha untuk mengurangi ketidakpastian tersebut dilakukan dengan menggunakan metode peramalan. Peramalan merupakan salah satu ilmu pengetahuan untuk memprediksi sesuatu

yang belum terjadi dengan tujuan untuk memperkirakan peristiwa-peristiwa yang akan terjadi di masa depan nantinya dengan selalu memerlukan data-data dari masa lalu. Sehingga, kemungkinan terjadinya peristiwa-peristiwa yang tidak sesuai dengan tujuan yang diharapkan diikuti dengan kesiapan untuk mengantisipasinya (Yuniastari dan Wirawan, 2014).

### 2.3 Artificial Neural Network (ANN)

*Artificial Neural Network* (ANN) adalah sebuah sistem pemrosesan suatu informasi yang memiliki karakteristik yang sama dengan cara kerja sistem saraf manusia (Fausett, 1994). Secara umum arsitektur ANN memiliki tiga *layer*, yaitu *input layer* yang berfungsi membawa data masuk kedalam sistem, kemudian *hidden layer* yang berfungsi sebagai penerus data yang diterima dari *input layer* ke *layer* berikutnya dan *output layer* yang berfungsi sebagai lapisan terakhir yang menghasilkan nilai dari seluruh hasil perhitungan. Setiap *layer* tersebut dapat memiliki jumlah neuron atau *units* yang berbeda-beda. Berikut merupakan arsitektur sederhana *Neural Network* (Fausett, 1994).



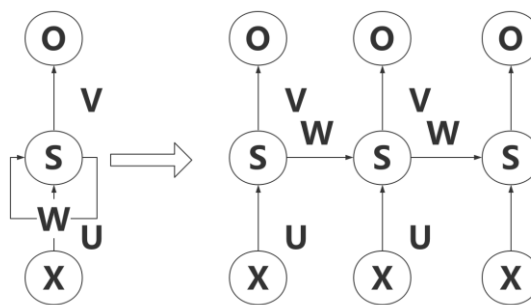
Gambar 1. Arsitektur Sederhana *Neural Network* (Sumber: Fausett, 1994)

*Artificial Neural Network* merupakan suatu generalisasi model matematika dari jaringan saraf biologis manusia yang di bentuk atas dasar asumsi sebagai berikut (Fausett, 1994):

1. Pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen sederhana disebut neuron.
2. Sinyal dikirim antar neuron melalui penghubung-penghubung.
3. Setiap penghubung memiliki bobot yang bersesuaian dengan sinyal penghubung yang akan diproses.
4. Setiap neuron memiliki fungsi aktivasi untuk menentukan sinyal keluarannya.

#### 2.4 *Recurrent Neural Network (RNN)*

*Recurrent Neural Networks (RNN)* merupakan salah satu jenis dari *Artificial Neural Network (ANN)* yang dirancang khusus untuk memproses data sekuensial atau data deret waktu. RNN sangat baik digunakan untuk masalah pemodelan urutan dengan memproses informasi *input* serta jejak informasi yang sebelumnya diperoleh karena koneksi berulang (Tian, dkk., 2018).



Gambar 2. Model Arsitektur RNN (Sumber: Tian, dkk., 2018)

$$S_t = f((U * X_t) + (W * S_{t-1})) \quad (2.1)$$

$$O_t = g(V * S_t) \quad (2.2)$$

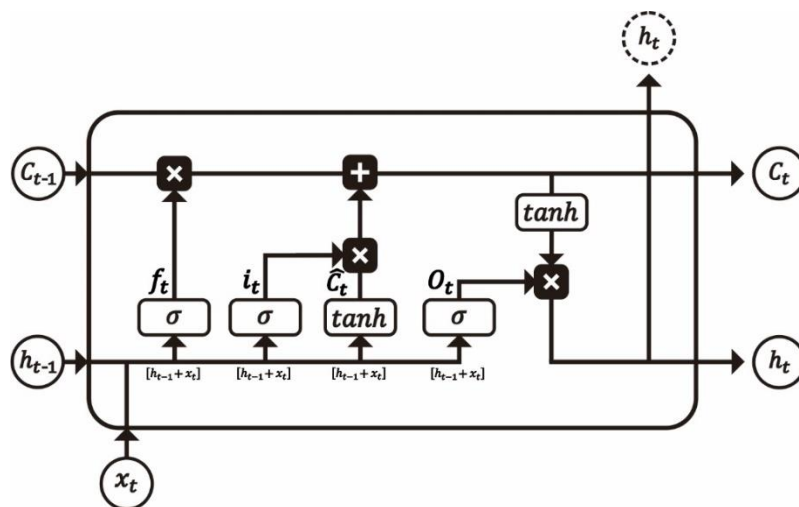
Dimana:

- $S$  : Memori jaringan pada waktu ke- $t$   
 $U, V,$  dan  $W$  : Matriks bobot berbagi di setiap *layer*  
 $X_t$  dan  $O_t$  : Mewakili *input* dan *output* pada waktu ke- $t$   
 $f(\dots)$  dan  $g(\dots)$  : Mewakili fungsi nonlinear

Secara teori, RNN dapat menangani ketergantungan jangka panjang, tetapi dalam penggunaannya, RNN tidak dapat menyimpan informasi sebelumnya dengan baik karena masalah *gradien* yang hilang. Untuk mengatasi masalah ini, Hochreiter & Schmidhuber mengusulkan tipe khusus RNN yang disebut LSTM pada tahun 1997 (Tian, dkk., 2018)

## 2.5 Long Short Term Memory (LSTM)

*Long Short Term Memory* (LSTM) menggunakan salah satu bentuk dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang paling umum, hal ini bertujuan untuk menghindari masalah ketergantungan jangka panjang dan sesuai untuk pemrosesan dan prediksi data deret waktu (Qiu, Wang, dan Zhou, 2020). Model LSTM diusulkan oleh Sepp Hochreiter dan Jurgen Schmidhuber pada tahun 1997, terdiri dari serangkaian sel memori unik yang menggantikan neuron di lapisan tersembunyi RNN. Berikut merupakan gambar dari struktur LSTM.



Gambar 3. Struktur LSTM



Kunci utama LSTM adalah *cell state* yang merupakan garis horizontal yang melewati bagian atas diagram yang menghubungkan semua *output layer*. LSTM dapat menghapus dan menambahkan informasi dari *cell state* proses ini disebut *gates*. Adapun fungsi sigmoid dan tanh ditunjukkan pada persamaan berikut (Feng dan Lu, 2019):

$$\sigma(x) = \frac{e^x}{1+e^x} = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2.3)$$

$$\tanh(x) = \frac{\sinh x}{\cosh x} = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} = \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1 = 2\sigma(2x) - 1 \quad (2.4)$$

Dimana:

$x$  : Data *input*

$e$  : Konstanta matematika

Langkah pertama dalam LSTM adalah memutuskan suatu informasi harus dibuang atau tidak dari *cell state*. Dengan menggunakan *gates* yang disebut *forget gate*. *Forget gate* akan memproses  $h_{t-1}$  dan  $x_t$  sebagai *input* dan menghasilkan *output* berupa angka 0 atau 1 pada *cell state*. Angka 1 menunjukkan bahwa informasi harus disimpan, sedangkan angka 0 menunjukkan informasi sudah tidak dibutuhkan lagi sehingga boleh dibuang (Qiu, Wang, dan Zhou, 2020).

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2.5)$$

Dimana:

$f_t$  : *Forget gate*

$\sigma$  : Fungsi sigmoid

$W_t$  : Nilai *weight* untuk *forget gate*

$h_{t-1}$  : Nilai *output* sebelum orde ke-t

$x_t$  : Nilai *input* pada orde ke-t

$b_f$  : Nilai *biases* pada *forget gate*

Langkah kedua adalah menentukan informasi apa yang akan disimpan ke dalam *cell state*. Pada langkah ini terdapat dua bagian, yaitu *gates* yang bernama *input gate* dan lapisan *tanh*. Pertama, pada lapisan *input gate* memutuskan nilai mana yang akan diperbarui. Kedua, lapisan *tanh* akan membuat satu kandidat dengan nilai baru  $\hat{C}_t$  yang dapat di tambahkan ke *cell state*. Selanjutnya adalah *output*

dari lapisan *input gate* dan lapisan *tanh* akan digabungkan untuk memperbarui *cell state* (Qiu, Wang, dan Zhou, 2020).

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2.6)$$

Dimana:

$i_t$  : *Input gate*

$\sigma$  : Fungsi sigmoid

$W_i$  : Nilai *weight* untuk *input gate*

$h_{t-1}$  : Nilai *output* sebelum orde ke-t

$x_t$  : Nilai *input* pada orde ke-t

$b_i$  : Nilai *biases* pada *input gate*

$$\hat{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (2.7)$$

Dimana:

$\hat{C}_t$  : Nilai baru yang ditambahkan ke *cell state*

*tanh* : Fungsi tanh

$W_c$  : Nilai *weight* untuk *cell state*

$h_{t-1}$  : Nilai *output* sebelum orde ke-t

$x_t$  : Nilai *input* pada orde ke-t

$b_c$  : Nilai *biases* pada *cell state*

Langkah ketiga adalah memperbarui *cell state* lama  $C_{t-1}$  ke dalam *cell state* baru  $C_t$ . Prosesnya yaitu dengan mengalikan *state* lama  $C_{t-1}$  dengan  $f_t$ , untuk menghapus informasi yang sudah ditentukan sebelumnya pada *forget gate*, kemudian ditambahkan dengan  $i_t * \hat{C}_t$ , yang merupakan nilai baru dan digunakan untuk memperbarui *state* (Qiu, Wang, dan Zhou, 2020).

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \hat{C}_t \quad (2.8)$$

Dimana:

$C_t$  : Nilai baru yang ditambahkan ke *cell state*

$f_t$  : *Forget gate*

$C_{t-1}$  : *Cell state* sebelum orde ke-t

$i_t$  : *Input gate*

$\hat{C}_t$  : Nilai baru yang ditambahkan ke *cell state*

Langkah terakhir adalah menentukan hasil *output* yang harus sesuai dengan *cell state* yang telah diproses terlebih dahulu. Pertama, lapisan sigmoid menentukan bagian dari *cell state* yang menjadi *output*. Kemudian, *output* dari *cell state* dimasukkan ke dalam lapisan *tanh* yang mengubah nilai menjadi antara -1 dan 1 dan dikalikan dengan sigmoid *gate*, agar *output* yang dihasilkan sesuai dengan apa yang ditentukan sebelumnya (Qiu, Wang, dan Zhou, 2020).

$$O_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (2.9)$$

Dimana:

- $O_t$  : *Output gate*
- $\sigma$  : Fungsi sigmoid
- $W_o$  : Nilai *weight* untuk *output gate*
- $h_{t-1}$  : Nilai *output* sebelum orde ke-t
- $x_t$  : Nilai *input* pada orde ke-t
- $b_o$  : Nilai *biases* pada *output gate*

Persamaan nilai *output* orde ke-t diuraikan sebagai berikut:

$$h_t = O_t * \tanh(C_t) \quad (2.10)$$

Dimana:

- $h_t$  : Nilai *output* orde ke-t.
- $O_t$  : *Output gate*.
- $\tanh$  : Fungsi tanh
- $C_t$  : *Cell state*.

## 2.6 Hyperparameter Optimizer

*Hyperparameter* adalah parameter yang terdapat pada model *neural network* yang telah ditetapkan di awal dan tidak berubah selama proses pelatihan (Michelucci, 2018). *Hyperparameter* yang umum digunakan pada *neural network* adalah:

1. Jumlah *hidden layer*.
2. Jumlah neuron atau *units* dalam *hidden layer*.
3. Jumlah *epoch* dan *batch size*.

4. Fungsi aktivasi.
5. *Dropout*.
6. dan lain sebagainya.

Untuk mendapatkan model *neural network* terbaik, diperlukan kombinasi parameter yang optimal. Pencarian kombinasi yang optimal membutuhkan waktu yang cukup lama karena harus melakukan pelatihan pada setiap kombinasi, sehingga diperlukan suatu metode untuk mencapai kombinasi yang optimal dengan sedikit mungkin jumlah pelatihan untuk mengurangi waktu. *Hyperparameter tuning* atau *hypertuning* menggunakan *early stopping* agar proses pembelajaran yang dilakukan oleh model berhenti ketika kondisi terpenuhi (Li, dkk. 2018).

## 2.7 Normalisasi Data

Untuk meminimalisir terjadinya *error*, maka perlu dilakukan normalisasi pada data dengan mengubah data aktual menjadi nilai dengan range *interval* [0,1]. Teknik normalisasi yang digunakan adalah *MinMaxScaler*. Adapun rumus normalisasi menggunakan *MinMaxScaler* adalah sebagai berikut:

$$x' = \frac{x - \min_x}{\max_x - \min_x} \quad (2.11)$$

Dimana:

- $x'$  : Hasil normalisasi
- $x$  : Data yang akan dinormalisasi
- $\min_x$  : Nilai minimum dari keseluruhan data
- $\max_x$  : Nilai maksimum dari keseluruhan data

## 2.8 Parameter Evaluasi

Evaluasi keakuratan prediksi pada tahap ini membuat mungkin untuk menentukan apakah model masih akurat atau memerlukan suatu revisi. Untuk mengevaluasi

akurasi dan peramalan kinerja model, penelitian ini menggunakan dua indeks evaluasi yaitu *Mean Square Error* (MSE) atau *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Adapun rumus untuk menghitung indeks ini adalah sebagai berikut.

*Mean Square Error* (MSE) adalah penjumlahan kuadrat *error* atau selisih antara nilai sebenarnya dengan nilai prediksi, serta membagi hasil penjumlahan tersebut dengan banyaknya waktu data peramalan, atau dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n} \quad (2.12)$$

Dimana:

$Y_i$  : Nilai data sebenarnya

$\hat{Y}_i$  : Nilai data prediksi

$n$  : Banyaknya data

*Root Mean Square Error* (RMSE) adalah akar dari penjumlahan kuadrat *error* atau selisih antara nilai sebenarnya dan nilai prediksi, serta membagi hasil penjumlahan tersebut dengan banyaknya waktu data peramalan, atau dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n}} \quad (2.13)$$

Dimana:

$Y_i$  : Nilai data sebenarnya

$\hat{Y}_i$  : Nilai data prediksi

$n$  : Banyaknya data

*Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) adalah nilai *absolute* dari persentase *error* data terhadap *mean* atau dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{|\hat{Y}_i - Y_i|}{Y_i}}{n} \times 100\% \quad (2.14)$$

Dimana:

$Y_i$  : Nilai data sebenarnya

$\hat{Y}_i$  : Nilai prediksi

n : Banyaknya data

Semakin kecil nilai MAPE maka semakin optimal model yang terbentuk dalam memprediksi. Nilai MAPE memiliki beberapa range nilai yang ditunjukkan pada tabel berikut (Chang, Wang, dan Liu, 2007).

Tabel 1. Range Nilai MAPE (Sumber: Chang, Wang, dan Liu, 2007)

| Nilai MAPE | Keterangan                      |
|------------|---------------------------------|
| < 10%      | Kemampuan peramalan sangat baik |
| 10 – 20%   | Kemampuan peramalan baik        |
| 20 – 50%   | Kemampuan peramalan wajar       |
| > 50%      | Kemampuan peramalan buruk       |

### III. METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada tahun akademik 2021/2022 – 2022/2023. Bertempat di Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung.

#### 3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data harian harga saham PT Unilever Indonesia Tbk. dengan kode saham UNVR periode Januari 2017 sampai Desember 2021 dengan jumlah 1262 data yang diperoleh dari laman <https://finance.yahoo.com/quote/UNVR.JK/history?p=UNVR.JK>. Berikut adalah data penelitian yang digunakan.

Tabel 2. Data Harian Harga Saham UNVR

| No   | Tanggal    | <i>Open</i> | <i>High</i> | <i>Low</i> | <i>Close</i> | <i>Adj Close</i> | <i>Volume</i> |
|------|------------|-------------|-------------|------------|--------------|------------------|---------------|
| 1    | 02/01/2017 | 7760        | 7760        | 7760       | 7760         | 6741             | 0             |
| 2    | 03/01/2017 | 7800        | 7840        | 7760       | 7765         | 6745             | 5014500       |
| 3    | 04/01/2017 | 7770        | 8070        | 7770       | 8040         | 6984             | 10642000      |
| 4    | 05/01/2017 | 8100        | 8110        | 8005       | 8110         | 7045             | 10493500      |
| 5    | 06/01/2017 | 8060        | 8190        | 7965       | 8120         | 7053             | 5400500       |
| ...  | ...        | ...         | ...         | ...        | ...          | ...              | ...           |
| 1258 | 24/12/2021 | 4090        | 4210        | 4080       | 4200         | 4128             | 11979500      |

|      |            |      |      |      |      |      |         |
|------|------------|------|------|------|------|------|---------|
| 1259 | 27/12/2021 | 4200 | 4230 | 4170 | 4210 | 4138 | 7238100 |
| 1260 | 28/12/2021 | 4210 | 4230 | 4180 | 4180 | 4109 | 7006900 |
| 1261 | 29/12/2021 | 4180 | 4190 | 4120 | 4120 | 4050 | 9030700 |
| 1262 | 30/12/2021 | 4130 | 4170 | 4110 | 4110 | 4040 | 7633100 |

dengan:

*Open* : Harga pembukaan

*High* : Harga tertinggi

*Low* : Harga terendah

*Close* : Harga penutupan

*Adj Close* : Harga penutupan yang disesuaikan

*Volume* : Jumlah transaksi saham

### 3.3 Metode Penelitian

Penelitian ini membangun model terbaik untuk memprediksi dan meramalkan harga saham UNVR menggunakan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dengan bantuan *software Python* yang didukung oleh Google Colab.

Adapun langkah-langkah yang dilakukan pada penelitian ini yaitu:

1. Melakukan penginputan data harian harga saham UNVR ke dalam Google Colab.
2. Melakukan visualisasi data untuk melihat plot sebaran pada data harian harga saham UNVR.
3. Memilih variabel *input* yang akan digunakan untuk membangun model.
4. Melakukan normalisasi data menggunakan *MinMaxScaler*.
5. Membagi data menjadi data *training* dan data *testing* dengan skema:
  1. 60% data *training* 40% data *testing*
  2. 70% data *training* 30% data *testing*
  3. 80% data *training* 20% data *testing*
6. Membangun model LSTM terbaik dengan penentuan parameter berdasarkan jumlah *units* pada *hidden layer*, *epoch* dan *batch size*.



7. Melakukan prediksi harga saham UNVR serta melihat perbandingan nilai hasil prediksi terhadap data aktual.
8. Melakukan evaluasi model prediksi dengan melihat nilai RMSE dan MAPE.
9. Melakukan peramalan untuk mendapatkan harga saham UNVR pada hari berikutnya menggunakan model dengan nilai *error* terkecil.

## V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan, berikut ini merupakan kesimpulan yang diperoleh pada penelitian ini:

1. Model LSTM dapat digunakan untuk memprediksi dan meramalkan harga saham UNVR menggunakan skema 70% dan 30% dengan input *layer* sebesar 60 *units*, 2 LSTM *layer* masing-masing 300 *units*, 150 *epoch* dan 16 *batch size*.
2. Model LSTM yang digunakan untuk melakukan peramalan harga saham UNVR memiliki nilai RMSE sebesar 115,32 dan MAPE sebesar 1,5%. Hal ini berarti bahwa tingkat akurasi dari model LSTM tersebut sebesar 98,5%.
3. Hasil peramalan harga saham UNVR menggunakan metode LSTM menunjukkan bahwa harga saham UNVR akan mengalami penurunan pada 03 Januari 2022 sampai 14 Februari 2022.

## DAFTAR PUSTAKA

- Arfan, A., dan Lussiana. 2019. Prediksi Harga Saham di Indonesia Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory. *SeNTIK* **3**(1): 225-230.
- Chang, P.C., Wang, Y.W., dan Liu, C.H. 2007. The Development of a Weighted Evolving Fuzzy Neural Network for PCB Sales Forecasting. *Expert Systems with Applications*. **32**(1): 86-96.
- Egam, G.E.Y., Ilat, V., dan Pangerapan, S. 2017. Pengaruh Return On Asset (ROA), Return On Equity (ROE), Net Profit Margin (NPM), dan Earning Per Share (EPS) Terhadap Harga Saham Perusahaan yang Tergabung dalam Indeks LQ45 di Bursa Efek Indonesia Periode Tahun 2013-2015. *Jurnal EMBA*. **5**(1): 105–114.
- Fahmi, I. 2015. *Pengantar Teori Portofolio dan Analisis Investasi*. Alfabeta, Bandung.
- Fausett, L. 1994. *Fundamentals of Neural Network: Achitectures, Algorithms, and Applications*. Prentice Hall. New Jersey.
- Feng, J., dan Lu, S. 2019. Performance Analysis of Various Activation Function in Artificial Neural Network. *Jurnal of Physics: Conference Series*. **1237** 022030.
- Gao, T., Chai, Y., dan Liu, Y. 2017. Applying Long Short Term Memory Neural Networks for Predicting Stock Closing Price, hlm. 575-578. Proceeding IEEE International Conference on Software Engineering and Service Science (ICSESS).

- Li, Lisha, K. Jamieson, A. Rostamizadeh, A. Talwakar. 2018. Hyperband: A Novel Bandit-Based Approach to Hyperparameter Optimazation. *Journal of Machine Learning Research*. **18**(185): 12-15.
- Michelucci, D. 2006. *Applied Deep Learning: A Case-Based Approach to Understanding Deep Neural Network*. Apress Berkeley. California.
- Muchlas dan Sutikno, T. 2007. Prediksi Harga Saham Berbasis Web Dengan Sistem Inferensi Fuzi Tsukamoto. *SNATI*. 27-31.
- Qiu, J., Wang, B., dan Zhou, C. 2020. Forecasting Stock Prices with Long-Short Term Memory Neural Network Based on Attention Mechanism. *PLoS ONE*. **15**(1).
- Tian, C., Ma, J., Zhang, C., dan Zhan, P. 2018. A Deep Neural Network Model for Short-Term Load Forecast Based on Long Short-Term Memory Network and Convolutional Neural Network. *Energies*. **11**.
- Yuniastari, N.L.A.K., Wirawan, I.G.P.W.W. 2014. Peramalan Permintaan Produk Perak Menggunakan Metode Simple Moving Average dan Eksponensial Smoothing. *Jurnal Sistem dan Informatika*. **9**(1): 97-106.