

**ANALISIS PERAMALAN HARGA KOPI ROBUSTA LONDON DENGAN
MENGUNAKAN *RECURRENT NEURAL NETWORK – LONG SHORT
TERM MEMORY* (RNN – LSTM)**

Skripsi

Oleh

**FERZY TRYANDA NOSA
NPM 1817031088**



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
2022**

ABSTRACT

ROBUSTA LONDON COFFEE PRICE FORECASTING ANALYSIS USING RECURRENT NEURAL NETWORK – LONG SHORT TERM MEMORY (RNN – LSTM)

By

FERZY TRYANDA NOSA

Coffee price forecasting has a very important role in preventing price fluctuations at a time. Therefore, a method that can be used to forecast the price of coffee. This study discusses the analysis of coffee price forecasting using the Recurrent Neural Network – Long Short Term Memory (RNN – LSTM) method. In this study will be determined the best LSTM model that aims to get the results of forecasting the price of Robusta London coffee with the value of Root Mean Square Error (RMSE) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) as small as possible. Using the LSTM model with units of 128 and a dropout of 0.1, it was obtained the results of forecasting the price of Robusta London coffee which has a value of RMSE of 1,303 and MAPE of 3.53%. Therefore, the LSTM model can be used to forecast the price of Robusta London coffee with an accuracy rate of 96.47%.

Keywords : Coffee price forecasting, LSTM, Units, Dropout, RMSE, and MAPE.

ABSTRAK

ANALISIS PERAMALAN HARGA KOPI ROBUSTA LONDON DENGAN MENGUNAKAN *RECURRENT NEURAL NETWORK – LONG SHORT TERM MEMORY* (RNN – LSTM)

Oleh

FERZY TRYANDA NOSA

Peramalan harga kopi memiliki peranan yang sangat penting dalam pencegahan terjadinya fluktuasi harga di suatu waktu. Maka dari itu, dibutuhkan sebuah metode yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan harga kopi. Penelitian ini membahas tentang analisis peramalan harga kopi menggunakan metode *Recurrent Neural Network – Long Short Term Memory* (RNN – LSTM). Dalam penelitian ini akan ditentukan model LSTM terbaik yang bertujuan untuk mendapatkan hasil peramalan harga kopi robusta London dengan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sekecil-kecilnya. Dengan menggunakan model LSTM dengan *units* sebesar 128 dan *dropout* sebesar 0,1, maka didapatkan hasil peramalan harga kopi robusta London yang memiliki nilai RMSE sebesar 1,303 dan MAPE sebesar 3,53%. Oleh sebab itu, model LSTM mampu digunakan untuk melakukan peramalan harga kopi robusta London dengan tingkat akurasi sebesar 96,47%.

Kata kunci : Peramalan harga kopi, LSTM, *Units*, *Dropout*, RMSE, dan MAPE.

**ANALISIS PERAMALAN HARGA KOPI ROBUSTA LONDON DENGAN
MENGUNAKAN *RECURRENT NEURAL NETWORK – LONG SHORT
TERM MEMORY* (RNN – LSTM)**

Oleh

FERZY TRYANDA NOSA

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
2022**

Judul Skripsi : **ANALISIS PERAMALAN HARGA KOPI ROBUSTA LONDON DENGAN ENGGUNAKAN RECURRENT NEURAL NETWORK – LONG SHORT TERM MEMORY (RNN – LSTM)**

Nama Mahasiswa : **Ferzy Tryanda Nosa**

Nomor Pokok Mahasiswa : 1817031088

Jurusan : Matematika

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



Pembimbing I

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

Pembimbing II

Amanto, S.Si., M.Si.
NIP 19730314 200012 1 002

2. Ketua Jurusan Matematika FMIPA

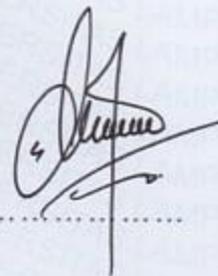
Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.
NIP 19740316 200501 1 001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua Penguji

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



Sekretaris

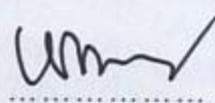
: **Amanto, S.Si., M.Si.**



Penguji

Bukan Pembimbing

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



2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



Dr. Eng. Surtpto Dwi Yuwono, S.Si., M.T.
NIP-19740705 200003 1 001



Tanggal Lulus Ujian Skripsi : **13 April 2022**

PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : **Ferzy Tryanda Nosa**
Nomor Pokok Mahasiswa : **1817031088**
Jurusan : **Matematika**
Judul Skripsi : **ANALISIS PERAMALAN HARGA KOPI
ROBUSTA LONDON DENGAN
MENGUNAKAN *RECURRENT NEURAL
NETWORK – LONG SHORT TERM MEMORY*
(RNN – LSTM)**

Dengan ini menyatakan bahwa apa yang tertulis dalam karya ilmiah ini adalah hasil karya sendiri berdasarkan pengetahuan dan informasi yang telah saya dapatkan. Karya ilmiah ini tidak berisi material yang telah dipublikasikan sebelumnya atau dengan kata lain hasil plagiat karya orang lain.

Demikian pernyataan ini saya buat dan dapat dipertanggungjawabkan. Apabila di kemudian hari terdapat kecurangan dalam karya ilmiah ini, maka saya siap mempertanggungjawabkannya.

Bandar Lampung, 2 Maret 2022

Yang menyatakan,



Ferzy Tryanda Nosa

NPM. 1817031088

RIWAYAT HIDUP



Ferzy Tryanda Nosa lahir di Kota Jambi pada 3 Agustus 1999. Penulis merupakan anak ketiga dari empat bersaudara pasangan Bapak Syaiful Bahri, S.H. (Alm) dan Ibu Yohana, S.H. (Almh).

Penulis menempuh pendidikan pertamanya di Taman Kanak-Kanak Adhyaksa 1 Jambi pada tahun 2004-2005 dan melanjutkan pendidikan dasar di SD Adhyaksa 1 Jambi pada tahun 2005, kemudian pindah ke SD Negeri 1 Rawa Laut Bandar Lampung pada tahun 2006-2011. Selanjutnya, penulis melanjutkan jenjang pendidikannya di SMP Negeri 9 Bandar Lampung pada tahun 2011-2014. Kemudian, penulis melanjutkan lagi jenjang pendidikannya di SMA Negeri 1 Bandar Lampung pada tahun 2014-2017. Setelah itu penulis diterima sebagai mahasiswa Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung melalui jalur Seleksi Bersama Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SBMPTN) pada tahun 2018.

Selama menjadi mahasiswa, penulis aktif di beberapa kegiatan di antaranya:

1. Pada tahun 2018 penulis menjadi anggota Generasi Muda (Garuda) Badan Eksekutif Mahasiswa (BEM) Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) Universitas Lampung (Unila) sebagai Jenderal.
2. Pada tahun 2018 penulis menjadi anggota magang bidang Kaderisasi di UKMF Natural FMIPA Unila.
3. Pada bulan Januari – Juni 2019 penulis menjadi pengurus UKMF Natural FMIPA Unila dan menjabat sebagai Sekretaris Bidang (Sekbid) Kaderisasi.

Kemudian, pada bulan Juli – Desember 2020 saya naik jabatan menjadi Kepala Bidang (Kabid) Kaderisasi.

4. Pada bulan Januari – Desember 2021 penulis menjadi Pemimpin Umum UKMF Natural FMIPA Unila.
5. Pada bulan Januari – Desember 2021 penulis menjadi Sekjen Aliansi Pers Mahasiswa Lampung (APML).
6. Pada bulan Januari – Februari 2021 penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata di Kelurahan Bukit Kemiling Permai, Kecamatan Kemiling, Kota Bandar Lampung, Provinsi Lampung.
7. Pada bulan Juli 2021 penulis diterima pada program Praktik Kerja Lapangan (PKL) di Otoritas Jasa Keuangan (OJK) yang ditempatkan pada Departemen Pengawasan Pasar Modal 1B (DPM 2).

PERSEMBAHAN

Dengan mengucapkan rasa syukur kehadirat Allah SWT yang Maha Kuasa, saya persembahkan karya kecil ini dengan penuh ketulusan hati sebagai tanda cinta dan sayang kepada:

Dua orang yang paling berharga bagi hidup saya, Bapak Syaiful Bahri, S.H. (Alm) dan Ibu Yohana, S.H. (Almh) yang telah memberikan kasih sayang, dukungan, motivasi, serta melindungi saya dengan do'a yang ibu dan ayah panjatkan setiap saat hingga langkah saya selalu diringankan dan dimudahkan hingga saat ini;

Kakak dan adikku tercinta, yaitu Reshky Thofan Doriaz, S.Pd., Farissa Yania Fithry, dan Tanty Sukma Aryanti serta seluruh keluarga besar yang senantiasa memberikan dukungan selama saya menempuh pendidikan hingga sampai di tahap 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;

Teman-teman yang telah berjuang bersama dari awal sampai saat ini dan seterusnya, serta selalu mendukung saya dalam setiap perjalanan hidup saya;

Almamater tercinta, Universitas Lampung

KATA INSPIRASI

Bergeraklah selagi bisa, istirahatlah jika lelah, tapi jangan pernah berpikir untuk berhenti
(Penulis)

Jika kau menginginkan sesuatu, maka kejarlah bukan diimpikan
(Penulis)

“Janganlah kamu bersikap lemah, dan janganlah kamu bersedih hati, padahal kamu adalah orang-orang yang paling tinggi derajatnya, jika kamu orang-orang yang beriman”
(Q.S. Ali-Imran: 139)

SANWACANA

Assalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh

Puji syukur saya haturkan kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan nikmat, rahmat, hidayah, serta pertolongan-Nya kepada penulis sehingga skripsi ini dapat diselesaikan.

Skripsi dengan judul “**Analisis Peramalan Harga Kopi Robusta London dengan Menggunakan *Recurrent Neural Network – Long Short Term Memory (RNN – LSTM)***” dibuat sebagai bentuk pertanggungjawaban penulis selama menempuh pendidikan S1 dan merupakan salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Matematika (S.Mat.) di Universitas Lampung.

Penulis menyadari bahwa selama proses penulisan skripsi ini masih jauh dari kata sempurna. Proses penyusunan skripsi ini tentu tidak luput dari pengarahan, kritik, saran, dukungan, serta bimbingan dari berbagai pihak sehingga dapat terselesaikan pada waktu yang tepat. Dalam kesempatan ini, penulis menyampaikan rasa hormat dan ucapan terima kasih kepada:

1. Kedua orang tua, Bapak Syaiful Bahri, S.H. (Alm) dan Ibu Yohana, S.H. (Almh), kakak, dan adik tercinta yang senantiasa memberikan dukungan, semangat, motivasi, serta do'a yang tulus dan ikhlas sehingga menemani perjalanan hidup penulis hingga saat ini;
2. Tata dan Bang Denton yang telah menjadi tempat untuk menemukan jati diri bagi penulis;
3. Om, tante, kakak-kakak sepupuku, dan keluarga besar yang senantiasa menyemangati penulis untuk menggapai cita-cita;

4. Annisa Syifa Sugaryadi, terimakasih karena sudah memberi semangat dan motivasi penulis sehingga bisa menyelesaikan Skripsi tepat pada waktunya;
5. Ibu Dian Kurniasari, S.Si., M.Sc., selaku Pembimbing I yang telah ikhlas memberikan waktu dan tenaganya untuk membimbing dan mengarahkan penulis selama proses penelitian dan penyusunan skripsi;
6. Bapak Amanto, S.Si., M.Si., selaku Pembimbing II yang telah memberikan arahan, masukan, kritik, dan saran kepada penulis selama melaksanakan penelitian dan penyusunan skripsi;
7. Bapak Ir. Warsono, M.S., Ph.D., selaku Pembahas yang telah memberikan masukan, kritik, dan saran kepada penulis demi kesempurnaan dalam penelitian maupun penyusunan skripsi;
8. Bapak Subian Saidi, S.Si., M.Si., selaku dosen pembimbing akademik yang senantiasa memberikan saran dan bimbingan selama penulis mengemban pendidikan di bangku perkuliahan;
9. Seluruh Dosen Jurusan Matematika FMIPA Universitas Lampung yang telah memberikan ilmu yang bermanfaat di bangku perkuliahan dan mengantarkan saya mencapai gelar sarjana;
10. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si., selaku Ketua Jurusan Matematika FMIPA Universitas Lampung;
11. Bapak Dr. Eng. Suropto Dwi Yuwono, M.T., selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung;
12. Bapak Prof. Dr. Karomani, M.Si., selaku Rektor Universitas Lampung;
13. Teman-teman Kelas C Matematika Angkatan 2018 yang menjadi rekan seperjuangan selama perkuliahan;
14. UKMF Natural FMIPA Unila yang telah menjadi tempat untuk berkembang di bidang non akademik bagi penulis;
15. Almamater tercinta, Universitas Lampung;
16. Teman-teman seperjuangan skripsi (Zaenal, Farrel, Vira, Maydia, Virda, Putri, Alifiah, Dalfa, Sulis, Fia, Febi, Joshua, Oktina, dan Rekti) yang selalu memberikan dukungan kepada penulis;

17. Teman-teman di UKMF Natural FMIPA Unila yang telah memberikan pengalaman terbaik selama penulis menjalani perkuliahan;
18. Teman-teman KKN Bukit Kemiling Permai (Putri, Anya, Nisa, dan Dewi) yang telah kebersamai ketika belajar di lingkungan masyarakat;
19. Maulana Yusuf sebagai teman PKL bersama di OJK;
20. Bu Dena, Bu Yanti, Pak Aryo, dan Bu Dea yang telah memberikan pengalaman dan pembelajaran yang sangat bermanfaat bagi penulis selama PKL di OJK;
21. Teman-teman seperjuangan Matematika Angkatan 2018 yang namanya tidak bisa disebutkan satu per satu, terimakasih untuk rasa kekeluargaan yang terjalin selama ini;
22. Orang-orang yang bertanya “ *kapan skripsinya selesai?, kapan wisudanya?, semester berapa target bisa lulus?, bisa nggak kira-kira lulus tahun ini?* ”, terima kasih telah mendorong saya sehingga saya bisa berada di titik ini;

Semoga Allah SWT senantiasa memberikan rahmat, kasih sayang, dan kebahagiaan kepada semua yang telah membantu penulis menyelesaikan penelitian dan penyusunan skripsi ini. Penulis menyadari bahwa ini jauh dari kata sempurna, namun penulis berharap semoga skripsi ini dapat berguna dan bermanfaat bagi pembaca. Akhirnya, dengan mengucap Alhamdulillah, penulis dapat menyelesaikan skripsi pada waktu yang tepat.

Bandar Lampung, 9 Mei 2022

Penulis,

Ferzy Tryanda Nosa

DAFTAR ISI

	Halaman
SAMPUL DEPAN	i
ABSTRAK	iii
SAMPUL DALAM	iii
LEMBAR PENGESAHAN	vi
PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA	vii
RIWAYAT HIDUP	vi
PERSEMBAHAN	x
KATA INSPIRASI	xi
SANWACANA	xi
DAFTAR ISI	xiv
DAFTAR TABEL	xvii
DAFTAR GAMBAR	xviii
DAFTAR ALGORITMA	xix
I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang dan Masalah.....	1
1.2 Tujuan Penelitian	3
1.3 Manfaat Penelitian	3
II. TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Peramalan.....	5
2.2 <i>Data Mining</i>	6
2.3 <i>Machine Learning</i>	7
2.4 <i>Artificial Neural Network (ANN)</i>	8

2.5 <i>Recurrent Neural Network</i> (RNN).....	10
2.6 <i>Long Short Term Memory</i> (LSTM).....	11
2.7 Validasi Model.....	19
2.8 Analisis	20
III. METODOLOGI PENELITIAN	21
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian	21
3.2 Data Penelitian	21
3.3 Metode Penelitian	21
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN	24
4.1 Proses <i>Long Short Term Memory</i> (LSTM)	24
4.2 <i>Input Data</i>	25
4.3 Visualisasi Data	25
4.4 <i>Preprocessing Data</i>	26
4.4.1 <i>Scaling Data</i> Menggunakan <i>MinMaxScaler</i>	27
4.4.2 Pembagian Data <i>Training</i> dan Data <i>Testing</i>	28
4.5 Membangun / <i>Building Model LSTM</i>	29
4.6 Prediksi Harga Pada Indeks Terakhir Kopi Robusta London	30
4.7 Validasi Model LSTM Menggunakan RMSE dan MAPE.....	34
4.8 Peramalan Harga Pada Indeks Terakhir Kopi Robusta London	35
V. KESIMPULAN	37
DAFTAR PUSTAKA	38
LAMPIRAN.....	40

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Data Awal	24
2. Data <i>Input</i>	25
3. <i>Scaling Data</i>	28
4. Perbandingan Data Asli dengan Data Prediksi	32
5. Hasil Peramalan Harga Pada Indeks Terakhir Kopi Robusta London.....	35

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Model Arsitektur ANN	9
2. Model Arsitektur RNN	11
3. Struktur LSTM.....	12
4. Grafik Fungsi Sigmoid.....	13
5. Grafik Fungsi tanh	14
6. Struktur LSTM untuk <i>Forget Gate</i>	15
7. Struktur LSTM untuk <i>Input Gate</i>	16
8. Struktur LSTM untuk <i>Cell State</i>	17
9. Struktur LSTM untuk <i>Output Gate</i>	18
10. Diagram Alir Metode Penelitian	23
11. Plot Data Histori Kopi Robusta London	26
12. <i>Min-Max Scaling</i>	27
13. <i>Building</i> Model LSTM.....	30
14. Plot Hasil Prediksi Harga Kopi Robusta London	32
15. Validasi Model LSTM	34
16. Plot Hasil Peramalan Harga Kopi Robusta London.....	36

DAFTAR ALGORITMA

Algoritma	Halaman
1. Plot Data Histori Kopi Robusta London	26
2. <i>Scaling Data</i>	28
3. <i>Data Training</i> dan <i>Data Testing</i>	29
4. <i>Building</i> Model LSTM.....	30
5. Prediksi Harga Kopi.....	31

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang dan Masalah

Sebagian besar aktivitas dalam kehidupan sehari-hari berhubungan dengan ilmu matematika dan statistik. Beragam manfaat yang ditimbulkan dengan adanya ilmu ini, salah satunya yaitu untuk memperkirakan suatu kejadian yang mungkin terjadi di masa depan atau biasa disebut dengan prediksi atau peramalan.

Menurut Utami dan Darsyah (2015), prediksi atau peramalan merupakan ilmu yang digunakan untuk memperkirakan kejadian di masa depan, sehingga hasil dari peramalan dapat digunakan oleh pemangku kebijakan dalam mengambil kebijakan strategis untuk menyelesaikan permasalahan di masa yang akan datang. Saat melakukan peramalan diperlukan suatu metode yang tepat agar menghasilkan nilai *error* yang seminim mungkin.

Kopi adalah minuman hasil seduhan biji kopi yang telah disangrai dan dihaluskan menjadi bubuk. Menurut Rahardjo (2012), ada empat jenis kelompok kopi yang dikenal, yaitu kopi arabika, kopi robusta, kopi liberika, dan kopi ekselsa. Kopi juga merupakan komoditas rakyat yang sudah cukup lama dibudidayakan dan mampu menjadi sumber nafkah bagi banyak petani kopi di dunia. Selain sebagai sumber penghasilan rakyat, saat ini kopi menjadi komoditas unggulan ekspor dan sumber pendapatan devisa negara. Meskipun demikian, komoditas kopi seringkali mengalami fluktuasi harga sebagai akibat ketidakseimbangan antara permintaan dan persediaan kopi di

pasar dunia. Dengan adanya fluktuasi tersebut, maka dibutuhkan suatu metode peramalan agar mampu meramalkan harga jual kopi di masa yang akan datang. Fakta ini didukung berdasarkan Data Histori Kopi Robusta London Periode Januari 2008 - Oktober 2021 yang diperoleh dari *website investing.com* menunjukkan bahwa harga kopi yang tidak stabil. Keputusan penentuan harga jual merupakan suatu masalah yang harus dicari penyelesaiannya. Karena apabila kita menentukan harga terlalu tinggi maka akan menyulitkan penjualan, begitupula sebaliknya jika harga terlalu rendah maka dapat menyebabkan kerugian bagi petani kopi.

Salah satu metode yang dapat digunakan ialah *Long Short Term Memory* (LSTM) yang merupakan pengembangan dari *Recurrent Neural Network* (RNN), karena berdasarkan penelitian Gao, dkk (2018) tentang prediksi pergerakan saham pada hari berikutnya menggunakan metode *Moving Average* (MA) menghasilkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 40,9691, *Exponential Moving Average* (EMA) menghasilkan nilai RMSE sebesar 24,6726, *Support Vector Machine* (SVM) menghasilkan nilai RMSE sebesar 21,8863, dan LSTM menghasilkan nilai RMSE sebesar 20,4688. Lalu, dalam penelitian Susanti dan Adji (2020) tentang prediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk memprediksinya dan memperoleh kesimpulan bahwa model yang didapatkan tidak dapat digeneralisasi untuk periode yang terlalu jauh. Tujuan digunakannya LSTM ini ialah untuk menghindari permasalahan tersebut dan mampu menghasilkan nilai RMSE sekecil-kecilnya untuk memprediksi harga kopi.

Menurut Wiranda dan Sadikin (2019), untuk memecahkan permasalahan kesulitan memprediksi tersebut, kita bisa menggunakan metode *Recurrent Neural Network – Long Short Term Memory* (RNN-LSTM). Dengan digunakannya metode ini akan memfokuskan tujuan untuk membuat prediksi yang akurat terhadap suatu variabel. Peramalan terbaik didasarkan pada tingkat kesalahan, di mana semakin kecil tingkat kesalahan yang dihasilkan

maka semakin tepat sebuah metode yang digunakan dalam meramalkan. Perhitungan tingkat kesalahan yang digunakan adalah *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

Berdasarkan pemaparan diatas, peneliti tertarik untuk mengetahui seberapa akurat metode RNN-LSTM dalam memprediksi pergerakan harga Kopi Robusta London. Oleh karena itu, peneliti mengangkat judul untuk penelitian ini yaitu “Analisis Peramalan Harga Kopi Robusta London Dengan Menggunakan *Recurrent Neural Network – Long Short Term Memory* (RNN – LSTM).”

1.2 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mendapatkan arsitektur jaringan terbaik yang diperoleh dari metode RNN – LSTM pada Data Histori Kopi Robusta London.
2. Mengetahui seberapa besar nilai RMSE dan MAPE yang dihasilkan dari metode RNN – LSTM dalam melakukan peramalan harga terakhir atau penutupan pada data Histori Kopi Robusta London.
3. Menganalisis hasil peramalan harga terakhir atau penutupan pada data Histori Kopi Robusta London yang dihasilkan dari metode RNN – LSTM.

1.3 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari dilakukannya penelitian ini adalah:

1. Penelitian ini diharapkan bisa dijadikan sebagai sarana pengembangan minat keilmuan, terkhusus di bidang prediksi/peramalan harga suatu barang dengan menggunakan metode RNN – LSTM.

2. Penelitian ini dapat dijadikan bahan referensi bagi para petani kopi untuk menentukan harga jual selanjutnya di masa yang akan datang.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Peramalan

Peramalan atau *forecasting* merupakan salah satu ilmu pengetahuan yang berfungsi untuk memperkirakan suatu kejadian di masa depan dengan melakukan pengujian pada data di masa lalu. Menurut Auliasari, dkk (2019), prediksi atau peramalan dibutuhkan dalam berbagai bidang, seperti pendidikan, kesehatan, pembangunan, ekonomi, hingga bisnis yang dijalankan oleh suatu perusahaan. Peramalan biasanya digunakan sebagai alat bantu dalam menentukan kebutuhan-kebutuhan di masa yang akan datang dan membuat keputusan yang tepat.

Berdasarkan jangka waktu, peramalan dapat diklasifikasikan menjadi tiga jenis sebagai berikut:

1. Peramalan jangka panjang adalah peramalan yang mencakup waktu yang lebih dari 18 bulan.
2. Peramalan jangka menengah adalah peramalan yang mencakup waktu antara 3 hingga 18 bulan.
3. Peramalan jangka pendek adalah peramalan untuk jangka waktu kurang dari 3 bulan.

Dalam melakukan peramalan, terdapat dua pendekatan, yaitu pendekatan kuantitatif dan pendekatan kualitatif. Pendekatan kuantitatif adalah pendekatan yang menggunakan metode-metode statistika seperti model *causal* dan *time series*, sedangkan untuk pendekatan kualitatif adalah

pendekatan yang berdasarkan opini atau pendapat dari pihak yang bersangkutan.

2.2 *Data Mining*

Menurut Han, dkk (2012), *data mining* merupakan proses menemukan pola-pola menarik dari jumlah data yang sangat besar. Sebagai proses penemuan pengetahuan, biasanya melibatkan pembersihan data, integrasi data, pemilihan data, transformasi data, penemuan pola, evaluasi pola, dan presentasi pengetahuan.

Menurut Maharani, dkk. (2017), *data mining* merupakan teknik yang menggabungkan teknik analisis data dan menemukan pola-pola yang penting pada data. Secara sederhana, *data mining* dapat didefinisikan sebagai proses seleksi, eksplorasi, dan pemodelan dari sejumlah besar data untuk menemukan pola atau kecenderungan yang biasanya tidak disadari keberadaannya. Dalam *data mining*, data disimpan secara elektronik dan diproses secara otomatis oleh komputer menggunakan teknik dan perhitungan tertentu. *Data mining* tersebut akan menjadi tolak ukur ataupun acuan untuk mengambil keputusan.

Data mining memiliki dua kegunaan, yaitu deskriptif dan prediktif. Deskriptif adalah kegunaan *data mining* untuk mencari pola-pola yang dapat dipahami manusia dengan menjelaskan karakteristik data, sedangkan prediktif adalah kegunaan *data mining* untuk membentuk sebuah model pengetahuan yang akan digunakan untuk melakukan prediksi.

Menurut Kotu dan Deshpande (2015), tugas-tugas *data mining* bisa dikelompokkan ke dalam delapan kelompok berdasarkan fungsionalitasnya sebagai berikut:

1. Klasifikasi (*classification*): Menggeneralisasi struktur yang diketahui untuk diaplikasikan pada data-data baru.
2. Regresi (*regression*): Menemukan suatu fungsi yang memodelkan data dengan galat (*error*) seminimal mungkin.
3. Klasterisasi (*clustering*): Mengelompokkan data yang tidak diketahui label kelasnya ke dalam sejumlah kelompok tertentu sesuai dengan ukuran kemiripannya.
4. Pembelajaran aturan asosiasi (*association rule learning*) atau pemodelan kebergantungan (*dependency modeling*): mencari relasi antar variabel.
5. Deteksi anomali (*anomaly detection*): Mengidentifikasi data yang tidak umum, bisa berupa pencilan (*outlier*), perubahan atau deviasi yang mungkin sangat penting dan perlu investigasi lebih lanjut.
6. Peramalan seri waktu (*time series forecasting*): Proses *data mining* yang bertujuan untuk membentuk model agar dapat memprediksi suatu nilai di masa depan dengan melihat atau menganalisa model di masa yang lalu.
7. Penambangan teks (*text mining*): Perbatasan baru analisa prediktif dan domain dari *data mining* tidak terstruktur.
8. Seleksi fitur (*feature selection*): Proses identifikasi beberapa variabel atau atribut yang paling penting dalam model untuk peramalan yang akurat.

2.3 *Machine Learning*

Machine learning merupakan percabangan ilmu dari kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) yang bertujuan untuk memprogram komputer agar mampu belajar dan bertindak seperti manusia, serta meningkatkan kemampuan belajarnya dari waktu ke waktu dengan cara menyuplai data dan informasi sebagai bentuk pengalaman dan interaksi dengan dunia nyata. Menurut Al Musawi (2018), *machine learning* merupakan pendekatan dalam kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) yang digunakan untuk menirukan perilaku manusia dengan sistem yang dapat mempelajari hal baru dengan sendirinya tanpa harus terus-menerus diprogram manusia.

Machine learning atau pembelajaran mesin ini memiliki tujuan untuk menyelesaikan sebuah masalah secara sistematis dengan mempelajari data. *Machine learning* mampu menemukan wawasan, memperbaiki, dan belajar hal-hal baru agar terbentuk sebuah sistem yang baik. Untuk mengeluarkan *output*, proses *machine learning* sangat bergantung pada data untuk bahan *training* dan *testing*.

Machine learning memiliki 2 teknik dasar pembelajaran, yaitu :

1. *Supervised learning* (pembelajaran terarah) merupakan pembelajaran mesin yang mampu menerima informasi yang sudah dimiliki oleh data dengan memberikan label tertentu. Tujuan dari teknik pembelajaran terarah ini ialah agar mampu menghasilkan *output* yang sesuai dengan membandingkan pengalaman belajar di masa lalu. Menurut Pustejovsky dan Stubbs (2012), biasanya teknik ini dilakukan dengan menggunakan data yang telah ada.
2. *Unsupervised learning* (pembelajaran tidak terarah) merupakan pembelajaran mesin yang digunakan pada data yang sebelumnya tidak memiliki label. Menurut Pustejovsky dan Stubbs (2012), tujuan dari teknik pembelajaran tidak terarah ini ialah untuk mengelompokkan data yang hampir sama dalam satu area tertentu dan tidak memerlukan target *output*. Teknik ini mampu menemukan struktur atau pola tersembunyi pada data yang tidak memiliki label, biasanya digunakan untuk menemukan klasifikasi pola.

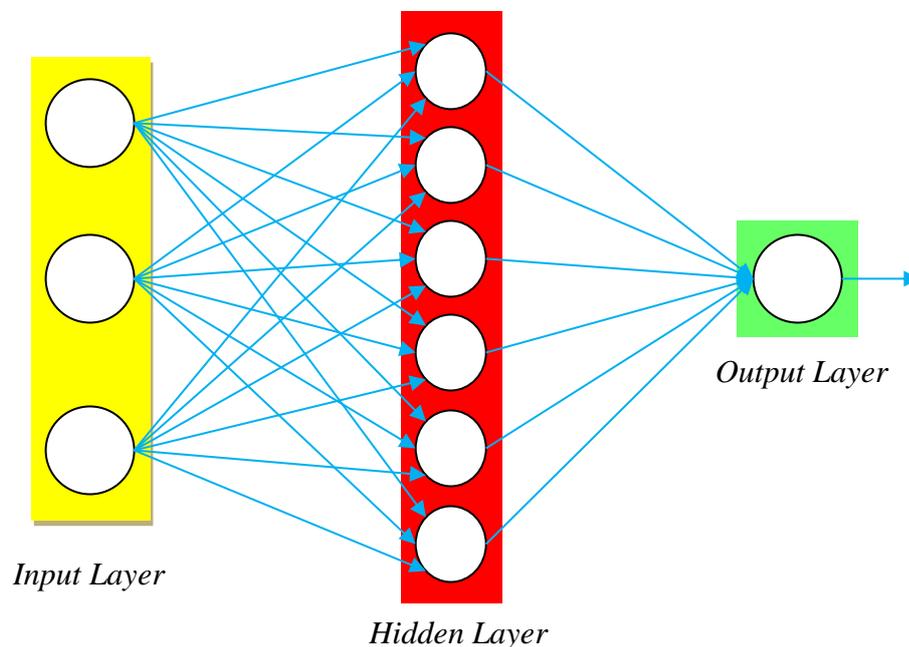
2.4 *Artificial Neural Network* (ANN)

Menurut Prathama, dkk (2017), ANN merupakan sebuah pendekatan untuk mengolah informasi yang memiliki cara kerja mengikuti sistem kerja otak manusia. Pada otak manusia tiap neuron saling berhubungan dan informasi-informasi akan mengalir pada tiap-tiap neuron. Pada model ANN memiliki

elemen penting yang disebut *layer*. *Layer* ini dapat dikategorikan sebagai berikut:

1. *Input layer* adalah *layer* yang memiliki peran sebagai tempat informasi dari data-data yang bertindak sesuai dengan *output* yang diinginkan. *Input layer* memiliki beberapa neuron yang mampu mempresentasikan parameter-parameter yang penting untuk dapat memecahkan masalah. Melalui *input layer* ini data-data akan disalurkan menuju *hidden layer* maupun *output layer*.
2. *Hidden layer* adalah sebuah *layer* yang berada di antara *input layer* dan *output layer*, yang bertugas menerima data dari *input layer* dan disalurkan menuju *output layer*.
3. *Output layer* adalah *layer* yang menerima data dan memberikan hasil perhitungan dari *input layer* menggunakan fungsi aktivasi. Nilai dari *output layer* melambangkan hasil keluaran dari X menjadi nilai Y.

Adapun arsitektur dari ANN dapat dilihat sebagai berikut:



Gambar 1. Model Arsitektur ANN

2.5 *Recurrent Neural Network (RNN)*

Menurut Tian, dkk. (2018), RNN merupakan sejenis jaringan saraf yang memiliki kemampuan untuk melihat korelasi tersembunyi yang terjadi pada data dalam aplikasi pengenalan suara, pemrosesan bahasa alami, dan prediksi deret waktu. RNN sangat baik digunakan untuk masalah pemodelan urutan yang beroperasi pada informasi input serta jejak informasi yang diperoleh sebelumnya karena koneksi berulang.

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

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

Dimana:

S = memori jaringan pada waktu ke-t.

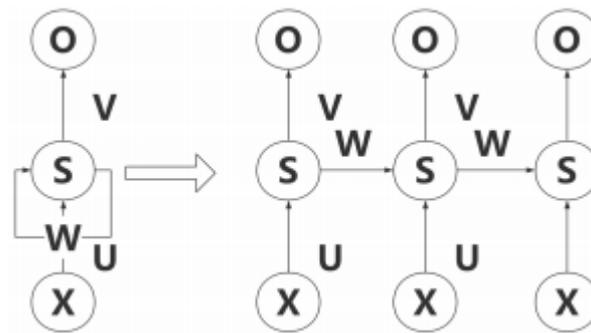
U, V, dan W = matriks bobot berbagi di setiap *layer*.

X_t dan O_t = mewakili *input* dan *output* pada waktu ke-t.

$f(\dots)$ dan $g(\dots)$ = mewakili fungsi nonlinear.

Menurut Yin, dkk (2017), RNN terdiri dari *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Model RNN biasanya memiliki informasi beraliran satu arah dari *input layer* ke *hidden layer*, dan sintesis aliran informasi satu arah dari *hidden layer* sementara sebelum ke *hidden layer* waktu saat ini. *Hidden layer* dapat dilihat sebagai penyimpangan seluruh jaringan yang membawa informasi dari ujung ke ujung.

Adapun model arsitektur dari RNN sebagai berikut:



Gambar 2. Model Arsitektur RNN.

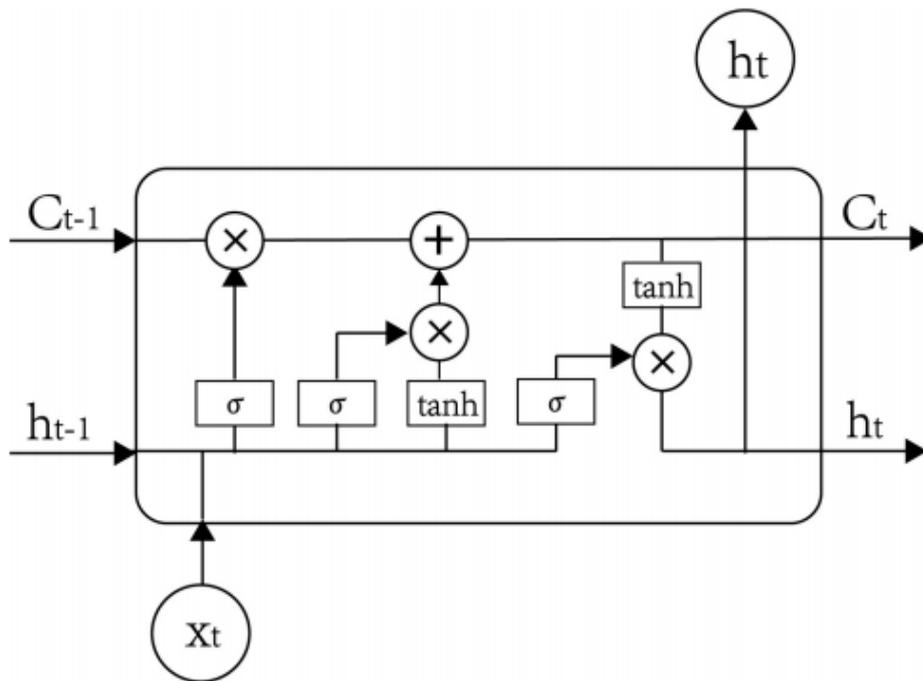
(Sumber: Tian, dkk., 2018)

Menurut Tian, dkk. (2018), RNN dapat menggunakan memori untuk memproses urutan *input*. *Hidden layer* menangkap informasi pada titik waktu sebelumnya, dan *output* berasal dari waktu saat ini dan memori sebelumnya. RNN bekerja saat *output* dekat dengan *input* terkait informasi dari node sebelumnya kemudian diteruskan ke node berikutnya.

2.6 Long Short Term Memory (LSTM)

Menurut Qiu, dkk (2020), LSTM menggunakan salah satu bentuk RNN yang paling umum yang dimaksudkan untuk menghindari masalah ketergantungan jangka panjang dan sesuai untuk memproses dan memprediksi deret waktu. Model LSTM terdiri dari serangkaian sel memori unik yang menggantikan neuron pada *hidden layer* dari RNN, serta kuncinya yaitu keadaan sel-sel memori. Model LSTM melakukan penyaringan informasi melalui struktur gerbang untuk mempertahankan serta memperbarui keadaan sel memori. Struktur pintunya mencakup *input gate*, *forget gate*, dan *output gate*. Dari setiap sel memori memiliki tiga lapisan sigmoid dan satu lapisan tanh.

Adapun gambar dari struktur LSTM sebagai berikut:



Gambar 3. Struktur LSTM

(Sumber: Qiu, dkk., 2020)

Menurut Lewis (2017), fungsi sigmoid memiliki rentang nilai dari 0 sampai 1. Fungsi sigmoid dapat disebut juga dengan fungsi logistik yang ditunjukkan sebagai berikut:

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

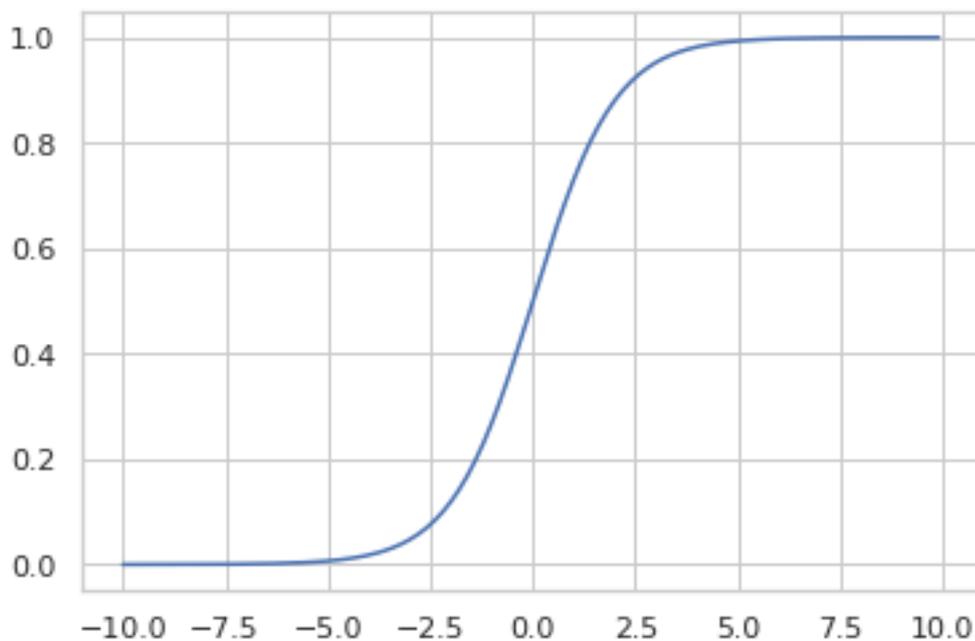
Fungsi sigmoid diperoleh dengan menggunakan aturan turunan sebagai berikut:

$$f'(x) = \frac{u(x)}{v(x)} = \frac{u'(x)v(x) - u(x)v'(x)}{[v(x)]^2}$$

$$\begin{aligned} \frac{d}{dx} \sigma(x) &= \frac{d}{dx} \frac{1}{1 + e^{-x}} \\ &= \frac{e^{-x}}{(1 + e^{-x})^2} \\ &= \frac{1 - 1 + e^{-x}}{(1 + e^{-x})^2} \\ &= \frac{1 + e^{-x}}{(1 + e^{-x})^2} - \frac{1}{(1 + e^{-x})^2} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{1}{(1 + e^{-x})} - \frac{1}{(1 + e^{-x})^2} \\
&= \frac{1}{(1 + e^{-x})} \left(1 - \frac{1}{(1 + e^{-x})} \right) \\
&= \sigma(x)(1 - \sigma(x)) \tag{2.4}
\end{aligned}$$

Berdasarkan persamaan (2.4) dapat dikatakan bahwa fungsi sigmoid kontinu pada bilangan real dan mempunyai turunan pertama yang terdefinisi pada bilangan real. Adapun fungsi sigmoid ini apabila digambarkan dalam bentuk grafik akan menghasilkan kurva yang berbentuk seperti huruf S seperti berikut:



Gambar 4. Grafik Fungsi Sigmoid

Lalu, fungsi tanh atau disebut juga dengan tangen hiperbolik memiliki rentang nilai dari -1 sampai 1 . Fungsi tanh dapat dikatakan hampir sama seperti fungsi sigmoid, yaitu apabila digambarkan dalam bentuk grafik, maka kurva yang dihasilkan akan berbentuk seperti huruf S. Akan tetapi, fungsi tanh memiliki rentang nilai yang lebih luas dibandingkan dengan fungsi sigmoid,

sehingga akan lebih efektif untuk pemodelan nonlinear yang kompleks. Fungsi tanh dirumuskan sebagai berikut:

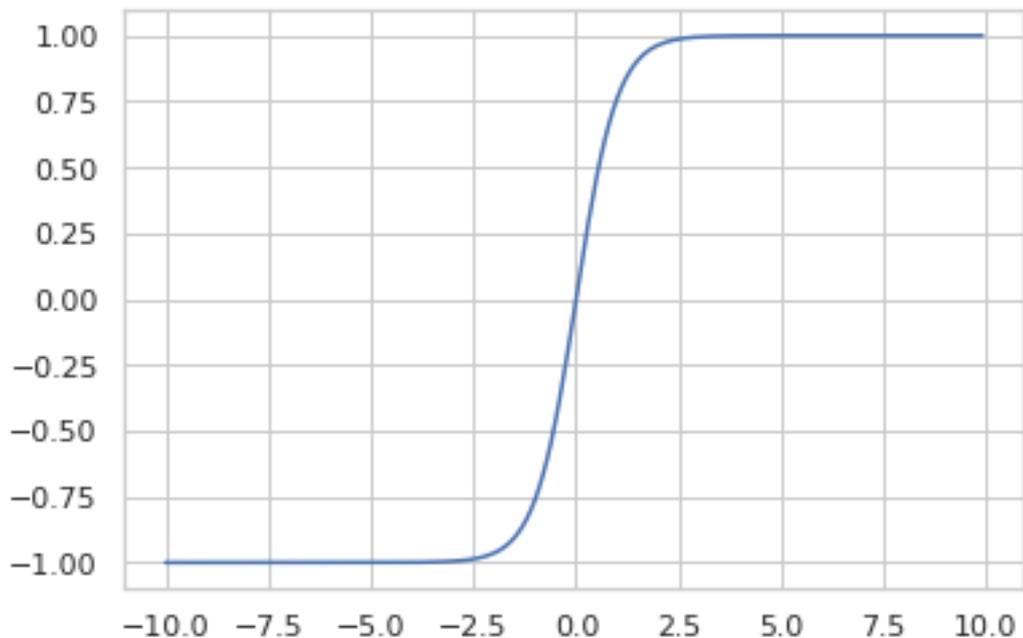
$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.5)$$

$$\tanh(x) = \frac{\sinh(x)}{\cosh(x)} \quad (2.6)$$

Fungsi tanh diperoleh dengan menggunakan aturan turunan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} f'(x) &= \frac{u(x)}{v(x)} = \frac{u'(x)v(x) - u(x)v'(x)}{[v(x)]^2} \\ \frac{d}{dx} \tanh(x) &= \frac{d \sinh(x)}{dx \cosh(x)} \\ &= \frac{\cosh^2(x) - \sinh^2(x)}{\cosh^2(x)} \\ &= \frac{\cosh^2(x)}{\cosh^2(x)} - \frac{\sinh^2(x)}{\cosh^2(x)} \\ &= 1 - \tanh^2(x) \end{aligned} \quad (2.7)$$

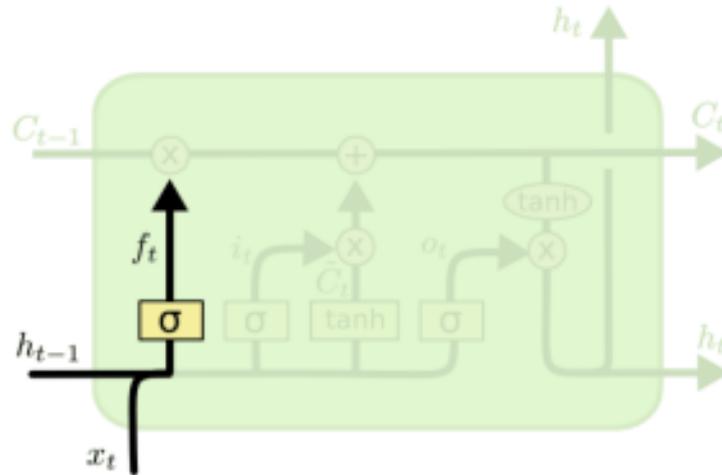
Adapun grafik yang dapat dihasilkan dari fungsi tanh sebagai berikut:



Gambar 5. Grafik Fungsi tanh.

Dari penjabaran fungsi sigmoid dan fungsi tanh diatas, x merupakan data *input* dan e merupakan konstanta matematika.

Menurut Olah (2015), struktur LSTM untuk *Forget Gate* sebagai berikut:



Gambar 6. Struktur LSTM untuk *Forget Gate*.

(Sumber: Olah, 2015)

Forget gate dalam LSTM bertujuan untuk menentukan informasi status sel mana yang akan dibuang dari model. Seperti pada Gambar 4, sel memori menerima *output* h_{t-1} dari momen sebelumnya dan informasi eksternal x_t dari momen saat ini sebagai *input* dan menggabungkannya dalam vektor panjang $[h_{t-1}, x_t]$. Notasi $[h_{t-1}, x_t]$ merupakan operasi konkatenasi, yang artinya ialah menambahkan baris dari x_t dengan baris dari h_{t-1} melalui transformasi σ menjadi:

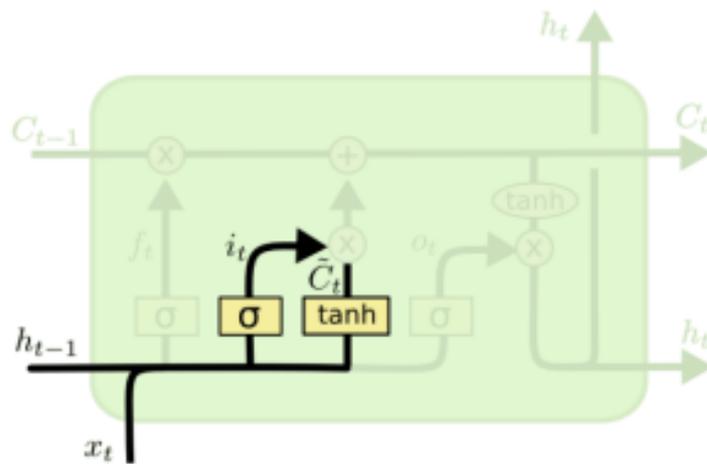
$$f_t = \sigma(W_t \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2.8)$$

Dimana:

- f_t : *Forget gate*.
- σ : 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 bias pada *forget gate*.

Forget gate berfungsi untuk merekam seberapa banyak status sel C_{t-1} dari waktu sebelumnya dicadangkan ke status sel C_t dari waktu saat ini. Gerbang akan memunculkan nilai antara 0 dan 1 berdasarkan pada h_{t-1} dan x_t , dimana 1 menunjukkan reservasi lengkap, sedangkan 0 menunjukkan pembuangan lengkap.

Lalu, adapun struktur LSTM untuk *Input Gate* sebagai berikut:



Gambar 7. Struktur LSTM untuk *Input Gate*.

(Sumber: Olah, 2015)

Input gate bertujuan untuk menentukan berapa banyak input jaringan waktu saat ini x_t dicadangkan ke dalam status sel C_t , yang mencegah konten tidak signifikan dari memasuki sel memori. *Input gate* memiliki dua fungsi, yaitu yang pertama untuk menemukan keadaan sel yang harus diperbarui. Nilai yang akan diperbarui dipilih oleh lapisan sigmoid sebagai berikut:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2.9)$$

Dimana:

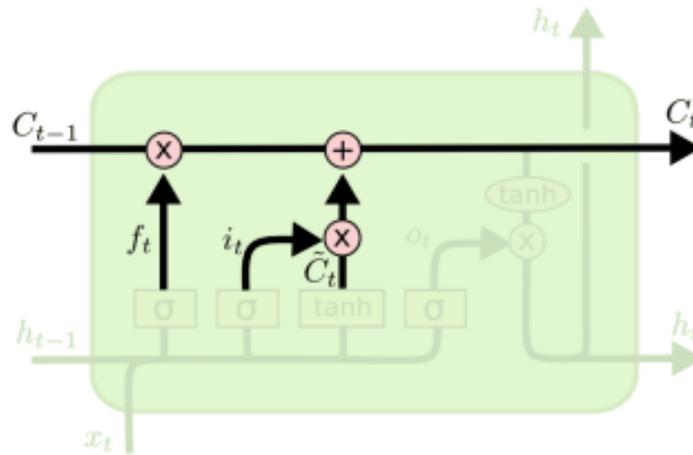
i_t : *Input gate*.

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*.



Gambar 8. Struktur LSTM untuk *Cell State*.

(Sumber: Olah, 2015)

Selanjutnya, untuk fungsi kedua dari *input gate* ialah untuk memperbarui informasi ke b diperbarui ke keadaan sel. Vektor kandidat baru \hat{C}_t dibuat melalui lapisan tanh agar dapat mengontrol berapa banyak informasi baru ditambahkan sebagai berikut:

$$\hat{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (2.10)$$

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 bias pada *cell state*

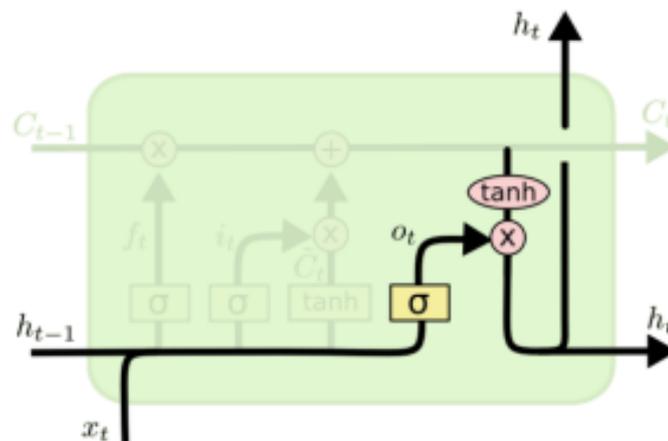
Dan digunakan untuk memperbarui keadaan sel dari sel memori sebagai berikut:

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \hat{C}_t \quad (2.11)$$

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*

Selanjutnya, ada struktur LSTM untuk *output gate* sebagai berikut:



Gambar 9. Struktur LSTM untuk *Output Gate*.

(Sumber: Olah, 2015)

Output gate bertujuan untuk mengontrol seberapa banyak keadaan sel saat ini dibuang. Pertama-tama informasi *output* ditentukan oleh lapisan sigmoid, kemudian keadaan sel diproses oleh *tanh* dan dikalikan dengan *output* lapisan sigmoid untuk mendapatkan bagian *output* terakhir, sebagai berikut:

$$O_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (2.12)$$

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*.

Nilai *output* akhir sel didefinisikan sebagai berikut:

$$h_t = O_t * \tanh(C_t) \quad (2.13)$$

Dimana:

h_t : Nilai *output* orde ke-t.

O_t : *Output gate*.

\tanh : Fungsi tanh

C_t : *Cell state*.

2.7 Validasi Model

Menurut Vercellis (2009) ada dua alasan utama untuk melihat tingkat akurasi pada prediksi model *time series*, yaitu dengan melihat nilai RMSE dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

Menurut Budiman (2016), RMSE adalah akar kuadrat dari penjumlahan kuadrat *error* atau selisih antara nilai sebenarnya dan nilai prediksi, serta membagi hasil penjumlahan tersebut dengan banyaknya waktu peramalan. Untuk RMSE dirumuskan sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n}} \quad (2.14)$$

Dimana :

Y_i : Nilai data aktual

\hat{Y}_i : Nilai akhir data peramalan

n : Banyaknya data

Dan, MAPE adalah nilai *absolute* dari persentase *error* data terhadap *mean*. Untuk MAPE dirumuskan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{|\hat{Y}_i - Y_i|}{Y_i}}{n} \times 100\% \quad (2.15)$$

Dimana :

Y_i : Nilai data aktual

\hat{Y}_i : Nilai akhir data peramalan

n : Banyaknya data

2.8 Analisis

Analisis merupakan kegiatan penjabaran pada suatu informasi untuk mengetahui keadaan yang sebenarnya hingga menemukan sebuah kesimpulan. Menurut KBBI (2022) analisis data adalah penelaahan dan penguraian data hingga menghasilkan kesimpulan. Orang yang melakukan kegiatan analisis disebut penganalisis. Dalam dunia pendidikan, analisis biasanya digunakan dalam penelitian dari berbagai bidang keilmuan yang bertujuan untuk mendapatkan sebuah kesimpulan yang detail. Adapun tujuan dari analisis dalam dunia pendidikan sebagai berikut:

1. Digunakan untuk menyelesaikan permasalahan-permasalahan yang ada dalam penelitian.
2. Digunakan untuk mengambil sebuah keputusan berdasarkan kesimpulan yang didapatkan dari menganalisis.

3. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada semester ganjil tahun akademik 2021/2022 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/> mengenai data histori kopi robusta London berjangka selama 13 tahun terhitung sejak Januari 2008 sampai dengan Oktober 2021 dalam skala mingguan. Data berjumlah 722 berbentuk tabel yang memiliki kolom Tanggal, Terakhir, Pembukaan, Tertinggi, dan Terendah.

3.3 Metode Penelitian

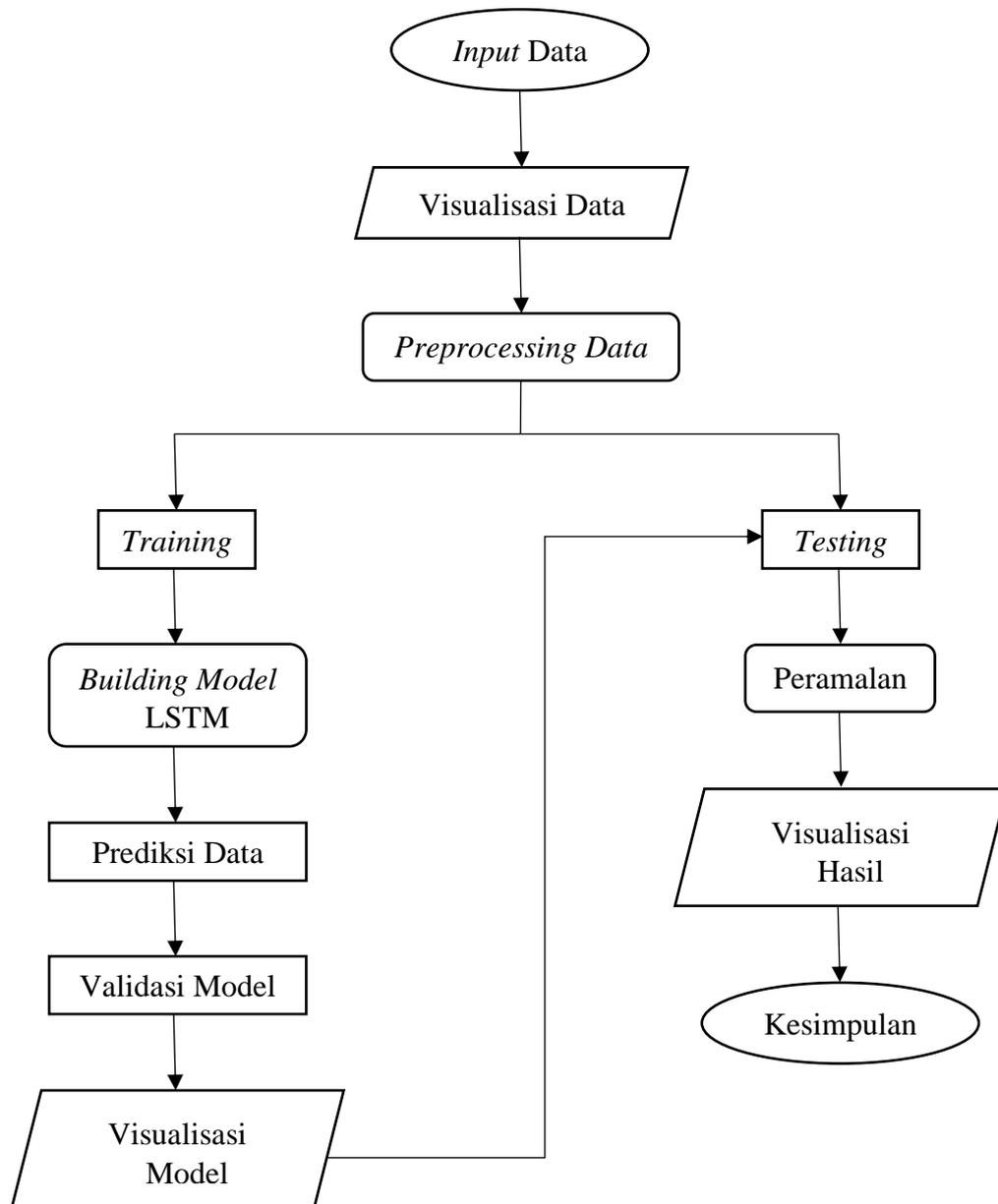
Dalam penelitian ini, peneliti akan menampilkan model terbaik LSTM untuk memprediksi harga terakhir atau penutupan pada Kopi Robusta London menggunakan metode *Recurrent Neural Network – Long Short Term Memory* (RNN-LSTM) dengan bantuan *software* Python yang didukung oleh Google

Colab. Lalu, model yang dihasilkan akan divalidasi berdasarkan nilai RMSE dan MAPE.

Adapun langkah-langkah yang dilakukan pada metode penelitian ini sebagai berikut:

1. Melakukan penginputan data histori kopi robusta London yang diperoleh melalui <https://id.investing.com/> ke dalam Google Colab.
2. Melakukan visualisasi data dengan membuat grafik *time series* untuk melihat aliran data.
3. Membagi *preprocessing data* yaitu dengan melakukan *scaling* data menggunakan *MinMaxScaler*, kemudian dilanjutkan dengan membagi data menjadi data *training* dan data *testing*.
4. Melakukan *building model* dengan menerapkan RNN-LSTM.
5. Melakukan prediksi untuk melihat prediksi harga pada indeks “Terakhir” kopi robusta London.
6. Melakukan validasi model menggunakan RMSE dan MAPE.
7. Melihat visualisasi yang dihasilkan dari model prediksi yang diperoleh.
8. Melakukan peramalan untuk mendapatkan harga pada indeks “Terakhir” kopi robusta London.
9. Melihat visualisasi yang dihasilkan dari data yang diramalkan.
10. Memaparkan kesimpulan berdasarkan hasil yang diperoleh.

Berikut gambaran diagram alir untuk melihat proses RNN-LSTM secara singkat menggunakan *software* Python yang didukung oleh Google Colab:



Gambar 10. Diagram Alir Metode Penelitian.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Metode LSTM dapat digunakan untuk memprediksi ataupun meramalkan harga pada indeks “Terakhir” Kopi Robusta London dengan menggunakan *units* sebesar 128 dan *dropout* sebesar 0,1.
2. Berdasarkan nilai RMSE dan MAPE, metode LSTM hanya menghasilkan nilai *error*/ kesalahan yang kecil yaitu RMSE sebesar 1,303 dan MAPE sebesar 3,53%. Hal ini dapat diartikan bahwa tingkat akurasi dari metode LSTM ini sebesar 96,47%. Oleh karena itu, metode LSTM ini akan bisa dimanfaatkan sebaik mungkin untuk mencoba memprediksi ataupun meramalkan harga barang yang lain, dikarenakan metode ini hanya menghasilkan nilai *error* yang kecil.
3. Berdasarkan hasil peramalan harga kopi menggunakan metode LSTM, ternyata harga pada indeks “Terakhir” Kopi Robusta London akan mengalami penurunan sejak 7 November 2021 sampai 5 Juni 2022.

DAFTAR PUSTAKA

- Auliasari, K., Kertaningtyas, M., dan Kriswantono, M. 2019. Penerapan Metode Peramalan untuk Identifikasi Potensi Permintaan Konsumen. *Informatics Journal*. 4(3): 121-129.
- Al Musawi, A.F. 2018. Introduction to Machine Learning. https://www.researchgate.net/publication/323108787_Introduction_to_Machine_Learning. Diakses pada 27 Oktober 2021.
- Budiman, H. 2016. Analisis Dan Perbandingan Akurasi Model Prediksi Rentet Waktu Support Vector Machines Dengan Support Vector Machines Particle Swarm Optimization Untuk Arus Lalu Lintas Jangka Pendek. *Systemic*. 2(1): 19-24.
- 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).
- Han, J., Kamber, M., dan Pei, J. 2012. *Data Mining: Concepts and Techniques*. 3rd Edition. Elsevier, San Francisco.
- KBBI. 2022. Analisis. <https://kbbi.web.id/analisis>. Diakses pada 2 Februari 2022.
- Kotu, V. dan Deshpande, B. 2015. *Predictive Analytics and Data Mining: Concepts and Practice with RapidMiner*. Elsevier, Waltham.
- Lewis, N. D. 2017. *Neural Network for Time Series Forecasting with R*. CrateSpace Independent Publishing Platform, US.
- Maharani, Hasibuan, N. A., Silalahi, N., Nasution, S. D., Mesran, Suginam, Sutiksno, D. U., Nurdiyanto, H., Buulolo, E., dan Yuhandri. 2017. Implementasi Data Mining Untuk Pengaturan Layout Minimarket Dengan Menerapkan Association Rule. *Riset Komputer*. 4(4): 6-11.

- Olah, C. 2015. Understanding LSTM Networks. <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>. Diakses pada 27 Oktober 2021.
- Prathama, A.Y., Aminullah, A., dan Saputra, A. 2017. Pendekatan ANN (Artificial Neural Network) Untuk Penentuan Prosentase Bobot Pekerjaan Dan Estimasi Nilai Pekerjaan Struktur Pada Rumah Sakit Pratama. *Teknosains*. **7**(1): 14-25.
- Pustejovsky, J. dan Stubbs, A. 2012. *Natural Language Annotation for Machine Learning*. O'Reilly Media. California.
- Qiu, J., Wang, B., dan Zhou, C. 2020. Forecasting Stock Prices with Long-Short Term Memory Neural Network Based on Attention Mechanism. *Advanced Design and Intelligent Computing*. **15**(1).
- Rahardjo, P. 2012. *Kopi*. Penebar Swadaya, Jakarta.
- Susanti, R. dan Adji, A.R. 2020. Analisis Peramalan IHSG Dengan Time Series Modeling ARIMA. *Manajemen Kewirausahaan*. **17**(1): 97-106.
- 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**.
- Utami, T.W. dan Darsyah, M.Y. 2015. Peramalan Data Saham Dengan Model Winter's. *Statistika*. **3**(2).
- Vercellis, C. 2009. *Business Intelligence: Data Mining and Optimization for Decision Making*. John Wiley & Sons. United Kingdom.
- 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.
- Yin, C., Zhu, Y., Fei, J., dan He, X. 2017. A Deep Learning Approach for Intrusion Detection Using Recurrent Neural Networks. *Mathematical Engineering and Advanced Computing*. **5**.