

## BAB II

### LANDASAN TEORI

#### 2.1 Penelitian Terdahulu

Tabel 2.1 Tabel Penelitian Terdahulu

<b>Jurnal 1</b>	
Nama Jurnal	26th International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information & Engineering Systems (KES 2022)
Judul Penelitian	ARIMA vs LSTM on NASDAQ stock exchange data
Nama Peneliti	Dariusz Kobiela, Dawid Kreftaa, Weronika Krol, Paweł Weichbroth
Permasalahan	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Bagaimana perbandingan akurasi ARIMA dan LSTM dalam memprediksi harga harian saham yang ada pada NASDAQ?</li> </ul>
Metode Penelitian	<ul style="list-style-type: none"> <li>• ARIMA</li> <li>• LSTM</li> <li>• MSE &amp; MAPE</li> </ul>
Hasil Penelitian	Hasil yang didapatkan dari penelitian dan analisis menunjukkan prediksi harga beberapa saham ke dalam beberapa kategori, yaitu 1 hari, 30 hari, 1 bulan, 3 bulan, dan 9 bulan. Akurasi prediksi akan ditentukan oleh indikator MSE dan MAPE. Hasil akhir dari prediksi harga saham menunjukkan bahwa ARIMA lebih baik dibandingkan LSTM. Dalam memprediksi harga saham 30 hari, ARIMA lebih tepat 3.4x dibandingkan LSTM. Dalam memprediksi harga saham 1 bulan, ARIMA lebih tepat 1.6x daripada LSTM dilanjutkan dengan prediksi harga saham 3 bulan, ARIMA lebih tepat 1.8x daripada LSTM. Data saham yang digunakan pada penelitian hanya berfokus pada sektor-sektor penting yang ada di Amerika untuk memberikan gambaran kuat pada ARIMA dan LSTM untuk memprediksi data tipe <i>time series</i> ke depannya.
Kesimpulan	Hasil yang didapatkan dari penelitian dan analisis menunjukkan bahwa tingkat akurasi ARIMA lebih baik dari LSTM dalam memprediksi harga saham yang tercatat pada NASDAQ.
<b>Jurnal 2</b>	
Nama Jurnal	IEEE Access, Vol. 10, 2022
Judul Penelitian	Profit Prediction Using ARIMA, SARIMA and LSTM Models in Time Series Forecasting: A Comparison
Nama Peneliti	Uppal Meena Sirisha, Manjula c. Belavagi, Girija Attigeri
Permasalahan	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Bagaimana hasil perbandingan ARIMA, SARIMA, dan LSTM dalam memprediksi keuntungan dari penjualan?</li> </ul>
Metode Penelitian	<ul style="list-style-type: none"> <li>• ARIMA</li> <li>• SARIMA</li> <li>• LSTM</li> </ul>
Hasil Penelitian	Hasil yang didapatkan dari penelitian dan analisis menunjukkan hasil yang berbeda-beda pada setiap algoritma. Pada ARIMA data harus dilakukan <i>differencing</i> terlebih dahulu untuk dapat dilakukan prediksi dikarenakan hasil dari p-value masih terlalu besar. Selanjutnya, dilakukan prediksi ARIMA dengan model ARIMA (2,1,2) yang didapatkan pada perhitungan sebelumnya yang menghasilkan prediksi pada model Moving Average. Pada SARIMA juga dilakukan perhitungan model terlebih dahulu untuk mencari tahu pola <i>seasonal</i> yang ada pada data penjualan sebelum diprediksi. Pada LSTM juga dilakukan

	sedemikian rupa yang dilanjutkan dengan perhitungan akurasi pada setiap algoritma. Seluruh hasil akurasi model setiap algoritma akan digabungkan dan dibandingkan untuk mengetahui algoritma terbaik dalam memprediksi keuntungan yang akan didapatkan.
Kesimpulan	Hasil yang didapatkan dari penelitian dan analisis menunjukkan bahwa tingkat akurasi ARIMA sebesar 93.84%, SARIMA sebesar 94.37%, dan LSTM sebesar 97.01% pada model yang dibuat untuk memprediksi keuntungan untuk 5 tahun ke depan. LSTM memiliki kekurangan dalam menjalankan algoritma sehingga dapat diganti dengan SARIMA karena selisih akurasi yang tidak terlalu jauh apabila proses prediksi ingin dilakukan dengan cepat.
<b>Jurnal 3</b>	
Nama Jurnal	International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Vol. 14, No. 1, 2023
Judul Penelitian	Time Series Forecasting using LSTM and ARIMA
Nama Peneliti	Khulood Albeladi, Bassam Zafar, Ahmed Mueen
Permasalahan	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Bagaimana hasil yang didapatkan dari prediksi ketersediaan properti di Mulkia Gulf Real Estate?</li> </ul>
Metode Penelitian	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pre-processing</li> <li>• Exploratory Analysis</li> <li>• Forecasting ARIMA, LSTM</li> </ul>
Hasil Penelitian	Hasil yang didapatkan dari penelitian menunjukkan bahwa prediksi yang didapatkan untuk ketersediaan properti menunjukkan algoritma ARIMA lebih baik daripada algoritma LSTM. Nilai yang didapatkan dari beberapa model evaluasi seperti R2, RMSE, MAE, MAPE, dan MDAPE bahwa ARIMA lebih rendah daripada LSTM. Namun hasil tingkat akurasi prediksi pada masing-masing algoritma juga masih baik dengan rata-rata dibawah 5%.
Kesimpulan	Hasil yang didapatkan dari penelitian dan analisis menunjukkan bahwa algoritma ARIMA menghasilkan prediksi yang lebih baik daripada LSTM dengan beberapa model evaluasi yang telah diuji seperti R2, RMSE, MAE, MAPE, dan MDAPE. Grafik hasil prediksi juga menunjukkan bahwa hanya sedikit perbedaan prediksi dengan harga aslinya pada gambar yang disediakan pada penelitian.
<b>Jurnal 4</b>	
Nama Jurnal	IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security, Vol. 22, No. 2, Februari 2022
Judul Penelitian	Stock Forecasting Using Prophet vs. LSTM Model Applying Time-Series Prediction
Nama Peneliti	Mohammed Ali Alshara
Permasalahan	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Apakah penerapan machine learning untuk prediksi harga saham dapat dilakukan secara efektif?</li> </ul>
Metode Penelitian	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Analisis Data</li> <li>• Explorasi dataset pada harga saham yang dipilih</li> <li>• Prediksi harga saham</li> </ul>
Hasil Penelitian	Hasil prediksi yang didapatkan dari kedua algoritma yang telah digunakan menunjukkan bahwa algoritma LSTM hampir dapat memprediksi harga saham dengan benar.
Kesimpulan	Hasil yang didapatkan dari prediksi harga saham menggunakan algoritma Prophet dan LSTM menunjukkan algoritma LSTM memiliki tingkat akurasi yang lebih baik daripada algoritma Prophet. Penggunaan LSTM diperkirakan dapat membantu keputusan investor dalam investasi saham.
<b>Jurnal 5</b>	

Nama Jurnal	Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika, Vol.7, No. 2, 2021
Judul Penelitian	Optimasi Deep Learning untuk Prediksi Saham di Masa Pandemi Covid-19
Nama Peneliti	Widi Hastomo, Adhitio Satyo Bayangkari Karno, Nawang Kalbuana, Ervina Nisfiani, Lussiana ETP
Permasalahan	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Bagaimana dampak dari penggunaan optimasi deep learning dalam memprediksi harga saham pada masa pandemi covid-19?</li> </ul>
Metode Penelitian	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Moving Averag</li> <li>• RMSE &amp; MSE</li> <li>• Stochastic Gradient Descent (SGD)</li> <li>• LSTM-GRU</li> </ul>
Hasil Penelitian	Hasil yang didapatkan dari penelitian dan analisis menunjukkan terdapat 5 saham yang diprediksi pada masing-masing harga saham. Sebelum dilakukan prediksi saham akan dicari korelasi terlebih dahulu Saham BBCA dengan nilai RMSE terkecil yaitu 1120,651, epoch = 15, dengan empat susunan hidden layer sebagai berikut LSTM, GRU, LSTM, GRU. Saham BBRI, nilai RMSE terkecil yaitu 110,331, epoch = 25, dengan empat susunan hidden layer sebagai berikut LSTM, GRU, LSTM, GRU. Saham INDF nilai RMSE terkecil yaitu 156,297, epoch = 35, dengan empat susunan hidden layer sebagai berikut GRU, GRU, GRU, GRU. Saham ASII dengan nilai RMSE terkecil yaitu 134,551, epoch = 20, dengan empat susunan hidden layer sebagai berikut GRU, GRU, GRU, GRU. Saham TLKM, dengan nilai RMSE terkecil yaitu 71,658, epoch = 35 dengan empat susunan hidden layer sebagai berikut GRU, LSTM, GRU, LSTM.
Kesimpulan	Hasil yang didapatkan dari penelitian dan analisis menunjukkan bahwa 5 saham [20] [21] yang dianalisis menghasilkan RMSE yang berbeda-beda dengan epoch yang berbeda-beda pula. Nilai prediksi terkecil dari saham yang dianalisis adalah saham TLKM dengan RMSE 71.658 pada epoch = 35.
<b>Jurnal 6</b>	
Nama Jurnal	Jurnal Manajemen, Vol. 9, No. 7, 2020
Judul Penelitian	Akurasi Moving Average Dalam Prediksi Saham LQ45 di Bursa Efek Indonesia
Nama Peneliti	Ni Nyoman Mira Cahyani, Luh Putu Mahyuni
Permasalahan	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Bagaimana akurasi indikator Moving Average dalam prediksi harga saham LQ45 Indonesia?</li> </ul>
Metode Penelitian	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Moving Average</li> </ul>
Hasil Penelitian	Hasil yang didapatkan dari penelitian dan analisis menunjukkan terdapat 45 saham yang diteliti dengan menentukan <i>golden cross</i> atau <i>death cross</i> pada penutupan harga saham terlebih dahulu. Hasil penelitian yang didapatkan menunjukkan bahwa teori <i>moving average</i> tepat karena memenuhi kriteria apabila garis <i>moving average</i> lebih panjang maka harga saham akan naik dan apabila garis <i>moving average</i> lebih pendek maka harga saham akan turun. <i>Moving Average</i> memberikan sinyal beli dan sinyal jual yang tepat sehingga terbukti memberikan sinyal untuk membeli lebih awal dan memberikan keuntungan yang lebih besar dibandingkan strategi <i>hold &amp; buy</i> .
Kesimpulan	Hasil yang didapatkan dari penelitian dan analisis memberikan bukti empiris terkait keakuratan metode <i>moving average</i> dalam memprediksi arah pergerakan harga saham. Prediksi yang dilakukan diharapkan dapat membantu investor meminimalisir resiko investasi dan membantu meraih keuntungan dalam jangka pendek.
<b>Jurnal 7</b>	
Nama Jurnal	Jurnal Ekonomi, Manajemen dan Akuntansi, Vol.2, No.2, 2024
Judul Penelitian	Analisis Akurasi Indikator Pergerakan Sinyal Harga Saham pada Indeks LQ45

Nama Peneliti	Nik Atul Latipah, Wildan Syafitri
Permasalahan	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Bagaimana ketepatan prediksi harga saham menggunakan indikator sinyal harga saham pada Indeks LQ45?</li> </ul>
Metode Penelitian	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Moving Average</li> <li>• Moving Average Convergence Divergence</li> <li>• Relative Strength Index</li> <li>• Stochastic Oscillator</li> </ul>
Hasil Penelitian	Hasil yang didapatkan dari penelitian dan analisis menunjukkan bahwa indikator MA, MACD, RSI, dan SO cukup baik digunakan sebagai alat untuk memprediksi pergerakan harga saham. Akurasi tertinggi berdasarkan teknikal adalah indikator SO dengan nilai 80%, diikuti MACD dengan nilai 69%, diikuti RSI dengan nilai 63%, dan terakhir diikuti MA dengan nilai 56%. Namun indikator SO memberikan sinyal prediksi yang paling sedikit dibandingkan indikator lain yaitu MA, MACD, dan RSI sehingga hasil return tertinggi didapatkan oleh SO. Seluruh hasil prediksi ditunjukkan ke dalam gambar sehingga setiap hasil analisis dari setiap indikator dapat dilihat masing-masing.
Kesimpulan	Hasil yang didapatkan dari penelitian dan analisis menunjukkan bahwa indikator MA, MACD, RSI, dan SO cukup baik digunakan sebagai alat untuk memprediksi pergerakan harga saham. Akurasi tertinggi berdasarkan teknikal adalah indikator SO dengan nilai 80%.
<b>Jurnal 8</b>	
Nama Jurnal	JNTETI, Vol.7, No. 3, Agustus 2018
Judul Penelitian	Pendeteksi Sinyal Jual/Beli Saham dengan Fuzzy Rule-Based Evidential Reasoning dan C-means Clustering.
Nama Peneliti	M. Lutfi Sulthon A.S., Agung B. Prasetyo, Maman Somantri
Permasalahan	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Bagaimana menentukan <i>buy</i> dan <i>sell</i> saham untuk memperoleh profit maksimal?</li> </ul>
Metode Penelitian	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Analisis Teknik Saham</li> <li>• Indikator saham (RSI, MACD, CCI, Stochastic, Bollinger Bands, Parabolic Stop and Reversal)</li> <li>• Expert System</li> <li>• Fuzzy C-Means Clustering</li> <li>• Rule Based Evidential Reasoning</li> </ul>
Hasil Penelitian	Penelitian dilakukan selama enam bulan dengan menggunakan beberapa indikator yang telah ditetapkan. Dari hasil pengujian sistem, dapat diketahui melalui perhitungan <i>return of investment</i> (ROI) yang bertujuan untuk mengetahui keuntungan atau keberhasilan yang dihasilkan dari sistem. Dalam pengujianya sendiri, ROI perhitungan maksimal yang dihasilkan adalah sebesar 83,80%.
Kesimpulan	Dalam artikel ini, diperlukan verifikasi hasil keputusan dari pendekatan <i>rule-based evidential reasoning</i> dan metode FCM, dikarenakan tidak adanya informasi terkait tren saham yang sedang terjadi, sehingga dalam proses verifikasi diperlukan tambahan <i>parabolic SAR</i> untuk mengetahui tren yang sedang terjadi.
<b>Jurnal 9</b>	
Nama Jurnal	Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON), Vol. 2, No. 3, Mei 2021
Judul Penelitian	Sistem Pendukung Keputusan Rekomendasi Emiten Saham Menggunakan Metode Simple Additive Weighting
Nama Peneliti	Renny Puspita Sari, Muhamad Rabil Maulana
Permasalahan	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Bagaimana cara untuk menentukan rekomendasi emiten saham dengan menggunakan nilai intrinsik perusahaan dengan menggunakan Metode Simple Additive Weighting?</li> </ul>

Metode Penelitian	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pengumpulan dan Normalisasi Data</li> <li>• Analisis Data</li> <li>• Pengujian Data Menggunakan Simple Additive Weighting</li> </ul>
Hasil Penelitian	Sebelum melakukan penelitian, dilakukan penentuan kriteria terlebih dahulu untuk membantu penentuan nilai suatu perusahaan. Setelah itu dilakukan normalisasi dan penerapan Metode Simple Additive Weighting. Hasil yang didapatkan nantinya akan diurutkan dari yang paling tinggi ke paling rendah dan hasil tertinggi adalah sebesar 0,8526.
Kesimpulan	Berdasarkan hasil yang didapatkan dari penelitian dapat disimpulkan bahwa pemilihan emiten saham sangatlah memungkinkan dengan menggunakan Metode Simple Additive Weighting. Hasil dari penelitian berupa urutan atau ranking tertinggi pada saham tertentu yang dapat menjadi pilihan untuk para investor.
Jurnal 10	
Nama Jurnal	Expert Systems With Applications Vol. 133, November 2019
Judul Penelitian	A Fuzzy Decision System For Money Investment in Stock Markets Based on Fuzzy Candlesticks Pattern Recognition
Nama Peneliti	R. Naranjo, M. Santos
Permasalahan	Bagaimana cara untuk mendeteksi pola perubahan candlestick saat melakukan trading?
Metode Penelitian	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Candlestick</li> <li>• Fuzzy forecasting</li> <li>• Fuzzy system validation</li> </ul>
Hasil Penelitian	Hasil yang didapatkan dari penelitian menunjukkan bahwa terdapat beberapa informasi yang dapat digunakan dalam trading. Informasi tersebut berupa presentase error dari prediksi, harga saham saat pembukaan pasar, harga saham paling tinggi, harga saham paling rendah, dan harga saham saat penutupan pasar. Setelah mendapatkan nilai prediksi pada harga saham maka dilakukan simulasi pada harga saham berdasarkan resiko yang telah dihitung terlebih dahulu. Total keuntungan yang dapat didapatkan dari kegiatan trading ini adalah sebesar 38.53% dan kerugian yang mungkin terjadi sebesar 32.81% dengan tingkat keberhasilan yang hampir sama, yaitu 49.46% dan 50.08%. Setelah mendapatkan hasil tersebut, analisis dilanjutkan dengan menerapkan validasi data pada setiap saham. Hasil yang didapatkan dari validasi data menunjukkan hasil yang lebih baik, namun tingkat kesalahan juga masih tinggi walaupun sudah menurun yaitu 41.11%. Hasil akhir menunjukkan bahwa kedua sistem tersebut memiliki kemiripan dengan pola yang dihasilkan, namun pola hasil yang didapatkan dari validasi data menunjukkan nilai yang lebih rendah. Dari pola ini juga dapat diketahui bahwa investasi dapat memberikan keuntungan dalam jangka waktu yang panjang.
Kesimpulan	Hasil yang didapatkan dari penelitian dan analisis menunjukkan hasil yang menjanjikan dengan resiko yang rendah. Pada analisis ini juga menyimpulkan pentingnya kekuatan mata uang pada saat melakukan prediksi. Dari perspektif investor sendiri, sistem ini telah memenuhi karakteristik yang diinginkan, yaitu dapat meningkatkan keuntungan tanpa resiko tinggi.

Berdasarkan beberapa penelitian sebelumnya, terdapat beberapa metode yang digunakan untuk prediksi harga saham. Penelitian yang bertujuan untuk memprediksi harga saham *Google* menggunakan dua algoritma, yaitu Prophet dan LSTM, menunjukkan bahwa LSTM memberikan hasil yang lebih akurat dibandingkan Prophet dalam hal akurasi prediksi [18]. Selain itu, untuk memprediksi harga harian saham yang tercatat pada NASDAQ, menggunakan dua algoritma, yaitu ARIMA dan LSTM. Hasilnya menunjukkan tingkat error yang rendah, yaitu antara 1% hingga 16%, dalam memprediksi harga saham hingga periode 9 bulan ke depan [21]. Penelitian lain yang memprediksi harga saham LQ45 Indonesia menggunakan indikator Moving Average (MA) bertujuan untuk menentukan apakah harga saham akan mengalami kenaikan atau penurunan berdasarkan indikator MA [22]. Dalam hal ini penelitian yang dilakukan akan berfokus pada prediksi harga saham menggunakan dua algoritma, yaitu ARIMA dan LSTM dan menggunakan dua indikator, yaitu *Moving Average* (MA) dan *Relative Strength Index* (RSI) untuk menentukan nilai harga saham tersebut apakah sudah *overbought* atau *oversold*. Indikator yang digunakan akan menjadi acuan bagi investor pemula dalam optimasi pembelian saham. Pada algoritma yang digunakan adalah algoritma ARIMA dan LSTM yang telah terbukti pada penelitian sebelumnya bahwa kedua algoritma dapat melakukan prediksi harga saham dengan akurasi yang tinggi serta tingkat eror yang rendah.

## **2.2 Tinjauan Teori**

### **2.2.1 Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG)**

Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) adalah indeks gabungan yang digunakan Bursa Efek Indonesia (BEI) sebagai indikator dari seluruh saham yang terdaftar. IHSG sendiri diperkenalkan pada tanggal 1 April 1983 dengan perhitungan indeks menggunakan rata-rata tertimbang berdasarkan jumlah saham secara keseluruhan. Dalam artian lain IHSG dapat digunakan sebagai gambaran kondisi bursa saham pada

hari tersebut. Namun, pergerakan IHSG tidak menunjukkan seluruh aktivitas saham yang ada karena adanya nilai saham yang lebih besar dibandingkan nilai saham lainnya. Jika suatu saham mengalami kenaikan harga ketika IHSG naik, maka dapat diartikan saham tersebut mengalami korelasi positif. Jika suatu saham mengalami penurunan harga ketika IHSG naik, maka dapat diartikan bahwa saham tersebut mengalami korelasi negatif [22].

### 2.2.2 Investasi di Indonesia

Investasi merupakan salah satu komponen pembangunan yang berguna untuk negara dalam meningkatkan kesejahteraan masyarakat atau negara itu sendiri. Investasi di Indonesia sendiri sudah mulai banyak diminati oleh banyak orang termasuk mahasiswa. Hal tersebut dibuktikan dengan banyaknya jenis instrument investasi yang ditawarkan seperti saham, obligasi, dan logam mulia seperti emas. Namun, pengetahuan akan investasi sendiri di Indonesia masih terbilang cukup rendah apalagi apabila investasi itu tidak memberikan keuntungan. Sebagian masyarakat Indonesia juga merasa bahwa investasi merupakan hal yang masih baru dibandingkan dengan negara lain [23].

### 2.2.3 Saham Blue Chip

Menurut *New York Stock Exchange*, *blue chip* dapat didefinisikan sebagai saham dari perusahaan yang memiliki performa baik dan memiliki reputasi nasional, dari sisi kualitas, ataupun kehandalan dalam sistem operasional perusahaan dalam berbagai situasi ekonomi baik dalam keadaan buruk ataupun baik [24]. *Blue chip* juga memiliki artian bahwa saham tersebut memiliki nilai kapitalisasi pasar yang besar diatas

Rp 40 triliun sehingga memiliki resiko yang cenderung lebih rendah dibandingkan jenis saham lainnya [19]. Oleh karena itu, para investor dan manager investasi yang sudah memiliki pengalaman dalam pasar market cenderung merekomendasikan jenis saham *blue chip* untuk investor pemula yang ingin mulai melakukan investasi [19].

#### 2.2.4 Data Time series

Data time series adalah data yang dikumpulkan menurut urutan waktu dalam kurun waktu tertentu [25]. Data time series biasanya dikumpulkan secara rutin setiap hari, setiap minggu, atau setiap bulan untuk melihat adanya pembentukan suatu tren. Metode peramalan atau prediksi dalam data time series menggunakan analisis pola hubungan antara variabel yang akan diterapkan dalam bentuk variabel waktu [26].

#### 2.2.5 CRISP – DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining)

CRISP-DM merupakan suatu standar yang dikembangkan yang bertujuan untuk melakukan proses analisis sebagai dasar dalam penambangan dan pengolahan data [27]. Terdapat beberapa tahapan dalam menerapkan CRISP-DM, antara lain:

##### 1. Business Understanding

Menentukan tujuan, batasan, dan strategi untuk mencapai tujuan yang diinginkan sesuai dengan permasalahan yang ada.

##### 2. Data Understanding

Mengumpulkan, dan mengembangkan kualitas data yang ada sebelum dilakukan proses data preparation.

##### 3. Data Preperation

Menyiapkan data dengan menyesuaikan data yang dibutuhkan dengan melakukan data selection dan data cleaning.



#### 4. Modeling

Mengaplikasikan teknik pemodelan sesuai dengan kebutuhan. Pada tahap ini pengolahan data dapat disesuaikan dengan kebutuhan untuk menyesuaikan dengan permasalahan yang ada.

#### 5. Evaluation

Menguji model dengan melakukan evaluasi terhadap hasil yang telah didapatkan sesuai dengan tujuan awal.

#### 6. Deployment

Melakukan implementasi model yang telah didapatkan dengan cara mempresentasikan model atau melakukan komparasi

### 2.2.6 Melakukan implementasi model yang telah didapatkan dengan cara mempresentasikan model atau melakukan komparasi.

*Moving Average* adalah salah satu indikator yang biasanya sering digunakan oleh para investor dalam memprediksi trend pada suatu saham. Adanya indikator membuat para investor menjadi lebih mudah dalam membaca data saham dan melakukan prediksi menjadi lebih mudah. Dalam perkembangannya, indikator *Moving Average* terus berkembang dan juga memiliki sebutan-sebutan baru dalam prosesnya seperti “low pass filter”, “smoothers”, dan “exponential method” [28].



Gambar 2.1 Penerapan *Moving Average* (MA) pada Euro/USD [26]

### 2.2.7 Relative Strength Index (RSI)

*Relative Strength Index* adalah salah satu indikator yang dapat digunakan untuk investor dalam menentukan nilai harga pada suatu saham yang dibagi menjadi dua kategori, yaitu *overbought* dan *oversold*. *Overbought* dikategorikan pada harga saham yang memiliki nilai lebih dari 70 sedangkan *Oversold* dikategorikan pada harga saham yang memiliki nilai kurang dari 30. Kategori yang ditampilkan oleh RSI akan membantu investor dalam mengetahui tren pada saham tersebut dengan melihat nilai RSI pada harga saham tersebut [7].



Gambar 2.2 Indikator RSI pada Saham BBCA [29]

## 2.3 Algoritma

### 2.3.1 ARIMA (Auto Regressive Integrated Moving Average)

ARIMA adalah suatu metode yang menghasilkan ramalan atau prediksi berdasarkan sintesis dari pola data historis. ARIMA dalam penerapannya mengabaikan variabel independen karena algoritma hanya berfokus pada data historis dan data sekarang. ARIMA sangatlah cocok dipakai untuk memprediksi harga suatu saham karena cocok dengan data teknikal yang menggunakan *time series* dari data historis untuk dianalisis dan diprediksi nantinya

[26]. Metode ARIMA melibatkan tiga proses utama, yaitu pemeriksaan diagnostic, identifikasi, dan prediksi.

1. Proses pemeriksaan diagnostik melibatkan kontrol stasioneritas pada data time series yang menjadi dasar dalam model ARIMA. Untuk membuat time series yang tidak stasioner menjadi stasioner, differencing (d) akan dilakukan yang berarti menghitung perubahan atau selisih nilai observasi. Proses akan terus berlanjut hingga diperoleh deret yang stasioner

2. Proses identifikasi dilakukan pada data yang sudah stasioner, menentukan parameter dari operasi autoregressive (AR) dan *Moving Average* (MA).

3. Prediksi dilakukan dengan menggunakan model ARIMA yang didefinisikan sebagai ARIMA (p, d, q) dengan p adalah derajat model Auto Regressive (AR), d adalah derajat differencing, dan q adalah derajat *Moving Average* (MA). Persamaan 2.1 merupakan formula matematis dari ARIMA.

$$y_t = \alpha_1 w_{t-1} + \alpha_2 w_{t-2} + \dots + \alpha_p w_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q}. \quad (2.1)$$

(a)  $y_t$  : data riil yang dilinearisasi pada waktu ke- $t$ .

(b)  $t$  : waktu.

(c)  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p$  : parameter *Auto Regressive* (AR).

(d)  $w_{t-1}, w_{t-2}, \dots, w_{t-p}$  : data yang diobservasi.

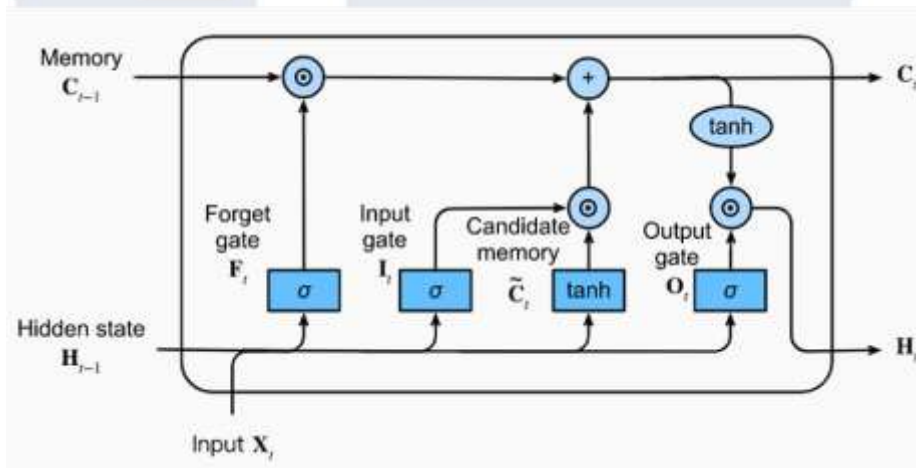
(e)  $\varepsilon_t$  : residual acak yang tidak diketahui (error).

(f)  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$  : rata-rata bergerak (*moving average*).

(g)  $\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_{t-q}$  : data error.

### 2.3.2 Long Short-Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan sebuah algoritma turunan dari *Recurrent Neural Network* (RNN). LSTM dibuat sebagai solusi untuk mengatasi kekurangan algoritma RNN. Algoritma RNN yang dianggap terlalu simple membuat analisis yang dihasilkan juga tidak seakurat dengan LSTM. LSTM dibangun dengan memori yang telah ditingkatkan sehingga analisis yang dilakukan oleh LSTM lebih kompleks [30].



Gambar 2.3 Diagram LSTM [31]

Gambar 2.3 merupakan gambar yang menunjukkan konsep diagram LSTM yang menggunakan konsep sel memori (memory cell) yang bertujuan untuk menyimpan informasi dalam jangka waktu panjang (*long term*) dan jangka waktu pendek (*short term*) [32]. Berikut terdapat beberapa komponen penting dalam LSTM, antara lain:

1. *Forget Gate*: Komponen ini berfungsi untuk memutuskan informasi mana yang akan dilupakan dari sel memori. Hasil dari komponen ini menghasilkan nilai 0 dan 1 dari hasil fungsi sigmoid. Langkah awal LSTM dapat dilihat pada Persamaan (2.2).

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

Dimana :

- (a)  $f_t$  : nilai dari *forget gate*.
- (b)  $\sigma$  : fungsi sigmoid.
- (c)  $W_f$  : bobot untuk nilai *input* pada waktu ke  $t$ .
- (d)  $h_{t-1}$  : nilai *output* dari waktu ke  $t - 1$ .
- (e)  $x_t$  : nilai *input* pada waktu ke  $t$ .
- (f)  $b_f$  : bias pada *forget gate*.

2. *Input Gate*: Komponen ini berfungsi untuk memutuskan informasi mana yang akan disimpan dari sel memori. Hasil dari komponen ini menghasilkan nilai 0 dan 1 dari hasil fungsi sigmoid dan menghasilkan nilai vektor yang akan ditambahkan sel memori dari hasil fungsi tanh. Langkah ini menggunakan Persamaan (2.3) dan (2.4)

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

Dimana:

- (a)  $i_t$  : nilai dari *input gate*.
- (b)  $\sigma$  : fungsi sigmoid.
- (c)  $W_i$  : bobot untuk nilai *input* pada waktu ke  $t$ .
- (d)  $h_{t-1}$  : nilai *output* dari waktu ke  $t - 1$ .
- (e)  $x_t$  : nilai *input* pada waktu ke  $t$ .
- (f)  $b_i$  : bias pada *input gate*.

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C[h_{t-1}, x_t] + b_C)(2.4)$$

Dimana:

- (a)  $\tilde{C}_t$  : nilai kandidat *cell state*.
- (b)  $\tanh$  : fungsi hiperbolik tangen.
- (c)  $W_c$  : bobot untuk nilai *input cell* ke  $c$ .
- (d)  $h_{t-1}$  : nilai *output* dari waktu ke  $t - 1$ .
- (e)  $x_t$  : nilai *input* pada waktu ke  $t$ .
- (f)  $b_i$  : bias pada *input gate*.
- (g)  $b_c$  : bias pada bias pada cell ke  $c$ .

3. *Cell State*: Komponen ini berfungsi untuk mengolah informasi baru dari informasi yang didapatkan dari hasil komponen *forget gate* dan *input gate*. Langkah ini menggunakan Persamaan (2.5)

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

Dimana:

- (a)  $C_t$  : nilai *memory cell state*.
- (b)  $f_t$  : nilai *forget gate*.
- (c)  $C_{t-1}$  : nilai *memory cell state* pada *cell* sebelumnya.
- (d)  $i_t$  : nilai dari *input gate*.
- (e)  $\tilde{C}_t$  : nilai kandidat *memory cell state*.

4. *Output Gate*: Komponen ini berfungsi untuk menghasilkan *output* berdasarkan sel memori yang telah di-update informasinya. *Output gate* juga menggunakan fungsi sigmoid dan fungsi tanh untuk menormalisasikan data sehingga LSTM dapat menghadapi masalah yang

lebih kompleks dan menjaga stabilitas akurasi model. Langkah ini menggunakan Persamaan (2.6) dan (2.7).

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (2.6)$$

Dimana:

- (g)  $o_t$  : nilai dari *output gate*.
- (h)  $\sigma$  : fungsi sigmoid.
- (i)  $W_o$  : bobot untuk nilai *input* pada waktu ke  $t$ .
- (j)  $h_{t-1}$  : nilai *output* dari waktu ke  $t - 1$ .
- (k)  $x_t$  : nilai *input* pada waktu ke  $t$ .
- $b_o$  : bias pada *output gate*.

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (2.7)$$

Dimana :

- (a)  $h_t$  : output final
- (b)  $o_t$  : nilai output gate
- (c)  $C_t$  : nilai memory cell state yang baru
- (d)  $\tanh$  : fungsi hyperbolic tangent

### 2.3.3 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right| \times 100\% \quad (2.8)$$

Dimana:

$Y_i$  = nilai sebenarnya

$\hat{Y}_i$  = nilai prediksi

$n$  = jumlah data

Perumusan (2.8) MAPE merupakan metode evaluasi yang digunakan dalam menghitung 23 resensi rata-rata selisih dari nilai prediksi dan nilai aktual. MAPE berfungsi untuk menghitung rata-rata kesalahan dalam prediksi yang berarti semakin kecil nilai MAPE yang didapatkan, semakin baik juga kualitas dari model yang diterapkan [33]. Nilai prediksi harga saham akan dibandingkan dengan nilai asli saham untuk mengetahui akurasi prediksi.

#### 2.3.4 Root Mean Squared Error (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2} \quad (2.9)$$

Dimana:

$Y_i$  = nilai sebenarnya

$\hat{Y}_i$  = nilai prediksi

$n$  = jumlah data

Perumusan (2.9) RMSE merupakan akar kuadrat dari MSE yang berarti menghitung rata-rata selisih kuadrat antara nilai prediksi dan nilai aktual yang akan diambil akar kuadratnya [33]. Penggunaan RMSE dalam evaluasi untuk prediksi harga saham adalah untuk mengetahui selisih prediksi harga saham dengan harga asli saham.



## 2.4 Tools

### 2.4.1 Google Colaboratory

*Google Colaboratory* atau Google Colab adalah sebuah layanan yang diberikan oleh *Google* secara gratis yang dapat digunakan untuk kegiatan penelitian. *Google Colab* biasa digunakan untuk menulis dan mengeksekusi code *python* dan *library machine learning* lainnya seperti *Tensorflow* dan *Keras* melalui *browser* yang ada sehingga para peneliti atau mahasiswa tidak perlu repot lagi untuk mengunduh *library* yang akan digunakan sehingga menjadi lebih efisien. *Google Colab* juga terintegrasi dengan *Google Drive* yang memungkinkan untuk mengolah dan menyimpan data hasil analisis secara mudah [34].

### 2.4.2 Visual Studio Code

Visual studio code adalah aplikasi kode editor yang dapat beroperasi diberbagai perangkat seperti *Windows*, *macOS*, dan *Linux*. Visual studio code diciptakan oleh *Microsoft* yang cocok dipakai untuk tujuan personal maupun secara bisnis. Kelengkapan fitur dan ekstensi yang ada pada visual studio code menjadi kelebihan tersendiri sehingga menjadi pilihan utama oleh para pengembang kode. Kelebihan lain dari visual studio code adalah tampilan editor yang menarik serta dapat dimodifikasi sesuai dengan keinginan penggunanya [35].