

## BAB II

### LANDASAN TEORI

#### 2.1. Penelitian Terdahulu

Tabel 2.1 Penelitian terdahulu

Judul Artikel	Nama Jurnal	Penulis / Tahun	Metode	Hasil
Prediksi Harga Saham Syariah Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) [9]	Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi	Gunawan Budiprasetyo, Mamluatul Hani'ah, Darin Zahira Aflah (2022)	Long Short Term Memory (LSTM)	Hasil pengujian menggunakan Long Short-Term Memory mendapatkan hasil terbaik pada PT. Kalbe Farma didapatkan nilai MAPE sebesar 1,51. Kelima emiten menggunakan parameter layers, epoch, dan time step yang berbeda dan menunjukkan hasil performa prediksi yang akurat.
Predictive Analytics Using Big Data For Increased Customer Loyalty: Syriatel Telecom Company Case Study [10]	Journal of Big Data	Wissam Nazeer Wassouf, Ramez Alkhatib, Kamal Salloum, and Shadi Balloul (2020)	Linear Regression, Decision Tree, Generalized Linear Regression, Random Forest, Naïve Bayes, Logistic Regression	Random Forest Classifier merupakan algoritma dengan akurasi paling tinggi yaitu 74% dibandingkan dengan algoritma lainnya
Social Media and Stock Market Prediction: A Big Data Approach [11]	Tech Science Press	Mazhar Javed Awan, Mohd Shafry Mohd Rahim, Haitham Nobanee, Ashna Munawar, Awais Yasin, and Azlan Mohd Zain (2020)	Linear Regression, Naïve Baiyes, Decision Tree, Generalized Linear Regression, Random Forest, dan Logistic Regression	Generalized Linear Regression memberikan hasil paling akurat yaitu 97% akurasi diikuti dengan Linear Regression dengan akurasi 95%
Big Data Analysis in Stock Market Prediction [12]	Academia	Prit Modi, Shaival Shah, Himani Shah (2019)	Event-based supervised learning, Logistic Regression dengan regularisasi, SVM dengan	Support Vector Machine dengan Gaussian kernel dan regularisasi mendapatkan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan Logistic Regression

Judul Artikel	Nama Jurnal	Penulis / Tahun	Metode	Hasil
			kernels yang berbeda	dam SVM dengan kernels yang lain
Pengaruh Teknologi Big Data Terhadap Nilai Perusahaan Melalui Kinerja Keuangan Perusahaan Di Bursa Efek Indonesia [13]		Muchlis, Dian Agustia, dan I Made Narsa (2021)	Analisis Statistik regresi robus, estimasi Least Trimmed Square	Hasil uji deviasi standar variabel Big Data sebesar 0,0138, ROA sebesar 0,1343, ROE sebesar 0,3357, Tobins 'Q' sebesar 9.8938, MVER sebesar 43.9575, dan MBVR sebesar 970,4866, Uji normalitas data p-value < 0,05
Predicting Stock Market Index Using LSTM [14]	Elsevier	Hum Nath Bhandari, Binod Rimal, Nawa Raj Pokhrel, Ramchandra Rimal, Keshab R. Dahal, Rajendra K.C. Khatri (2022)	Long Short-Term Memory (LSTM)	Berdasarkan Welce t-test, terbukti bahwa performa model LSTM dengan single hidden layer dengan 150 neurons signifikan jauh lebih baik dibandingkan dengan model LSTM multiple hidden layers dengan (150, 100) neurons
Perbandingan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) dengan SVR pada Prediksi Harga Saham di Indonesia [15]	Jurnal Pengkajian dan Penerapan Teknik Informatika	Adhib Arfan, Lussiana ETP (2020)	Long Short-Term Memory (LSTM) dan Support Vector Regression	Semakin besar rentang data yang digunakan, semakin besar nilai Mean Squared Error (MSE) pada SVR, sedangkan nilai MSE yang dihasilkan LSTM memiliki nilai yang sama walaupun menggunakan rentang rentang data yang berbeda sehingga disimpulkan bahwa LSTM lebih akurat walaupun membutuhkan waktu pelatihan yang lebih lama
Data Science Approach to Stock Prices Forecasting in Indonesia During COVID-19 Using Long Short-Term	Journal of Big Data	Widodo Budiharto (2021)	Long Short-Term Memory (LSTM) dengan komparasi parameter activation dan optimizer	model LSTM dengan parameter activation ReLU dan optimizer adam memiliki performa model prediksi lebih baik berdasarkan MAE, MAPE, MSE, RMSE, r-squared, dan

Judul Artikel	Nama Jurnal	Penulis / Tahun	Metode	Hasil
Memory (LSTM) [16]				statistical test dari shapiro-wilk test dibandingkan dengan model LSTM konvensional dalam mengukur prediksi pada dataset saham transportasi.
Perbandingan Algoritma Linear Regression, Neural Network, Deep Learning, dan K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Prediksi Harga Bitcoin [17]	Jurnal Sistem Informasi	Mikhael, Felix Andreas, Ultach Enri (2022)	Linear Regression, Neural Network, Deep Learning, dan K-Nearest Neighbor (KNN)	Model algoritma Linear Regression dan Neural Network memperoleh hasil prediksi terbaik dengan RMSE 296.277 dan 301.655
Analisa Perbandingan Model Predictio Dalam Prediksi Harga Saham Menggunakan Metode Linear Regression, Random Forest Regression, dan Multilayer Perceptron [18]	Jurnal Manajemen Informatika & Komputerisasi Akuntansi	Evita Fitri, Dwiza Riana (2022)	Linear Regression, Random Forest Regression, dan Multilayer Perceptron	Model prediksi Linear Regression memiliki nilai RMSE paling rendah 0.010 dan 0.012 dengan MAPE terendah 1,2% dan 1,9% tertinggi, nilai MAE terendah 0.006 dan tertinggi 0.009, dan koefisien determinasi (R <sup>2</sup> ) tertinggi sebesar 99,8% dan terendah sebesar 99,6%

Berdasarkan tabel 2.1, analisis mendalam telah dilakukan pada 10 artikel jurnal yang berasal dari sumber yang berbeda dengan pembahasan prediksi harga saham dengan menggunakan beberapa algoritma yang berbeda. Pada artikel jurnal [9], [11] dan [14], perbandingan yang dihasilkan berupa persentase akurasi algoritma yang dibandingkan berdasarkan metode evaluasi *Mean Absolute Error (MAE)*, *Mean Square Error (MAE)*, *Root Mean Square Error (RMSE)*, dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*.

Terdapat 2 artikel jurnal yang menggunakan algoritma klasifikasi dan regresi yaitu pada artikel jurnal [17] dan [15], [18] yang menganalisis sentimen perilaku pasar dan faktor eksternal pada pergerakan harga saham. Algoritma yang digunakan adalah *Linear Regression*, *Decision Tree*, *Random Forest*, *Naïve Baiyes*, *Logistic Regression*, dan *Support Vector Machine*. Terdapat 5 artikel jurnal lainnya [9], [11], [14], [15], dan [16] yang menggunakan menggunakan *Long Short Term Memory* dan *Neural Network* dengan kombinasi parameter lainnya atau algoritma regresi dan klasifikasi sebagai perbandingan.

Perbedaan penelitian ini dengan penelitian lainnya yaitu penelitian ini memprediksi valuasi dan harga saham dengan menggunakan objek saham BBKA, BBRI, dan BMRI di Indonesia dan menggunakan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM). Pemilihan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) didasari oleh penelitian terdahulu pada artikel jurnal [15] dan [16] yang sudah membandingkan algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) dengan algoritma regresi dan klasifikasi lainnya seperti Support Vector Machine, Linear Regression, dan K-Nearest Neighbor dan menunjukkan bahwa algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) mendapatkan hasil akurasi yang lebih baik dengan bantuan optimisasi parameter.

## **2.2. Tinjauan Teori**

### **2.2.1. Valuasi Perusahaan**

Dalam valuasi aset, terdapat 2 bentuk yaitu *historical cost* dan *present value*. *Historical cost* disetujui dalam rupiah atau nilai tukar yang sudah tercatat dalam sistem pembukuan (Suwardjono, 2008). Pengertian dari valuasi sendiri ialah proses analisis untuk menentukan nilai proyeksi atau nilai terkini dari sebuah perusahaan [19].

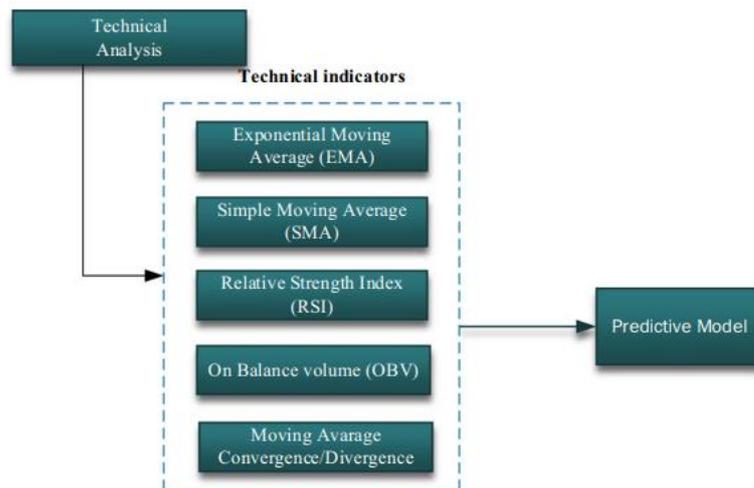
Didalam dunia pasar modal, valuasi saham dibagi menjadi 3 yaitu *overvalued*, *undervalued*, dan *normal value*. Penilaian valuasi terhadap saham dengan cermat akan meminimalkan resiko dari kesalahan investasi pada pemilihan saham. Penilaian terhadap harga saham

seringkali mengalami kondisi yang tidak sesuai dengan nilai yang diperdagangkan [20].

### 2.2.2. Saham

Salah satu instrumen pasar modal yang populer dan banyak diminati saat ini adalah saham. Manfaat utama dalam saham adalah saham dapat dijadikan instrumen investasi jangka panjang maupun jangka pendek. Return dari saham yang biasanya diharapkan oleh para investor adalah berupa keuntungan dari selisih harga jual dan harga beli ataupun deviden yang rutin diberikan oleh perusahaan tertentu, salah satunya adalah perusahaan di sektor perbankan [10].

### 2.2.3. Analisa Teknikal



Gambar 2.1 Indikator dalam Analisis Teknikal

Analisa teknikal merupakan analisa yang memprediksi harga saham dengan cara mempelajari trend dari harga saham yang sudah berlalu dan harga saham saat ini. Gambar 2.1 menjelaskan mengenai analisa teknikal yang memiliki beberapa indikator seperti *Exponential Moving Average (EMA)*, *Simple Moving Average (SMA)*, *Relative Strength Index (RSI)*, *On Balance Volume (OBV)*, dan *Moving Average Convergence/Divergence (MACD)* [19].

#### 2.2.4. Analisis Fundamental

Analisa fundamental merupakan metode yang digunakan untuk menganalisis kondisi ekonomi dan keuangan sebuah perusahaan termasuk kondisi keuangan karyawan, dewan direksi, status keuangan perusahaan, laporan kuartal atau tahunan perusahaan, laporan keuangan, laporan pendapatan, keadaan terestrial dan iklim yang tidak wajar, bencana yang dialami, dan data politik yang digunakan untuk memprediksi harga saham di masa depan [21]. Analisis fundamental ini akan menjadi lebih berpengaruh apabila didasari oleh beberapa teori, salah satunya adalah *relative valuation method*.

*Relative Valuation* merupakan metode yang menggunakan Beberapa formula yang ada dalam analisis fundamental yaitu *Return On Assets (ROA)*, *Current Ratio (CR)*, *Debt to Equity Ratio (DER)*, *Price Earning Ratio (PER)*, dan *Price Book Value (PBV)* [22]. *Price Earning Ratio* dan *Price Book Value* merupakan dua rasio yang akan digunakan dalam penelitian ini dan akan dijelaskan sebagai berikut:

#### 2.2.5. Price Earning Ratio

$$PER = \frac{\text{Stock price}}{\text{Earning per Share}}$$

Rumus 2.1 Rumus *Price Earning Ratio*

Rumus 2.1 menjelaskan *Price Earning Ratio*. Rasio *Price Earning* menunjukkan total angka harga yang akan dibayarkan oleh investor setiap laporan laba yang tercatat. Rasio ini membandingkan harga saham dengan pendapatan perusahaan yang digunakan untuk memberi gambaran mengenai apakah harga perusahaan tersebut dinilai terlalu tinggi atau terlalu rendah. Nilai dari *Price Earning Ratio* yang lebih tinggi menunjukkan bahwa investor bersedia membayar harga saham lebih tinggi untuk perusahaan [23].

#### 2.2.6. Price Book Value

$$Price\ Book\ Value = \frac{\text{Price per Share}}{\text{Book Value per Share}}$$

#### Rumus 2.2 Rumus *Price Book Value*

Rumus 2.2 menjaskan *Price Book Value Ratio*. Rasio *Price Book Value* merupakan rasio yang digunakan untuk menilai apakah harga sebuah perusahaan termasuk murah atau tidak berdasarkan perbandingan nilai perusahaan saat ini dengan nilai bukunya. Harga saham dapat dikatakan murah jika nilai *Price Book Value* kurang dari 1 [23].

#### 2.2.7. Moving Average Percentage Error

$$M = \frac{1}{n} \sum \frac{Actual - Forecast}{Actual}$$

#### Rumus 2.3 Rumus *Moving Average Percentage Error*

Rumus 2.3 merupakan *Moving Average Percentage Error* yang merupakan rumus untuk mencari rata-rata dari selisih harga aktual dan harga prediksi dibagi dengan harga aktual. Nilai hasil dari perhitungan ini berupa persentase dengan acuan <10 menunjukkan performa model prediksi akurat, 10 – 20 performa model prediksi baik, 20 – 50 performa model prediksi layak, dan >50 performa model tidak akurat [9].

#### 2.2.8. Mean Squared Error

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_i - y_i)^2$$

#### Rumus 2.4 Rumus *Mean Squared Error*

Rumus 2.4 merupakan rumus *Mean Squared Error* yang menghitung rata-rata kuadrat selisih dari nilai prediksi dan nilai aktual. *Mean Squared Error* ini menekankan kepada error dalam jumlah yang lebih besar untuk mengindikasikan akurasi model prediksi yang lebih jelas. Semakin besar nilai MSE, maka semakin tinggi error atau kesalahan prediksi yang terjadi sehingga menandakan model prediksi kurang akurat dalam memprediksi data yang ada [14].

### 2.2.9. Root Mean Squared Error

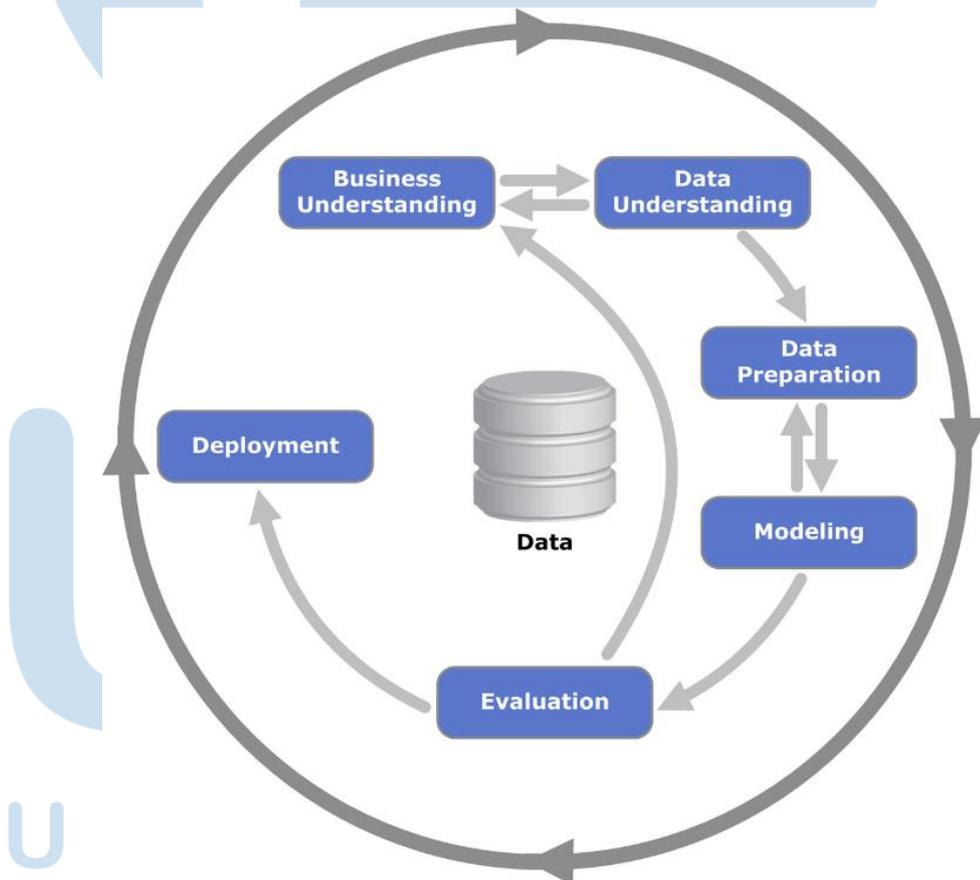
$$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - O_i)^2}{n}}$$

Rumus 2.5 Rumus *Root Mean Squared Error*

Rumus 2.5 merupakan rumus *Root Mean Squared Error* yang digunakan sebagai metrik evaluasi akurasi pada *forecasting* atau *predictive* model. RMSE mengukur rata-rata besarnya kesalahan dengan mengambil akar kuadrat dari rata-rata kuadrat selisih antara nilai prediksi dan nilai aktual [16].

## 2.3. Framework dan Algoritma

### 2.3.1. CRISP-DM

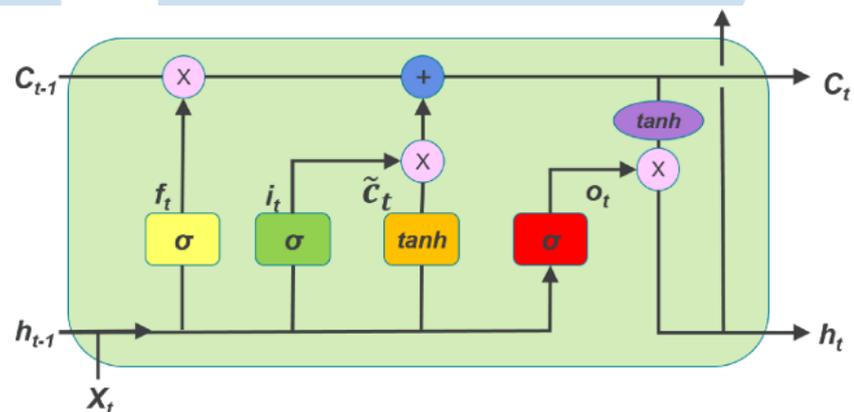


Gambar 2.2. CRISP-DM Process Model

Gambar 2.2 merupakan framework CRISP-DM. CRISP-DM adalah framework yang banyak digunakan untuk *machine learning*

terutama dalam dunia bisnis dan memiliki 6 tahapan. Tahapan-tahapan tersebut meliputi *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, dan *Deployment*. Tahapan dalam framework ini merupakan proses yang berulang, dimulai dengan pemahaman masalah bisnis, pemahaman mengenai data atau objek yang akan diteliti, proses apa yang akan diambil untuk langkah pemodelan serta algoritmanya, hasil yang dihasilkan oleh model yang telah dibuat dan evaluasi dari hasil tersebut. Tahap terakhir setelah melakukan evaluasi, hasil yang diperoleh dari model tersebut akan di *deploy* [24].

### 2.3.2. Long Short-Term Memory



Gambar 2.2 Arsitektur LSTM

Sumber: [9]

*Long Short-Term Memory* (LSTM) merupakan *recurrent neural network* yang sering dipakai dalam dalam permasalahan linear pada *deep learning*. Algoritma LSTM ini cocok untuk digunakan dalam mempelajari urutan rangkaian yang panjang dan umumnya digunakan untuk prediksi rangkaian, rangkaian generasi, dan *time series forecasting*. Perbedaan algoritma ini dengan algoritma metode *deep learning* lainnya adalah algoritma ini lebih ramah untuk digunakan jika data memiliki gradient yang cepat berubah dalam waktu yang singkat karena LSTM menggunakan ingatan yang dimiliki pada masa lalu namun algoritma ini memiliki kekurangan jika digunakan pada *dataset* dalam jumlah kecil [25].

*Epoch* pada algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) merupakan proses yang mengacu kepada satu siklus penuh melalui seluruh dataset selama proses pelatihan model. Nilai *epoch* merupakan nilai yang menentukan berapa kali algoritma melakukan pelatihan yang memungkinkan model untuk mempelajari kesalahan dengan memperbaharui bobotnya [9].

### 2.3.3. *ReLU activation*

$$ReLU(x) = \max(0, x)$$

Rumus 2.6 Rumus ReLU activation

*ReLU* (*Rectified Linear Unit*) *activation* adalah fungsi aktivasi pada *neural networks* yang digunakan secara luas karena kemudahan dan keefektifitasannya. Fungsi ini bekerja dengan mengembalikan nol untuk setiap input negatif dan meneruskan setiap input positif tanpa perubahan. Ini berarti bahwa *ReLU* memperkenalkan non-linearitas ke dalam jaringan sambil efisien secara komputasi, yang membantu dalam pelatihan jaringan saraf yang dalam [26].

### 2.3.4. *Adam optimizer*

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t$$
$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2$$

Rumus 2. 7 Rumus Adam optimizer

*Adam optimizer* menggabungkan konsep dari momentum dan *RMSProp* untuk beradaptasi secara efisien tingkat pembelajaran pada setiap parameter selama sesi pelatihan (*training session*). Algoritma ini mempertahankan rata-rata eksponensial dari gradien masa lalu dan gradien kuadrat, yang digunakan untuk menghitung tingkat pembelajaran adaptif untuk setiap parameter. Selain itu, *Adam optimizer* menggabungkan koreksi bias untuk mengurangi efek estimasi momen awal yang cenderung condong ke nol, terutama pada tahap awal pelatihan [27].

## 2.4. Tools yang digunakan

### 2.4.1. Jupyter Notebook



Gambar 2. 3 Logo Jupyter Notebook

Gambar 2.3 adalah logo Jupyter Notebook yang merupakan gabungan dari 3 bahasa pemrograman yaitu Julia (Ju), Python (Py), dan R. tools ini digunakan untuk mengolah data dengan menggunakan kode yang dibuat. Salah satu kelebihan utama pada Jupyter Notebook adalah tools ini dapat menghasilkan output yang interaktif dari kode seperti gambar, video, dan HTML.

Dalam proses notebook, Jupyter Notebook dapat menggunakan *kernels* untuk bahasa yang baru atau bahasa yang lebih dispesialisasikan seperti Kotlin, GAP, dan Haskell yang memberikan keunggulan dalam bahasa pemrograman. *Dashboard* dalam Jupyter Notebook memiliki tampilan seperti *Control Panel* yang memberikan informasi mengenai local files dari *desktop* kita dengan bantuan dari *kernels* [28], [29].

U N I V E R S I T A S  
M U L T I M E D I A  
N U S A N T A R A