

**PERBAIKAN UJIAN SIDANG SKRIPSI PRODI INFORMATIKA  
UNIVERSITAS WIDYATAMA**

**Nama** : Fransiscus Kristian Susanto  
**NIM** : 40621100012  
**Judul Skripsi** : Analisis Prediksi Harga Saham Hapag-Lloyd AG  
Menggunakan Metode Long Short-Term Memory  
(LSTM)  
**Tgl. Sidang** : 22 Juli 2025

**Daftar Isi**

Kebutuhan Perbaikan dari Ibu Ai .....	2
Bab I .....	2
Bab III.....	3
Bab IV .....	3
Kebutuhan Perbaikan dari Bapak Eka.....	5
Bab III.....	5
Bab IV .....	5
Bab V .....	7
Tambahan .....	9

## Kebutuhan Perbaikan dari Ibu Ai

### Bab I

1. Latar belakang perlu lebih fokus pada gap penelitian. Misalnya: masih minimnya implementasi LSTM pada saham logistik global seperti Hapag-Lloyd.

Terdapat pada halaman 2 di subbab 1. Latar Belakang sudah saya tambahkan.

Metode Long Short-Term Memory (LSTM) telah terbukti efektif dalam menangani data deret waktu termasuk dalam prediksi harga saham. Namun, penerapan LSTM masih lebih banyak difokuskan pada sektor-sektor seperti perbankan, teknologi, atau energi. Belum banyak penelitian yang menerapkan LSTM pada saham perusahaan logistik global khususnya Hapag-Lloyd AG. Minimnya penelitian yang mengkaji implementasi LSTM untuk saham perusahaan logistik global menunjukkan adanya celah (research gap) yang perlu diteliti lebih lanjut.

2. Kalau fokus penelitian pada data mining, cukup CRISP-DM saja, alasannya dengan waterfall

Terdapat pada halaman 3 di subbab 1. Latar Belakang sudah saya tambahkan.

Metodologi CRISP-DM digunakan sebagai kerangka kerja yang sistematis dalam proses data mining yang dimulai dari pemahaman bisnis hingga evaluasi dan *deployment* sistem. Penerapan CRISP-DM dalam penelitian ini juga selaras dengan pendekatan pengembangan sistem *Waterfall* di mana setiap tahap dilakukan secara berurutan dan terstruktur. Hal ini memungkinkan proses analisis berjalan dengan lebih terorganisir berdasarkan identifikasi kebutuhan bisnis hingga implementasi hasil prediksi sehingga mendukung pencapaian tujuan penelitian secara sistematis dan fungsional.

### Bab III

1. Coba tambahkan justifikasi mengapa MAPE dan RMSE dipilih

Saya menambahkan tambahan metrik  $R^2$  dan tulisan terdapat pada halaman 51 di subsubbab 3.2.5 Evaluation sudah saya tambahkan.

$R^2$  membantu menilai korelasi antara data aktual dan data prediksi yang menyoroti seberapa efektif model tersebut dalam menangkap pola yang mendasarinya. RMSE dipandang bermakna dalam mendeteksi *outlier* yang menjelaskan kerentanan model terhadap titik data ekstrem dan MAPE memberikan wawasan mengenai kemampuan prediksinya yang menjadi indikator penting dari akurasi model.

### Bab IV

1. Coba tambahkan justifikasi mengapa MAPE dan RMSE dipilih serta interpretasi hasilnya apa saja detilkan, misalnya apakah akurasi tersebut cukup baik untuk pengambilan keputusan untuk investasi misalnya

Terdapat pada halaman 99 di subsubbab 4.4.1 Pengujian Algoritma sudah saya tambahkan.

Fase *evaluation* yang dimulai dengan *final model evaluation* dilakukan untuk mengetahui hasil prediksi secara menyeluruh. Adapun T dan F merupakan tipe model dan frekuensi data. B dan T dalam *feature* T mengartikan *baseline* dan *tuning*. Terdapat H, M, dan B dalam *feature* F yang berarti frekuensi data, H merupakan harian, M ialah mingguan, dan B adalah bulanan.

Evaluasi model dengan RMSE digunakan untuk mengukur besarnya kesalahan prediksi dalam satuan yang sama dengan data aslinya sehingga memudahkan interpretasi. Nilai RMSE yang lebih kecil menunjukkan bahwa prediksi model lebih mendekati nilai aktual.

MAPE juga dipilih dengan maksud memberikan ukuran kesalahan dalam bentuk persentase yang sangat berguna untuk memahami seberapa besar kesalahan relatif terhadap nilai sebenarnya. MAPE juga lebih mudah dibandingkan lintas skala atau unit data. Sementara itu,  $R^2$  menunjukkan

seberapa besar proporsi variabilitas data yang berhasil dijelaskan oleh model jikalau nilai semakin mendekati 100% maka semakin baik kemampuan model dalam menjelaskan pola data.

Berdasarkan hasil evaluasi beset tuning, frekuensi data harian (H) menunjukkan performa terbaik dengan RMSE sebesar 5.0240, MAPE 2.51%, dan  $R^2$  mencapai 93.52%. Ini menunjukkan bahwa model mampu memberikan prediksi yang sangat akurat pada data harian dan dapat diandalkan untuk perencanaan dan manajemen risiko investasi. Sebaliknya, performa menurun pada frekuensi mingguan dan bulanan dengan nilai MAPE yang meningkat dan  $R^2$  yang menurun secara signifikan. Oleh karena itu, untuk keperluan prediksi yang menuntut akurasi tinggi khususnya dalam manajemen risiko investasi maka evaluasi model lebih direkomendasikan pada frekuensi data harian.

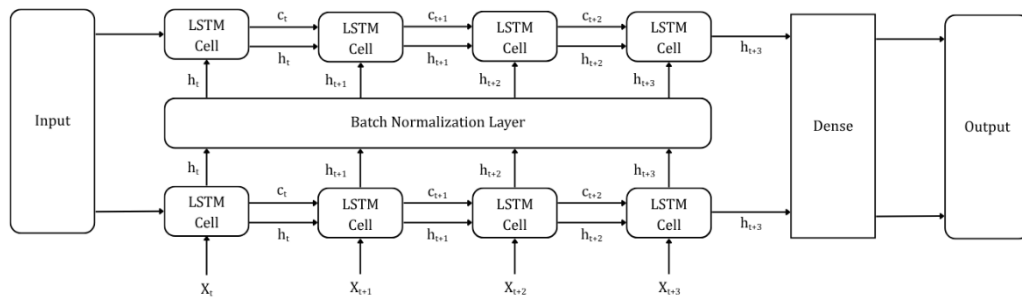
## Kebutuhan Perbaikan dari Bapak Eka

### Bab III

#### 1. Arsitektur/gambar neural network

Terdapat pada halaman 50 di subsubbab 3.2.4 Modeling sudah saya tambahkan.

#### 3.2.4 Modeling



**Gambar 3.1** Arsitektur Model LSTM

Model LSTM ini terdiri dari *input layer* dengan bentuk masukan dengan urutan data berdimensi satu. *Input layer* akan diteruskan kepada *layer* LSTM pertama dan mengembalikan urutan supaya dapat diteruskan ke *layer* LSTM kedua di mana tidak mengembalikan urutan karena hanya mengambil *output* pada langkah waktu terakhir. Selanjutnya mengarah pada *Dense layer* dengan satu unit *output* yang menghasilkan prediksi akhir dari model.

### Bab IV

#### 1. Tambahkan akurasi sebagai metrik evaluasi

➤ Menambahkan keterangan untuk  $R^2$

Terdapat pada halaman 51 di subsubbab 3.2.5 Evaluation sudah saya tambahkan.

$R^2$  membantu menilai korelasi antara data aktual dan data prediksi yang menyoroti seberapa efektif model tersebut dalam menangkap pola yang mendasarinya. RMSE dipandang bermakna dalam mendeteksi *outlier* yang menjelaskan kerentanan model terhadap titik data ekstrem dan MAPE

memberikan wawasan mengenai kemampuan prediksinya yang menjadi indikator penting dari akurasi model.

➤ Memberikan hasil akurasi

Terdapat pada tabel 4.20 di halaman 98

<b>T</b>	<b>F</b>	<b>Time Step</b>	<b>Epoch</b>	<b>Epochs Ter-latih</b>	<b>Batch Size</b>	<b>RMSE</b>	<b>MAPE (%)</b>	<b><math>R^2</math> (%)</b>	<b>Durasi (detik)</b>
B	H	60	50	50	32	6.2864	3.27	88.75	185.49
T	H	30	50	30	32	7.1451	3.76	86.90	45.02
T	H	30	50	50	64	6.8378	3.59	88.00	48.45
T	H	30	75	30	32	7.1451	3.76	86.90	43.66
T	H	30	75	75	64	6.4243	3.32	89.41	69.95
T	H	30	100	100	32	5.0240	2.51	93.52	146.70
T	H	30	100	100	64	5.8597	3.00	91.19	107.50
T	H	60	50	47	64	6.8334	3.65	86.71	103.15
T	H	60	75	75	32	5.3872	2.75	91.74	263.27
T	H	60	75	51	64	6.8538	3.68	86.63	111.15
T	H	60	100	50	32	6.2864	3.27	88.75	171.13
T	H	60	100	47	64	6.8334	3.65	86.71	100.93
B	M	24	75	75	8	9.8963	5.50	67.05	76.44
T	M	12	75	60	8	9.9591	5.61	69.74	41.86
T	M	12	75	75	16	10.0708	5.58	69.06	32.92
T	M	12	100	40	8	10.7427	6.06	64.79	29.57
T	M	12	100	86	16	9.9981	5.56	69.50	38.87
T	M	12	125	67	8	9.9060	5.49	70.06	46.39
T	M	12	125	85	16	9.9429	5.56	69.84	40.46
T	M	24	75	75	16	10.1231	5.65	65.52	45.68
T	M	24	100	88	8	9.8758	5.48	67.18	89.22
T	M	24	100	100	16	9.9548	5.50	66.66	63.64
T	M	24	125	82	8	9.8963	5.50	67.05	81.82

T	M	24	125	94	16	9.9812	5.61	66.48	55.03
B	B	12	100	45	2	14.4681	8.07	12.11	25.77
T	B	6	100	72	2	13.4867	7.12	29.01	33.32
T	B	6	100	65	4	14.4509	7.73	18.50	19.94
T	B	6	125	75	2	13.4071	7.11	29.85	33.26
T	B	6	125	76	4	14.4010	7.60	19.06	21.28
T	B	6	150	55	2	14.0047	7.39	23.46	33.26
T	B	6	150	59	4	14.8079	8.03	14.42	18.10
T	B	12	100	11	4	24.7087	15.62	-156. 33	6.88
T	B	12	125	52	2	15.0232	8.84	5.24	26.02
T	B	12	125	13	4	24.8264	15.70	-158. 78	7.54
T	B	12	150	27	2	17.9441	10.23	-35. 19	16.95
T	B	12	150	17	4	22.8809	14.50	-119. 81	9.18

## Bab V

### 1. Kesimpulan berupa point

Analisis prediksi harga saham Hapag-Lloyd AG menggunakan metode LSTM telah dikembangkan dengan baik. Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan maka kesimpulan yang dapat ditarik sesuai dengan rumusan masalah yang telah diajukan adalah sebagai berikut.

1. Prediksi harga saham Hapag-Lloyd AG menggunakan metode LSTM telah berhasil dilakukan dengan pendekatan berbasis *time series* yang mampu menangkap pola historis harga saham. Hasil terbaik diperoleh pada model dengan frekuensi data harian dengan *time step* sebesar 60, *epoch* sebesar 75, dan *batch size* sebesar 32 yang menghasilkan nilai RMSE sebesar 5.3872 dan MAPE sebesar 2.75%.
2. Implementasi metodologi CRISP-DM dalam penelitian ini memberikan pedoman yang terstruktur dalam pengembangan model prediksi. Proses

ini memberikan arahan yang jelas dalam membangun sistem prediksi yang berbasis data dan mampu meningkatkan akurasi hasil analisis.

3. Penerapan dan evaluasi aplikasi analisis prediksi harga saham Hapag-Lloyd AG menunjukkan bahwa pendekatan LSTM dengan frekuensi data harian adalah yang paling akurat dibandingkan frekuensi mingguan dan bulanan. Aplikasi ini dalam sisi praktikal dapat menjadi alat bantu yang informatif bagi investor dalam memprediksi harga saham dan membuat perencanaan dan manajemen risiko investasi yang lebih terukur berdasarkan hasil analisis data historis.

## 2. Saran berupa point

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran untuk pengembangan lebih lanjut sebagai berikut.

1. Perbandingan model LSTM dengan metode prediksi lainnya, seperti algoritma GRU (*Gated Recurrent Unit*), XGBoost, atau Transformers dapat dilakukan untuk memperoleh model yang paling efektif dan efisien dalam memprediksi harga saham.
2. Eksplorasi dan penggunaan jenis data lainnya merupakan gagasan yang bersifat konstruktif. Penelitian berikutnya dapat dipertimbangkan dengan menggunakan data eksternal meningkatkan analisis yang mendalam, seperti indeks logistik dunia dan faktor ekonomi makro yang memengaruhi sektor transportasi global.
3. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mempertimbangkan juga penggunaan metodologi *data mining* lainnya, seperti KDD (*Knowledge Discovery in Databases*) dan SEMMA (*Sample, Explore, Modify, Model, Assess*). Masing-masing dari metode ini mempunyai pendekatan yang berbeda dalam proses eksplorasi dan pemodelan data sehingga dapat memberikan perspektif baru serta membuka peluang pengembangan sistem yang lebih optimal.



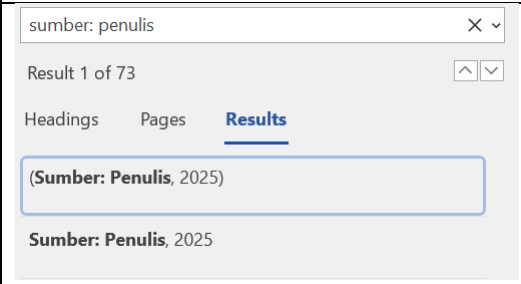
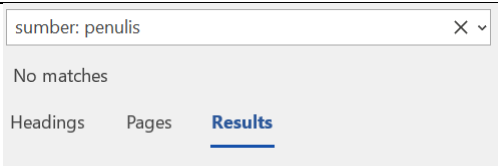
## Tambahan

1. Memberikan keterangan lebih lanjut terkait parameter tanggal akhir yang dimasukkan oleh user dapat ditulis maksimal hari terkini pada saat sistem berjalan

→ Terdapat pada line 43 dengan value=date.today()

```
Home.py X
Home.py
menarik data perusahaan di pasar saham. Anda dapat mencari ticker saham di https://finance.yahoo.com/
42 start_date_str = st.sidebar.text_input("Tanggal Awal", value="2000/01/01", help="Format tanggal: YYYY/MM/DD atau YYYY-MM-DD.")
43 end_date_str = st.sidebar.text_input("Tanggal Akhir", value=date.today().strftime("%Y/%m/%d"), help="Format tanggal: YYYY/MM/DD atau YYYY-MM-DD.")
```

2. Tulisan Sumber: Penulis, 2025 sudah dihapus

Sebelum	Sesudah
	

3. Informasi pengumpulan dataset

Terdapat pada halaman 48 di subsubbab 3.2.2 Data Understanding sudah saya tambahkan.

### 3.2.2 Data Understanding

Pengumpulan data dalam penelitian ini merupakan data harga saham Hapag-Lloyd AG yang dapat diakses pada *website* Yahoo Finance pada tautan <https://finance.yahoo.com/quote/HLAG.DE/history/>. Data yang diambil dari periode tanggal 6 November 2015 sampai dengan 31 Mei 2025 dengan frekuensi data menyesuaikan masukan pengguna yang terdiri dari harian, mingguan, atau bulanan. Penarikan kumpulan dataset tersebut menggunakan *library package* Python yang bernama *yfinance* sehingga sistem dapat langsung menerima dataset tanpa perlu mengunduh *file* terlebih dahulu. Penggunaan variabel dalam penelitian ini adalah variabel *Date*

sebagai catatan tanggal perdagangan dan *Close* yang merupakan harga penutupan saham tersebut.

4. Informasi termasuk regresi dan penggunaan pustaka Tensorflow dengan turunan Keras

Terdapat pada halaman 49 di subsubbab 3.2.4 Modeling sudah saya tambahkan.

#### 3.2.4 Modeling

Analisis prediksi harga saham ini termasuk dalam jenis pemodelan regresi karena bertujuan untuk memperkirakan nilai kontinu (harga saham) berdasarkan data historis. Model yang akan digunakan ialah LSTM yang berasal dari *library package* Python yang bernama Tensorflow dengan turunannya yang bernama Keras. LSTM melatih data *training* berdasarkan parameter yang sudah ditentukan dan menampilkan visualisasi grafik *training loss* dan *validation loss* serta penggunaan *early stopping* untuk menghindari *overfitting*. Kemudian aplikasi menampilkan prediksi dari pemodelan dan menyimpan model dan metadatanya.