

**IMPLEMENTASI ALGORITMA *LONG SHORT TERM MEMORY*
DALAM MEMPREDIKSI HARGA SAHAM
PT TELKOM INDONESIA**

SKRIPSI

**AWI NANDA WIJAKSANA
141402017**



**PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA**

2021

IMPLEMENTASI ALGORITMA *LONG SHORT TERM MEMORY*
DALAM MEMPREDIKSI HARGA SAHAM
PT TELKOM INDONESIA

SKRIPSI

Diajukan untuk melengkapi tugas dan memenuhi syarat memperoleh ijazah
Sarjana Teknologi Informasi

AWI NANDA WIJAKSANA

141402017



PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

2021

PERSETUJUAN

Judul : IMPLEMENTASI ALGORITMA *LONG SHORT*
TERM MEMORY DALAM MEMPREDIKSI
HARGA SAHAM PT TELKOM INDONESIA

Kategori : SKRIPSI

Nama : AWI NANDA WIJAKSANA

Nomor Induk Mahasiswa : 141402017

Program Studi : Teknologi Informasi

Fakultas : ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI
INFORMASI

Komisi Pembimbing :

Pembimbing 2

Pembimbing 1



Indra Aulia S.TI, M.Kom
NIP 199005302017041001



Romi Fadillah Rahmat, B.Comp.Sc., M.Sc.
NIP 197908312009121002

Diketahui/disetujui oleh

Program Studi S1 Teknologi Informasi

Ketua,



Romi Fadillah Rahmat, B.Comp.Sc., M.Sc.
NIP 198603032010121004

IMPLEMENTASI ALGORITMA *LONG SHORT TERM MEMORY*
DALAM MEMPREDIKSI HARGA SAHAM
PT TELKOM INDONESIA

SKRIPSI

Saya mengakui bahwa skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing telah disebutkan sumbernya.

Medan. 05 Agustus 2021

A handwritten signature in black ink, consisting of a large, stylized 'A' followed by a series of loops and a horizontal line at the end.

Awi Nanda Wijaksana

141402017

UCAPAN TERIMA KASIH

Bersyukur karena Allah SWT terus memberi banyak taufik, kekuatan dan nikmat terbaik sehingga penulis bisa menyelesaikan penyusunan skripsi ini sebagai syarat memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi S1 Teknologi Informasi Fasilkom-TI Universitas Sumatera Utara.

Terimakasih yang sangat spesial untuk kedua orangtua saya, Syamsuddin dan Atika yang senantiasa memberi dukungan moril dan doa terbaik buat saya.

Rasa hormat dan terimakasih penulis juga haturkan untuk :

1. Bapak Dr. Muryanto Amin, S.Sos., M.Si. selaku Rektor Universitas Sumatera Utara.
2. Ibu Dr. Maya Silvi Lydia, M.Sc. selaku Dekan Fasilkom-TI Universitas Sumatera Utara.
3. Bapak Romi Fadillah Rahmat, B.Comp.Sc., M.Sc., selaku Ketua Program Studi S1 Teknologi Informasi USU dan juga selaku Dosen Pembimbing I yang selalu membimbing dan memberi motivasi penulis dalam mengerjakan skripsi ini.
4. Bapak Indra Aulia S.TI, M.Kom selaku Dosen Pembimbing II yang telah banyak memberi dukungan, pemikiran, motivasi, kritik dan saran.
5. Bapak Ivan Jaya, S.Si., M.Kom selaku Dosen Pembimbing I yang memberikan masukan dalam penyempurnaan skripsi ini
6. Bapak Niskarto Zendrato, S.Kom, M.Kom selaku Dosen Pembimbing II yang memberi saran untuk perbaikan skripsi ini.
7. Seluruh dosen Fasilkom-TI USU yang sudah berbagi ilmu dan pengetahuan.
8. Rekan-rekan organisasi di PEMA Fasilkom-TI USU, UKMI Al-Khuwarizmi Fasilkom-TI USU, KAM Rabbani Fasilkom-TI, HIMATIF USU, HIMALA USU yang menjadi tempat penulis tumbuh dan berkembang selama di kampus.
9. Keluarga besar RUMAH KEPEMIMPINAN yang menjadi rumah peradaban bagi penulis untuk tumbuh dan berkarya.
10. Squad Inisiator (Bang Jab, Ami, Ara, Cici) yang banyak memberi pengalaman hidup.
11. Halosiswa.id (Aqil, Rifa, Noor) tempat berkembang saat ini.

12. Dilo Medan, yang memberikan fasilitas terbaik buat mendukung penyelesaian skripsi ini.
13. Spesial buat Muhammad Fadly Tanjung, S.Kom yang selalu mengingatkan dan membantu semaksimal mungkin dalam pengerjaan penelitian ini.

Tiada yang mampu memberikan balasan terbaik bagi Bapak/Ibu dan rekan-rekan kecuali Allah SWT. Semoga rahmat-Nya senantiasa melimpahi kita semua.

Medan, 05 Agustus 2021

Penulis

ABSTRAK

Saham merupakan hak yang diperoleh seseorang terhadap suatu perusahaan melalui penyerahan modal secara keseluruhan ataupun sebagian. Laju perubahan saham sangat signifikan dan terbilang sangat cepat karena dapat berubah dalam hitungan detik. Naik atau turunnya saham adalah hal yang biasa terjadi, oleh sebab itu perlu dilakukan prediksi harga saham yang akurat untuk meyakinkan para investor dalam berinvestasi. Dalam penelitian ini dilakukan implementasi algoritma *Long Short Term Memory* untuk memprediksi harga saham PT Telkom Indonesia dengan menggunakan data historis saham, suku bunga, inflasi dan kurs rupiah tahun 2011 – 2021. Dari hasil pengujian menggunakan algoritma *Long Short Term Memory* didapatkan hasil nilai MSE sebesar 0,212 dan RMSE sebesar 0,045 untuk *train score* dan MSE sebesar 0,165 dan RMSE sebesar 0,027 untuk *test score*.

Kata Kunci : *Saham, Prediksi Saham, Telkom Indonesia, Long Short Term Memory*

**IMPLEMENTATION OF LONG SHORT TERM MEMORY
ALGORITHM IN PREDICTING STOCK PRICE
PT TELKOM INDONESIA**

ABSTRACT

Stocks are rights that are obtained by a person of a company through the delivery of capital in whole or in part. The rate of change in stocks is very significant and is considered very fast because it can change in seconds. The rise or fall of stocks is a common thing, therefore it is necessary to make accurate stock price predictions to convince investors to invest. In this study, the implementation of the Long Short Term Memory algorithm was carried out to predict the stock price of PT Telkom Indonesia using historical stock data, interest rates, inflation and the rupiah exchange rate in 2011 - 2021. From the test results using the Long Short Term Memory algorithm, the MSE value was 0.212. and RMSE of 0.045 for the train score and MSE of 0.165 and RMSE of 0.027 for the test score.

Keywords : *Stocks, Stock Predictions, Telkom Indonesia, Long Short Term Memory*

DAFTAR ISI

	<u>Hal</u>
PERSETUJUAN	i
UCAPAN TERIMA KASIH	iii
ABSTRAK	v
ABSTRACT	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR TABEL	ix
DAFTAR GAMBAR	x
BAB 1 PENDAHULUAN	
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	3
1.3. Tujuan Penelitian	3
1.4. Batasan Masalah	3
1.5. Manfaat Penelitian	4
1.6. Metodologi Penelitian	4
1.7. Susunan Penulisan	5
BAB 2 LANDASAN TEORI	
2.1. Prediksi	7
2.2. Saham	7
2.3. Root Mean Square Error (RMSE)	8
2.4. Machine Learning	9
2.5. Long Short Term Memory	9
2.6. Inflasi	11
2.7. Tingkat Suku Bunga	11
2.8. Penelitian Terdahulu	11
BAB 3 ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM	
3.1. Data	15
3.2. Analisis Sistem	17
3.2.1. Dataset	18
3.2.2. Pre-pocessing Data	18
3.2.3. Process	21
3.3. Perancangan Sistem <i>Interface</i>	25

3.3.1	Rancangan Sistem Menu	22
3.3.2.	Model pada Halaman Beranda	25
3.3.3.	Rancangan Laman Input Data	26
3.3.4.	Rancangan Laman Model	26
3.3.5.	Susunan Desain Hasil Prediksi	27
BAB 4 IMPLEMENTASI DAN PEMBAHASAN		
4.1.	Spesifikasi <i>Hardware</i> dan <i>Software</i>	28
4.2.	Penerapan Rancangan <i>Interface</i>	29
4.2.1.	Desain Beranda	29
4.2.2.	Desain Menu <i>Input Data</i>	29
4.2.3.	Desain Halaman Model	30
4.2.4.	Desain Hasil Prediksi	30
4.3.5	Desain Laman Download Data	28
4.3.	Penerapan Data	32
4.4.	Prosuderal Operasional	32
4.5.	Hasil Pengujian	34
4.5.1.	Hasil Nilai <i>Loss</i> LSTM	34
4.5.2.	Grafik <i>Data Testing</i> Prediksi dan Data Sebenarnya	35
4.5.3.	Prediksi <i>Tren</i>	36
4.5.4.	Prediksi Saham 10 Hari ke depan	37
4.5.5.	Evaluasi Algoritma	38
4.5.6	Pengaruh Prediksi Saham Terhadap PT Telkom Indonesia	38
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN		
5.1.	Kesimpulan	40
5.2.	Saran	40
DAFTAR PUSTAKA		41
LAMPIRAN		43

DAFTAR TABEL

<u>Tabel 2.1</u> Penelitian Terdahulu	12
<u>Tabel 3.1</u> Data Saham PT Telkom Indonesia	14
<u>Tabel 3.2</u> Data Inflasi	15
<u>Tabel 3.3</u> Data Suku Bunga	15
<u>Tabel 3.4</u> Data Kurs Rupiah	15
<u>Tabel 3.5</u> File saham setelah di lakukan <i>selection</i>	17
<u>Tabel 3.6</u> File dataset setelah dilakukan <i>cleaning</i>	19
<u>Tabel 3.7</u> File <i>Dataset</i> (Format csv)	20
<u>Tabel 4.1</u> Detail <i>Dataset</i>	31
<u>Tabel 4.2</u> Jumlah <i>Dataset</i>	33
<u>Tabel 4.3</u> Parameter yang digunakan untuk pengujian	33
<u>Tabel 4.4</u> Hasil Prediksi Saham 10 Hari Kedepan	37
<u>Tabel 4.5</u> Hasil Nilai Error	37
<u>Tabel 4.6</u> Data Aktual dan Prediksi	38

DAFTAR GAMBAR

<u>Gambar 2.1</u> Recurrent Neural Network	9
<u>Gambar 2.2</u> LSTM	10
<u>Gambar 3.1</u> Grafik Saham Telkom	15
<u>Gambar 3.2</u> Arsitek Umum	16
<u>Gambar 3.3</u> Proses Pembersihan Data	18
<u>Gambar 3.4</u> Perancangan Menu	24
<u>Gambar 3.5</u> Laman Beranda	24
<u>Gambar 3.6</u> Laman Input Data	25
<u>Gambar 3.7</u> Laman Model	25
<u>Gambar 3.8</u> Laman Prediksi Saham	26
<u>Gambar 4.1</u> Laman Beranda	28
<u>Gambar 4.2</u> Laman Menu Input Data	28
<u>Gambar 4.3</u> Laman Halaman Model	29
<u>Gambar 4.4</u> Laman Grafik Hasil Prediksi	29
Gambar 4.5 Laman Hasil Prediksi	30
Gambar 4.6 Laman Download Data	30
<u>Gambar 4.7</u> Laman Pemilihan File Input Data	31
<u>Gambar 4.8</u> Laman File Berhasil Diinput	32
<u>Gambar 4.9</u> File Diproses Oleh Sistem	32
<u>Gambar 4.10</u> Grafik <i>loss training</i> dan <i>loss validation</i> pada algoritma LSTM	34
<u>Gambar 4.11</u> Grafik LSTM <i>Actual</i> dan <i>Predicted</i>	34
<u>Gambar 4.12</u> Grafik tren prediksi dan hasil sebenarnya	35
<u>Gambar 4.13</u> Grafik Full LSTM	36
<u>Gambar 4.14</u> Prediksi Saham 10 Hari ke Depan	36

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Pasar Modal merupakan suatu sistem keuangan yang terorganisasi, termasuk di dalamnya adalah bank-bank komersil dan semua lembaga perantara di bidang keuangan, serta seluruh surat-surat berharga yang beredar (Ketetapan Menteri Keuangan RI No.1548/kmk/1990). Salah satu manfaat yang bisa diambil dari pasar modal adalah memberikan peluang kepada masyarakat untuk turut berpartisipasi dalam aktivitas ekonomi terutama dalam investasi, yang salah satu asetnya adalah saham.

Dalam pasar modal, instrumen yang paling banyak diminati oleh para pemilik modal atau investor salah satunya adalah saham, dikarenakan mampu menawarkan return yang menarik. Menurut Fahmi (2012) saham yaitu dokumen administratif yang di dalamnya termaktub dengan jelas nama perusahaan, nilai nominal, yang diikuti butir-butir kewajiban dan hak yang sudah dijelaskan kepada setiap pemegangnya.

Saham merupakan instrumen penting yang didapaat seseorang melalui serah terima modal terhadap suatu perusahaan yang dilakukan secara keseluruhan ataupun sebagian Saham juga dapat diartikan sebagai modal kooperatif dengan nilai satuan yang jumlahnya sama dan dapat diputar dengan beragam macam bentuk perdagangan. Keuntungan dan kerugian terhadap kinerja perusahaan dapat memengaruhi harga saham sehingga nilainya bisa berubah sewaktu-waktu.

Pergerakan saham cukup kompleks dan tidak linier karena disebabkan dampak berkelanjutan dari faktor-faktor yang terjadi berdasarkan perubahan perekonomian pada suatu negara. Salah satu cara untuk menelisik kestabilan ekonomi dan perhitungan pasar di suatu negara dengan melihat nilai saham. Dengan mengamati dan menganalisis nilai penawaran dan permintaan saham, kita bisa menyimpulkan bagaimana harga saham bergerak. Jika penawaran tidak lebih besar dari permintaan maka menyebabkan perubahan nilai saham yang naik, demikian pula jika permintaan tidak lebih besar dari penawaran, akan menyebabkan harga dan nilai saham mengalami penurunan.

Harga dan nilai saham mengalami tingkat perubahan yang sangat signifikan dan terbilang sangat cepat karena dapat berubah dalam hitungan detik. Hal ini terjadi disebabkan beberapa faktor yang mempengaruhi pengukuran sementara oleh investor baik penjual ataupun pembeli. Faktor-faktor yang bisa mengubah dan mempengaruhi nominal jual beli saham adalah laju inflasi, tingkat suku bunga, kondisi keuangan perusahaan, jumlah keuntungan yang diperoleh perusahaan. Fluktuatifnya nilai saham adalah hal yang wajar. Oleh sebab itu, harga saham yang tertinggi dan terendah dapat dijadikan sebagai medium analisis dan alat prediksi.

Bagi beberapa kalangan tertentu prediksi harga saham sangat berguna, terutama para investor yang ingin memahami bagaimana alur investasi bekerja pada masa mendatang. Dengan melihat prediksi harga, para investor berharap bisa mendapatkan keuntungan semaksimal mungkin. Disebabkan harga saham naik turun secara signifikan dalam hitungan waktu yang cepat, maka para pemilik saham harus mampu menentukan dengan tepat kapan saham semestinya dijual atau tidak. Hal yang bisa mendukung kegiatan calon pemodal (investor) dalam mempertimbangkan pilihan apakah menjual atau mempertahankan saham adalah dengan sistem prediksi akurat. Sebab laju harga saham yang relatif tidak satu garis lurus akan menyebabkan para pemodal kesulitan dalam memprediksi. Oleh sebab itu, saat ini topik memprediksi laju harga saham masih menjadi yang paling diminati dalam transaksi saham. Penemuan algoritma machine learning yang akurat untuk prediksi harga saham merupakan salah satu aktivitas tersulit dalam komunitas riset. Berdasarkan beberapa penelitian, terdapat beberapa algoritma yang dapat menghasilkan hasil prediksi saham yang cukup akurat.

Pada penelitian terdahulu di PT. Bumi Citra Permai Tbk diperoleh nilai RMSE sebesar 0.3234 (model *GARCH* (1,0)) dan ANN sebesar 0.0091. Dalam penelitian ini, algoritma ANN adalah algoritma yang lebih akurat dalam memprediksi saham PT. Bumi Citra Permai Tbk. (Simanjuntak *et al* ,2019).

Pada penelitian lain yang melakukan prediksi harga saham di Indonesia dengan algoritma *Support Vector Regression* (SVR) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM), diperoleh hasil bahwa LSTM bisa memprediksi harga saham lebih baik dibandingkan algoritma SVR. Hasil dari pengujian dengan algoritma SVR bisa memprediksi saham 30 hari ke depan sedangkan LSTM bisa memprediksi saham dalam kurun waktu antara

2017-2019 dengan kesalahan yang sedikit dan performa yang baik. (Arfan & Lussiana, 2019).

Sedangkan pada penelitian lain yang memprediksi harga saham PT. Telkom Indonesia dengan algoritma *k-Nearest Neighbors* dan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) diperoleh hasil bahwa algoritma SVM memiliki nilai RMSE sebesar 0.0932 dan tingkat akurasi sebesar 0.9641. Sedangkan algoritma *k-Nearest Neighbors* memiliki nilai RMSE sebesar 0.1162 tingkat akurasi sebesar 0.945. (Fadilah *et al*, 2020).

Berdasarkan latar belakang diatas maka maksud dari penelitian ini adalah untuk mengimplementasikan algoritma LSTM dalam memprediksi harga saham PT. Telkom Indonesia dengan menggunakan data internal saham Telkom Indonesia dan data eskternal yang mempengaruhi saham.

1.2. Rumusan Masalah

Saat melakukan investasi, para investor pasti menginginkan hasil yang maksimal. Namun, beberapa investor terkadang ragu saat mau berinvestasi. Hal tersebut dikarenakan harga saham yang sifatnya naik-turun dalam waktu yang relatif cepat. Oleh karena itu dibutuhkan sebuah sistem untuk memprediksi harga saham agar para investor dapat mengambil keputusan yang lebih objektif dalam membeli saham, salah satunya adalah dengan menggunakan algoritma *Long Short Term Memory*.

1.3. Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga saham PT Telkom Indonesia berdasarkan data historis saham dan data eksternal saham periode yang lalu menggunakan algoritma *Long Short Term Memory*.

1.4. Batasan Masalah

Untuk menghindari penelitian yang tidak terarah, maka disusun batasan masalah pada penelitian ini antara lain:

1. Penggunaan data diambil dari data harga Saham PT Telkom Indonesia yang di peroleh melalui situs *www.finance.yahoo.com*, dan terdiri dari 6 atribut yaitu *open*, *date*, *low*, *high*, *volume*, *close*.
2. Penelitian ini menggunakan data dari tahun 2011 – 2021.

3. Penelitian ini juga menggunakan data eksternal yang memengaruhi harga saham seperti suku bunga, kurs rupiah, dan data inflasi melalui situs *www.bi.go.id*
4. Penelitian ini menggunakan algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM).
5. Jangka waktu prediksi hanya 10 hari ke depan.

1.5. Manfaat Penelitian

Penelitian ini disusun dengan beberapa manfaat antara lain::

1. Mengetahui kemampuan algoritma *Long Short Term Memory* dalam memprediksi harga saham PT Telkom Indonesia.
2. Memberikan teknik alternatif mengenai prediksi saham PT Telkom Indonesia menggunakan algoritma *Long Short Term Memory*.
3. Membantu para investor untuk menentukan pilihan dalam berinvestasi di PT Telkom Indonesia.

1.6. Metodologi Penelitian

Metodologi yang peneliti gunakan dalam menyusun penelitian ini adalah :

1. Studi Pustaka

Pada tahapan ini, beberapa referensi yang berkaitan dengan permasalahan di atas penulis kumpulkan dan satukan dengan data yang sesuai terkait penelitian. Adapun data untuk penelitian ini yaitu data perusahaan PT. Telkom Indonesia, khususnya data saham dan data pendukung lainnya.

2. Penghimpunan Data

Pada tahap penghimpunan data, peneliti memakai data harga Saham PT Telkom Indonesia yang memiliki 6 atribut yaitu *high, date, low, close, open, volume* diakses melalui situs *www.finance.yahoo.com*. Data eksternal yang mempengaruhi harga saham seperti suku bunga, data inflasi dan kurs rupiah didapat melalui situs *www.bi.go.id*. Semua data yang dipakai adalah data dari tahun 2011 – 2021.

3. Analisa dan Rancangan Sistem

Dalam tahap analisa dan rancangan sistem, penulis melakukan analisa terhadap serangkaian data yang telah penulis kumpulkan pada tahap sebelumnya, dalam pemecahan masalah hingga akhirnya dapat dirancang sebuah sistem yang baik.

4. Penerapan Sistem

Dalam tahap ini, dilakukan implementasi algoritma LSTM (*Long Short Term memory*) dalam sistem. Sedangkan bahasa pemrograman yang digunakan adalah *Python*.

5. Uji Sistem

Pada tahapan ini, penulis melakukan pengujian terhadap sistem yang dibuat sesuai dengan spesifikasi yang sudah ditetapkan sehingga dapat diketahui sistem yang telah dibuat apakah sudah mencapai hasil yang diinginkan dalam penelitian ini..

6. Pengarsipan Sistem

Pengarsipan sistem atau biasa disebut dokumentasi adalah tahap dimana penulis menyusun arsip dokumentasi sebagai laporan terhadap sistem yang sudah dirancang.

1.7. Susunan Kepenulisan

Penelitian ini tersusun menjadi 5 bab inti :

BAB 1: PENDAHULUAN

Pemaparan mengenai alasan kenapa alasan kepana judul ini dipilih yang kemudian hal tersebut menjadi rumusan masalah, penentuan batasan masalah, butir-butir tujuan, butir-butir manfaat, metodologi yang digunakan, serta susunan penulisan diulas lengkap dalam bab ini.

BAB 2: LANDASAN TEORI

Melalui kegiatan studi pustaka yang penulis lakukan, didapat teori yang relevan untuk melengkapi penulisan pada bab landasan teori. Teori-teori yang penulis gunakan adalah yang sesuai dengan masalah dalam penelitian ini. Pemrosesan Bahasa alami dengan algoritma LSTM untuk memprediksi saham PT. Telkom Indonesia dijelaskan dalam bab ini.

BAB 3: ANALISA DAN PERANCANGAN

Penjabaran mengenai analisa dan pengaplikasian algoritma *Long Short Term Memory* dalam memprediksi saham PT Telkom Indonesia dijelaskan pada bab ini. Pembahasan mengenai konstruksi umum serta proses identifikasi algoritma LSTM yang memakai bahasa pemrograman *Python* dipaparkan secara mendalam di bagian ini.

BAB 4: IMPLEMENTASI DAN PEMBAHASAN

Bagian ini disusun dengan penjelasan mengenai penerapan hasil analisa dan penyusunan rancangan yang tercantum pada Bab 3. Bagian ini bertujuan untuk mendapatkan penjelasan bahwa metode yang digunakan telah sesuai. Pada bagian ini dijabarkan hasil dari proses uji sistem yang sudah dibuat.

BAB 5: KESIMPULAN DAN SARAN

Setelah memaparkan hasil dalam bab pembahasan, selanjutnya penulis merangkum simpulan hasil penelitian serta saran yang bermanfaat untuk penelitian serupa pada bab ini.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1. Prediksi

Prediksi yaitu hasil hitung secara objektif dengan melibatkan data-data lampau, dengan tujuan untuk menciptakan situasi atau hasil tertentu yang bisa digunakan di masa mendatang (Sumayang, 2003:24). Menurut Herdianto (2013 : 8) jawaban dari sebuah prediksi tidak musti menggambarkan secara pasti kejadian yang akan terjadi, tetapi mendekati jawaban yang seakurat mungkin.

Dalam Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI), prediksi merupakan hasil dari aktivitas memperkirakan, memprediksi atau meramal sesuatu guna menentukan nilai di masa akan datang dimana prosesnya menggunakan data yang berkaitan di masa lalu.

Karena sifatnya memprediksi, maka hasilnya tidak akan tepat 100%. Dalam prediksi objektif, semakin banyak data masa lalu yang digunakan biasanya akan sejalan dengan semakin baiknya hasil suatu prediksi. Misal dalam memprediksi cuaca di bulan September, jika kita lihat data sebelumnya selama 10 tahun terakhir selalu hujan, maka kita bisa mengambil prediksi bahwa di bulan September akan turun hujan.

Maka kesimpulan dari pengertian prediksi adalah sebuah kalkulasi atau perhitungan yang dibuat untuk mengetahui kemiripan kejadian di masa depan dengan melibatkan referensi data-data historis..

2.2. Saham

Saham dapat memberikan *return* yang menarik, sehingga saham menjadi salah satu instrumen pasar modal yang diminati paling banyak oleh investor. Saham merupakan dokumen administratif yang di dalamnya termaktub dengan jelas nama perusahaan, nilai nominal, yang diikuti butir-butir kewajiban dan hak yang sudah dijelaskan kepada setiap pemegangnya (Fahmi, 2012).

Saham merupakan hak yang diperoleh seseorang terhadap suatu perusahaan melalui pemberian modal baik itu secara sebagian ataupun keseluruhan. Saham juga dapat diartikan sebagai modal kooperatif dengan nilai satuan yang jumlahnya sama dan dapat diputar dengan beragam macam bentuk perdagangan. Keuntungan dan kerugian terhadap kinerja perusahaan dapat memengaruhi harga saham sehingga nilainya bisa berubah sewaktu-waktu.

Karakteristik yang paling dikenal dari saham adalah *risk-high return*. Artinya saham memiliki peluang pengembalian untung yang tinggi tapi mempunyai tingkat kegagalan yang tinggi pula. Dalam saham, pemodal memungkinkan memperoleh keuntungan (*capital gain*) dalam nilai yang besar dalam waktu relatif cepat. Tetapi apabila fluktuasi harga saham signifikan, maka bisa menyebabkan pemodal atau investor justru mendapatkan kerugian besar dalam waktu yang cepat.

Untuk menganalisis saham, dikenal dengan dua metode, yaitu analisis analisis teknikal dan fundamental atau mendasar. Analisis fundamental adalah teknik analisis yang mempelajari beberapa faktor dasar atau fundamental (seperti tingkat kepemilikan, tingkat suku bunga, neraca rasio-rasio keuangan, dan lainnya) sebagai langkah *scoring* saham di sebuah perusahaan. Sedangkan analisis teknikal berusaha menguji data masa lalu untuk membuat prediksi harga saham dengan tujuan untuk melangsungkan pembelian ataupun penjualan sebuah instrumen pada pasar modal.

2.3. *Root Mean Square Error (RMSE)*

Untuk mengukur akurasi hasil prediksi dapat menggunakan perhitungan RMSE. RMSE adalah nilai tingkat kesalahan hasil prediksi. Hasil prediksi menjadi sangat akurat kalau nilai RMSE semakin mendekati 0. Besarnya hasil RMSE dapat diketahui melalui perhitungan menggunakan persamaan berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (X - Y)^2}{n}} \quad (2.1)$$

Keterangan :

X = nilai hasil observasi

Y = nilai hasil prediksi

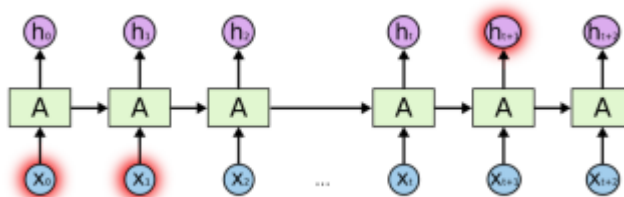
n = Jumlah data.

2.4. Machine Learning

Dalam pendekatan AI (*Artificial Intelligence*), *machine learning* (ML) atau biasa diketahui pembelajaran mesin banyak digunakan untuk mengambil alih pekerjaan manusia dengan tujuan untuk menuntaskan masalah atau menjalankan otomatisasi. Proses kerja manusia coba ditirukan dalam proses ML serta mengeneralisasinya. Proses pelatihan, *training* atau pembelajaran merupakan ciri dari *machine learning*. Proses pada *machine learning* yaitu komputer mengenali data lalu mempelajarinya sehingga yang dihasilkan adalah sebuah pola dimana proses *input-output* dilakukan tanpa memasukkan kode program yang disusun secara eksplisit. Oleh sebab itu, *machine learning* memerlukan data *training*, yaitu data yang digunakan untuk dipelajari.

2.5. Long Short Term Memory

Arsitektur yang mengalami evolusi atau perubahan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) adalah LSTM (*Long Short Term Memory*). Pada 1997 Schmidhuber dan Hochreiter yang memperkenalkannya pertama kali. Arsitektur LSTM terus dikembangkan oleh banyak peneliti di banyak bidang seperti pada *forecasting* dan *speech recognition* bahkan hingga penelitian ini dilaksanakan.

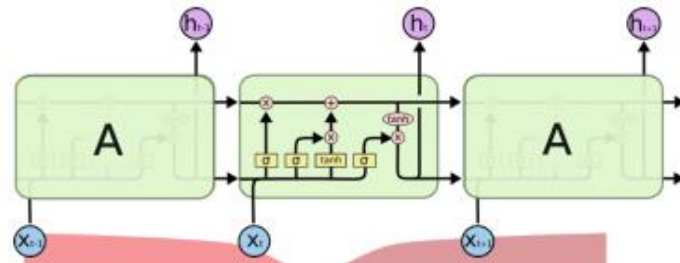


Gambar 2.1 *Recurrent Neural Network*

Melalui Gambar 2.1 dapat diketahui model RNN yang mempunyai kekurangan. Kekurangan terjadi pada inputan x_0 , x_1 yang mempunyai jarak informasi yang jauhnya cukup signifikan dengan x_t , x_{t+1} . Sehingga jika h_{t+1} membutuhkan informasi tambahan yang sesuai untuk x_0 , x_1 , RNN tidak mampu untuk belajar menyambungkan informasi dikarenakan seiringnya waktu berjalan memori terdahulu yang tersimpan akan semakin tidak bisa digunakan karena telah tertimpa atau tergantikan dengan memori terbaru. Pertama kali pada 1994, Bengio yang menemukan kekurangan ini. Sedangkan yang tidak mempunyai masalah tersebut adalah LSTM, karena LSTM mampu mengorganisasi memori untuk setiap *input*-nya melalui penggunaan *memory cells* dan *gate units* sebagai yang mengatur memori dalam *neuron*.

2.5.1 Memory cells dan gate units

Penjelasan yang berkaitan dengan mengapa LSTM lebih unggul adalah dengan adanya *memory cell* dan *gate units*. Pada setiap neuronsnya LSTM mempunyai *memory cells* dan *gate units*, dimana fungsinya adalah untuk menata memori pada setiap neurons ..



Gambar 2.2 LSTM

Melalui gambar di atas dapat dilihat bagaimana dalam setiap neurons LSTM yang bekerja, terlihat proses *memory cells* berfungsi pada setiap neurons. Kemudian pada gambar di atas terlihat juga *gates units* memiliki fungsi aktivasi yang terdiri empat proses pada setiap input-an pada neurons. Empat proses *Gates units* yang telah disebutkan adalah *output gates*, *forget gates*, *cell gates*, dan *input gates*.

Proses dimana informasi dalam setiap data *input* akan dikelola dan difilter mana yang tersimpan dan terbuang di *memory cells*, proses tersebut terletak pada *forget gates*. Pada *Forget gates* menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid*, yaitu hasil *output*-nya jika tidak 0 maka 1. Apabila *output*-nya 1, maka prosesnya akan menyimpan semua data. Tapi jika hasil *output*-nya 0 maka akan dibuang semua data. Diproses dengan menggunakan rumus berikut :

$$f_t = (W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2.2)$$

Untuk *input gates* terdiri dari dua *gates* pelaksanaan, dimana yang menjadi permulaan adalah dengan menggunakan fungsi *aktivasi sigmoid*, ditentukan nilai mana yang diupdate. Kemudian vector nilai baru akan dibuat oleh fungsi aktivasi *tanh* dan disimpan di *memory cell*. Melalui penggunaan rumus berikut :

$$i_t = (W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2.3)$$

$$C_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (2.4)$$

Dalam *Cell gates* akan terjadi proses penggantian *memory cell* yang baru, yaitu ketika nilai yang diperoleh dari penggabungan nilai yang berada di *forget gate* serta *input gate*. Hasil diperoleh melalui rumus :

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * C_t \quad (2.5)$$

Sedangkan untuk *output gates* terdiri dari dua *gates* pelaksanaan, dimana yang awal akan ditentukan terlebih dahulu mana nilai *memory cell* yang keluar melalui fungsi aktivasi *sigmoid*. Kemudian melalui fungsi aktivasi *tanh* penempatan nilai diletakkan di *memory cell*. Proses terakhir adalah mengalikan dua *gates* tersebut hingga diperoleh nilai yang akan dikeluarkan. Proses didapat dengan menggunakan rumus berikut :

$$ot = (W_o.[ht-1, xt] + b_o) \quad (2.6)$$

$$ht = ot * \tanh () \quad (2.7)$$

2.6. Inflasi

Menurut Syamsuddin & Karya (2016) inflasi merupakan harga atau nilai barang secara umum mengalami peningkatan terus menerus. Bagi para pemodal (investor), inflasi berdampak buruk. Senanda & Trandelilin (2010) menyebutkan apabila inflasi terus meningkat tinggi, pilihan untuk menjual saham perusahaan menjadi yang akan dipilih investor. Hal ini berdampak dengan turunnya nilai saham dan mempengaruhi nilai pengembalian saham (*return*) yang menjadi rendah.

2.7. Tingkat Suku Bunga

Menurut Bank Indonesia dalam Trandelilin (2010) tingkat suku bunga merupakan keputusan dan kebijakan moneter yang telah ditentukan oleh Bank Indonesia serta dipublikasikan untuk diketahui publik. Jumlah nilai kas perusahaan akan berpengaruh apabila tingkat suku bunga tinggi. Kemudian berdampak pada tidak tertariknya investor untuk melakukan transaksi penanaman modal. Hal ini mempengaruhi turunnya nilai saham dan menjadikan nilai pengembalian saham (*return*) menjadi kecil.

2.8. Penelitian Terdahulu

Penelitian yang berkaitan dengan prediksi saham sudah dilakukan oleh para peneliti terdahulu seperti, (Simanjuntak *et al*, 2019) Melakukan penelitian di PT. Bumi Citra Permai Tbk, diperoleh nilai RMSE sebesar 0.3234 (model *GARCH* (1,0)) dan ANN sebesar 0.0091. Dalam penelitian ini, algoritma ANN adalah algoritma yang lebih akurat dalam memprediksi saham PT. Bumi Citra Permai Tbk.

(Arfan & Lussiana, 2019) Melakukan penelitian menggunakan algoritma *Support Vector Regression* (SVR) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM), diperoleh hasil bahwa LTSM bisa memprediksi harga saham di Indonesia lebih baik dibandingkan algoritma SVR. Hasil dari pengujian dengan algoritma SVR bisa memprediksi saham 30 hari ke depan sedangkan LSTM bisa memprediksi saham dalam kurun waktu antara 2017-2019 dengan kesalahan yang sedikit serta akurasi yang baik.

(Fadilah *et al*, 2020) Melakukan penelitian untuk memprediksi harga saham PT. Telkom Indonesia dengan algoritma *k-Nearest Neighbors* dan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) diperoleh hasil bahwa algoritma SVM memiliki nilai RMSE sebesar 0.0932 dan tingkat akurasi sebesar 0.9641. Sedangkan algoritma *k-Nearest Neighbors* memiliki nilai RMSE sebesar 0.1162 tingkat akurasi sebesar 0.945.

(Kurniawati & Rikumah, 2018) Melakukan penelitian untuk menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi nilai pengembalian saham, dihasilkan bahwa faktor yang mempengaruhi nilai pengembalian saham PT. Telkom Indonesia, Tbk adalah *Debt to Equity Ratio*, inflasi, dan tingkat suku bunga.

(Rochman & Djunaidy, 2014) Melakukan penelitian untuk memprediksi saham dengan mengikutsertakan faktor eksternal menggunakan jaringan saraf tiruan, diperoleh hasil nilai RMSE dengan faktor eksternal 0,00271 lebih kecil dari pada data historis saham saja yaitu 0,00293.

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu

No	Nama Peneliti	Judul Penelitian	Metode	Keterangan
1	Eka Mala Sari <i>et al</i> (2014)	Prediksi Harga Saham yang Mempertimbangkan Faktor Eksternal Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan	Jaringan Saraf Tiruan	Hasil nilai RMSE dengan faktor eksternal 0,00271 lebih kecil dari pada data historis saham saja yaitu 0,00293
2	Simanjuntak <i>et al</i> (2019)	<i>Comparison Of Stock Price Prediction With Generalized</i>	<i>Artificial Neural</i>	Nilai RMSE sebesar 0.3234 (model <i>GARCH</i> (1,0)) dan ANN sebesar 0.0091 pada

		<i>Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Model And Artificial Neural Network</i>	<i>Network (ANN)</i>	harga saham PT. Bumi Citra Permai Tbk
3	Adhib Arfan & Lussiana ETP (2019)	Prediksi Harga Saham Di Indonesia Menggunakan Algoritma LSTM	<i>Long Short Term Memory (LSTM)</i>	Algoritma SVR bisa memprediksi saham 30 hari ke depan sedangkan LSTM bisa memprediksi saham dalam kurun waktu antara 2017-2019 dengan akurasi yang baik dan kesalahan yang sedikit.
4	Kurniawati, Brady Rikumah (2018)	<i>Regresi Principal Component Analysis</i> Untuk Menentukan Faktor-Faktor Yang Berpengaruh Terhadap Return Saham	<i>Regresi Principal Component Analysis</i>	faktor yang mempengaruhi nilai pengembalian saham PT. Telkom Indonesia adalah <i>Debt to Equity Ratio</i> , tingkat suku bunga dan inflasi.
5	Fadilah <i>et al</i> (2020)	Analisis Prediksi Harga Saham PT. Telkom Indonesia Menggunakan Metode SVM	<i>Support Vector Machine (SVM)</i>	Algoritma SVM memiliki nilai RMSE sebesar 0.0932 dan akurasi sebesar 0.9641. Sedangkan algoritma <i>k-Nearest Neighbors</i> memiliki nilai RMSE sebesar 0.1162 akurasi sebesar 0.945.

Perbedaan penelitian yang dilakukan penulis dengan penelitian terdahulu adalah pada penelitin ini, penulis tidak hanya menggunakan data historis saham aja, tapi juga menggunakan data eksternal yang mempengaruhi saham yaitu inflasi, suku bunga dan kurs rupiah. Penelitian ini menggunan data lebih banyak dibandingkan penelitian sebelumnya yaitu dari tahun 2011 - 2021 dengan total data sebanyak 2482 baris dan 9 kolom.

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Dalam bab ini dibahas tentang penerapan dari algoritma *Long Short Term Memory* dalam memprediksi harga saham PT Telkom Indonesia. Bab ini turut menjabarkan data yang dipakai serta proses menormalkan data. Selain itu, dibahas juga proses pelatihan (*training*) dan percobaan (*testing*) dari *output* yang dihasilkan bersumber pada data hasil dari proses menormalkan data.

3.1. Data

Data yang dipakai dalam penelitian ini menggunakan data harga saham PT Telkom Indonesia yang didapat melalui www.finance.yahoo.com yang terdiri dari 6 atribut yaitu *open*, *date*, *high*, *close*, *low*, *volume*. Data eksternal yang mempengaruhi harga saham seperti suku bunga dan data inflasi dari situs www.bi.go.id. Semua data yang dipakai merupakan data dari tahun 2011 – 2021 yang berjumlah 2482 baris dan 9 kolom . Untuk detail data bisa dilihat pada tabel 3.1, tabel 3.2, tabel 3.3 dan tabel 3.4.

Tabel 3.1 Data Saham PT Telkom Indonesia

Date	Open	High	Low	Close	Volume
2019-12-05	3990	4080	3990	4060	118494800
2019-12-06	4040	4100	4020	4100	50682100
2019-12-09	4080	4110	4050	4070	80864200
2019-12-10	4050	4070	4010	4040	54824900
2019-12-11	4010	4050	4000	4050	79749500
2019-12-12	4040	4050	3950	3950	147627000
2019-12-13	4000	4020	3960	3990	81937300

Sumber: www.yahoo.finance.com



Gambar 3.1 Grafik Saham PT Telkom

Sumber: www.yahoo.finance.com

Gambar 3.1 merupakan grafik pergerakan harga saham PT Telkom Indonesia. Data dibagian bawah merupakan *date* (tanggal) sedangkan data di sebelah kanan merupakan harga *close* saham. Garis biru di dalam grafik merupakan pergerakan harga saham.

Tabel 3.2 Data Inflasi

Periode	Data Inflasi
Desember 2020	1.68 %
November 2020	1.59 %
Oktober 2020	1.44 %
September 2020	1.42 %

Sumber: www.bi.go.id

Tabel 3.3 Data Suku Bunga

Periode	Data Suku Bunga
17 Desember 2020	3.75 %
19 November 2020	3.75 %
13 Oktober 2020	4.00 %
17 September 2020	4.00 %

Sumber: www.bi.go.id

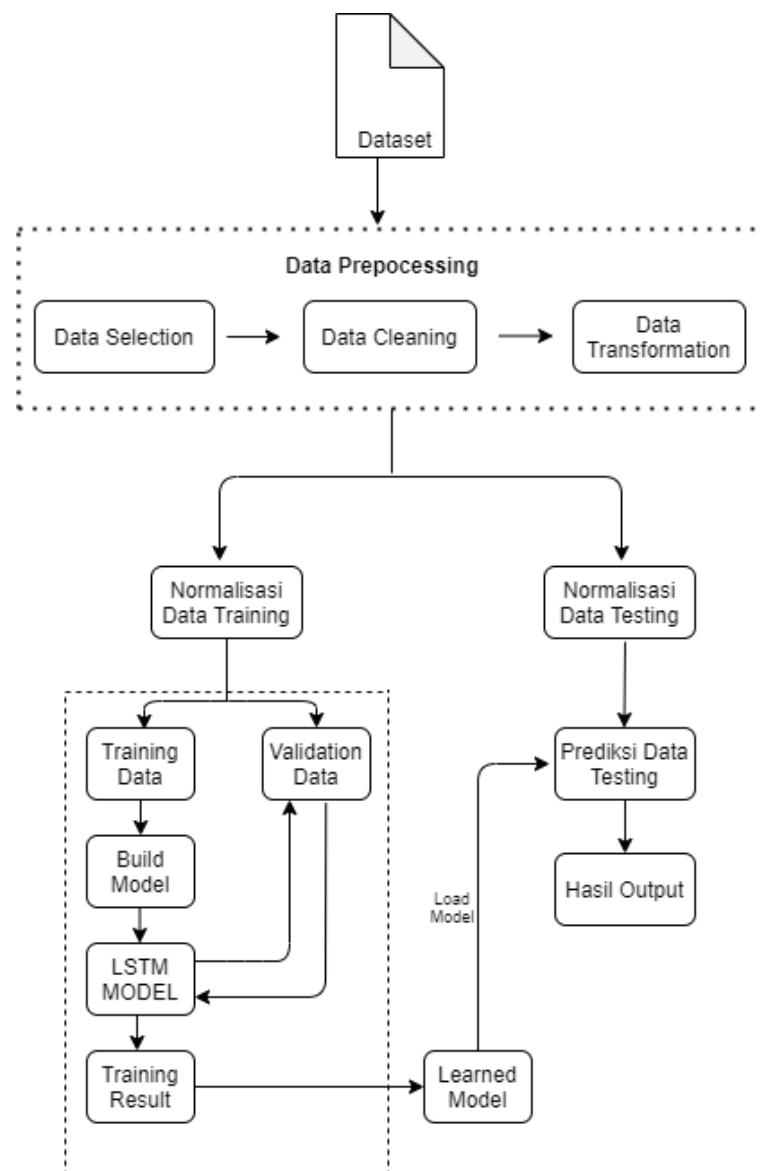
Tabel 3.4 Data Kurs Rupiah

Periode	Data Suku Bunga
02/01/2020	13825,53
03/01/2020	13829,51
06/01/2020	13891,2
07/01/2020	13849,41

Sumber: www.bi.go.id

3.2. Analisis Sistem

Adapun cara yang penulis ajukan untuk memprediksi harga saham PT Telkom Indonesia terdapat beberapa proses. Dalam penelitian ini proses-proses yang dilakukan adalah pengumpulan data dari sumber-sumber yang sudah disebutkan, kemudian dilakukan *pre-processing* secara manual dan sistem, setelah itu dilakukan proses pembentukan model *Long Short Term Memory* (LSTM), dan dari model yang terbentuk baru kemudian dilakukan prediksi untuk nilai dimasa depan. Sistem dapat menghasilkan output berupa nilai prediksi saham di hari selanjutnya. Arsitektur umum yang dibentuk bisa dilihat pada gambar berikut :



Gambar 3.2 Arsitektur Umum

Berikut penjelasan dari gambar diatas:

3.2.1. Dataset

Hal pertama yang dilakukan adalah mempersiapkan input berupa dataset harga Saham PT Telkom Indonesia yang didapat melalui situs www.finance.yahoo.com yang terdiri dari 6 atribut yaitu *open*, *date*, *low*, *high*, *volume* *close*. Data eksternal yang memperngaruhi saham seperti suku bunga, kurs rupiah dan data inflasi melalui situs www.bi.go.id (data bisa dilihat pada bagian 3.1). Semua data yang dipakai merupakan data dari tahun 2011–2021.

3.2.2. Pre-pocessing Data

Menurut (Shalabi, 2006), *Preprocessing* data merupakan tahapan normalisasi, dalam tahapan normalisasi ini, data akan disesuaikan untuk memenuhi batasan nilai tertentu. Persiapan data adalah pekerjaan yang fundamental dari *data mining*. Sebelum melakukan *training* data, data terlebih dahulu harus di normalisasi. Dalam penelitian ini, tahap *preprocessing* dibagi menjadi 3 tahap antara lain, *data selection*, *data cleaning* dan *data transformation*.

3.2.2.1. Data Selection

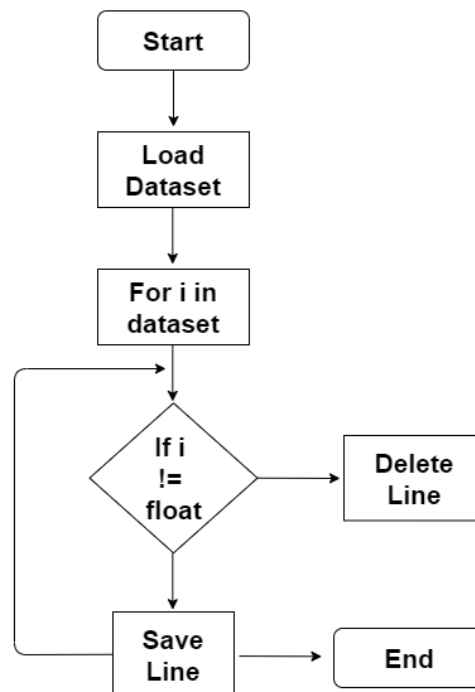
Dalam proses penyeleksian, akan dipilih data yang akan dipakai dalam penelitian. Dalam tahap ini dilakukan proses seleksi data yang mempengaruhi saham PT Telkom Indonesia. Data tersebut terdiri dari data internal saham yang didapat dari www.finance.yahoo.com dan data eksternal yang memperngaruhi saham Telkom yaitu suku bunga, kurs rupiah dan inflasi yang diperoleh melalui situs www.bi.go.id. Data setelah di *selection* bisa dilihat pada tabel dibawah ini:

Tabel 3.5 File saham setelah di lakukan *selection*

Date	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume	Inflasi	Suku Bunga	Kurs Rupiah
02/01/2020	3970	4000	3900	3910	3910	52094000	2,68%	5%	13825,53
03/01/2020	3960	3980	3930	3980	3980	70032900	2,68%	5%	13829,51
06/01/2020	3930	3970	3930	3960	3960	42908900	2,68%	5%	13891,2
07/01/2020	3930	3970	3920	3940	3940	0	2,68%	5%	13849,41

3.2.2.2. Data Cleaning

Menurut (Aryuni, 2016), dalam proses pembersihan data dilakukan proses seleksi data untuk memeriksa data yang berulang serta menghilangkan dan memperbaiki data-data yang salah. Data yang salah akan dibuang karena mampu mengurangi tingkat akurasi. Proses *cleaning* ini dapat di Gambarkan pada Gambar 3.3



Gambar 3.3 Pembersihan Data

Berdasarkan Gambar diatas pertama dataset akan dimuat terlebih dahulu, kemudian akan dilakukan pengecekan setiap baris apakah berupa angka desimal (float) atau tidak secara berulang sebanyak baris yang ada pada dataset. Apabila terdapat sebuah data pada baris tertentu yang kosong maka baris tersebut akan diisi dengan angka 0. Begitu seterusnya sampai baris terakhir.

Pada data dalam skripsi ini, akan di hapus satu kolom yang bernama “*adj close*”, karena data tersebut sama dengan kolom ‘*close*’, selanjutnya dilakukan pengecekan pada kolom yang datanya bernilai 0, kemudian data tersebut akan dilakukan penghapusan. Data yang bernilai 0 terjadi karena pada hari tersebut merupakan hari libur nasional dan akhir pekan. Dalam pasar saham, di hari libur dan akhir pekan tidak ada penutupan harga saham. Data setelah di *cleaning* bisa dilihat pada tabel dibawah ini:

Tabel 3.6 File dataset setelah dilakukan *cleaning*

Date	Open	High	Low	Close	Volume	Inflasi	Suku Bunga	Kurs Rupiah
02/01/2020	3970	4000	3900	3910	52094000	2,68%	5%	13825,53
03/01/2020	3960	3980	3930	3980	70032900	2,68%	5%	13829,51
06/01/2020	3930	3970	3930	3960	42908900	2,68%	5%	13891,2

3.2.2.3. Data Transformation

Data transformation berfungsi sebagai cara untuk mengubah nilai dalam variable tertentu sehingga bisa diukur dalam skala umum. *Min-max normalization* merupakan metode normalisasi yang dipakai menjadi standarisasi data dengan memposisikan data antara *range* 0 - 1, nilai terbesar diberi angka 1 dan nilai terkecil diberi angka 0. Rumus *Min-max normalization* digambarkan dibawah ini:

$$A' = \left(\frac{A - A_{min}}{A_{max} - A_{min}} \right) * (D - C) + C \quad (3.1)$$

Keterangan rumus diatas:

A' : Hasil dari normalisasi data

A_{max} : Nilai maksimal data per kolom

A_{min} : Nilai minimal data per kolom

C : Batas minimal yang dibuat

D : Batas maksimal yang dibuat

Selanjutnya dilakukan pembentukan label, dimana label pada setiap baris merupakan nilai data saham yang diperlukan. Setelah proses *labelling* selesai maka file akan disimpan kedalam CSV baru yang berisi 9 kolom, yaitu *open*, *date*, *high*, *low*, *close*, *volume* (data internal saham), suku bunga, kurs rupiah dan inflasi (data eksternal saham). Tahap *pre-processing* akan dilalui kumpulan data uji (*testing*) dan data latih (*training*).

Tabel 3.7 File *Dataset* (Format csv)

Date	Open	High	Low	Close	Volume	Inflasi	Suku Bunga	Kurs Rupiah
02/01/2020	3970	4000	3900	3910	52094000	0,0268	0,05	13825,53
03/01/2020	3960	3980	3930	3980	70032900	0,0268	0,05	13829,51
06/01/2020	3930	3970	3930	3960	42908900	0,0268	0,05	13891,2
07/01/2020	3930	3970	3920	3940	51837600	0,0268	0,05	13849,41

3.2.3. Process

Pada tahap ini akan dilakukan 2 tahap yaitu proses *testing* dan *training*. Dalam tahap ini, data dipisahkan menjadi 80:20. 80% *dataset* untuk *training* dan 20% *dataset* untuk *testing*. Kemudian model akan dibuat berdasarkan parameter yang dimasukan. Parameter-parameter yang dibutuhkan, antara lain:

- | | |
|--|----------------------------|
| a) Nilai <i>Learning rate</i> | d) Nilai <i>Batch Size</i> |
| b) Jumlah <i>Hidden layer</i> | e) <i>Epoch</i> Maksimum |
| c) Jumlah <i>Neuron</i> pada <i>Hidden Layer</i> | f) Fungsi Aktivasi |

Jumlah *node* pada *neural network* terlebih dahulu ditentukan, terkhusus pada *hidden layer*, sebab *hidden layer* memiliki peran penting dalam menghitung hasil akhir dari *neural network* maka penentuan ini menjadi hal yang sangat penting sebelum menjalankan *training*. Pada penelitian ini permodelan yang digunakan menggunakan LSTM yang memiliki 3 *hidden layer*.

3.2.2.1. Proses Training

Berikut adalah penjelasan dari proses *training* pada LSTM :

Pada tahap *training* akan dibuat model LSTM yang diawali dengan menentukan banyaknya *hidden layer*, *neuron* dan *epoch* yang akan digunakan. Dalam model LSTM akan dilakukan proses berupa:

- | | |
|---|--|
| - Menghitung nilai <i>forget gate</i> . | - Memperbarui memori yang berada pada <i>cell</i> . |
| - Menghitung nilai <i>input gate</i> . | - Menghitung <i>output gate</i> dan nilai <i>output</i> akhir. |

Penjelasan dari pembuatan model LSTM bisa dilihat melalui proses dibawah ini:

- a. Hitung semua fungsi *gates* unit pada setiap *neurons*. Dengan berurut fungsi *gates* yang akan dihitung adalah *forget gates* dengan persamaan :

$$\tanh(x) = 2\sigma(2x) - 1 \quad (3.2)$$

Dimana x adalah data input dan e adalah konstanta matematika.

- b. Hitung fungsi *input gates* dengan persamaan (3.3) dan (3.4).

$$f_t = \sigma(W_t.[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (3.3)$$

Keterangan:

- 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*

Gerbang *input* memiliki dua fungsi, pertama adalah menemukan keadaan sel yang harus diperbarui; nilai yang akan diperbarui dipilih oleh lapisan *sigmoid*, seperti dalam Persamaan :

$$i_t = \sigma(W_i.[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (3.4)$$

Keterangan:

- 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*

- c. Hitung fungsi *cell gates* dengan persamaan (3.5)

$$C_t = \tanh(W_c.[h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3.5)$$

Keterangan:

- 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*

- d. Hitung fungsi *output gates* dengan persamaan (3.6) dan (3.7)

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * C_t \quad (3.6)$$

Keterangan:

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

$$O_t = \sigma (W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (3.7)$$

Keterangan:

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*

- e. Nilai *output* akhir sel didefinisikan sebagai:

$$h_t = O_t * \tanh(C_t) \quad (3.8)$$

Keterangan:

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

Jika telah melakukan perulangan sebanyak *epoch* yang telah ditentukan, maka berhenti. Jika belum, akan dilakukan optimasi dengan optimasi Adam dan memperbarui bobot dan bias pada sistem, kemudian kembali ke langkah diatas.

Hasil perhitungan akan divalidasi setiap *batch* dengan dataset validasi untuk melihat apakah *output* yang diberikan sesuai dengan nilai yang sebenarnya. Proses validasi akan menghasilkan *error* yang disebut *loss* yang mana nantinya akan dijadikan parameter untuk menentukan bobot yang diberikan pada *batch* selanjutnya. *Output* dari proses ini yaitu sebuah model *neural network* yang disebut *learned model* yang sudah selesai di *training* yang nantinya akan di *load* kembali saat melakukan proses *testing*. Selain itu total akurasi dan *loss* juga akan tercetak pada setiap akhir proses *training*.

3.2.2.2. Proses Testing

Model yang telah didapatkan pada proses *training* akan diuji dengan menggunakan data *testing* yang telah didapat dari *preprocessing* data.

Pada proses ini akan memuat kembali *learned model* yang sudah dihasilkan pada proses *training* sebelumnya dan menghitung hasil keluaran berdasarkan parameter-parameter yang diberikan pada saat proses *training* yang sudah ada didalam *learned model*. Proses *testing* dilakukan agar bisa melihat efektivitas dari algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM) dalam melakukan proses prediksi saham PT Telkom Indonesia.

3.2.1. Output

Adapun *output* dari keseluruhan tahapan LSTM adalah tabel dan grafik yang berisi hasil akurasi serta data aktual dan data prediksi saham serta prediksi saham untuk 10 hari ke depan.

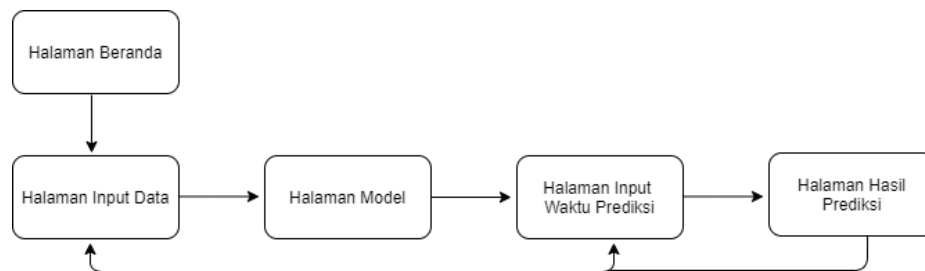
Hasil MSE (*Mean Square Error*) dan RMSE (*Root Mean Square Error*) dari algoritma LSTM juga akan didapatkan dari proses tersebut guna mengetahui tingkat akurasi dalam memprediksi harga saham PT Telkom Indonesia.

3.3. Perancangan Sistem *Interface*

Pada penelitian ini menggunakan desain *interface* atau antarmuka sebagai proses pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*) dalam memprediksi saham PT Telkom Indonesia.

3.3.1. Rancangan Sistem Menu

Rancangan menu pada sistem yang akan dibuat dapat dilihat melalui gambar di bawah ini:



Gambar 3.4 Perancangan Menu

3.3.2. Model pada Halaman Beranda

Desain beranda akan muncul ketika awal mula *running* sistem. Pada halaman ini menampilkan NIM dan nama penulis, logo USU, Logo PT Telkom Indonesia, dan Judul dari Aplikasi itu sendiri. Bentuk rancangan akan terlihat seperti gambar berikut :



Gambar 3.5 Laman Beranda

3.3.3. Rancangan Laman Input Data

Tampilan laman input data adalah tempat user memasukkan data yang ingin diprediksi nilai masa depannya. Bentuk rancangan akan terlihat seperti gambar berikut :

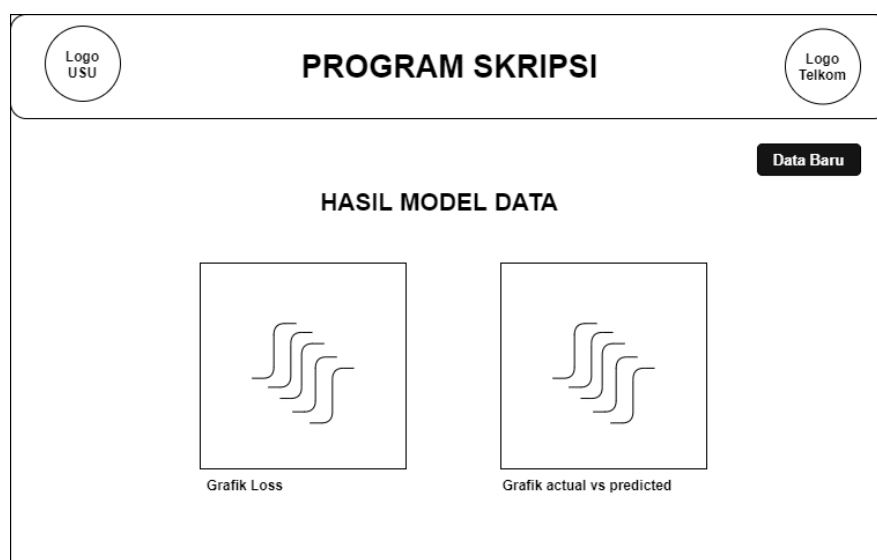


The screenshot shows a web application interface. At the top, there is a header bar with 'Logo USU' on the left and 'Logo Telkom' on the right. The main title 'PROGRAM SKRIPSI' is centered. Below the title, the section is titled 'MASUKKAN FILE SAHAM'. There is a 'Data Input (CSV)' label, a 'Choose File' button, and a 'Process' button.

Gambar 3.6 Laman Input Data

3.3.4. Rancangan Laman Model

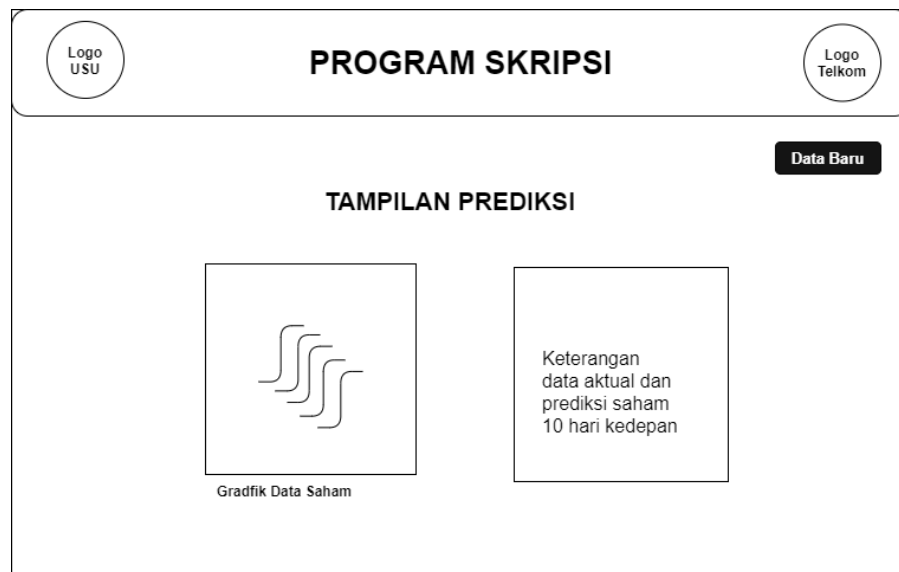
Laman model adalah tampilan yang menampilkan hasil model yang dibuat beserta perbandingan nya dengan data aktual yang di-*input* ke sistem. Bentuk rancangan akan terlihat seperti gambar berikut :



Gambar 3.7 Laman Model

3.3.5. Susunan Desain Hasil Prediksi

Hasil Prediksi merupakan halaman akhir yang akan menampilkan grafik prediksi dan nilai hasil prediksi. Bentuk rancangan akan terlihat seperti gambar berikut :



Gambar 3.8 Laman Prediksi Saham

BAB 4

IMPLEMENTASI DAN PEMBAHASAN

Dalam bagian ini dibahas mengenai proses penerapan arsitektur *Long Short Term Memory* sebagai algoritma yang digunakan dalam memprediksi harga saham PT Telkom Indonesia.

4.1. Spesifikasi *Hardware* dan *Software*

Berdasarkan perancangan sistem pada BAB sebelumnya, untuk mendukung proses pembuatan sistem implementasi algoritma *Long Short Term Memory* dalam memprediksi harga saham PT Telkom Indonesia berbasis *python*. Maka dalam penelitian ini penulis menggunakan beberapa *hardware* dan *software* dengan spesifikasi seperti :

4.1.1. Spesifikasi *Hardware*

Berikut adalah spesifikasi *hardware* yang akan digunakan pada penelitian ini:

1. Intel Processor® Core™ i7-4210U CPU 2.4 GHz.
2. RAM sebesar 16.00 GB DDR3.
3. Hardisk berkapasitas 1000 TB.

4.1.2. Spesifikasi *Software*

Berikut spesifikasi *software* yang akan digunakan pada penelitian ini:

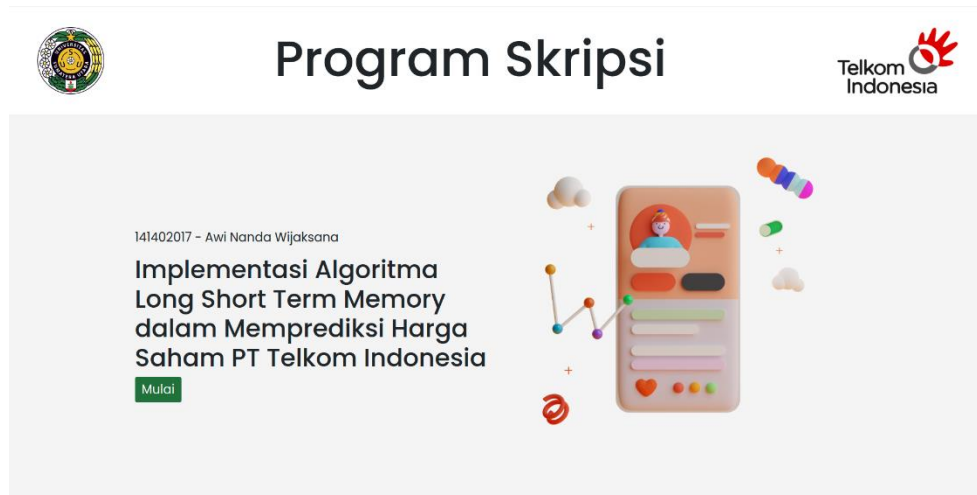
1. Sistem Operasi yang digunakan adalah ubuntu 20.
2. Bahasa pemrograman *Python* versi 3.7.3
3. *Virtual GPU* NVIDIA CUDA *Development* 9.0
4. Jupyter Notebook
5. Microsoft Visual Studio Code

4.2. Penerapan Rancangan *Interface*

Tampilan *interface* yang akan diterapkan dalam sistem dijelaskan seperti di bawah ini:

4.2.1. Desain Beranda

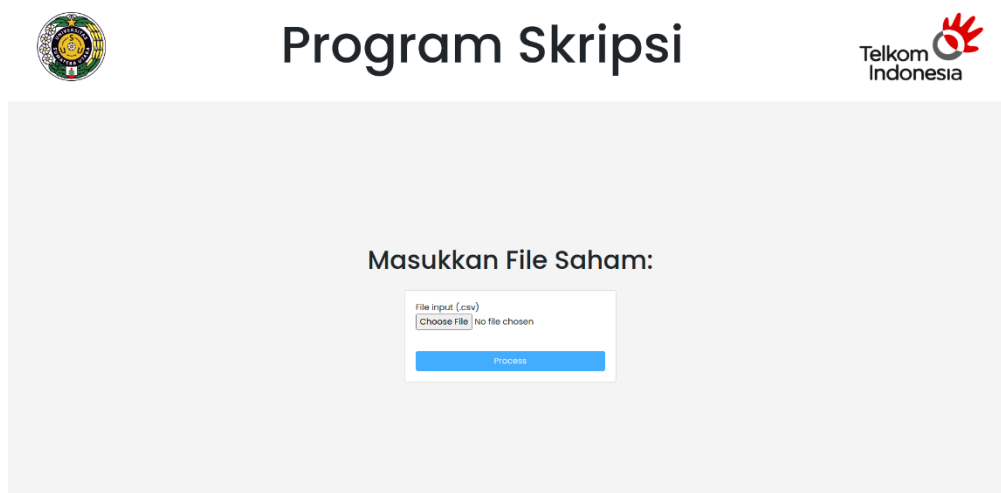
Saat sistem dijalankan, laman beranda ini akan muncul pertama kali. Laman beranda bisa dilihat pada gambar 4.1



Gambar 4.1 Laman Beranda

4.2.2. Desain Menu Input Data

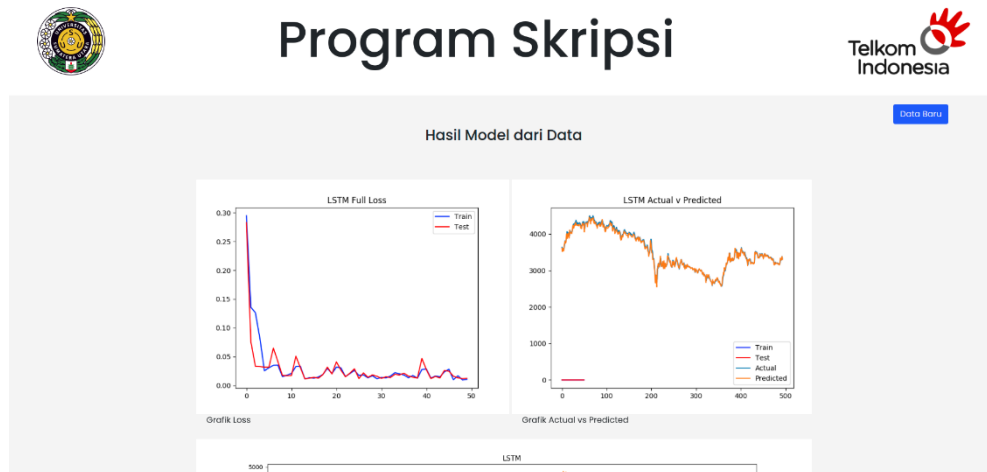
Laman ini berfungsi untuk memasukkan data yang kemudian akan digunakan dalam pembuatan model untuk memprediksi nilai masa depan. format .csv merupakan format data yang digunakan dengan ketentuan data pada *field* pertama adalah data *date*. Laman Menu *Input Data* bisa dilihat pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2 Laman Menu Input Data

4.2.3. Desain Halaman Model

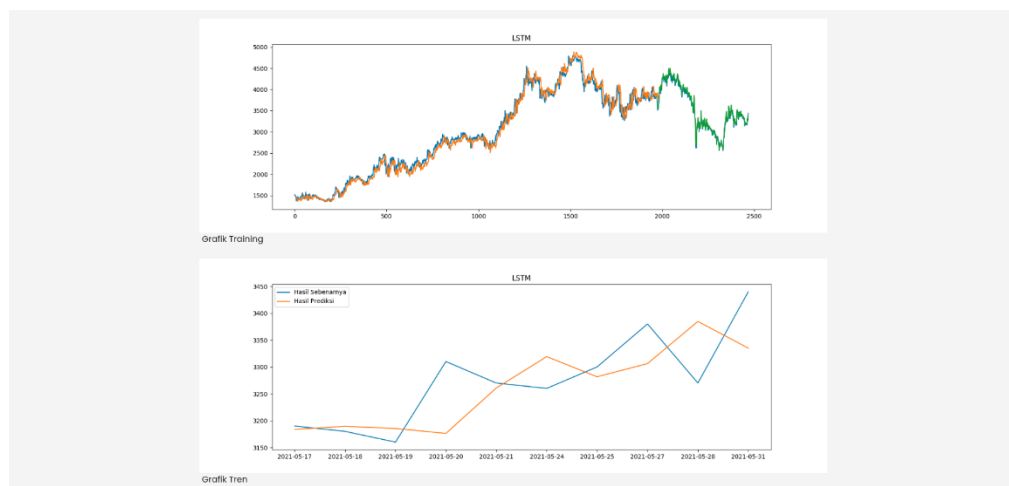
Pada bagian ini, sistem akan menampilkan grafik perbandingan antara data aktual yang diberikan dengan model data yang dibuat, beserta nilai model yang terbentuk untuk masing-masing tahun. Laman hasil model bisa dilihat pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3 Laman Halaman Model

4.2.4. Desain Hasil Prediksi

Data hasil prediksi berdasarkan model ditampilkan pada laman ini. Data yang ditampilkan berupa nilai hasil prediksi dan grafik prediksinya. Laman hasil prediksi bisa dilihat pada Gambar 4.4.



Gambar 4.4 Laman Grafik Hasil Prediksi

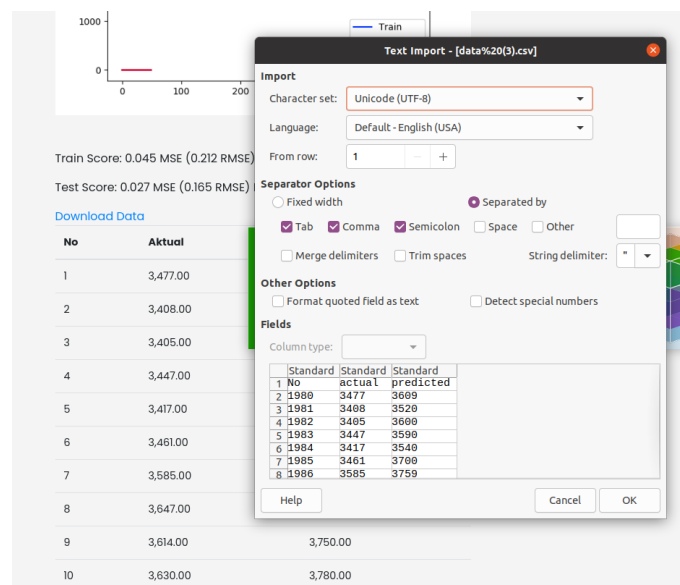
[Download Data](#)

No	Aktual	Forecast
1	3,477.00	3,609.00
2	3,408.00	3,520.00
3	3,405.00	3,600.00
4	3,447.00	3,590.00
5	3,417.00	3,540.00
6	3,461.00	3,700.00
7	3,585.00	3,759.00
8	3,647.00	3,800.00
9	3,614.00	3,750.00
10	3,630.00	3,780.00

Gambar 4.5 Laman Hasil Prediksi

4.2.5. Desain Laman Download Data

Pada bagian ini menampilkan cara untuk mendownload data saham yang sudah diprediksi. File tersebut berisi data aktual dan data prediksi. Laman Download data bisa dilihat pada gambar dibawah ini:



Gambar 4.6 Laman Download Data

4.3. Penerapan Data

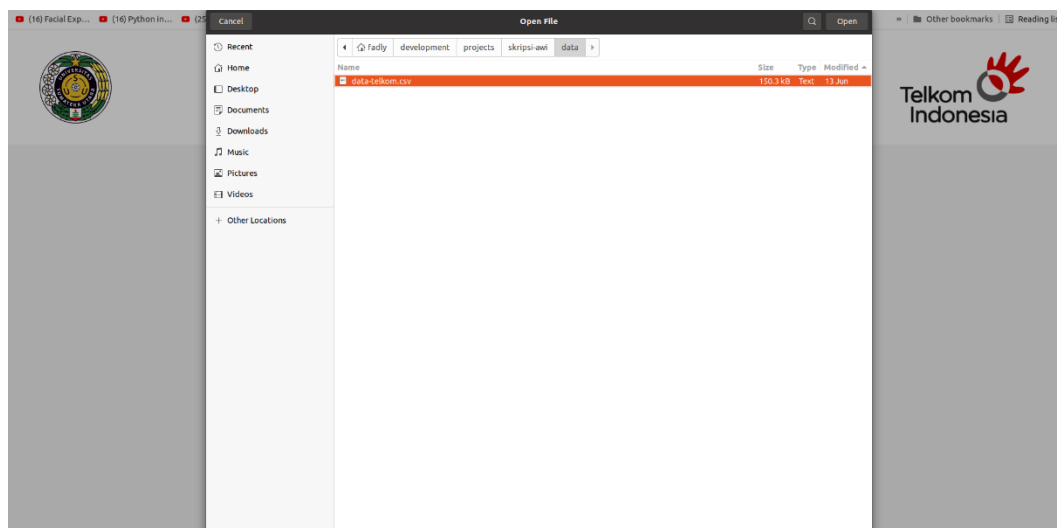
Data yang dipakai dalam penelitian ini berupa data saham PT Telkom Indonesia, inflasi, suku bunga dan kurs rupiah mulai tahun 2011 sampai 2021. Data ini sebelumnya memiliki format .xlsx yang kemudian dikonversi menjadi format .csv (*Comma Sepparated Value*). Data tersebut kemudian masuk dalam tahap *pre-processing* dan dihasilkan data *testing* dan *trainig*, dengan keterangan seperti dalam tabel berikut:

Tabel 4.1 Detail Dataset

No.	Nama File	Colomn	Size
1	Data Telkom	2482	146 KB

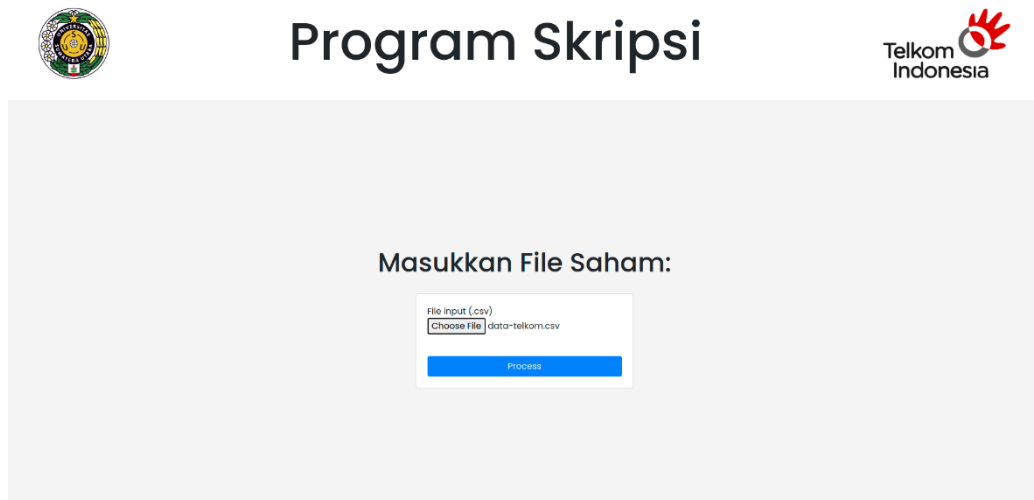
4.4. Prosuderal Operasional

Bagian ini akan memaparkan langkah-langkah yang dilakukan dalam menggunakan aplikasi. Pada tahap awal, user akan menemukan laman beranda seperti pada gambar 4.1. di laman beranda ada tombol ‘mulai’ yang akan mengantarkan user ke halaman input data seperti pada gambar 4.2. Pada halaman ini, pengguna akan diminta untuk memasukan dataset yang ingin dihitung nilai prediksinya. Data yang diinput harus dengan format csv. Kemudian user tinggal menekan tombol ‘*choose file*’ yang akan membawa user ke direktori komputer untuk memilih data yang ingin diprediksi, prosedur tersebut bisa dilihat pad gambar 4.7.



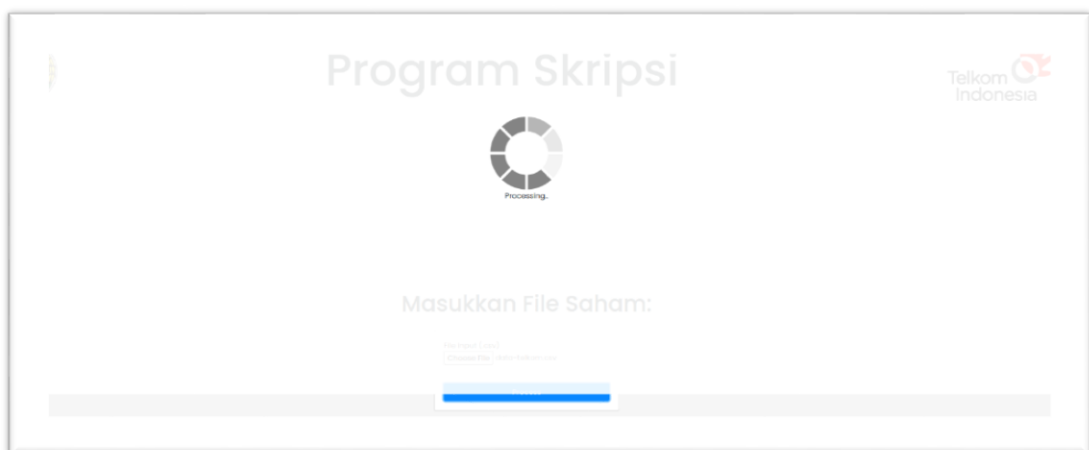
Gambar 4.7 Laman Pemilihan File Input Data

Setelah menemukan file yang akan digunakan sebagai data, maka user tinggal memilih file tersebut, lalu data akan masuk kedalam aplikasi seperti dalam gambar 4.8.



Gambar 4.8 Laman File Berhasil Diinput

Setelah itu user tinggal menekan tombol 'Proses', lalu file akan diproses oleh sistem seperti dalam gambar 4.9.



Gambar 4.9 File Diproses Oleh Sistem

Selanjutnya, sistem akan menampilkan hasil model dalam bentuk grafik dan tabel serta prediksi saham Telkom seperti pada yang ditampilkan gambar 4.4 diatas.

4.5. Hasil Pengujian

Hasil yang didapatkan dari implementasi algoritma LSTM dalam melakukan prediksi harga saham PT Telkom Indonesia akan dipaparkan pada bagian ini. Proses pengujian ini menggunakan 2482 record data. Setelah dataset ditentukan, maka kita akan masuk ke tahapan pre-processing, kalau dataset sudah baik kemudian dilanjutkan dengan membaginya menjadi 80% *training* dan 20% *testing*.

Tabel 4.2 Jumlah Dataset

No	Data	Jumlah
1	Testing	496 baris
2	Training	1986 baris

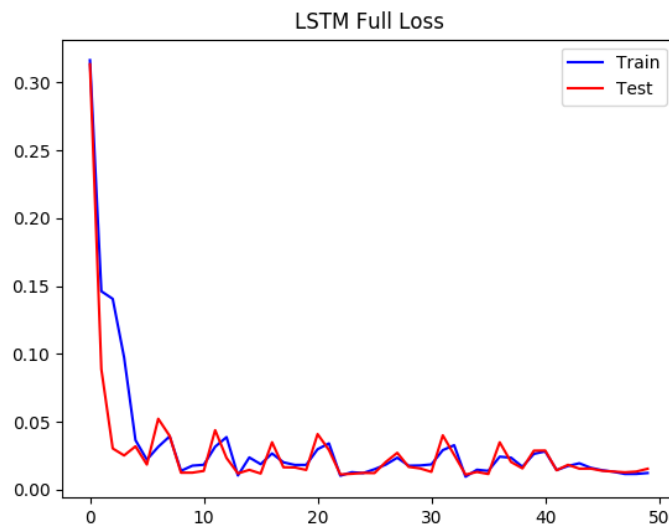
Sebelum melakukan *training* dan *testing*, ditentukan terlebih dahulu paramater yang ditunjukkan ada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Parameter yang digunakan untuk pengujian

No	Optimizer	Activation	Epoch	Learning Rate	Batch Size	Neuron	Loss
1	Adam	Softmax	50	0,001	72	50	Mean Squared Error

4.5.1. Hasil Nilai Loss LSTM

Berdasarkan hasil pengujian yang sudah dilakukan menggunakan algortima Long Short Term Memory (LSTM), didapatkan hasil nilai loss training dan loss validaton seperti gambar berikut :

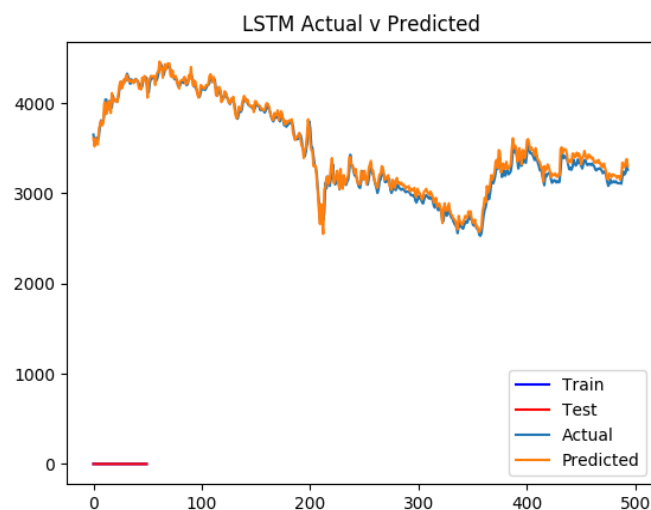


Gambar 4.10 Grafik *loss training* dan *loss validation* pada algoritma LSTM

Pada gambar 4.10 bisa disaksikan bahwa *loss* dari data *training* dan data *testing* saling mendekati. Nilai *loss training* dan *loss validation* pada algoritma LSTM menjadi landai dan grafik berhimpit di antara epoch ke-5 hingga epoch ke-50, sehingga tidak terjadi *overfitting* atau *underfitting*. Hal ini menandakan bahwa model yang dibuat cukup akurat.

4.5.1.4.5.2. Grafik Data *Testing* Prediksi dan Data Sebenarnya

Nilai data prediksi dan data sebenarnya menjadi acuan seberapa akurat algoritma LSTM dalam memprediksi saham PT Telkom Indonesia. Nilai tersebut bisa dilihat melalui grafik pada gambar berikut :

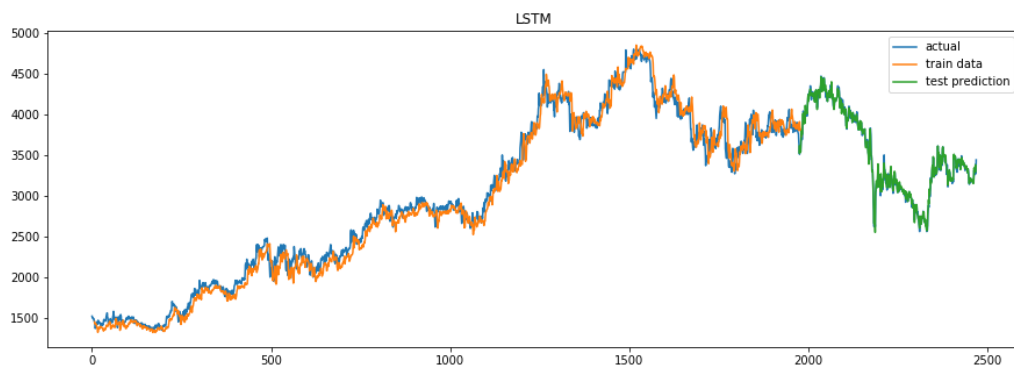


Gambar 4.11 Grafik LSTM *Actual* dan *Predicted*

Gambar 4.11 merupakan grafik dari data *testing*. Bagian grafik terdiri dari garis *actual* (hasil sebenarnya) yang dilambangkan dengan warna *orange* dan garis *predicted* (hasil prediksi) dilambangkan dengan warna biru. Label Y merupakan harga saham dan Label X merupakan jumlah hari. Selama dilakukan *testing*, garis *predicted* dan garis *actual* pada hari pertama hingga hari terakhir saling berhimpitan dan tidak memiliki jarak yang jauh.

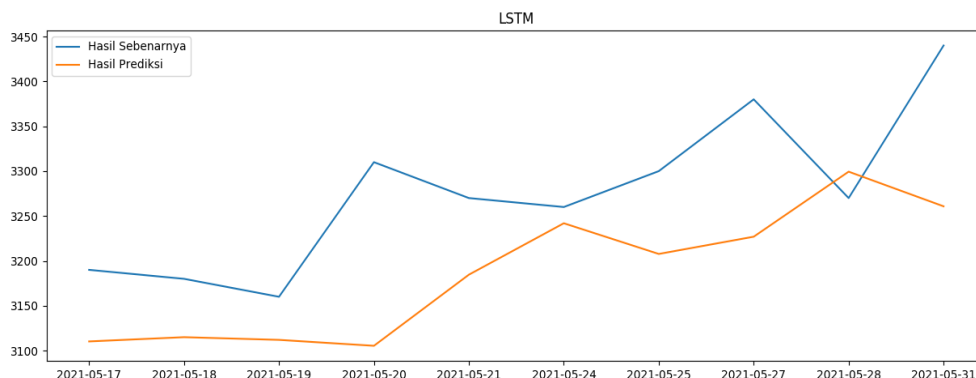
4.5.3. Prediksi Tren

Pada penelitian ini, dibandingkan hasil saham sebenarnya dan prediksi tren selama dilakukan *testing* dan *training*. Dalam memprediksikan tren, prediksi pada data *training* dan *testing* dilakukan sejak hari ke-1 sampai hari ke-2482. Tren tersebut bisa dilihat melalui grafik pada gambar berikut :



Gambar 4.12 Grafik tren prediksi dan hasil sebenarnya selama *training* dan *testing* pada algoritma LSTM saham Telkom Indonesia

Gambar 4.12 merupakan grafik tren prediksi dan hasil sebenarnya selama *training* dan *testing*. Bagian grafik terdiri dari garis *actual* (hasil sebenarnya) yang dilambangkan dengan warna biru, garis *testing predicted* (hasil percobaan prediksi) dilambangkan dengan warna hijau. Garis *training predicted* (hasil latihan prediksi) dilambangkan dengan warna *orange*. Label Y merupakan harga saham dan Label X merupakan jumlah hari. Pada grafik tersebut menunjukkan bahwa terjadi akurasi yang tinggi, ditandai dengan garis *actual* memiliki jarak yang tidak terlalu jauh dengan garis *training prediction* dan *testing prediction*. Data *testing prediction* (warna hijau) diambil sebanyak 20% dari data *actual* (warna biru), dan data *training prediction* (warna *orange*) diambil sebanyak 80% dari data *actual* (warna biru).

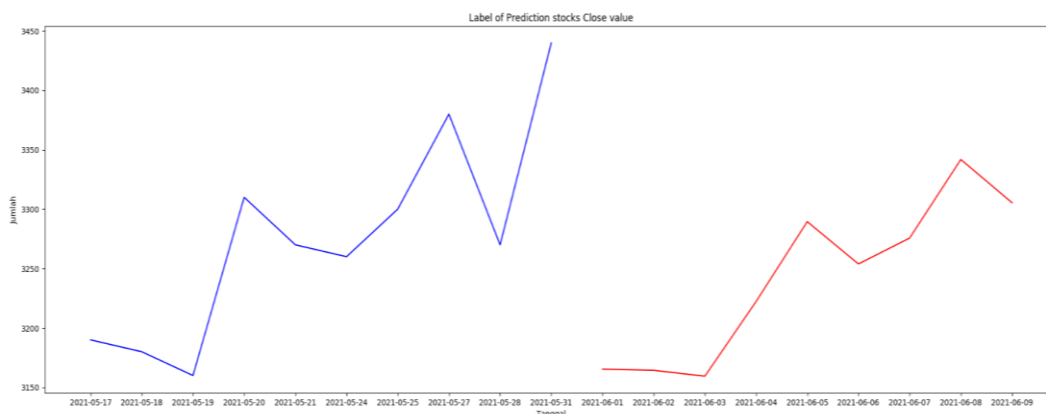


Gambar 4.13 Grafik Full LSTM

Gambar 4.13 merupakan grafik LSTM dalam gambaran yang lebih detail. Pada grafik tersebut menunjukkan data *prediction* (hasil prediksi) berwarna *orange* dengan data *actual* (hasil sebenarnya) berwarna biru tidak memiliki jarak yang terlalu jauh.

4.5.2.4.5.4. Prediksi Saham 10 Hari ke depan

Pada penelitian ini, juga dibangun sebuah sistem yang dapat memprediksi saham untuk 10 hari ke depan. Grafik tersebut bisa dilihat melalui gambar berikut :



Gambar 4.14 Prediksi Saham 10 Hari ke Depan

Gambar 4.14 merupakan grafik hasil dari prediksi saham 10 hari ke depan. Garis warna biru adalah data *actual* sedangkan garis warna merah adalah garis *prediction*. Melalui

grafik tersebut diperoleh hasil prediksi yang dapat dilihat pada secara detail pada tabel dibawah ini :

Tabel 4.4 Hasil Prediksi Saham 10 Hari Kedepan

Date	Hasil Prediksi Saham
2021-06-01	3166
2021-06-02	3165
2021-06-03	3160
2021-06-04	3226
2021-06-05	3283
2021-06-06	3250
2021-06-07	3273
2021-06-08	3339
2021-06-09	3296

4.5.3.4.5.5. Evaluasi Algoritma

Setelah algoritma dinilai, dilakukan evaluasi algoritma untuk prediksi saham Telkom Indonesia. Untuk mengevaluasi algoritma *Long Short Term Memory*, peneliti menggunakan *Mean Square Error* (MSE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE). Perbandingan MSE dan RMSE dapat dilihat pada Tabel berikut:

Tabel 4.5 Hasil Nilai Error

Hasil	RMSE	MSE
Train Score	0,045	0,212
Test Score	0,027	0,165

Dari hasil pengujian menggunakan algortima *Long Short Term Memory* seperti pada tabel di atas, dapat disimpulkan bahwa nilai MSE dan RMSE untuk *train score* dan *test score* mendekati 0. Artinya, prediksi saham yang dilakukan cukup akurat, hal tersebut dapat juga dilihat melalui perbandingan data aktual dan data prediksi pada tabel di bawah ini:

Tabel 4.6 Data Aktual dan Prediksi

Date	Data Aktual	Data Prediksi
17-05-2019	3605	3609
20-05-2019	3540	3519
21-05-2019	3533	3600
22-05-2019	3573	3589
23-05-2019	3544	3539
24-05-2021	3283	3290
25-05-2021	3248	3290
27-05-2021	3266	3350

Tabel 4.6 menunjukkan data tanggal, harga saham aktual dan prediksi. Dapat dilihat pada tabel di atas, bahwa data aktual dan prediksi memiliki data yang hampir mirip dan juga ada beberapa data yang sama.

4.5.4.4.5.6. Pengaruh Prediksi Saham terhadap PT Telkom Indonesia

Berdasarkan pembahasan di atas, prediksi saham tentunya akan berpengaruh terhadap aktivitas transaksi para investor. Apabila prediksi semakin akurat akan memudahkan para investor dalam membuat keputusan untuk membeli atau menjual saham. Jika penjualan saham tinggi, maka akan berpotensi memberikan keuntungan yang tinggi terhadap PT Telkom Indonesia. Begitupun sebaliknya, jika penjualan saham rendah, maka perusahaan akan berpotensi mengalami kerugian atau bangkrut.

Prediksi saham yang akurat akan memiliki pengaruh yang bagus untuk perusahaan, karena dengan adanya prediksi saham yang akurat bisa memudahkan perusahaan untuk segera menentukan kebijakan yang akan dibuat. Oleh karena itu, prediksi saham sangat berpengaruh dalam memajukan perusahaan.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

Dalam bab ini dibahas tentang kesimpulan dari implementasi algoritma *Long Short Term Memory* yang telah digunakan untuk memprediksi harga saham PT Telkom Indonesia dan saran untuk penelitian berikutnya.

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dari implementasi algoritma *Long Short Term Memory*, dalam memprediksi harga saham PT Telkom Indonesia, didapat beberapa kesimpulan, yaitu :

1. Berdasarkan pemaparan pada implelementasi dan pembahasan, dapat disimpulkan bahwa prediksi harga saham PT Telkom Indonesia dengan menggunakan data historis saham dan data eksternal saham dari tahun 2011 – 2021 bisa dilakukan dengan baik menggunakan algoritma *Long Short Term Memory*.
2. Dari hasil pengujian menggunakan algortima *Long Short Term Memory* didapatkan hasil nilai MSE sebesar 0,045 dan RMSE sebesar 0,0212 untuk *train score* dan MSE sebesar 0,027 dan RMSE sebesar 0,165 untuk *test score*.
3. Prediksi saham yang akurat akan memiliki pengaruh yang bagus untuk perusahaan, karena dengan adanya prediksi saham yang akurat bisa memudahkan perusahaan untuk segera menentukan kebijakan yang akan dibuat

5.2. Saran

Beberapa saran untuk penelitian berikutnya, yaitu:

1. Pengembangan yang diperlukan dengan menggabungkan metode *Long Short Term Memory* (LSTM) dengan metode yang lain untuk mendapatkan hasil yang lebih baik.
2. Penambahan data eksternal yang memperngaruhi saham.

DAFTAR PUSTAKA

- Arfan, A & Lussiana (2019). Prediksi Harga Saham di Indonesia Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory. *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi STI&K (SeNTIK)* Vol. 3 (1) : 225-230.
- Bank Indonesia (5 Juni 2021). Data Suku Bunga. Diakses 5 Juni 2021, dari <https://www.bi.go.id/id/statistik/indikator/bi-7day-rr.aspx>
- Bank Indonesia (5 Juni 2021). Data Inflasi. Diakses 5 Juni 2021, dari <https://www.bi.go.id/id/statistik/indikator/data-inflasi.aspx>
- Bank Indonesia (5 Juni 2021). Data Kurs Rupiah. Diakses 5 Jun 2021, dari <https://www.bi.go.id/id/statistik/informasi-kurs/jisdor/default.aspx>
- Cho, K., Bougares, F., Schwenk, H., Bahdanau, D., & Bengio, Y. (2014). Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation. *Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*. Doha, Qatar.
- Fadilah, W.R.U., Agfiannisa, D., Azhar, Y. (2020) Analisis Prediksi Harga Saham PT. Telekomunikasi Indonesia Menggunakan Metode Support Vector Machine, *Fountain of Informatics Journal*, Vol. 5 (2) : 45-51.
- Olah, C. (2015, 8 27). *Understanding LSTM Networks*. Retrieved 8 11, 2018, from github: <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>
- Pandji, B.Y., Indwiarti, Rohmawati, A.A. (2019). Perbandingan Prediksi Harga Saham Dengan Model Arima Dan Artificial Neural Network, *Ind. Journal on Computing* Vol. 4 (2) : 189-198.
- Riyanto, E.(2017). Peramalan Harga Saham Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Secara Supervised Learning Dengan Algoritma Backpropagation. *Jurnal Informatika Upgris* Vol. 3 (2) : 137-142.
- Rochman, E.M.S., & Djunaidy,A .(2014) Prediksi Harga Saham Yang Mempertimbangkan Faktor Eksternal Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan,” *Jurnal Ilmiah NERO* Vol. 1 (2) : 5-11.
- Yasin, H., Prahutama, A., Utami, T.W. (2014). Prediksi Harga Saham Menggunakan Support Vector Regression Dengan Algoritma Grid Search. *Media Statistika*, Vol. 7 (1): 29-35.

- Yahoo Finance. (5 Juni 2021). Perusahaan Perseroan (Persero) PT Telekomunikasi Indonesia Tbk (TLKM.JK). Diakses pada 5 Juni 2021, dari <https://finance.yahoo.com/quote/TLKM.JK>
- Zhao, H., Sun, S., & Jin, B. (2017). Sequential Fault Diagnosis Based On LSTM Network. 4.

LAMPIRAN

```

from flask import Flask, render_template, request,
jsonify
from tensorflow.keras.layers import concatenate
from werkzeug.utils import secure_filename
from LSTMModel import LSTMModel

import numpy as np

import time,json,re,os

UPLOAD_FOLDER = 'input/tempData/'
ALLOWED_EXTENSIONS = set(['csv'])

app = Flask(__name__, static_url_path='/static')
app.config['UPLOAD_FOLDER'] = UPLOAD_FOLDER

def allowed_file(filename):
    return '.' in filename and \
           filename.rsplit('.', 1)[1].lower() in
ALLOWED_EXTENSIONS

@app.route("/", methods=["GET"])
def main():
    return render_template('index.html')

@app.route("/start", methods=["GET"])
def model_page():
    return render_template('model_page.html')

@app.route("/process_model", methods=["GET","POST"])
def process_model():

    error = ""
    if 'file' in request.files:
        filetxt = request.files["file"]
        if filetxt and
allowed_file(filetxt.filename):
            filename =
secure_filename(filetxt.filename)
            #
filetxt.save(os.path.join(app.config['UPLOAD_FOLDER'],
filename))

```

```

filetxt.save(os.path.join(app.config['UPLOAD_FOLDER'],
'data.csv'))
        # print(result2.read(),"hehe")
        # with
open(os.path.join(app.config['UPLOAD_FOLDER'],
filetxt.filename), 'r', encoding="utf-8") as f:
        # f.read()
        # text = f.read()
        # f.close()
    else:
        error = "Format file salah"

    # obj = LSTM('input/tempData/'+filetxt.filename)
    result = []
    obj = LSTMModel('input/tempData/data.csv')
    df = obj.data
    df = obj.drop_na(df)
    print(df)
    df = obj.setIndex(df, 'Date')

    dataset = df.values
    dataset = dataset.astype('float32')

    scaled = obj.scaled_data(df.values)
    print('scaled data',scaled)

    N = 10
    # frame as supervised learning
    reframed = obj.series_to_supervised(scaled, 1, 1)
    # drop columns we don't want to predict

    reframed.drop(reframed.columns[[9,10,11,12,13,14,15]],
axis=1, inplace=True)
    print('reframed', reframed.head(), reframed.shape)

    # split into train and test sets
    values = reframed.values
    n_train_hours = int(len(values) * 0.80)
    train = values[:n_train_hours, :]
    test = values[n_train_hours:, :]

    # split into input and outputs
    train_X, train_y = train[:, :-1], train[:, -1]
    test_X, test_y = test[:, :-1], test[:, -1]
    # reshape input to be 3D [samples, timesteps,
features]
    train_X = train_X.reshape((train_X.shape[0], 1,
train_X.shape[1]))

```



```

    test_X = test_X.reshape((test_X.shape[0], 1,
test_X.shape[1]))
    print(train_X.shape, train_y.shape, test_X.shape,
test_y.shape)

    # training model
    model = obj.train(train_X, train_y, test_X,
test_y, train_X.shape[2], 72, 50, 'lstm')

    forecast_pred = obj.get_data_forecast(df, N)
    print('forecast data pred', forecast_pred)
    forecast_pred.fillna(0, inplace=True)
    forecast_pred_values = forecast_pred.values
    forecast_pred_values =
forecast_pred_values.astype('float32')

    scaled_forecast =
obj.scaled_data(forecast_pred_values)
    print('scaled forecast data', scaled_forecast.head(5))

    arr_forecast =
obj.series_to_supervised(scaled_forecast, 1, 1)

arr_forecast.drop(arr_forecast.columns[[9,10,11,12,13,14,
15]], axis=1, inplace=True)
    print('reframed forecast data', arr_forecast.head())

    dataPredict = arr_forecast.values
    test_XPred, test_yPred = dataPredict[:, :-1],
dataPredict[:, -1]
    test_XP = test_XPred.reshape((test_XPred.shape[0], 1,
test_XPred.shape[1]))
    print('shape forecast data:', test_XP.shape, test_XP)

    obj.plot_loss(model['history'])

obj.plot_actual_predicted(model['test_predict'], model['te
st_y_predict'])

obj.plot_data(dataset, 7, model['train_predict'].reshape(-
1, 1), model['test_predict'].reshape(-
1, 1), 'lstm', 'LSTM', df, model['train_predict'] )

obj.plot_trend(dataset, N, model['train_predict'].reshape(-
1, 1), model['test_predict'].reshape(-
1, 1), 'lstm', 'LSTM', df)

```

```

# make a prediction
ypredict = model['model'].predict(test_XP)

# predict new data with learned model
test_XP = test_XP.reshape((test_XP.shape[0],
test_XP.shape[2]))
# invert scaling for forecast
inv_ypred = concatenate((ypredict, test_XP[:, 1:]),
axis=1)
inv_ypred = obj.scaler.inverse_transform(inv_ypred)
inv_ypred = inv_ypred[:,0]

print('predict forecast',inv_ypred)
dataForecast = obj.plot_forecast(df,inv_ypred,N-1)

data_model_full = {
    'train_predict': model['train_predict'],
    'test_predict': model['test_predict'],
    'forecast_data': dataForecast['data'],
    'train_score':model['train_score'],
    'test_score': model['test_score'],
    'path_loss':
'static/hasilplot/lstm_loss_full.png',
    'path_trend':
'static/hasilplot/lstm_tren_graph_full.png',
    'path_forecast': 'static/hasilplot/Close-
{}'.format(N-1)
}

result.append(data_model_full)
print(result)
return render_template('process_model.html',
data=result)

@app.route("/predict", methods=["GET"])
def predict():
    return render_template('predict_page.html')

@app.route("/predict_result", methods=["GET","POST"])
def predict_result():

return
render_template('predict_result.html',predict=dic_forecas
t)

if __name__ == "__main__":
    app.run(debug=False)
    # port = int(os.environ.get("PORT", 5000))
    # app.run(host="0.0.0.0", port=port)

```