

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 Penelitian Terdahulu

Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan berbagai referensi studi sebelumnya untuk memperkuat landasan teoritis dan metodologis penelitian yang dilakukan. Upaya ini juga bertujuan untuk memastikan orisinalitas penelitian serta menghindari adanya duplikasi dengan penelitian yang telah ada. Dengan merujuk pada kajian sebelumnya, peneliti dapat memahami lebih mendalam konteks dan perkembangan topik yang diteliti serta mengidentifikasi celah yang belum terisi oleh penelitian lain. Berikut adalah penelitian yang digunakan sebagai bahan acuan: Penelitian yang dilakukan oleh Pipin., dkk (2023) yang menggunakan model RNN dengan arsitektur LSTM yang dioptimalkan dengan metode *Adaptive Moment Estimation* (ADAM) mampu menghasilkan prediksi yang mendekati harga saham aktual. Hasil penelitian ini dibuktikan dengan nilai loss yang rendah yaitu 0.0109012. Sedangkan skor *Mean Percentage Error* (MPE) diperoleh sebesar 1.74% sehingga menghasilkan akurasi yang baik.

Penelitian lain oleh Wathani dkk., (2023) yang menggunakan model LSTM dengan studi kasus BCA. Dari model yang telah dibuat dihasilkan performa terbaik berdasarkan pengubahan jumlah batch size dengan jumlah *epochs* sebanyak 5 sementara ukuran *batch size* sebesar 1 serta jumlah unit 50 yang dioptimasi dengan ADAM. Kombinasi ini menghasilkan rerata nilai MAE sebesar 96.924, *Mean Squared Error* (MSE) sebesar 16185.226 dan *Relative Mean Error* (RME) sebesar 127.221.

Penelitian lain oleh Rezaldi dkk., (2021) yang menggunakan metode ARIMA data saham PT Telekomunikasi Indonesia dengan menggunakan data *close* sebagai variabel dalam membuat model prediksi. Prediksi ini menghasilkan model dengan nilai MSE terkecil sebesar 3.070 yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan untuk harga penutupan saham mendatang.

Varadharajan dkk., (2024) dalam penelitiannya yang berjudul *Stock Closing Price and Trend Prediction with LSTM-RNN* menggunakan model gabungan

LSTM-RNN untuk memprediksi harga penutupan saham Amazon Inc. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model tersebut mampu menghasilkan prediksi dengan tingkat akurasi tinggi, ditunjukkan oleh nilai RMSE 2,51 dan MAPE 1,84%. Penelitian ini menunjukkan potensi LSTM-RNN dalam menangani volatilitas pasar saham yang kompleks.

Penelitian yang dilakukan oleh Kasture dan Shirsath (2024) mengusulkan pendekatan hibrida yang menggabungkan RNN-LSTM dengan analisis sentimen dalam penelitian *Enhancing Stock Market Prediction: A Hybrid RNN-LSTM Framework with Sentiment Analysis*. Penelitian ini menambahkan dimensi baru dalam prediksi saham, yakni pengaruh informasi eksternal dari berita keuangan. Hasilnya menunjukkan bahwa model hibrida tersebut memiliki akurasi yang lebih tinggi dalam memprediksi pergerakan pasar dibandingkan dengan model tradisional.

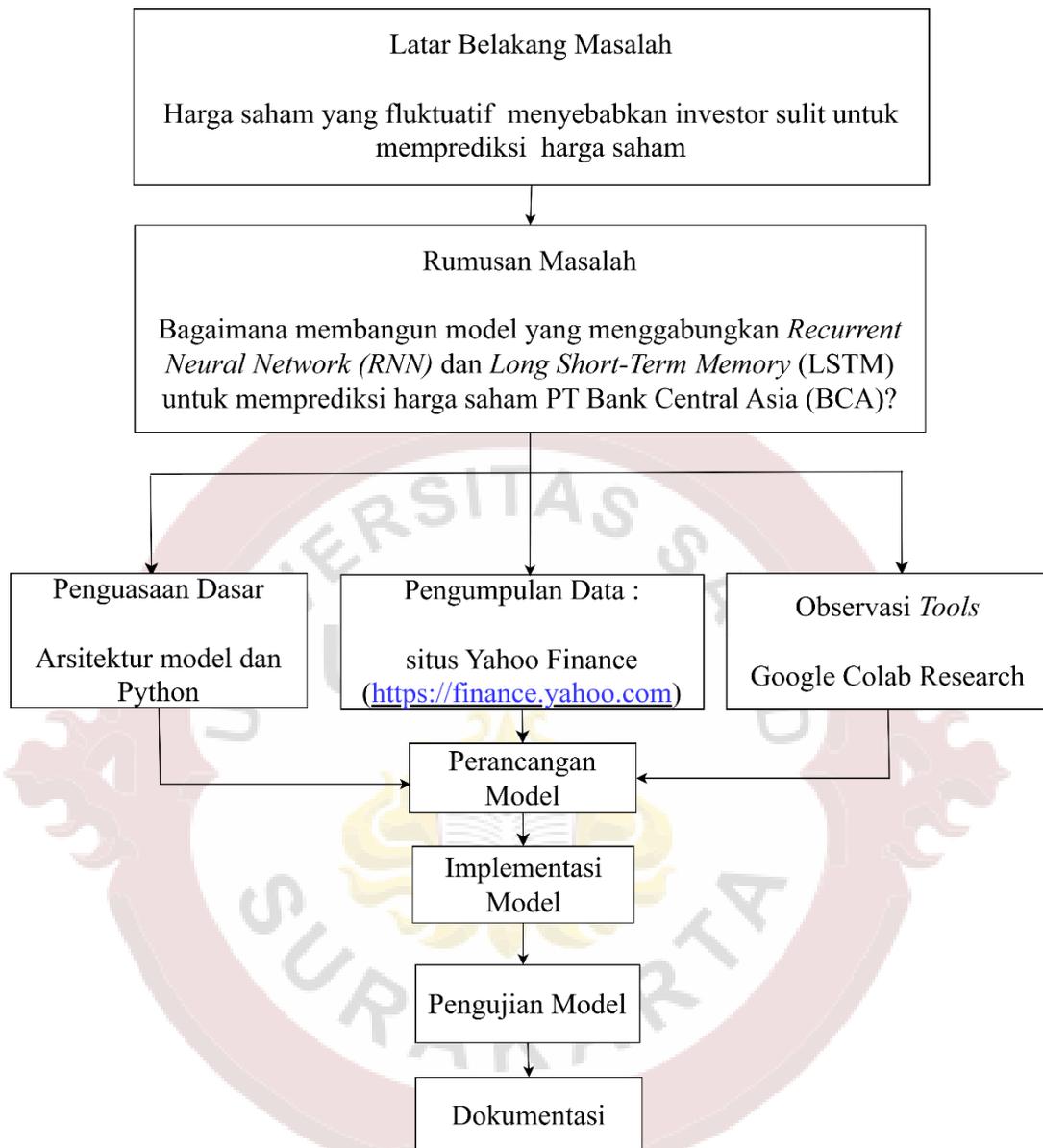
Selanjutnya, penelitian oleh Faru dkk., (2023) yang menggunakan model hibrida RNN-LSTM dengan menggunakan studi kasus market forex membuktikan bahwa model ini lebih unggul daripada model RNN dan LSTM biasa. Hasil penelitian ini dibuktikan dengan menggunakan metrik RMSE, MAE dan MAPE menghasilkan nilai yang lebih rendah daripada model RNN-LSTM bias

Terakhir, penelitian oleh Musyoka dkk., (2024) dengan objek lembaga keuangan digital menggunakan metode hibrida RNN-LSTM menghasilkan nilai *f1-score* dan akurasi yang lebih tinggi daripada nilai *f-score* dan akurasi model tradisional RNN dan LSTM.

Melalui kajian penelitian-penelitian ini, peneliti dapat memperoleh wawasan mengenai pendekatan model yang efektif serta optimalisasi parameter yang tepat dalam pengembangan model prediktif berbasis RNN-LSTM.

## **2.2 Kerangka Pemikiran**

Kerangka pemikiran yang dimaksudkan dalam penelitian ini adalah tahapan-tahapan dalam memprediksi harga saham PT BCA sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2.1.



**Gambar 2. 1** Kerangka Pemikiran

### 1) Latar Belakang Masalah

Tahapan paling awal, yakni penjelasan mengenai isu atau permasalahan yang menjadi fokus penelitian. Hal ini mencakup alasan mengapa masalah tersebut penting, relevan dan perlu diteliti.

### 2) Rumusan Masalah

Penyimpulan latar belakang masalah menjadi suatu rumusan masalah yang akan diangkat menjadi bahan penelitian.

### 3) Penguasaan Dasar

Tahap untuk mempelajari dasar-dasar arsitektur model dan python agar lebih menguasai program-program yang akan digunakan untuk membangun model.

### 4) Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan cara mengambil data sekunder melalui situs Yahoo Finance, dalam pengambilan ini menggunakan *Application Programming Interface* (API) resmi dari Yahoo.

### 5) Observasi Tools

Observasi ini dilakukan untuk pengamatan sampel-sampel aplikasi, jurnal, buku, maupun karya ilmiah yang sudah ada sehingga dapat dijadikan referensi untuk membangun model.

### 6) Perancangan Model

Tahap ini dilakukan untuk merancang model yang akan digunakan sehingga dapat mempermudah dalam pengimplementasian model.

### 7) Implementasi Model

Implementasi merupakan tahap menerjemahkan perancangan berdasarkan hasil analisis. Tujuan implementasi adalah untuk memprediksi harga saham di masa depan.

### 8) Pengujian Model

Pengujian model dilakukan dengan menggunakan beberapa metrik seperti RMSE dan MAE sehingga dapat diketahui akurasi model yang telah dibuat.

### 9) Dokumentasi

Tahap terakhir dari seluruh proses penyusunan skripsi ke dalam laporan, dalam laporan ini tercatat seluruh alur dalam pelaksanaan pengujian data.

## 2.3 Landasan Teori

### 2.3.1 Prediksi

Prediksi adalah suatu proses memperkirakan secara sistematis

tentang sesuatu yang paling mungkin terjadi di masa depan berdasarkan informasi masa lalu dan sekarang yang dimiliki, agar kesalahan (selisih antara sesuatu yang terjadi dengan hasil perkiraan) dapat diperkecil (Firmansyah dkk., 2020). Prediksi tidak harus memberikan jawaban secara pasti kejadian yang akan terjadi, melainkan berusaha untuk mencari jawaban sedekat mungkin yang akan terjadi (Wathani dkk., 2023).

### **2.3.2 Saham**

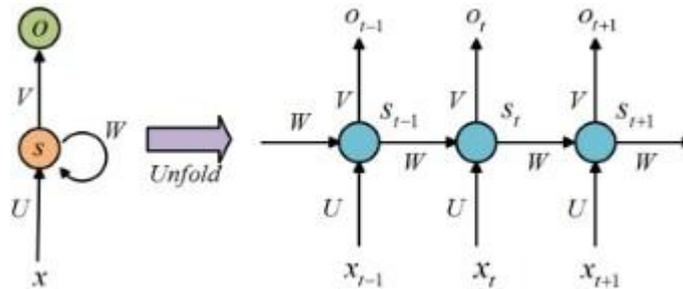
Saham adalah sertifikat atau surat berharga yang menunjukkan kepemilikan suatu perusahaan, sertifikat tersebut menunjukkan nilai saham yang dimiliki, jenis saham yang dimiliki serta hak dan kewajiban masing-masing pemegang saham (Prasetya dkk., 2022). Menurut Gere dan Yuniati (2021), saham adalah surat tanda bukti kepemilikan pada suatu perusahaan yang *go public*. Dari kedua pendapat di atas dapat disimpulkan bahwa saham adalah bukti tanda kepemilikan atas aset-aset perusahaan yang menerbitkan saham.

Saham adalah dokumen berharga sebagai bukti kepemilikan bagian suatu perusahaan (Wathani dkk., 2023). Saham adalah instrumen investasi yang berisiko tinggi dengan menawarkan nilai *return* yang tinggi. Nilai *return* yang tinggi juga memiliki risiko yang tinggi karena sifat saham yang bersifat fluktuatif (Milniadi dkk., 2023). Saham dapat memberikan keuntungan yang cukup besar. Namun, pergerakan harga saham bersifat fluktuatif yang menyebabkan investasi saham menjadi berisiko.

### **2.3.3 RNN**

RNN adalah jenis arsitektur jaringan saraf tiruan yang pemrosesannya berulang kali dipanggil untuk memproses *input* data sekuensial. RNN termasuk dalam kategori *deep learning* karena data diproses melalui banyak lapisan. RNN telah mengalami kemajuan pesat dan telah merevolusi bidang-bidang seperti *Natural Language Processing* (NLP) (Firmansyah dkk., 2020). RNN memiliki beberapa

gerbang sebagaimana ditunjukkan dalam Gambar 2.2.



**Gambar 2. 2** Sel RNN (Sumber: Zhu dkk., 2019)

Dimana  $x_t$ ,  $s_t$  dan  $o_t$  masing-masing menunjukkan unit *input*, unit *hidden*, dan unit *output* pada  $t$ . Bobot koneksi jaringan dilambangkan dengan  $V$ ,  $W$ ,  $U$ . Selain itu,  $b$  dan  $\hat{y}$  merepresentasikan bias dan nilai *output* yang diprediksi, dan  $\phi$  menunjukkan fungsi aktivasi. Dengan bertambahnya jumlah dan dimensi data, RNN harus mengingat banyak informasi sebelum waktu  $t$ , yang mengarah pada masalah *vanishing gradient* (Zhu dkk., 2019). *Vanishing gradient problem* adalah permasalahan saat gradien mengecil menyusut seiring dengan proses *back propagation* melalui waktu (Mulyawan, 2024).

Pada jaringan RNN menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid* untuk *hidden layer*. Fungsi *sigmoid* memiliki *output* dengan rentang 0 sampai 1. Fungsi *sigmoid* dapat dilihat pada Persamaan (2.1) :

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \dots\dots\dots(2.1)$$

Di mana :

$f(x)$  adalah *output* dari fungsi *sigmoid*.

$x$  adalah *input* ke fungsi *sigmoid*.

$e$  adalah basis dari logaritma natural.

$-x$  adalah negasi dari *input* ( $x$ ).

Dengan turunan fungsi sebagai berikut :

$$f'(x) = f(x)(1 - f(x)) \dots\dots\dots(2.2)$$

Di mana :

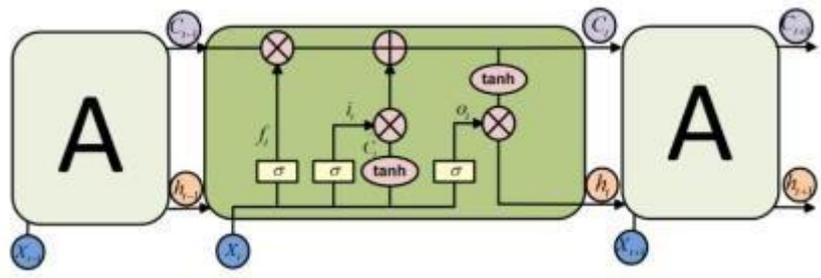
$f'(x)$  adalah turunan dari fungsi *sigmoid*.

$f(x)$  adalah *output* dari fungsi *sigmoid*.

$1 - f(x)$  adalah komplementer dari *output* fungsi *sigmoid*.

**2.3.4 LSTM**

Metode LSTM merupakan variasi dari RNN dengan kelebihan, diantaranya mampu menyimpan informasi jangka panjang, membaca, serta memperbarui informasi sebelumnya dan juga mampu menangani masalah *vanishing gradient* dalam pelatihan yang biasanya terjadi pada metode variasi RNN yang lainnya (Isnain dkk., 2022). LSTM mempunyai beberapa gerbang sebagaimana ditunjukkan dalam Gambar 2.3.



**Gambar 2. 3** Sel LSTM (Sumber: Zhu dkk., 2019)

Berikut ini adalah *gate* dari jaringan LSTM :

1. *Input Gate*

$$i_{xx} = \sigma (xx_{xx}UU^i + h_{xx-1}WW^i) \dots\dots\dots(2.3)$$

$$C_{xx} = \tanh (xx_{xx}UU^{gg} + h_{xx-1}WW^{gg}) \dots\dots\dots(2.4)$$

2. *Forget Gate*

$$f_{xx} = \sigma (xx_{xx}UU^{ff} + h_{xx-1}WW^{ff}) \dots\dots\dots(2.5)$$

3. *Output Gate*

$$o_{xx} = \sigma (xx_{xx}UU^{oo} + h_{xx-1}WW^{oo}) \dots\dots\dots(2.6)$$

$$h_{xx} = \tanh (C_{xx}) * o_{xx} \dots\dots\dots(2.7)$$

Di mana :

$i_{xx}$  adalah vektor *input gate* pada waktu (t).

$f_{xx}$  adalah vektor *forget gate* pada waktu (t).

$xx_{xx}$  adalah *input* pada waktu (t).

$W^o$  adalah bobot untuk *output gate*.

$h_{xx}$  adalah *output* pada waktu ( $t$ ).

$WW^{oo}$  adalah bobot untuk *output gate*.

$CC_{xx}$  adalah sel memori pada waktu ( $t$ ).

$CC_{xx-1}$  adalah sel memori pada waktu sebelumnya.

$WW^{ii}$  adalah bobot untuk *input gate*.

$WW^{ff}$  adalah bobot untuk *output forget gate*.

Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.3, tiga gerbang dirancang dalam sel bernama *input gate* ( $it$ ), *forget gate* ( $ft$ ) dan *output gate* ( $ot$ ), masing-masing, untuk menjaga dan memperbarui informasi berharga dari data sebelum waktu  $t$ . Metode pelatihan model untuk LSTM adalah mengadopsi konsep *Back- Propagation Through Time* (BPTT). Telah dibuktikan bahwa LSTM adalah metode yang efektif untuk memecahkan masalah terkait jangka panjang, dan memiliki penerapan universal dalam berbagai masalah pembelajaran dan prediksi (Merdiansyah dkk. 2024)

Langkah pertama dari LSTM adalah menentukan informasi mana yang akan dibuang dari *cell state*, hal ini diputuskan oleh lapisan sigmoid yang disebut dengan *forget gate*. Pada gambar dapat dilihat sel LSTM menerima *output*  $h_{t-1}$  dari sel sebelumnya dan informasi baru dari data sekarang sebagai *input* yang dikombinasikan sebagai *vector*. Langkah kedua dari sel LSTM adalah menentukan seberapa besar informasi baru yang akan ditambahkan ke dalam sel *state*. Proses ini memiliki dua bagian, pertama lapisan *sigmoid* menentukan nilai yang akan diperbarui dari sel *state*, lalu bagian kedua lapisan *tanh* membuat vektor dari kandidat baru, lalu keduanya dikombinasikan untuk melakukan pembaruan pada sel *state*. Sel *state* berfungsi untuk membawa informasi dari sel di belakang ke sel - sel LSTM selanjutnya, pada setiap *timestep* sel *state* akan diperbarui dengan menggunakan *forget gate* dan *input gate* untuk menentukan informasi yang akan dibuang ataupun ditambahkan ke dalam sel *state*, *output gate* berguna

untuk menentukan *output* dari sel *state* sekarang. Pertama, lapisan *sigmoid* menentukan bagian dari sel *state* yang menjadi *output*. Lalu, lapisan tanh akan mengubah nilai sel *state* menjadi antara -1 dan 1, kemudian nilai dari lapisan *sigmoid* dan lapisan tanh dikalikan (Akbar, dkk., 2023).

### 2.3.5 Python

Python adalah satu dari bahasa pemrograman tingkat tinggi yang bersifat interpreter, interaktif, *object-oriented* dan dapat beroperasi di hampir semua platform seperti keluarga Linux, Windows, Mac, dan platform lainnya. Python adalah salah satu bahasa pemrograman tingkat tinggi yang mudah dipelajari karena sintaks yang jelas dan elegan, yang dikombinasikan dengan penggunaan modul-modul yang mempunyai struktur data tingkat tinggi, efisien, dan siap langsung digunakan. *Source code* aplikasi dalam bahasa pemrograman Python biasanya akan dikompilasi menjadi format perantara yang dikenal sebagai *byte code* yang selanjutnya akan dieksekusi. Python dipilih sebagai penelitian karena python memiliki penulisan sintaksis yang mudah selain itu python juga memiliki *library* yang lengkap dan memiliki dukungan komunitas yang kuat karena python bersifat *open source*.

### 2.3.6 MSE

MSE adalah metode lain untuk mengevaluasi metode peramalan. Masing-masing kesalahan atau sisa dikuadratkan. Kemudian dijumlahkan dan ditambahkan dengan jumlah observasi. Pendekatan ini mengatur kesalahan peramalan yang besar karena kesalahan-kesalahan itu dikuadratkan. Metode itu menghasilkan kesalahan kesalahan sedang yang kemungkinan lebih baik untuk kesalahan kecil, tetapi kadang menghasilkan perbedaan yang besar (Prasetya dkk. 2022). MSE dapat dihitung menggunakan Persamaan (2.8) :

$$MSE = \frac{1}{tt} \sum_{ii=1}^{tt} (yy_{ii} - \hat{y}_{ii}) \dots \dots \dots (2.8)$$

Di mana :

$y_i$  adalah nilai aktual dari deret ke-i.

$\hat{y}_i$  adalah nilai prediksi dari model untuk data ke-i.

### 2.3.7 MAE

MAE adalah salah satu metode yang digunakan untuk mengukur tingkat keakuratan model peramalan. Hasil *Mean Absolute Error* menunjukkan nilai rata-rata kesalahan mutlak atau absolut dari nilai sebenarnya dengan nilai peramalan (Suryanto, dkk., 2019). MAE dapat dihitung menggunakan Persamaan (2.9) :

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |Y_i - \hat{Y}_i|}{n} \dots\dots\dots (2.9)$$

Di mana: ‘

(n) adalah jumlah data.

$Y_{ii}$  adalah nilai aktual dari data ke-i.

$\hat{Y}_{ii}$  adalah nilai prediksi dari deret ke-i.

$Y_{ii} - \hat{Y}_{ii}$  adalah nilai absolut dari selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi.

$Y_i - \hat{Y}_i$  adalah nilai absolut dari selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi.

### 2.3.8 R2 Score

*R2 Score* atau koefisien determinasi adalah ukuran statistik regresi untuk menilai seberapa baik model memprediksi suatu nilai data. *R2 Score* didapat dengan cara membagi varians pada model dengan total varians (Tamami dan Arifin 2024). *R2 Score* dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan (2.10) :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \dots\dots\dots (2.10)$$

Dimana n adalah jumlah sampel, sedangkan  $y_i$  adalah data aktual, lalu  $\hat{y}_i$  adalah data prediksi dan  $\bar{y}$  adalah nilai rata-rata dari data aktual. *R2 Score* akan memberikan informasi tentang sejauh mana nilai yang diamati dengan nilai yang diprediksi dalam model regresi ini.