

**PERAMALAN HARGA PERAK DENGAN MENGGUNAKAN METODE
*LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM)***

(Skripsi)

Oleh

STEVANUS KENNY SARUMPAET



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

ABSTRAK

PERAMALAN HARGA PERAK DENGAN MENGGUNAKAN METODE *LONG SHORT TERM MEMORY (LSTM)*

Oleh

STEVANUS KENNY SARUMPAET

Perak merupakan logam yang memiliki banyak kegunaan dalam kehidupan manusia baik sebagai bahan industri, perhiasan, atau investasi. Perak menjadi pilihan alternatif investasi karena harga yang lebih murah dibanding emas dan dapat naik dalam keadaan tertentu. Harga perak yang cukup stabil mengalami penurunan karena COVID-19. Maka dari itu, akan dilakukan peramalan untuk melihat apakah harga perak akan kembali naik dan stabil. Dalam penelitian ini akan dilakukan peramalan harga perak menggunakan metode *Long Short Term Memory (LSTM)* pada periode tiga bulan berikutnya yaitu Januari 2023 hingga Maret 2023. Evaluasi dilakukan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*. Diperoleh nilai MAPE terbaik sebesar 0,0547. Hasil dari peramalan menunjukkan harga perak akan turun untuk sesaat dan kembali naik.

Kata Kunci: Perak, Peramalan, LSTM, MAPE

ABSTRACT

SILVER PRICE FORECASTING USING *LONG SHORT TERM MEMORY* (LSTM) METHOD

By

STEVANUS KENNY SARUMPAET

Silver is a metal that has many uses in human life such as industrial material, ornament, or investment. Silver is an alternative investment choice because the price is cheaper than gold and can increase under certain conditions. Silver prices, which were quite stable before, have decreased due to COVID-19. Therefore, forecasting will be carried out to see if the price of silver will rise again and stabilize. In this research, silver price forecasting will be carried out using the Long Short Term Memory (LSTM) method for the next three months, namely January 2023 to March 2023. Model evaluation will be carried out using the Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The best MAPE value that was obtained is 0,0547. The results of the forecast show that silver prices will fall for a short moment and then rise again.

Keywords: Silver, Forecasting, LSTM, MAPE

**PERAMALAN HARGA PERAK DENGAN MENGGUNAKAN METODE *LONG
SHORT TERM MEMORY* (LSTM)**

Oleh

STEVANUS KENNY SARUMPAET

Skripsi

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

Pada

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



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

Judul Skripsi : **Peramalan Harga Perak Dengan Menggunakan Metode *Long Short Term Memory* (LSTM)**

Nama Mahasiswa : **Stevanus Kenny Sarumpaet**

Nomor Pokok Mahasiswa : **1917031077**

Jurusan : **Matematika**

Fakultas : **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



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

Dian Kurniasari, S.Si., M.Sc
NIP. 19690305 199603 2 001

2. Ketua Jurusan Matematika

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

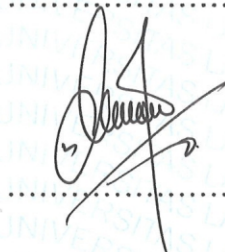
MENGESAHKAN

1. **Tim Penguji**

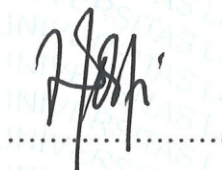
Ketua : Ir. Warsono, M.S. Ph.D.



Sekretaris : Dian Kurniasari, S.Si., M.Sc.



Penguji : Widiarti, S.Si., M.Si.



Bukan Pembimbing



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 : 4 Desember 2023

PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Saya bertanda tangan di bawah ini:

Nama : **Stevanus Kenny Sarumpaet**
Nomor Pokok Mahasiswa : **1917031077**
Jurusan : **Matematika**
Judul : **Peramalan Harga Perak Dengan Menggunakan Metode *Long Short Term Memory* (LSTM)**

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri dan semua tulisan yang tertuang dalam skripsi ini telah mengikuti kaidah karya penulisan ilmiah Universitas Lampung.

Bandar Lampung, 4 Desember 2023

Penulis,



Stevanus Kenny Sarumpaet

RIWAYAT HIDUP

Penulis bernama lengkap Stevanus Kenny Sarumpaet, anak kedua dari dua bersaudara yang dilahirkan di Bekasi pada tanggal 16 April 2001 dari pasangan Alm. Bapak Ober Sarumpaet dan Ibu Rientje Masita.

Penulis menempuh pendidikan di TK Eka Santi yang diselesaikan pada tahun 2007, kemudian melanjutkan sekolah di SDN 8 Jatiasih yang diselesaikan pada tahun 2013, kemudian melanjutkan sekolah di SMP Negeri 9 Bekasi, dan kemudian melanjutkan sekolah di SMA Negeri 6 Bekasi yang diselesaikan pada tahun 2019.

Pada tahun 2019 penulis terdaftar sebagai Mahasiswa Program Studi S1 Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu pengetahuan Alam Universitas Lampung melalui jalur SBMPTN.

Pada pertengahan tahun 2022, penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) selama 40 hari di Desa Gunung Mekar, kecamatan Jabung, Lampung Timur. Pada awal tahun 2022, penulis melaksanakan Kerja Praktik (KP) di PT. Astra Daihatsu Motor – Sunter Assembly Plant .

KATA INSPIRASI

*“But even if you should suffer for what is right, you are blessed. “Do not fear their threats; do not be frightened.”
(1 Peter 3: 14)*

*Knowing is not enough; we must apply.
Willing is not enough; we must do.
(Johann Wolfgang)*

*Pendidikan bukanlah persiapan untuk hidup; pendidikan adalah hidup itu sendiri.
(John Dewey)*

PERSEMBAHAN

Dengan mengucapkan puji syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa saya persembahkan skripsi ini dengan penuh ketulusan hati sebagai tanda cinta dan sayang kepada:

Ayah dan Ibu yang sudah berkorban banyak hal sehingga aku memiliki kesempatan untuk bahagia bersama kalian. Hanya karena doa dan didikan kalian yang membawaku bertahan dan kuat sampai sejauh ini.

Dosen-dosen yang telah menjadi orang tua kedua di kampus yang tak pernah lelah mengajarkan saya ilmu serta bimbingan dengan tulus dan ikhlas hingga saya berhasil mencapai gelar sarjana

Serta teman-temanku yang memberikan begitu banyak dukungan, doa, canda dan tawa dalam perkuliahaan. Semua hal yang sudah kita lewati akan kusimpan selalu.

SANWACANA

Puji syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa yang telah memberikan karunia serta kasihNya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “**Peramalan Harga Perak Dengan Menggunakan Metode *Long Short Term Memory (LSTM)***”.

Dalam proses penyusunan skripsi ini, banyak pihak yang telah membantu memberikan bimbingan, dukungan, motivasi, serta saran sehingga skripsi ini dapat terselesaikan. Untuk itu penulis ingin mengucapkan terima kasih yang tak terhingga kepada:

1. Bapak Ir. Warsono, M.S. Ph.D., selaku Pembimbing I dari awal sampai akhir terimakasih atas kesediaan waktu, saran, dan bimbingan selama proses penyusunan skripsi ini.
2. Ibu Dian Kurniasari, S.Si., M.Sc., selaku Pembimbing II dari awal sampai akhir terimakasih atas kesediaan waktu, saran, dan bimbingan selama proses penyusunan skripsi ini.
3. Ibu Widiarti, S.Si., M.Si., selaku Penguji yang telah bersedia memberikan kritik dan saran serta evaluasi kepada penulis sehingga dapat lebih baik lagi.
4. Bapak Drs. Eri Setiawan, S.Si., selaku dosen Pembimbing Akademik yang selalu bersedia memberikan kesediaan waktu, arahan, bimbingan, dan dukungan yang membangun dalam proses penyusunan skripsi ini.
5. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si., selaku Kepala 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, Staf Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
8. Ayah dan Ibu atas cinta, kasih sayang, dukungan dan selalu mendoakan kepada penulis dalam menyelesaikan perkuliahan.
9. Semua teman-teman sejurusan matematika 2019 yang telah membantu serta memberikan semangat kepada penulis.
10. 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, penulis mengharapkan masukan serta saran untuk dijadikan pelajaran kedepannya.

Bandar Lampung, 4 Desember 2023
Penulis,

Stevanus Kenny Sarumpaet

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR TABEL	vi
DAFTAR GAMBAR	vii
I. PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang Masalah.....	1
1.2. Tujuan Penelitian	3
1.3. Manfaat Penelitian	3
II. TINJAUAN PUSTAKA	4
2.1. Peramalan.....	4
2.2. Deret Waktu.....	5
2.3. <i>Data Mining</i>	5
2.4. <i>Machine Learning</i>	6
2.5. <i>Deep Learning</i>	7
2.6. <i>Recurrent Neural Network (RNN)</i>	8
2.7. <i>Long-Short Term Memory (LSTM)</i>	8
2.8. Ukuran Ketepatan Peramalan	12
III. METODOLOGI PENELITIAN	13
3.1. Waktu dan Tempat Penelitian	13
3.2. Data Penelitian.....	13
3.3. Metode Penelitian	14
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN	16
4.1 Proses <i>Long Short Term Memory (LSTM)</i>	16
4.2 Input Data.....	17
4.3 <i>Preprocessing Data</i>	17
4.3.1 Visualisasi Data	18
4.3.2 <i>Missing Value</i>	19
4.3.3 Transformasi Data	20

4.4	Pembagian Data <i>Training</i> , Data <i>Validation</i> , dan Data <i>Testing</i>	20
4.5	Membangun Model LSTM	21
4.6	Evaluasi Model LSTM.....	22
4.6.1	Evaluasi Model Skema Pertama	22
4.6.2	Evaluasi Model Skema Kedua.	23
4.6.3	Evaluasi Model Skema Ketiga.	24
4.7	Prediksi Harga Perak.....	24
4.7.1	Hasil Prediksi Skema Pertama.	25
4.7.2	Hasil Prediksi Skema Kedua	26
4.7.3	Hasil Prediksi Skema Ketiga.....	27
4.8	Peramalan.....	28
V.	KESIMPULAN	31
	DAFTAR PUSTAKA	32
	LAMPIRAN	

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
Tabel 1. Data Harga Perak.....	13
Tabel 2. Data Awal Harga Perak.....	16
Tabel 3. Data Input.....	17
Tabel 4. Pembagian Data.....	20
Tabel 5. Evaluasi Model LSTM	27

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
Gambar 1. Arsitektur <i>Recurrent Neural Network</i>	8
Gambar 2. Arsitektur <i>Long Short Term Memory</i>	9
Gambar 3 Diagram Alir Proses LSTM	15
Gambar 4. Plot Data Harga Perak.....	18
Gambar 5. <i>Missing Value</i> Data Harga Perak	19
Gambar 6. Algoritma Normalisasi Min Max.....	20
Gambar 7. <i>Hypertuning</i> Parameter LSTM.....	21
Gambar 8. Plot <i>Training Loss</i> dan <i>Validation Loss</i> Skema Pertama	22
Gambar 9. Plot <i>Training Loss</i> dan <i>Validation Loss</i> Skema Kedua.....	23
Gambar 10. Plot <i>Training Loss</i> dan <i>Validation Loss</i> Skema Ketiga.....	24
Gambar 11. Plot Prediksi dan Data Aktual Skema Pertama.....	25
Gambar 12. Plot Prediksi dan Data Aktual Skema Kedua	26
Gambar 13. Plot Prediksi dan Data Aktual Skema Ketiga.....	27
Gambar 14. Plot Data Aktual, Peramalan, dan Terbaru Skema Pertama	28
Gambar 15. Plot Data Aktual, Peramalan, dan Terbaru Skema Kedua.....	29
Gambar 16. Plot Data Aktual, Peramalan, dan Terbaru Skema Ketiga	30

I. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Perkembangan teknologi mengakibatkan perkembangan pada masa depan yang sangat bergantung pada teknologi dan perkembangan ini membantu untuk peramalan masa depan. Peramalan merupakan masalah yang menarik dan relevan yang menggabungkan kebutuhan untuk memahami informasi pada sebuah deret waktu dengan memprediksi masa depan yang paling mungkin menggunakan informasi tersebut (Hahn dkk., 2023).

Perak merupakan salah satu logam yang paling terkenal di dunia. Perak memiliki banyak kegunaan dalam kehidupan manusia seperti perhiasan yang menjadi pilihan alternatif dari emas yang memiliki harga cenderung lebih mahal sehingga tidak sedikit orang yang lebih memilih perhiasan perak dibandingkan emas. Karena sifat-sifat perak yang sama dengan emas sehingga membuat perak dapat menjadi investasi yang posisinya bersaing cukup kuat dengan emas. Harga perak cenderung stabil dan dapat meningkat dalam keadaan tertentu. Selama pandemi COVID-19 harga perak mengalami penurunan yang cukup signifikan dan kembali pulih seiring waktu. Sehingga harga perak pada saat ini telah kembali stabil. Dengan begitu, perlu dilakukan peramalan untuk harga perak ke depannya agar investor mengetahui kelayakan perak sebagai suatu investasi yang baik. Berdasarkan uraian tersebut, diperlukan peramalan harga perak untuk bulan Januari 2023 sampai dengan bulan Maret 2023 menggunakan data dari periode Januari 2013-Januari 2023 yang diperoleh dari *website* investing.com.

Deret waktu merupakan satu kumpulan dari observasi kuantitatif yang disusun dalam urutan kronologis. Data dikumpulkan secara beruntun berdasarkan urutan waktu yang dapat berupa jam, hari, minggu, bulan, tri wulan, dan tahun. Analisis deret waktu memiliki beberapa metode yang dapat digunakan untuk *forecasting* seperti *Auto Regressive* (AR), *Moving Average* (MA), dan *Auto Regressive Moving Average* (ARMA). Hingga saat ini, metode peramalan statistik linear banyak digunakan tapi sayangnya metode-metode ini hampir tidak mencapai hasil prediksi yang efektif untuk data deret waktu non linear dikarenakan asumsi dari model-model ini bahwa deret waktu bersifat konstan dan linear (Bezzar dkk., 2022).

Salah satu metode prediksi atau peramalan yang dapat digunakan pada deret waktu non linear adalah *Recurrent Neural Network* (RNN) yang merupakan arsitektur jaringan saraf yang bekerja menggunakan input yang diproses berulang-ulang dengan kelemahan tidak mampu menyimpan memori untuk jangka panjang sehingga mengakibatkan tertinggalnya informasi penting yang ada di awal. Untuk mengatasi kelemahan tersebut, dibuat arsitektur yang memanfaatkan gerbang untuk menyimpan informasi jangka panjang, yaitu *Long Short Term Memory* (LSTM) yang merupakan salah satu varian dari RNN. Keunggulan LSTM adalah terdapatnya tiga gerbang yaitu, *input gate*, *forget gate*, dan *output gate*. *Forget gate* berfungsi untuk menentukan informasi yang kurang dibutuhkan dan akan dihilangkan, *input gate* berfungsi untuk memilah dan menentukan informasi yang akan diperbarui, dan *output gate* berfungsi memutuskan hasil nilai *output*. Sehingga LSTM baik digunakan untuk melakukan peramalan data *time series* yang berjangka panjang. Metode ini dapat digunakan untuk peramalan pada data *time series* dimana data harga perak sendiri adalah data *time series*.

Penelitian terdahulu yang menggunakan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dilakukan oleh Kumar dkk. (2018) mengenai model peramalan untuk *Cloud Datacenters* yang memiliki akurasi MSE $3,17 \times 10^{-3}$. Kemudian Aldi dkk. (2018) melakukan penelitian tentang prediksi harga bitcoin yang memperoleh hasil yang baik dengan rata-rata tingkat akurasi MSE sebesar 93,5% terhadap data *testing*. Penelitian selanjutnya dilakukan Wiranda dan Sadikin (2019) untuk

memprediksi penjualan produk PT. Metiska Farma dengan akurasi MAPE sebesar 12%. Sen dkk. (2020) melakukan penelitian tentang peramalan harga beras yang menghasilkan akurasi RMSE 0,49 pada data *train* dan 0,27 pada data *testing*. Baru-baru ini oleh Pothuganti (2021) meneliti tentang prediksi pada *stock market exchange* yang memiliki nilai akurasi sebesar 97%.

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini akan menerapkan metode RNN yaitu LSTM menggunakan data harga perak berjangka untuk memprediksi harga perak di masa depan dengan judul untuk penelitian ini yaitu “Peramalan Harga Perak Dengan Menggunakan Metode *Long Short Term Memory* (LSTM)”.

1.2. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Melakukan prediksi harga perak menggunakan metode *Long Short Term Memory* untuk melihat performa model.
2. Melakukan peramalan harga perak di Indonesia pada periode tiga bulan berikutnya.

1.3. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Dapat memberikan pengetahuan mengenai LSTM sehingga menjadi referensi untuk penelitian selanjutnya.
2. Dapat menjadi referensi dan bahan pertimbangan untuk orang yang akan berinvestasi pada perak.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Peramalan

Peramalan merupakan suatu prediksi yang dilakukan untuk mendapatkan sebuah dugaan peristiwa yang akan terjadi di masa depan. Peramalan (*forecasting*) merupakan ilmu yang menggunakan data historis sebagai *input* untuk membuat dugaan atau perkiraan suatu informasi yang bersifat prediktif mengenai terjadinya suatu kejadian atau peristiwa di waktu yang akan datang. Ramalan bisa bersifat kualitatif, artinya tidak berbentuk angka, misalnya minggu depan akan turun hujan, hasil penjualan bulan depan akan meningkat, bulan depan pasar tekstil akan sepi dan lain sebagainya. Ramalan bisa bersifat kuantitatif, artinya berbentuk angka biasanya dinyatakan dalam bilangan.

Peramalan dapat dibedakan dari beberapa segi seperti jangka waktu. Menurut Makridakis dkk. (1999), terdapat beberapa kategori jangka waktu dalam peramalan, yaitu:

1. Peramalan jangka segera, peramalan untuk jangka waktu kurang dari satu bulan.
2. Peramalan jangka pendek, peramalan untuk jangka waktu antara satu bulan sampai tiga bulan.
3. Peramalan jangka menengah, peramalan untuk jangka waktu antara tiga bulan sampai dua tahun.
4. Peramalan jangka panjang, peramalan untuk jangka waktu lebih dari dua tahun.

2.2. Deret Waktu

Menurut Kirchgässner dkk. (2007), deret waktu merupakan satu kumpulan dari observasi kuantitatif yang disusun dalam urutan kronologis. Data dikumpulkan secara berurutan berdasarkan urutan waktu, bisa dalam jam, hari, minggu, bulan, kuartal, dan tahun. Analisis deret waktu dapat dilakukan untuk membantu dalam melakukan perencanaan ke depan. Untuk menentukan metode peramalan pada data deret waktu perlu diketahui pola dari data tersebut sehingga peramalan data dapat dilakukan dengan metode yang sesuai. Pola data dapat dibedakan menjadi empat jenis, yaitu pola musiman, siklis, *trend*, dan *irregular*.

2.3. Data Mining

Data mining merupakan suatu proses yang menggunakan berbagai macam alat analisis data untuk menemukan pola dan hubungan dalam data yang dapat digunakan untuk membuat prediksi yang valid (Edelstein, 1999). Data mining merujuk pada *extracting* atau "*mining*" informasi dari data yang berjumlah besar.

Langkah pertama dan paling mudah dalam data mining adalah menggambarkan data, menggambarkan data memiliki arti meringkas atribut (seperti rata-rata dan standar deviasi) statistik dari data tersebut, meninjau secara visual menggunakan grafik, dan mencari kemungkinan adanya hubungan yang berarti antar variabel. Langkah kedua adalah membuat model prediksi harus berdasarkan pola yang telah diketahui kemudian menguji model tersebut. Dengan langkah terakhir menguji secara empiris.

Data *preprocessing* merupakan salah satu tahap dalam data mining. Data mentah akan lebih dahulu diolah untuk menghilangkan beberapa permasalahan yang bisa mengganggu pemrosesan data seperti data yang tidak konsisten, data yang hilang,

atau data yang berulang. Terdapat beberapa teknik data *preprocessing*. Data *cleaning* dapat digunakan untuk menghilangkan *noise* dan memperbaiki inkonsistensi pada data. Transformasi data, seperti normalisasi dapat digunakan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dari algoritma (Han dkk., 2006). Salah satu normalisasi data yang sering digunakan adalah Normalisasi Min-Max. Normalisasi Min-Max merupakan teknik yang akan mentransformasi data linear pada data asli untuk menghasilkan nilai yang seimbang antara data sebelum dan sesudah proses. Berikut rumus dari normalisasi Min-Max (Wiranda dan Sadikin, 2019):

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (2.1)$$

Dimana:

- x' : Hasil tranformasi data
- x : Nilai data yang dilakukan tranformasi
- x_{min} : Nilai minimum pada data
- x_{max} : Nilai maksimum pada data

2.4. *Machine Learning*

Machine learning adalah salah satu aplikasi dari *artificial intelligence* yang fokus kepada pengembangan sebuah sistem yang mampu belajar tanpa harus diprogram berulang kali (Chazar. dan Widhiaputra, 2020). *Machine learning* ini sangat bergantung pada data untuk *training* dan *testing*. *Machine learning* terbagi menjadi tiga kategori yaitu, *supervised learning*, *unsupervised learning*, dan *reinforcement learning* (Roihan dkk., 2020).

Metode *supervised learning* didasarkan pada kumpulan sampel data yang memiliki label. Kumpulan sampel digunakan untuk meringkas karakteristik distribusi ukuran perilaku dalam setiap jenis aplikasi sehingga membentuk model perilaku dari data.

Dalam jenis pembelajaran *unsupervised learning*, sistem disediakan dengan beberapa input sampel tetapi tidak ada output yang hadir. Karena tidak ada output yang diinginkan di sini kategorisasi dilakukan sehingga algoritma membedakan dengan benar antara kumpulan data.

Reinforcement learning berasal dari teori belajar hewan. Pembelajaran ini tidak memerlukan pengetahuan sebelumnya, dapat secara mandiri mendapatkan kebijakan opsional dengan pengetahuan yang diperoleh melalui coba-coba dan terus berinteraksi dengan lingkungan yang dinamis.

2.5. *Deep Learning*

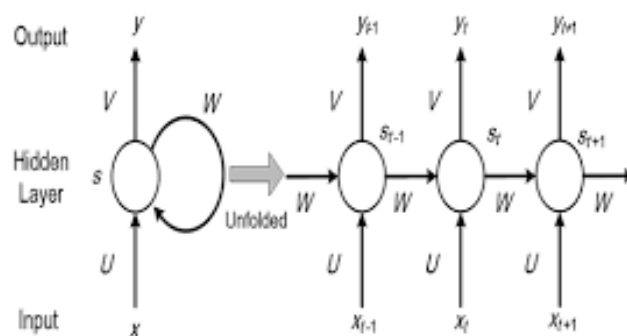
Pada akhir 1980, *neural networks* menjadi topik populer dalam bidang *machine learning* dan juga *artificial intelligence*, karena penemuan berbagai metode pembelajaran yang efisien dan struktur *network*. *Multilayer perceptron networks* yang dilatih oleh algoritma tipe *backpropagation*, *self-organizing maps*, dan *radial basis function networks* adalah beberapa contoh dari metode inovatif tersebut. Meskipun *neural networks* sukses digunakan pada banyak penerapan, ketertarikan akan penelitian di bidang ini kemudian menurun. Setelah itu, pada tahun 2006, *Deep Learning* (DL) diperkenalkan oleh Geoffrey E. Hinton, Simon Osindero, dan Yee-Whye I yang didasarkan pada konsep *artificial neural network*. Kemudian, *deep learning* menjadi topik yang populer yang menyebabkan penelitian *neural networks* kembali muncul, oleh karena itu, terkadang disebut sebagai “*new-generation neural networks*” (Sarker, 2021).

Menurut Deng dan Yu (2013), terdapat tiga alasan atas popularitas *deep learning*, yaitu peningkatan pesat kemampuan pemrosesan chip, peningkatan ukuran data *training* yang signifikan, dan kemajuan dalam *machine learning* dan penelitian pemrosesan sinyal/informasi.

2.6. Recurrent Neural Network (RNN)

Recurrent Neural Network (RNN) merupakan jaringan saraf berulang yang disusun agar dapat memproses data sekuensial seperti data *time series*. RNN dikatakan jaringan saraf berulang karena output dari hidden layer yang sebelumnya akan digunakan kembali sebagai data input bagi pemrosesan selanjutnya.

RNN ini terdiri dari *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Ciri khas dari RNN dalam melakukan suatu prediksi tidak hanya menggunakan input satu waktu saja namun membutuhkan masukan dan input sebelumnya, oleh karena itu antar input saling berhubungan dan dapat memberikan informasi ke hidden layer (Sen dkk., 2020). Satu kelemahan dari RNN adalah tidak mampu menyimpan memori secara jangka panjang yang mengakibatkan tertinggalnya informasi penting yang ada di awal.



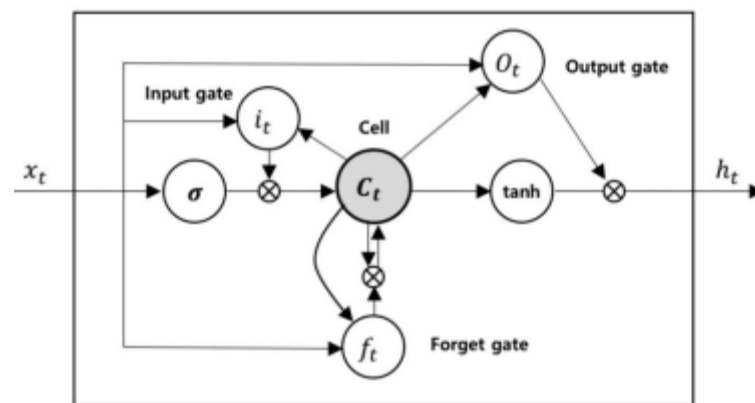
Gambar 1. Arsitektur *Recurrent Neural Network*
(Sumber: Firmansyah dkk., 2020)

2.7. Long-Short Term Memory (LSTM)

Long Short Term Memory (LSTM) adalah suatu pengembangan dari *neural network* yang dapat digunakan untuk pemodelan data *time series*. LSTM mampu mempelajari data mana yang akan disimpan dan mana yang akan dibuang, karena

setiap neuron LSTM memiliki beberapa gerbang yang mengatur memori dari tiap neuron itu sendiri. Sel LSTM mampu menghubungkan informasi sebelumnya dengan informasi selanjutnya dan keefektifan untuk menyimpan informasi yang panjang sangat diperlukan dalam mengolah data *time series*.

Menurut Wiranda dan Sadikin (2019), arsitektur LSTM terdiri dari *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Setiap sel memori dalam LSTM memiliki tiga lapisan *sigmoid* dan satu lapisan *tanh* dan pada satu sel memori tersusun dari tiga gerbang, yaitu *forget gate*, *input gate*, dan *output gate*.



Gambar 2. Arsitektur *Long Short Term Memory*
(Sumber: Chung, H. dan Shin, K. 2018)

Terdapat dua fungsi aktivasi yang digunakan pada jaringan saraf yaitu fungsi aktivasi *sigmoid* dan fungsi aktivasi *tanh* dimana fungsi aktivasi berfungsi untuk mengaktifkan atau tidak mengaktifkan neuron (Nwankpa dkk., 2018).

1. Fungsi aktivasi *sigmoid* mentransformasikan nilai antara -1 dan 1 menjadi nilai antara 0 dan 1. Fungsi ini memiliki persamaan sebagai berikut.

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.2)$$

2. Fungsi aktivasi *tanh* memiliki rentang -1 sampai 1 dan merupakan fungsi alternatif dari lapisan *sigmoid*. Fungsi ini memiliki persamaan sebagai berikut.

$$\text{Tanh}(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.3)$$

Berikut merupakan gerbang yang ada pada satu sel LSTM.

1. *Forget Gate*, gerbang ini berfungsi untuk menentukan informasi yang kurang dibutuhkan atau tidak terlalu bermakna yang akan dihilangkan menggunakan fungsi *sigmoid*. Dengan persamaan sebagai berikut.

$$f_t = \sigma(W_f * [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2.4)$$

Dimana:

- f_t : *Forget gate*
- σ : Fungsi *Sigmoid*
- W_f : 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 bias pada *forget gate*

2. *Input Gate*, gerbang ini akan memilah dan menentukan informasi tertentu yang akan diperbarui ke bagian *cell state* dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid*. Pada langkah ini juga membentuk kandidat vektor baru menggunakan fungsi *tanh*. Dengan persamaan sebagai berikut.

$$i_t = \sigma(W_i * [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2.5)$$

Dimana:

- i_t : *Input gate*
- σ : 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 bias pada *input gate*

Persamaan kandidat baru sebagai berikut.

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c * [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (2.6)$$

Dimana:

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

\tanh : Fungsi *tanh*

W_i : Nilai *weight* untuk *cell state*.

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

x_t : Nilai *input* pada orde ke-i

b_i : Nilai bias pada *cell state*

Setelah itu *cell state* yang lama akan diperbaharui menjadi *cell state* yang baru dengan persamaan.

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (2.7)$$

Dimana:

C_t : *Cell state*

f_t : *Forget gate*

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

i_t : *Input gate*

\tilde{C}_t : Nilai baru yang ditambahkan ke *Cell state*

3. *Output Gate*, gerbang ini berfungsi untuk memutuskan hasil nilai *output* pada *hidden state* dan menempatkan *cell state* pada *tanh* berdasarkan *input* dan memori blok. Setelah menghasilkan nilai *output sigmoid* dan nilai *output tanh* kedua hasil aktivasi dikalikan. Dengan persamaan sebagai berikut.

$$o_t = \sigma(W_o * [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (2.8)$$

Dimana:

o_t : *Output gate*

σ : 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 bias pada *output gate*

Dengan persamaan akhir sebagai berikut.

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (2.9)$$

Dimana:

h_t : Nilai *output* pada orde ke-t

o_t : *Output gate*

\tanh : Fungsi *tanh*

C_t : *Cell state*

2.8. Ukuran Ketepatan Peramalan

Pada sebagian besar peramalan, akurasi diperlakukan sebagai kriteria utama dalam memilih metode peramalan. Pada banyak kejadian, kata “*accuracy*” mengacu pada “*goodness-of-fit*”, yang pada akhirnya mengacu pada seberapa baik metode peramalan mampu mereproduksi data yang sudah diketahui. Pada model deret waktu memang memungkinkan untuk memakai bagian dari data yang sudah diketahui untuk meramalkan sisa data yang sudah diketahui. Pada peramalan, akurasi dari peramalan masa depan adalah yang paling penting. Untuk model, “*goodness-of-fit*” dari informasi model yang diketahui (kuantitatif dan kualitatif) yang harus diperhatikan (Makridakis dkk., 1999). Berikut merupakan salah satu metode menentukan akurasi model, yaitu:

1. MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*)

Persentase kesalahan rata-rata atau MAPE digunakan untuk mengukur ketepatan nilai dugaan model dengan menyatakannya dalam bentuk rata-rata persentase kesalahan mutlak. Jika ditulis secara sistematis sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |PE_i| \quad (2.10)$$

Dimana:

$$PE_i = \left(\frac{X_i - F_i}{X_i} \right) \times 100\%$$

X_i = Data aktual periode ke-i

F_i = Data ramalan periode ke-i

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada semester ganjil tahun akademik 2022/2023 di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

3.2. Data Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari <https://id.investing.com/commodities/silver> mengenai data harga historis perak berjangka selama 10 tahun terhitung sejak Januari 2013 sampai dengan Januari 2023 dalam skala mingguan. Data berjumlah 522 dan di *download* secara langsung dalam satu file berbentuk csv. Data berupa mata uang USD dengan satuan Troy Ons atau 31 gram.

Tabel 1. Data Harga Perak

Tanggal	Harga Penutupan	Harga Pembukaan	Harga Tertinggi	Harga Terendah
6/1/2013	30,408	30,235	30,950	29,860
13/1/2013	31,932	30,420	32,140	30,380
20/1/2013	31,206	31,925	32,485	31,125
...
18/12/2022	23,920	23,415	24,525	23,030
25/12/2022	24,040	24,050	24,495	23,645
1/1/2023	23,982	24,305	24,775	23,260

Tabel diatas memiliki empat variabel. Variabel harga pembukaan adalah nilai perak saat pasar dibuka kembali. Variabel harga tertinggi mengartikan harga tertinggi yang perak capai pada hari tersebut sedangkan variabel harga terendah berarti harga terendah perak pada hari tersebut. Variabel yang akan digunakan pada penelitian ini adalah variabel harga penutupan karena variabel penutupan merupakan harga terakhir perak setelah pasar tutup.

3.3. Metode Penelitian

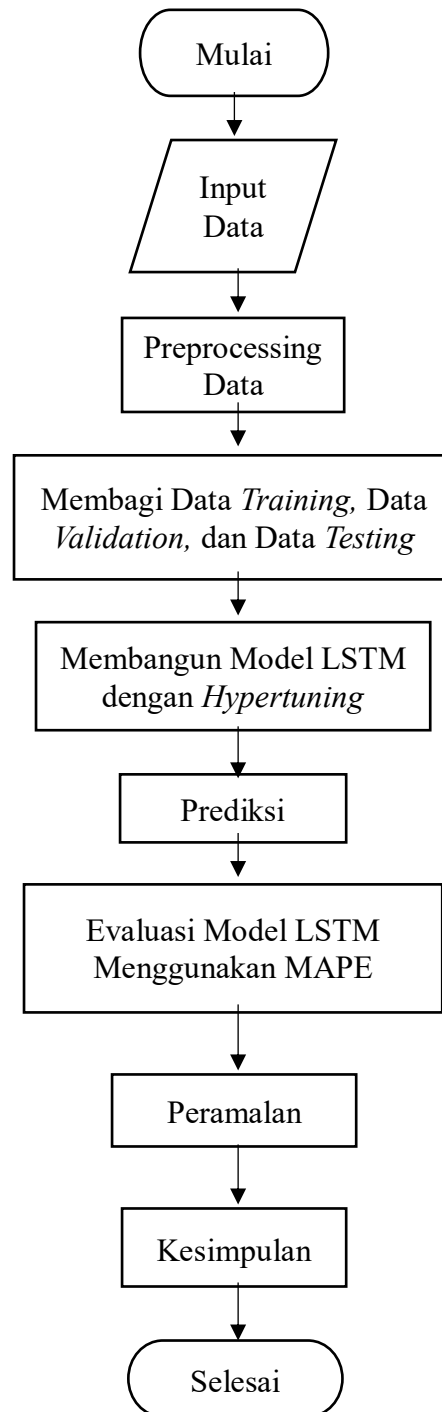
Pada penelitian ini akan memprediksi harga terakhir pada harga perak menggunakan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dengan bantuan *software* Python pada Google Colab.

Berikut langkah-langkah yang dilakukan pada penelitian ini:

1. Melakukan input data harga historis perak yang diperoleh dari *website* <https://id.investing.com/> dalam format *excel* ke dalam Google Colab menggunakan *upload function*.
2. Melakukan visualisasi data yang telah di *upload*.
3. Melakukan *preprocessing* data, melihat apakah ada *missing value* kemudian visualisasi data dan melakukan normalisasi data menggunakan *MinMaxNormalisasi* yang bertujuan agar setiap data memiliki bobot yang sama.
4. Membagi data menjadi data *training*, data *validation* dan data *testing* dengan skema.
 1. 70% data *training*, 20% data *validation*, dan 10% data *testing*.
 2. 75% data *training*, 20% data *validation*, dan 5% data *testing*.
 3. 80% data *training*, 15% data *validation*, dan 5% data *testing*
5. Membangun model LSTM dengan *hypertuning* untuk parameter model tersebut
6. Melakukan prediksi data menggunakan model LSTM yang terbaik.

7. Melihat plot data hasil prediksi dan data aktual dan akurasi menggunakan MAPE.
8. Melakukan peramalan menggunakan model terbaik.
9. Mengambil kesimpulan dari peramalan yang didapatkan.

Berikut merupakan diagram alir dari proses LSTM di atas.



Gambar 3 Diagram Alir Proses LSTM

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Prediksi harga perak akan dilakukan dengan parameter LSTM unit sebanyak 128, dropout sebesar 0,1, batch size sebanyak 8, dan epoch sebesar 200 menggunakan *early stopping*.
2. Berdasarkan nilai MAPE, model LSTM skema pertama memperoleh nilai MAPE sebesar 0,0626. Model LSTM skema kedua mendapatkan nilai MAPE sebesar 0,0618. Model LSTM skema ketiga mendapatkan nilai error terbaik yaitu, MAPE sebesar 0,0547. Melihat nilai MAPE yang kurang dari 10% dapat disimpulkan hasil prediksi berjalan dengan baik.
3. Hasil peramalan yang diperoleh untuk Januari 2023 sampai Maret 2023 menunjukkan harga perak akan menurun untuk sesaat dan kembali naik.

DAFTAR PUSTAKA

- Aldi, M.W.P., Jondri, dan Aditsania, A. 2018. Analisis dan Implementasi Long Short Term Memory Neural Network untuk Prediksi Harga Bitcoin. *e-Proceeding of Engineering*. **5**(2): 3548-3555.
- Bezzar, N.E., Laimeche. L., Mearoumia, A., dan Houam L. 2022. Data Analysis Based Time Series Forecast for Managing Household Electricity Consumption. *Demonstratio Mathematica*. **55**(1):900-921.
- Chazar, C. dan Widhiaputra, B.E. 2020. Machine Learning Diagnosis Kanker Payudara Menggunakan Algoritma Support Vector Machine. *INFORMASI (Jurnal Informatika dan Sistem Informasi)*. **12**(1): 67-80.
- Chung, H. dan Shin, K. 2018. Genetic Algorithm-Optimized Long Short-Term Memory Network for Stock Market Prediction. *Sustainability*. **10**: 1-18.
- Deng, L dan Yu, D. 2014. *Deep Learning: Methods and Applications*. Now Publishers, Redmond.
- Edelstein, H.A. 1999. *Introduction to Data Mining and Knowledge Discovery*. Two Crows Corporation, Potomac.
- Firmansyah, M.A., Ilyas, R., dan Kasyidi, F. 2020. Klasifikasi Kalimat Ilmiah Menggunakan Recurrent Neural Network. *Industrial Research Workshop and National Seminar*. **11**(1): 488-495.
- Hahn, Y., Langer, T., Meyes, R., and Melsen, T. 2023. Time Series Dataset Survey with Deep Learning. *Forecasting*. **5**(1):315-335.

- Han, J., Kamber, M., dan Pei, J. 2006. *Data Mining: Concepts and Techniques*. Morgan Kaufmann, Boston.
- Kirchgässner, G. dan Wolters, J. 2007. *Introduction to Modern Time Series Analysis*. Springer, New York.
- Kumar, J., Goomer, R., dan Singh, A.K. 2018. Long Short Term Memory Recurrent Neural Network (LSTM-RNN) Based Workload Forecasting Model For Cloud Datacenters. *Procedia Computer Science*. **125**:676-682.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., dan McGee, V.E. 1999. *Forecasting: Methods and Applications*. John Wiley dan Sons, New York.
- Nwankpa, C., Winifred, I., Anthony, G., dan Stephen, M. 2018. Activation Functions: Comparison of trends in Practice and Research for Deep Learning. *Computer Science*. 124-133.
- Pothuganti. 2021. Long Short-Term Memory (LSTM) Algorithm Based Prediction of Stock Market Exchange. *International Journal of Research Publication and Reviews*. **2**(1): 90-93.
- Roihan, A., Sunarya, P.A., dan Rafika, A.S. 2020. Pemanfaatan Machine Learning dalam Berbagai Bidang: Review paper. *Indonesian Journal on Computer and Information Technology*. **5**(1): 75-82.
- Sarker, I.H. 2021. Deep Learning: A Comprehensive Overview on Techniques, Taxonomy, Applications and Research Directions. *SN Comput Sci*. **2**(6): 420.
- Sen, S., Sugiarto, D., dan Rochman, A. 2020. Komparasi Metode Multilayer Perceptron (MLP) dan Long-Short Term Memory (LSTM) dalam Peramalan Harga Beras. *Jurnal Teknik Informatika*. **11**(1): 35-41.
- Wiranda, L. dan Sadikin, M. 2019. Penerapan Long Short Term Memory Pada Data Time Series Untuk Memprediksi Penjualan Produk PT. Metiska Farma. *Pendidikan Teknik Informatika*. **8**(3): 184-196.