

BAB 3 ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

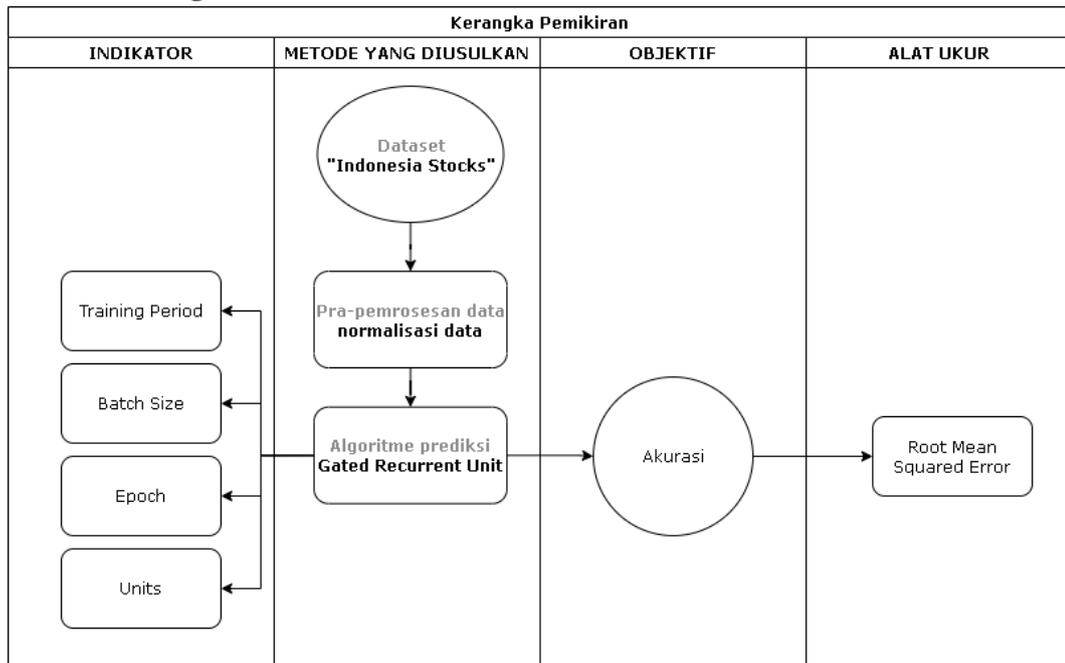
Bab ini menjelaskan tentang analisis masalah dan garis besar perancangan model *deep learning* yang dikembangkan. Garis besar perancangan model *deep learning* meliputi alur kerja pembuatan model *deep learning* dan hasil akhir yang ingin dicapai.

3.1 Analisis Masalah

Masalah pembuatan model prediksi dengan data runtut waktu semakin meningkat jumlahnya dan semakin dibutuhkan. Model prediksi tersebut biasanya digunakan untuk memprediksi cuaca, angka kenaikan Covid-19, dan harga saham. Penelitian ini membangun model prediksi yang digunakan untuk memprediksi harga saham. Masalah yang dihadapi dalam membangun model prediksi harga saham adalah mencari parameter dan mencari arsitektur yang cocok untuk prediksi harga saham. Penelitian ini menguji akurasi yang dihasilkan model prediksi dengan arsitektur GRU. Penelitian ini juga menguji pengaruh parameter *training periode, unit, batch size, dan epoch* terhadap akurasi.

Masukan yang digunakan adalah data harga saham di Indonesia. Fitur *close* (harga tutup) dijadikan label. Data masukan melalui tahap data *Preprocessing* kemudian dilatih dengan model GRU. Keluaran model GRU adalah prediksi harga tutup. Keluaran dievaluasi menggunakan RMSE.

3.2 Kerangka Pemikiran



Gambar 3.1 Diagram Kerangka Pemikiran

Pertimbangan parameter pada bagian indikator:

1. *Training Period* adalah perlakuan berbeda pada saat pelatihan model khususnya pada periode yang digunakan. Data latihan dibagi menjadi dua yaitu, data dengan periode satu tahun dan data dengan periode lima tahun [15].
2. *Batch size* adalah hyperparameter yang digunakan untuk menentukan jumlah batch pada saat melatih model GRU. Menurut penelitian tahun 2019, *batch size* optimal berada pada angka 32 [15]. Penelitian ini menguji *batch size* sebesar 32, 64, dan 128.
3. *Epoch* adalah hyperparameter yang digunakan untuk menentukan jumlah iterasi pada saat melatih model GRU. Menurut penelitian tahun 2019, *epoch* memiliki hasil terbaik pada angka 100 [15]. Penelitian ini menguji *epoch* sebesar 10, 100, dan 1000.
4. *Units* adalah parameter yang digunakan saat membentuk model GRU. *Units* digunakan untuk menentukan jumlah *perceptron* pada satu layer. Penelitian ini menguji *units* sebesar 16, 32, 64, dan 128.

Bagian metode yang diusulkan menjelaskan metode-metode yang diterapkan untuk melakukan prediksi harga saham dalam penelitian ini. *Dataset* yang digunakan adalah *dataset "Indonesia Stocks"* dan *"Dataset Saham Indonesia / Indonesia Stock Dataset"* yang didapat dari situs Kaggle. Data dinormalisasi

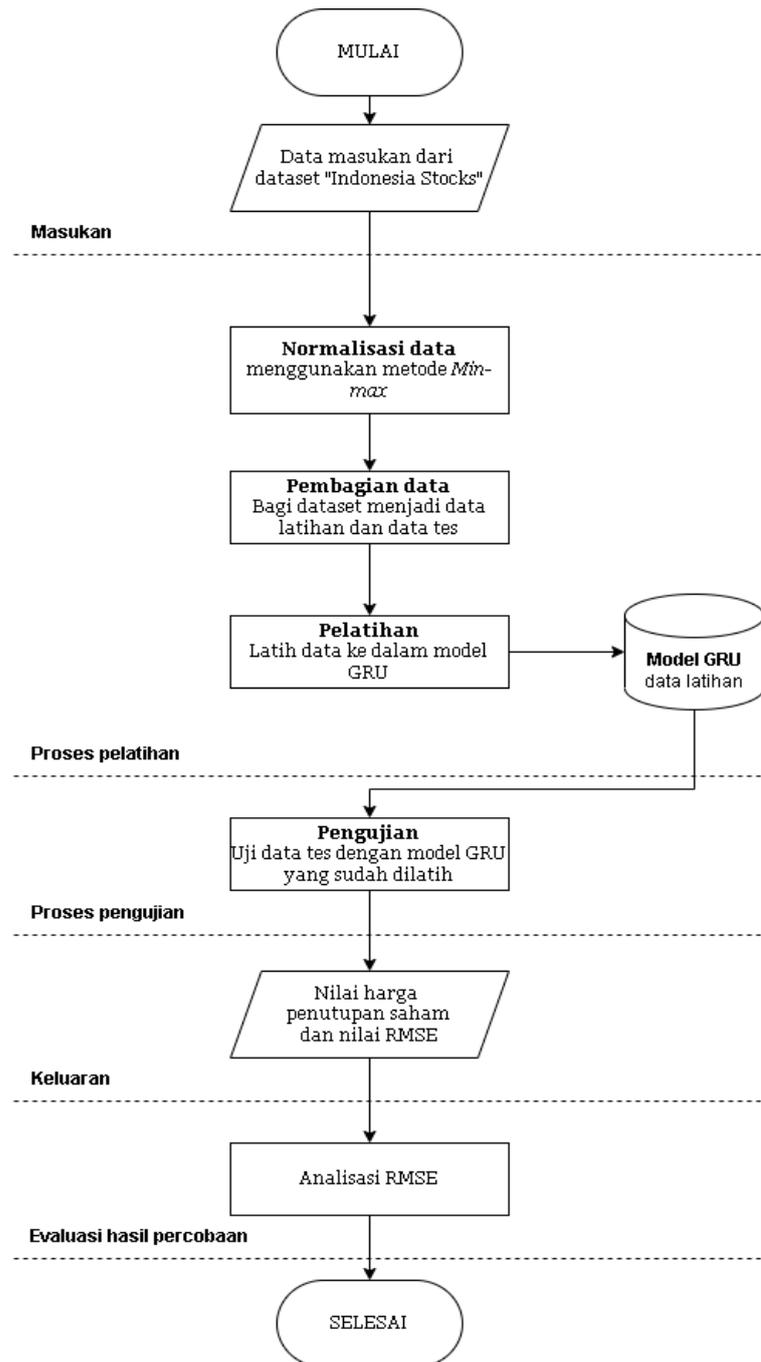
sehingga skala data tidak terlalu jauh. Proses normalisasi data dalam penelitian ini menggunakan normalisasi *Min-Max*. Setelah itu, data dibagi menjadi dua kelompok, yaitu data latihan dan data tes. Data latihan yang digunakan dibagi menjadi dua periode, yaitu periode satu tahun dan periode dua tahun. Selanjutnya, data latihan dilatih menggunakan model GRU. Setelah dilatih, model GRU siap untuk melakukan prediksi terhadap data tes.

Objektif adalah acuan pengukuran evaluasi model. Penelitian ini berfokus untuk menguji nilai akurasi prediksi harga saham. Bagian pengukuran adalah alat yang dipakai untuk mengukur suatu Objektif. Penelitian ini menggunakan *Root Mean Squared Error* (RMSE) untuk mengukur akurasi yang dihasilkan oleh model prediksi harga saham.

3.3 Urutan Proses Global

Bab ini menjelaskan urutan proses yang dilalui dalam penelitian secara global. Urutan proses global dapat dilihat pada gambar 3.2. Dalam penelitian ini hal pertama yang dilakukan adalah memasukkan *dataset* ke dalam program. Selanjutnya, data yang sudah dimuat ke dalam sistem dinormalisasi menggunakan normalisasi *Min-max*. Setelah data sudah diolah, data tersebut dibagi menjadi data latihan untuk proses pelatihan model dan data tes untuk proses pengujian model.

Penelitian ini menyiapkan dua periode data latihan. data latihan pertama menggunakan data dengan periode satu tahun dan data latihan kedua menggunakan data dengan periode lima tahun. Selanjutnya, data latihan dilatih menggunakan model GRU. Lalu, Model tersebut dipakai untuk memprediksi data yang digolongkan ke dalam data tes. Hasil prediksi tersebut dievaluasi dengan menganalisis nilai RMSE. Nilai RMSE yang semakin kecil menandakan nilai prediksi yang dihasilkan model mendekati nilai aslinya.



Gambar 3.2 Flowchart Urutan Proses Global

3.4 Analisis Manual

Bab ini menjelaskan analisis tahapan proses yang dilakukan oleh sistem dengan melakukan analisis dan perhitungan secara manual.

3.4.1 Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset "Indonesia Stocks" dan "Dataset Saham Indonesia / Indonesia Stock Dataset". Penelitian ini

menggunakan data dari perusahaan PT. Telkom, PT. Aneka Tambang, dan PT. Indofood sebagai *dataset* utama. *Dataset* perusahaan PT. XL Axiata, PT. Vale Indonesia, dan PT. Japfa Comfeed Indonesia dijadikan *dataset* pembanding. *Dataset* memiliki fitur tanggal, *Open*, *High*, *Low*, *Close*, dan *Volume*. Tabel 3.1 adalah contoh matriks data saham.

Tabel 3.1 Tabel Contoh Matriks Data Saham

Date	Open	High	Low	Close	Volume
7/6/2015	566	566	558	558	2313516
7/7/2015	554	558	550	550	3800461
7/8/2015	545	550	520	524	10658865
7/9/2015	520	524	508	520	3959394
7/10/2015	516	533	516	520	2524117

3.4.2 Normalisasi *Min-max*

Data dinormalisasi agar skalanya tidak terlalu lebar. Normalisasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah Normalisasi *Min-max*. Normalisasi *Min-max* mengurangkan nilai x dengan nilai minimum dan membaginya dengan nilai maksimum dikurangi dengan nilai minimum seperti pada persamaan 2.5. Persamaan diterapkan pada semua baris dan kolom pada *dataset* kecuali kolom *date*. Berikut adalah contoh perhitungan normalisasi *Min-max*.

Tabel 3.2 Tabel Contoh Matriks Data Saham Sebelum Normalisasi

Date	Open	High	Low	Close	Volume
7/6/2015	566	566	558	558	2313516
7/7/2015	554	558	550	550	3800461
7/8/2015	545	550	520	524	10658865
7/9/2015	520	524	508	520	3959394
7/10/2015	516	533	516	520	2524117

$$x_i = 566, \min(x) = 516, \max(x) = 566 \quad (3.1)$$

$$x_{scaled} = \frac{x_i - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (3.2)$$

$$x_{scaled} = \frac{566 - 516}{566 - 516} \quad (3.3)$$

$$x_{scaled} = 1 \quad (3.4)$$

Pada bagian 3.1 menjelaskan kondisi yang diperlukan untuk menghitung normalisasi *Min-max*. Pada bagian tersebut dapat dilihat bahwa nilai x ke- i dari fitur *open* adalah 566, nilai minimum x adalah nilai minimum dari fitur *open* sebesar 516, dan nilai maksimum x adalah nilai maksimum dari fitur *open* sebesar 566. Setelah normalisasi diterapkan di setiap fitur maka akan menghasilkan nilai seperti tabel 3.3.

Tabel 3.3 Tabel Contoh Matriks Data Saham Sesudah Normalisasi

Date	Open	High	Low	Close	Volume
7/6/2015	1	1	1	1	0
7/7/2015	0.76	0.81	0.84	0.79	0.18
7/8/2015	0.58	0.62	0.24	0.11	1
7/9/2015	0.08	0	0	0	0.2
7/10/2015	0	0.2	0.16	0	0.03

3.4.3 Split Data

Split data dilakukan secara manual dengan cara mencari panjang data dengan periode satu tahun dan periode lima tahun. Selanjutnya, data latihan akan dipisah dari *dataset* dengan indeks ke-0 sampai panjang data dengan periode satu tahun atau lima tahun. Periode satu tahun dan lima tahun untuk data latih diambil dari penelitian yang ditulis oleh Rahman [15]. 100 hari setelah indeks terakhir data

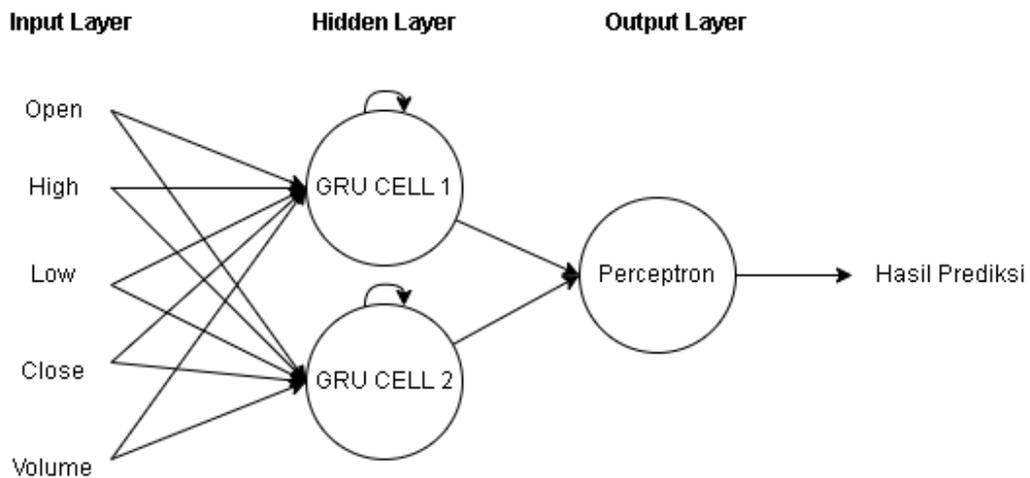
latihan dijadikan data tes. data tes 100 hari digunakan karena berdasarkan teori Dow tren periode satu tahun atau lebih dapat digunakan untuk memprediksi tren satu bulan sampai empat bulan. 100 Hari digunakan karena berada pada rentang waktu satu bulan sampai empat bulan.

3.4.4 Perhitungan *Gated Recurrent Unit (GRU)*

Tabel 3.4 Tabel Contoh Matriks Data Latihan

Date	Open	High	Low	Close	Volume
7/6/2015	1	1	1	1	0
7/7/2015	0.76	0.81	0.84	0.79	0.18
7/8/2015	0.58	0.62	0.24	0.11	1
7/9/2015	0.08	0	0	0	0.2
7/10/2015	0	0.2	0.16	0	0.03

Tabel di atas menunjukkan contoh hasil data pada fitur *open* yang sudah dinormalisasi menggunakan persamaan 3.2. Persamaan tersebut berlaku untuk menghitung fitur *high*, *low*, *close*, dan *volume*. Label merupakan nilai *close* dari data $t + 1$. Contoh perhitungan GRU hanya dilakukan dengan data pada tanggal 6 Juli 2015 sampai 7 Juli 2015. Jangka 2 hari sudah cukup untuk mewakili keseluruhan proses perhitungan Perhitungan GRU karena yang berbeda pada t selanjutnya hanya nilai h_{t-1} dan bobot saja. Perhitungan GRU menggunakan 2 unit untuk jumlah neuron di *hidden layer*. 2 unit digunakan untuk memberikan contoh yang terjadi jika unit yang digunakan lebih dari 1 karena pada penelitian ini unit yang digunakan lebih dari 1. Berikut adalah gambar arsitektur GRU untuk kasus perhitungan ini.



Gambar 3.3 Arsitektur perhitungan GRU

Nilai bobot U diinisialisasi dengan Glorot Uniform karena pada penelitian ini parameter untuk inisialisasi bobot U menggunakan Glorot Uniform. Nilai bobot W diinisialisasikan dengan Orthogonal karena pada penelitian ini parameter untuk inisialisasi bobot W menggunakan Orthogonal. Nilai bias diinisialisasi dengan Zeros jadi nilai bias selalu diinisialisasi dengan angka 0. Inisialisasi Zeros digunakan karena penelitian ini memakai nilai *default* yaitu inisialisasi Zeros untuk inisialisasi bias.

3.4.4.1 Analisis Parameter pada Model GRU

Bagian ini menjelaskan tentang parameter yang tersedia pada model GRU dan alasan penelitian ini memakai nilai setiap parameter tersebut. Hubungan antara parameter tersebut dengan rumus yang digunakan dalam teori juga dijelaskan dalam bagian ini. Parameter dalam GRU yang tidak menggunakan nilai *default* hanya unit. 2 unit digunakan untuk keperluan analisis perhitungan saja sedangkan pada tahap implementasi unit yang digunakan adalah 16, 32, 64 dan 128. Nilai *default* pada parameter GRU digunakan karena pada penelitian sebelumnya tidak ada yang mengubah parameter GRU secara spesifik. Berikut adalah tabel penjelasan parameter model GRU.

Tabel 3.5 Tabel Penjelasan Parameter Model GRU

No	Parameter	Simbol dalam rumus	Nilai yang dipakai
1	units	-	2
2	activation	σ (persamaan 2.6, 2.8)	sigmoid
3	recurrent_activation	\tanh (persamaan 2.7)	tanh
4	use_bias	-	true

5	kernel_initializer	U (persamaan 2.6, 2.7, 2.8)	glorot_uniform
6	recurrent_initializer	W	orthogonal
7	bias_initializer	b (persamaan 2.6, 2.7, 2.8)	zeros
8	kernel_regularizer	-	none
9	recurrent_regularizer	-	none
10	bias_regularizer	-	none
11	activity_regularizer	-	none
12	kernel_constraint	-	none
13	recurrent_constraint	-	none
14	bias_constraint	-	none
15	dropout	-	0
16	recurrent_dropout	-	0
17	return_sequences	-	false
18	return_state	-	false
19	go_backwards	-	false
20	stateful	-	false
21	unroll	-	false
22	time_major	-	false
23	reset_after	-	true

3.4.4.2 Contoh Perhitungan Inisialisasi U

Bobot U dengan inisialisasi menggunakan Glorot Uniform terdistribusi diantara $-limit$ sampai $limit$. Limit memiliki persamaan $limit = \sqrt{6/(fan_in + fan_out)}$. fan_in adalah jumlah input unit (fitur) dan fan_out jumlah output unit.

Perhitungan Inisialisasi U
$fan_in = 5$ $fan_out = 2$ $limit = \sqrt{\frac{6}{(fan_in+fan_out)}}$ $limit = \sqrt{\frac{6}{(5+2)}}$ $limit = \sqrt{\frac{6}{(7)}}$ $limit = 0.926$

Fan_in yang digunakan dalam perhitungan ini adalah lima karena jumlah fitur yang digunakan adalah lima. Fan_out yang digunakan dalam perhitungan ini adalah dua karena jumlah output yang dihasilkan GRU sesuai parameter unit yang digunakan, yaitu dua. Limit yang dihasilkan adalah 0.926 artinya bobot U bernilai acak dengan skala -0.926 sampai 0.926 hasil distribusi uniform.

3.4.4.3 Contoh Perhitungan Inisialisasi W

Bobot W dengan inisialisasi menggunakan Orthogonal *initializer* yang menghasilkan matriks orthogonal. Matriks orthogonal adalah matriks yang nilai inversinya sama dengan nilai transposenya. Jika matriks yang recurrent state memiliki sedikit baris daripada kolom maka output akan memiliki baris Orthogonal, begitu juga sebaliknya. Skala yang dihasilkan inisialisasi ini adalah -1 sampai 1 dan merupakan hasil distribusi normal. Berikut adalah contoh perhitungan inisialisasi W .

Perhitungan Inisialisasi W

A merupakan matriks orthogonal

$$A = \begin{pmatrix} -0.939 & -0.342 \\ 0.342 & -0.939 \end{pmatrix}$$

$$A^T = \begin{pmatrix} -0.939 & 0.342 \\ -0.342 & -0.939 \end{pmatrix}$$

$$A^{-1} = \begin{pmatrix} -0.939 & 0.342 \\ -0.342 & -0.939 \end{pmatrix}$$

jika matriks h_{t-1} seperti demikian dimana kolom lebih sedikit dari baris maka nilai W adalah kolom dari matriks orthogonal

$$h_{t-1} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$W = \begin{pmatrix} -0.939 & -0.342 \end{pmatrix}$$

3.4.4.4 Perhitungan t Pertama

Perhitungan t pertama adalah perhitungan GRU pada tanggal 6 Juli 2015.

Perhitungan pada *reset gate* t pertama

$$W_r = \begin{pmatrix} 0.032 & 0.023 \end{pmatrix}$$

$$h_{t-1} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$U_r = \begin{pmatrix} 0.040 & 0.030 & 0.010 & 0.015 & 0.035 \\ 0.044 & -0.030 & 0.010 & -0.015 & 0.020 \end{pmatrix}$$

$$x_t = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$b_r = 0$$

$$r_t = \sigma(W_r h_{t-1} + U_r x_t + b_r)$$

$$r_t = \sigma\left(0 + \begin{pmatrix} 0.095 \\ 0.009 \end{pmatrix} + 0\right)$$

$$r_t = \begin{pmatrix} 0.524 \\ 0.502 \end{pmatrix}$$

Perhitungan pada *reset gate* t pertama dapat dilihat di atas. Pada perhitungan tersebut terdapat simbol W_r yang merupakan bobot dari nilai h_{t-1} . h_{t-1} adalah nilai *hidden state* sebelumnya. h_{t-1} bernilai nol karena perhitungan t pertama merupakan awal perhitungan dan tidak memiliki nilai *hidden state* sebelumnya. U_r adalah bobot dari nilai x_t . U_r mempunyai dimensi dua kali lima karena perhitungan menggunakan dua unit GRU dan lima fitur. x_t merupakan nilai fitur pada tanggal 6 Juli 2015. b_r merupakan nilai bias yang digunakan dalam perhitungan *reset gate* t pertama. Perhitungan ini menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid* yang dilambangkan dengan σ . Perhitungan *reset gate* t pertama menghasilkan nilai r_t sebesar $\begin{pmatrix} 0.524 \\ 0.502 \end{pmatrix}$.

Perhitungan pada <i>new remember</i> t pertama	
$W =$	$\begin{pmatrix} 0.010 & -0.030 \end{pmatrix}$
$h_{t-1} =$	$\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$
$U =$	$\begin{pmatrix} -0.010 & -0.010 & 0.015 & 0.040 & -0.035 \\ 0.024 & -0.020 & -0.040 & -0.023 & 0.010 \end{pmatrix}$
$x_t =$	$\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$
$b =$	0
$\bar{h}[t] = \tanh(W(r_t * h_{t-1}) + Ux_t + b)$	
$\bar{h}[t] = \tanh\left(\begin{pmatrix} 0.01 & -0.03 \end{pmatrix} \cdot \left(\begin{pmatrix} 0.524 \\ 0.502 \end{pmatrix} \otimes \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}\right) + \begin{pmatrix} 0.035 \\ -0.059 \end{pmatrix} + 0\right)$	
$\bar{h}[t] = \tanh\left(0 + \begin{pmatrix} 0.035 \\ -0.059 \end{pmatrix} + 0\right)$	
$\bar{h}[t] =$	$\begin{pmatrix} 0.035 \\ -0.059 \end{pmatrix}$

Perhitungan pada *new remember* t pertama dapat dilihat di atas. Pada perhitungan tersebut terdapat simbol W yang merupakan bobot dari nilai $r_t \otimes h_{t-1}$. U adalah bobot dari nilai x_t . U mempunyai dimensi dua kali lima karena perhitungan menggunakan dua unit GRU dan lima fitur. x_t merupakan nilai fitur

pada tanggal 6 Juli 2015. b merupakan nilai bias yang digunakan dalam perhitungan *new remember* t pertama. Perhitungan ini menggunakan fungsi aktivasi tanh. Perhitungan *new remember* t pertama menghasilkan nilai $\bar{h}[t]$ sebesar $\begin{pmatrix} 0.035 \\ -0.059 \end{pmatrix}$.

Perhitungan pada <i>update gate</i> t pertama
$W_z = \begin{pmatrix} 0.030 & -0.045 \end{pmatrix}$
$h_{t-1} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$
$U_z = \begin{pmatrix} -0.033 & 0.014 & 0.020 & 0.005 & 0.042 \\ -0.041 & 0.025 & -0.030 & 0.010 & -0.011 \end{pmatrix}$
$x_t = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$
$b_z = 0$
$z_t = \sigma(W_z h_{t-1} + U_z x_t + b_z)$
$z_t = \sigma\left(0 + \begin{pmatrix} 0.006 \\ -0.036 \end{pmatrix} + 0\right)$
$z_t = \begin{pmatrix} 0.501 \\ 0.491 \end{pmatrix}$

Perhitungan pada *update gate* t pertama dapat dilihat di atas. Pada perhitungan tersebut terdapat simbol W_z yang merupakan bobot dari nilai h_{t-1} . U_z adalah bobot dari nilai x_t . U_z mempunyai dimensi dua kali lima karena perhitungan menggunakan dua unit GRU dan lima fitur. x_t merupakan nilai fitur pada tanggal 6 Juli 2015. b_z merupakan nilai bias yang digunakan dalam perhitungan *update gate* t pertama. Perhitungan ini menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid* yang dilambangkan dengan σ . Perhitungan *update gate* t pertama menghasilkan nilai z_t sebesar $\begin{pmatrix} 0.501 \\ 0.491 \end{pmatrix}$.

Perhitungan pada <i>hidden state</i> t pertama
$z_t = \begin{pmatrix} 0.502 \\ 0.491 \end{pmatrix}$
$h_{t-1} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$
$\bar{h}[t] = \begin{pmatrix} 0.035 \\ -0.059 \end{pmatrix}$
$h_t = (1 - z_t) * h_{t-1} + z_t * \bar{h}[t]$
$h_t = \left(\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 0.502 \\ 0.491 \end{pmatrix} \right) \otimes \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0.502 \\ 0.491 \end{pmatrix} \otimes \begin{pmatrix} 0.035 \\ -0.059 \end{pmatrix}$
$h_t = 0 + \begin{pmatrix} 0.018 \\ -0.029 \end{pmatrix}$
$h_t = \begin{pmatrix} 0.018 \\ -0.029 \end{pmatrix}$

Perhitungan pada *hidden state* t pertama dapat dilihat di atas. Pada perhitungan tersebut terdapat simbol z_t yang merupakan *update gate* t pertama. h_{t-1} adalah nilai *hidden state* sebelumnya. $\bar{h}[t]$ merupakan nilai *new remember* t pertama. Perhitungan *hidden state* t pertama menghasilkan nilai h_t sebesar $\begin{pmatrix} 0.018 \\ -0.029 \end{pmatrix}$.

3.4.4.5 Perhitungan t Kedua

Perhitungan t kedua adalah perhitungan GRU pada tanggal 7 Juli 2015.

Perhitungan pada <i>reset gate</i> t kedua
$W_r = \begin{pmatrix} 0.010 & 0.020 \end{pmatrix}$
$h_{t-1} = \begin{pmatrix} 0.018 \\ -0.029 \end{pmatrix}$
$U_r = \begin{pmatrix} 0.010 & 0.030 & 0.020 & 0.015 & -0.040 \\ -0.014 & 0.010 & 0.035 & -0.015 & 0.030 \end{pmatrix}$
$x_t = \begin{pmatrix} 0.760 \\ 0.810 \\ 0.840 \\ 0.790 \\ 0.180 \end{pmatrix}$
$b_r = 0$
$r_t = \sigma(W_r h_{t-1} + U_r x_t + b_r)$
$r_t = \sigma(-0.0004 + \begin{pmatrix} 0.053 \\ 0.020 \end{pmatrix} + 0)$
$r_t = \sigma \begin{pmatrix} 0.053 \\ 0.020 \end{pmatrix}$
$r_t = \begin{pmatrix} 0.513 \\ 0.505 \end{pmatrix}$

Perhitungan pada *reset gate* t kedua dapat dilihat di atas. Pada perhitungan tersebut terdapat simbol W_r yang merupakan bobot dari nilai h_{t-1} . h_{t-1} adalah nilai *hidden state* sebelumnya. U_r adalah bobot dari nilai x_t . U_r mempunyai dimensi dua kali lima karena perhitungan menggunakan dua unit GRU dan lima fitur. x_t merupakan nilai fitur pada tanggal 7 Juli 2015. b_r merupakan nilai bias yang digunakan dalam perhitungan *reset gate* t kedua. Perhitungan ini menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid* yang dilambangkan dengan σ . Perhitungan *reset gate* t kedua menghasilkan nilai r_t sebesar $\begin{pmatrix} 0.513 \\ 0.505 \end{pmatrix}$.

Perhitungan pada <i>new remember</i> t kedua	
$W =$	$\begin{pmatrix} -0.020 & -0.040 \end{pmatrix}$
$h_{t-1} =$	$\begin{pmatrix} 0.018 \\ -0.029 \end{pmatrix}$
$U =$	$\begin{pmatrix} 0.011 & 0.005 & 0.030 & -0.020 & -0.016 \\ -0.012 & -0.04 & 0.020 & 0.036 & -0.020 \end{pmatrix}$
$x_t =$	$\begin{pmatrix} 0.760 \\ 0.810 \\ 0.840 \\ 0.790 \\ 0.180 \end{pmatrix}$
$b =$	0
$\bar{h}[t] =$	$\tanh(W(r_t * h_{t-1}) + Ux_t + b)$
$\bar{h}[t] =$	$\tanh\left(\begin{pmatrix} -0.02 & -0.04 \end{pmatrix} \bullet \left(\begin{pmatrix} 0.513 \\ 0.505 \end{pmatrix} \otimes \begin{pmatrix} 0.018 \\ -0.029 \end{pmatrix}\right) + \begin{pmatrix} 0.019 \\ 0.00012 \end{pmatrix} + 0\right)$
$\bar{h}[t] =$	$\tanh\left(0.0004 + \begin{pmatrix} 0.019 \\ 0.00012 \end{pmatrix} + 0\right)$
$\bar{h}[t] =$	$\tanh\begin{pmatrix} 0.019 \\ 0.0005 \end{pmatrix}$
$\bar{h}[t] =$	$\begin{pmatrix} 0.019 \\ 0.0005 \end{pmatrix}$

Perhitungan pada *new remember* t kedua dapat dilihat di atas. Pada perhitungan tersebut terdapat simbol W yang merupakan bobot dari nilai $r_t \otimes h_{t-1}$. U adalah bobot dari nilai x_t . U mempunyai dimensi dua kali lima karena perhitungan menggunakan dua unit GRU dan lima fitur. x_t merupakan nilai fitur pada tanggal 7 Juli 2015. b merupakan nilai bias yang digunakan dalam perhitungan *new remember* t kedua. Perhitungan ini menggunakan fungsi aktivasi tanh. Perhitungan *new remember* t kedua menghasilkan nilai $\bar{h}[t]$ sebesar $\begin{pmatrix} 0.019 \\ 0.0005 \end{pmatrix}$.

Perhitungan pada <i>update gate</i> t kedua
$W_z = \begin{pmatrix} 0.012 & -0.034 \end{pmatrix}$
$h_{t-1} = \begin{pmatrix} 0.018 \\ -0.029 \end{pmatrix}$
$U_z = \begin{pmatrix} 0.010 & 0.030 & -0.005 & -0.010 & -0.030 \\ 0.020 & 0.040 & 0.005 & -0.020 & -0.040 \end{pmatrix}$
$x_t = \begin{pmatrix} 0.760 \\ 0.810 \\ 0.840 \\ 0.790 \\ 0.180 \end{pmatrix}$
$b_z = 0$
$z_t = \sigma(W_z h_{t-1} + U_z x_t + b_z)$
$z_t = \sigma(0.001 + \begin{pmatrix} 0.0144 \\ 0.0288 \end{pmatrix} + 0)$
$z_t = \sigma \begin{pmatrix} 0.016 \\ 0.030 \end{pmatrix}$
$z_t = \begin{pmatrix} 0.504 \\ 0.508 \end{pmatrix}$

Perhitungan pada *update gate* t kedua dapat dilihat di atas. Pada perhitungan tersebut terdapat simbol W_z yang merupakan bobot dari nilai h_{t-1} . U_z adalah bobot dari nilai x_t . U_z mempunyai dimensi dua kali lima karena perhitungan menggunakan dua unit GRU dan lima fitur. x_t merupakan nilai fitur pada tanggal 7 Juli 2015. b_z merupakan nilai bias yang digunakan dalam perhitungan *update gate* t kedua. Perhitungan ini menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid* yang dilambangkan dengan σ . Perhitungan *update gate* t kedua menghasilkan nilai z_t sebesar $\begin{pmatrix} 0.504 \\ 0.508 \end{pmatrix}$.

Perhitungan pada <i>hidden state</i> t kedua
$z_t = \begin{pmatrix} 0.504 \\ 0.508 \end{pmatrix}$
$h_{t-1} = \begin{pmatrix} 0.018 \\ -0.029 \end{pmatrix}$
$\bar{h}[t] = \begin{pmatrix} 0.019 \\ 0.0005 \end{pmatrix}$
$h_t = (1 - z_t) * h_{t-1} + z_t * \bar{h}[t]$
$h_t = \left(\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 0.504 \\ 0.508 \end{pmatrix} \right) \otimes \begin{pmatrix} 0.018 \\ -0.029 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0.504 \\ 0.508 \end{pmatrix} \otimes \begin{pmatrix} 0.019 \\ 0.0005 \end{pmatrix}$
$h_t = \begin{pmatrix} 0.009 \\ -0.014 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0.001 \\ 0.0003 \end{pmatrix}$
$h_t = \begin{pmatrix} 0.019 \\ -0.014 \end{pmatrix}$

Perhitungan pada *hidden state* t kedua dapat dilihat di atas. Pada perhitungan tersebut terdapat simbol z_t yang merupakan *update gate* t kedua. h_{t-1} adalah nilai *hidden state* sebelumnya. $\bar{h}[t]$ merupakan nilai *new remember* t kedua. Perhitungan *hidden state* t kedua menghasilkan nilai h_t sebesar $\begin{pmatrix} 0.019 \\ -0.014 \end{pmatrix}$ yang merupakan hasil pembulatan.

3.4.5 Perhitungan *Perceptron* pada Lapisan Keluaran

Setelah melewati perhitungan GRU, hasil keluaran GRU masuk ke dalam *perceptron* pada lapisan keluaran. *Perceptron* yang digunakan hanya memiliki satu unit karena penelitian ini hanya membutuhkan satu hasil, yaitu nilai *close*. *Perceptron* menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid*. Fungsi aktivasi *sigmoid* dipilih karena fungsi aktivasi *sigmoid* memiliki skala nol sampai satu, cocok untuk harga saham yang tidak pernah bernilai negatif. Seperti yang dapat dilihat pada gambar 2.1, *perceptron* memiliki persamaan $h(x) = \sigma(x^T w)$. Berikut adalah contoh perhitungan *perceptron* pada lapisan keluaran.

Perhitungan *perceptron* pada lapisan keluaran

$$x = \begin{pmatrix} 0.019 \\ -0.014 \end{pmatrix}$$

$$w = \begin{pmatrix} 0.040 \\ 0.030 \end{pmatrix}$$

$$h(x) = \sigma(x^T w)$$

$$h(x) = \sigma \left(\begin{pmatrix} 0.019 & -0.014 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 0.040 \\ 0.030 \end{pmatrix} \right)$$

$$h(x) = \sigma(0.00034)$$

$$h(x) = 0.500$$

Pada perhitungan di atas terdapat simbol x yang merupakan nilai masukan pada *perceptron*. Nilai x pada perhitungan tersebut diambil dari nilai h_t pada perhitungan *hidden state* t kedua. Simbol w adalah bobot dari x . Bobot menggunakan nilai acak dengan skala -0.05 sampai 0.05.

3.4.6 Perhitungan *Root Mean Square Error* (RMSE)

RMSE memiliki persamaan 2.4. Pada persamaan tersebut terdapat $h(x^{(i)})$ yang diartikan sebagai hasil prediksi (\hat{y}). Oleh karena itu, persamaan tersebut disederhanakan seperti persamaan 3.5.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\hat{y}^{(i)} - y^{(i)})^2} \quad (3.5)$$

Perhitungan RMSE menggunakan persamaan 3.5. Nilai \hat{y} dan y diasumsikan sudah tersedia dan nilai tersebut didapat dari hasil percobaan. Perhitungan menggunakan lima data sehingga nilai m adalah lima. Berikut adalah perhitungan RMSE.

Perhitungan RMSE

Nilai \hat{y} dan y :

i	\hat{y}	y
1	565	558
2	530	550
3	530	524
4	522	520
5	520	520

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\hat{y}^{(i)} - y^{(i)})^2}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{5} ((565 - 558)^2 + (530 - 550)^2 + (530 - 524)^2 + (522 - 520)^2 + (520 - 520)^2)}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{5} (49 + 400 + 36 + 4 + 0)}$$

$$RMSE = \sqrt{97.8}$$

$$RMSE = 9.889$$