

PROPOSAL SKRIPSI
PENERAPAN ALGORITMA LSTM (*Long-Short Term Memory*)
UNTUK PREDIKSI HARGA SAHAM



Disusun oleh :
Rachmad Agung Pambudi
160411100032

Dosen Pembimbing 1. Eka Mala Sari Rochman, S.Kom., M.Kom 19841104 200812 2003
Dosen Pembimbing 2. Sri Herawati, S.Kom., M.Kom., 19830828 200812 2002

PROGRAM STUDI INFORMATIKA
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS TRUNOJOYO MADURA
2020

LEMBAR PERSETUJUAN PROPOSAL

Nama : Rachmad Agung Pambudi
NRP : 16.04.1.1.1.00032
Bidang Minat : Kecerdasan Komputasional
Program Studi : Informatika
Jurusan : Teknik Informatika
Dosen Pembimbing : 1. Eka Mala Sari Rochman, S.Kom., M.Kom.
2. Sri Herawati, S.Kom., M.Kom.,
Judul Tugas Akhir : Penerapan Algoritma LSTM (*Long-Short Term Memory*) Untuk Prediksi Harga Saham

Proposal ini telah disetujui di seminar pada Tanggal, 2020

Dosen Pembimbing I

Dosen Pembimbing II

Eka Mala Sari Rochman, S.Kom., M.Kom.

NIP. 19840716 200812 2 001

Sri Herawati, S.Kom., M.Kom.,

NIP. 19830828 200812 2 002

Mengetahui,

Ketua Program Studi
Teknik Informatika,

Menyetujui,

Koordinator Lab Riset
Jurusan Teknik Informatika

Yoga Dwitya Pramudita, S.Kom., M.Cs.

NIP. 19840413 200812 1 002

Husni, S.Kom., M.Kom

NIP. 19790722 200312 1 001

ABSTRAK

Saham merupakan salah satu pilihan dalam investasi yang menarik karena dapat menghasilkan keuntungan yang besar, jika dapat membaca pergerakan perubahan harga saham. Bagi pemula untuk memulai berinvestasi saham memiliki resiko kerugian yang sangat besar dikarenakan belum bisa membaca pergerakan harga saham. Untuk meminimalkan resiko kerugian diperlukan belajar membaca pergerakan harga saham dan perkembangan pasar modal yang merupakan indikator dalam masuk didunia investasi saham. Dengan perkembangan teknologi kecerdasan buatan dan pemrosesan prediksi saat ini, pergerakan harga saham dapat diidentifikasi dengan cara otomatis secara perhitungan matematis yang sangat kompleks. *Deep Learning* merupakan salah satu teknologi kecerdasan buatan yang memiliki akurasi pengenalan yang tinggi dengan data yang sangat banyak. Penelitian ini menggunakan analisis harga saham sebelumnya dalam suatu perusahaan, dengan teknik *Deep learning*, *Recurrent Neural Networks (RNN)* modul pemrosesan *Long-Short Term Memory (LSTM)* untuk melakukan prediksi harga saham. Fitur yang digunakan dalam pemrosesan prediksi yaitu harga tutup. Diharapkan dengan metode *Long-Short Term Memory (LSTM)* bisa memberikan performa terbaik untuk memprediksi harga saham dalam seminggu.

Kata kunci: *Deep Learning*, *Long-Short Term Memory (LSTM)*, *Recurrent Neural Networks (RNN)*.

DAFTAR ISI

ABSTRAK	ii
DAFTAR ISI	iii
DAFTAR GAMBAR	v
DAFTAR TABEL	vi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	2
1.2.1 Permasalahan	2
1.2.2 Metode Usulan	2
1.3 Tujuan dan Manfaat	2
1.3.1 Tujuan Penelitian	2
1.3.2 Manfaat Penelitian	2
1.4 Batasan-batasan	3
1.5 Sistematika Proposal	3
BAB II KAJIAN PUSTAKA	4
2.1 Pengertian Saham	4
2.1.1 Saham PT Semen Indonesia (Persero) Tbk (SMGR)	4
2.2 <i>Recurrent neural network</i> (RNN)	5
2.3 <i>Long Short Term Memory</i> (LSTM)	9
2.3.1 Algoritma pelatihan <i>Long Short Term Memory Networks</i>	12
2.3.2 Feedforward	14
2.3.3 Backpropagation Through Time (BPTT)	15
2.3.4 Mencari Bobot dari proses backpropagation urutan (sequence)	18
2.3.5 Optimasi untuk update bobot Gradient Descent	19
2.4 Penelitian Terkait	21
BAB III METODE USULAN	23
3.1 Desain Rancangan	23
3.1.1 Rancangan Arsitektur LSTM	23
3.1.2 Rancangan Arsitektur Sistem	25
3.2 Analisa Kebutuhan	26
3.2.1 Kebutuhan <i>Hardware</i>	26
3.2.2 Kebutuhan <i>Software</i>	26
3.3 Analisa Input	26
3.4 Analisa Proses	27

3.5 Analisa Output	27
3.6 Desain Rancangan Sistem	28
3.6.1 Flowchart Diagram	28
3.6.1 Flowchart Multiple Train-Test Split	30
3.6.2 Flowchart Tahap Pelatihan LSTM	30
3.6.3 Flowchart Tahap Pengujian LSTM	32
4.7 Rancangan Skenario Metode <i>LSTM</i>	33
4.7.1 Gambaran Skenario Pelatihan Metode <i>LSTM</i>	34
4.7.2 Gambaran Skenario Pengujian Metode <i>LSTM</i>	46
4.8 Skenario Uji Coba dan Evaluasi	50
4.9 Pembuatan Laporan	51
DAFTAR PUSTAKA	52

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1 Arsitektur pada RNN.....	5
Gambar 2. Hidden layer pada RNN	5
Gambar 3 Memori pada LSTM.....	6
Gambar 4 Arsitektur Hidden Layer	9
Gambar 5 Status sel LSTM.....	9
Gambar 6 Gerbang LSTM	10
Gambar 7 Penjagaan gerbang (Keep gate) ft LSTM	10
Gambar 8 Menambahkan informasi baru (write gate) LSTM	11
Gambar 9 Update cell state LSTM	11
Gambar 10 Membaca keputusan (Output) LSTM	12
Gambar 3.1 Arsitektur LSTM forward	23
Gambar 3.2 Penjabaran dari Hidden Layer LSTM.....	23
Gambar 3.3 Arsitektur LSTM Backward.....	24
Gambar 3.4 Penjabaran dari Hidden Layer LSTM Backward.....	24
Gambar 3.5 Diagram IPO Arsitektur Sistem	25
Gambar 3.6 Flowchart Sistem Keseluruhan	28
Gambar 3.7 Multiple Train-Test Split.....	30
Gambar 3.8 Flowchart pelatihan LSTM	31
Gambar 3.9 Flowchart pengujian LSTM	32

DAFTAR TABEL

Table 1. Tabel Penelitian Terkait	21
Tabel 2 Data Harga Saham PT Semen Indonesia (Persero) Tbk	33
Tabel 3 Data Training Harga close Saham	33
Tabel 4 Data Testing Harga Close Saham	34
Tabel 5 Data Training dan data Testing Harga close Saham dinormalisasi	34
Tabel 6 Data Sample	35
Tabel 7 Bobot Awal	36
Tabel 8 Penggabungan data sample tranpose dengan block output ($ht - 1$)	36
Tabel 9 Block input untuk proses ke hidden layer $t = 1$	36
Tabel 10 Hasil proses Gerbang lupa (ft)	37
Tabel 11 Hasil proses lapisan gerbang input (it)	37
Tabel 12 Hasil proses lapisan tanh candidate gate	37
Tabel 13 Hasil proses Keadaan penghubung (state cell)	38
Tabel 14 Hasil proses Gerbang output (output gate)	38
Tabel 15 Hasil proses Block output (ht)	38
Tabel 16 Hasil proses Menghitung Error dari data real dengan prediksi	39
Tabel 17 Perbandingan $yt + 1$ lebih besar dari ht	39
Tabel 18 Perbandingan $yt + 1$ lebih besar dari ht	40
Tabel 19 Hasil proses block Output layer ($\delta ht + 1$) backward	40
Table 20 Proses error block Output layer δht dengan $yt + 1 > ht$	40
Tabel 21 Proses error block Output layer δht dengan $yt + 1 < ht$	40
Tabel 22 Proses error Error Output gate δot	41
Tabel 23 Proses Error Output gate sebelumnya ($\delta Ct + 1$)	41
Tabel 24 Proses Menghitung Error cell state (δCt)	41
Table 25 proses Menghitung $\delta it, \delta at, \delta ft, \delta Ct - 1$	42
Tabel 26 Hasil proses $\delta zat, \delta zit, \delta zft, \delta zot$ untuk block input δzt	43
Tabel 27 Hasil proses δIt untuk menghasilkan $\delta ht - 1$	44
Tabel 28 Hasil Derivatif Bobot δWt	45
Tabel 29 Modifikasi bobot untuk proses optimasi	45
Tabel 30 Bobot yang sudah di update ($Wt(Baru)$)	46
Tabel 31 Data sample testing	47
Tabel 32 Bobot baru $Wt baru$	47
Tabel 33 Penggabungan data sample tranpose dengan block output ($ht - 1$)	47
Tabel 34 Block input untuk proses ke hidden layer $t = 1$	47
Tabel 35 Hasil proses Gerbang lupa (ft)	48
Tabel 36 Hasil proses lapisan gerbang input (it)	48
Tabel 37 Hasil proses lapisan tanh candidate gate	48
Tabel 38 Hasil proses Keadaan penghubung (state cell)	49
Tabel 39 Hasil proses Gerbang output (output gate)	49
Tabel 40 hasil proses Block output (ht)	49
Tabel 41 Uji coba dengan pembagian data	50
Tabel 42. Tabel Perkiraan Jadwal	51

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pada era digital saat ini, Investasi saham di pasar modal pada setiap negara merupakan aset yang sangat penting bagi setiap perusahaan didunia. Sebab secara langsung maupun tidak, investor dari seluruh dunia dapat memberikan dampak terhadap ekonomi pada negara tempat berinvestasi. Saham adalah surat berharga yang dikeluarkan oleh perusahaan BUMN ataupun Swasta yang berbentuk Perseroan Terbatas (PT). Pemilik saham juga memiliki hak untuk memiliki sebagian dari perusahaan. Banyak masyarakat dari yang remaja, dewasa, hingga lansia dapat membeli atau menanamkan modalnya kedalam pasar modal untuk mengharapkan keuntungan. Hal ini senada dengan pendapat Widoatmodjo yaitu ada beberapa keuntungan dalam membeli saham adalah Capital Gain, deviden, dan saham juga dapat dijaminkan ke bank sebagai agunan untuk memperoleh kredit [1].

Prediksi (peramalan) adalah proses dalam menduga atau memperkirakan kejadian yang terjadi diwaktu mendatang dengan memanfaatkan informasi atau data yang relevan pada waktu sebelumnya (historis) melalui metode ilmiah [2].

Kegiatan untuk memprediksi harga saham banyak dilakukan dengan berbagai teknik pemodelan dan penerapan metode tertentu. Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan perbandingan metode untuk memprediksi harga saham sektor teknologi Amerika dengan menggunakan metode Backpropagation, SVM, dan LSTM (*Long-Short Term Memory*) untuk backpropagation menghasilkan ketepatan 68.649% dengan epochs 10 dan 67,434% dengan epochs 100, untuk SVM menghasilkan ketepatan 66.9823% dengan epochs 10 dan 67.1212% dengan epochs 100, LSTM menghasilkan ketepatan 68.51635% dengan epochs 10 dan 69.04171% dengan epochs 100 [3].

Long Short Term Memory networks (LSTM) merupakan sebuah evolusi dari arsitektur RNN, dimana pertama kali diperkenalkan oleh Hochreiter dan Schmidhuber (1997) [4]. RNN memiliki kekurangan yaitu dapat dilihat pada inputan yang memiliki rentang informasi yang sangat besar sehingga ketika block output (h) memerlukan informasi yang relevan maka RNN tidak dapat menghubungkan informasi karena memori lama yang tersimpan akan tidak berguna dengan seiringnya berjalannya waktu karena akan tergantikan dengan memori baru, permasalahan ini ditemukan oleh *Bengio, et al.* (1994). Berbeda dengan RNN, LSTM tidak memiliki kekurangan

tersebut karena LSTM (*Long-Short Term Memory*) dapat mengatur memori di setiap masukannya dengan menggunakan memory cells dan gate units [5].

Penelitian ini akan menerapkan metode LSTM (*Long-Short Term Memory*) karena pada penelitian sebelumnya mendapatkan hasil yang baik dalam proses prediksi. Pada penelitian ini menggunakan metode LSTM dengan objek harga penutupan PT Semen Indonesia (Persero) Tbk, dengan tujuan memprediksi harga penutupan dalam jangka waktu 5 hari berikutnya.

1.2 Perumusan Masalah

1.2.1 Permasalahan

Berdasarkan latar belakang masalah diatas, dapat dirumuskan suatu permasalahan yaitu :

1. Seberapa besar keakuratan hasil prediksi harga saham terhadap nilai error menggunakan metode *Neural Network* algoritma *LSTM* ?

1.2.2 Metode Usulan

Penelitian ini mengusulkan Penerapan metode LSTM (*Long-Short Term Memory*) untuk prediksi harga saham.

1.3 Tujuan dan Manfaat

1.3.1 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan penelitian tersebut antara lain:

1. Mengetahui berapa besar akurasi nilai yang diperoleh menggunakan metode *Neural Network* algoritma *LSTM* untuk menentukan harga saham untuk periode yang akan datang.

1.3.2 Manfaat Penelitian

Manfaat dari skripsi ini yaitu dengan adanya sistem prediksi harga saham ini, dapat mempermudah investor untuk menjual atau membeli saham agar di periode yang akan datang tidak mengalami penurunan atau kerugian.

1.4 Batasan-batasan

Batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Data yang akan digunakan pada penelitian ini adalah data saham disitus Alphavantage(<https://www.alphavantage.co/>) disertakannya API (Application Programming Interface) yang ada di situs tersebut dan situs pendukungnya yahoo finance.
2. Data yang akan digunakan pada penelitian ini adalah harga saham PT Semen Indonesia (Persero) Tbk saat harga penutupan dari tanggal (09/01/2014) sampai (09/01/2020), sebanyak 1500 data.
3. Data saham tidak mempertimbangkan hari libur.

1.5 Sistematika Proposal

Sistematika penulisan Proposal ini terdiri dari beberapa bab, yaitu :

BAB I PENDAHULUAN

Pada bab ini membahas tentang latar belakang, rumusan masalah, tujuan, manfaat, batasan masalah, serta sistematika penulisan laporan.

BAB II KAJIAN PUSTAKA

Pada bab ini membahas tentang landasan teori dan penelitian sebelumnya.

BAB III METODE USULAN

Pada bab ini membahas tentang metode yang diusulkan (algoritma), arsitektur (Input, Proses, Ouput), Data penelitian, tahapan penelitian, serta rencana pengujian.

BAB II KAJIAN PUSTAKA

2.1 Pengertian Saham

Saham merupakan sebuah surat berharga yang dikeluarkan oleh sebuah perusahaan, baik Swasta maupun BUMN yang mencari modal dari bursa efek dengan cara menerbitkan efek atau bisa disebut emiten. Pemilikan saham adalah juga pemilik sebagian dari perusahaan [6].

2.1.1 Saham PT Semen Indonesia (Persero) Tbk (SMGR)

Pada tanggal 17 Mei 1991 PT Semen Gresik Tbk mendapatkan persetujuan Badan Pengawas Pasar Modal (Bapepam) lewat surat bernomor S-622/PM/1991 menerbitkan prospektus IPO pada 20 Mei 1991 dengan menawarkan sebanyak 40 juta saham pada harga Rp 7.000 per saham dengan menargetkan modal segar Rp 280 miliar. Dari dana segar tersebut sebagian dialokasikan ke pembangunan pabrik semen baru di wilayah Tuban Jawa Timur. Dan sebagian saham digunakan meningkatkan kapasitas produksi dari 1 ton menjadi 1,3 juta ton pertahun.

Pada tanggal 7 Januari 2013 PT Semen Gresik (Persero) Tbk secara resmi berubah nama menjadi PT Semen Indonesia (Persero) Tbk sebagai holding dari tiga entitas anak usaha, yaitu PT Semen Gresik, PT Semen Tonasa, dan PT Semen Padang.

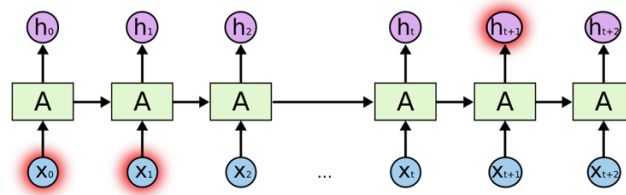
2.1.2 Harga Penutupan

Harga Penutupan (*Closing Price*) adalah harga yang muncul saat bursa tutup, harga pasar saham yang saat itu sedang berlaku akan menjadi harga penutupan untuk harga di hari itu. Harga penutupan saham hari itu juga akan menjadi acuan harga pembukaan untuk keesokan harinya.

2.1.3 Prediksi Saham

Prediksi (peramalan) adalah proses dalam menduga atau memperkirakan kejadian yang terjadi diwaktu mendatang dengan memanfaatkan informasi atau data yang relevan pada waktu sebelumnya (historis) melalui metode ilmiah [2]

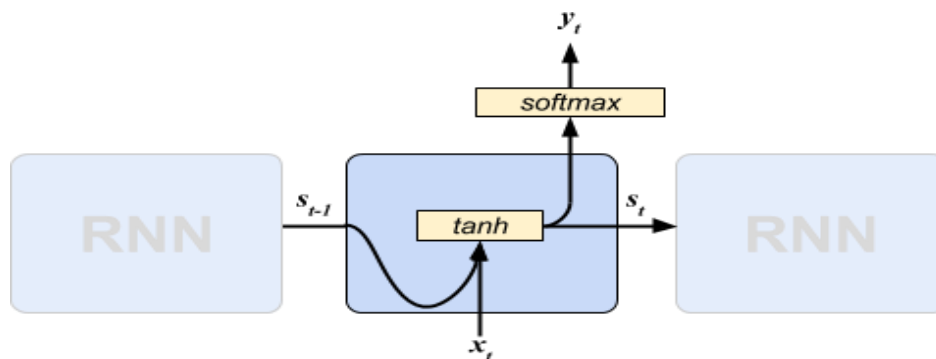
2.2 Recurrent neural network (RNN)



Gambar 1 Arsitektur pada RNN

Recurrent neural network (Vanilla RNN) tidak dapat belajar menghubungkan informasi jika dalam proses *training* memiliki langkah atau data yang terlalu banyak, akan menyebabkan penyimpanan lama yang tersimpan akan tidak berguna dengan seiringnya berjalannya waktu karena akan tertimpa atau tergantikan dengan memori baru (*Vanishing Gradient Problem*), permasalahan ini ditemukan oleh Bengio, et al. (1994). Berbeda dengan RNN, *Long Short Term Memory (LSTM)* tidak memiliki kekurangan tersebut (*Vanishing Gradient Problem*), karena *Long Short Term Memory (LSTM)* dapat mengatur memori pada setiap masukannya dengan menggunakan *memory cells* dan *gate units* [5]. Jenis jaringan saraf ini berguna ketika mengingat urutan data yang panjang dan tidak bergantung pada dataset jendela yang tertinggal sebagai input [3].

Pada pemrosesan dalam suatu modul *Recurrent neural network (RNN)* memiliki lapis tanh saja dan jika output dikehendaki maka akan dilewatkan dengan fungsi aktivasi softmax untuk mendapatkan output. Seperti Gambar 2

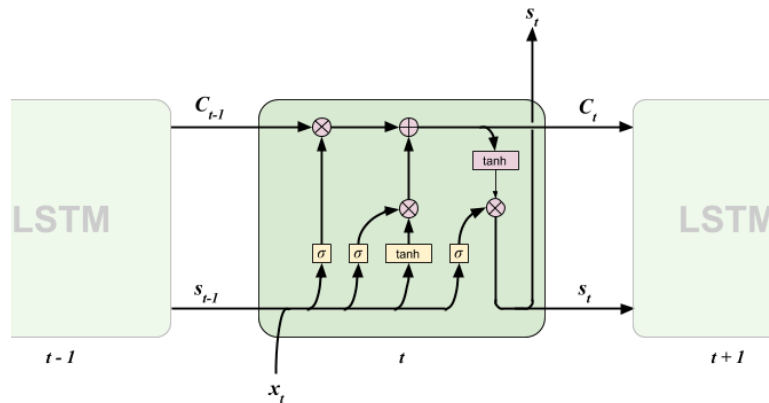


Gambar 2. Hidden layer pada RNN

$$s_t = \tanh(U \cdot x_t + W \cdot s_{t-1}) \dots\dots\dots(2.1)$$

$$\hat{y}_t = \text{softmax}(V \cdot s_t) \dots\dots\dots(2.2)$$

Berbeda pada pemrosesan modul *LSTM* memiliki komputasi yang banyak.



Gambar 3 Memori pada LSTM

Dari modul *Recurrent neural network (RNN)* dan *Long Short Term Memory (LSTM)* memiliki tiga tahapan, yaitu Input nilai data pelatihan sehingga diperoleh nilai output (tahap *Feedforward*), Propagasi balik dari nilai *error* yang diperoleh (tahap *Backpropagation*), didalam kedua modul arsitekturnya terdiri dari tiga layer, yaitu:

- **Input Layer**

Berisi node-node yang mempunyai sebuah nilai masukan yang tidak berubah pada fase latih dan hanya bisa berubah jika diberikan nilai masukan baru. Node pada layer ini tergantung pada banyaknya input dari suatu pola.

- **Hidden Layer**

Layer ini tidak pernah muncul sehingga dinamakan *hidden layer*. Namun semua proses pada fase pelatihan dan fase pengenalan dijalankan di lapisan ini. Jumlah lapisan ini tergantung dari arsitektur yang akan dirancang, tetapi pada umumnya terdiri dari satu lapisan hidden layer yang saling berurutan. Didalam hidden layer terdapat perbedaan antara modul *Recurrent Neural Network (RNN)* dan *Long Short Term Memory (LSTM)* perbedaannya yaitu :

1. **Hidden layer Recurrent Neural Network (RNN) :**

Hidden layer RNN terdiri dari sel memori, satu sel memori memiliki satu gerbang dan output dengan fungsi *softmax*, satu gerbang tersebut digunakan untuk menyimpan data dari sel memori sebelumnya (s_{t-1}). untuk diproses dengan fungsi *tanh* bersamaan dengan data masukan sekarang (x_t). Arsitektur RNN dapat dilihat diatas pada Gambar 2 dan rumus pada persamaan (2.1) dan (2.2).

2. *Hidden Long Short Term Memory (LSTM)* terdiri dari sel memori, satu sel memori memiliki tiga *gate* yaitu :

a. ***Forget gate***

Forget gate adalah lapisan melupakan yang mengambil *output* pada waktu (h^{t-1}) dan *input* pada waktu (x^t) parameter tersebut digabungkan dan di proses dengan fungsi sigmoid. Dari output ini menghasilkan antara dua bilangan 0 atau 1 dimana $f_t = 0$ maka keadaan (state) sebelumnya akan dilupakan, sementara jika $f_t = 1$ state sebelumnya tidak berubah.

$$z_t^{f_t} = W^{f_t} \cdot \begin{bmatrix} x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (2.3)$$

$$f_t = \sigma(z_t^f + b_f) \dots\dots\dots (2.4)$$

b. ***Input gate***

Input gate melakukan pembuatan vector baru dan disimpan di *memory cell* terdapat dua proses yaitu :

1. Proses input asli dari perhitungan *output* sebelumnya waktu (h^{t-1}) dan *input* baru waktu (x^t), diproses dengan fungsi sigmoid. Di *paper* disebut (lapisan sigmoid input) [7].

$$z_t^i = W^i \cdot \begin{bmatrix} x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (2.5)$$

$$i_t = \sigma(z_t^i + b_i) \dots\dots\dots (2.6)$$

2. Proses memperhitungkan *output* sebelumnya dan *input* baru (x^t) diproses dengan fungsi yang berbeda yaitu tanh. Di *paper* disebut (lapisan kandidat) [7].

$$z_t^{\check{c}_t} = W^{\check{c}_t} \cdot \begin{bmatrix} x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (2.7)$$

$$\check{c}_t = \tanh(z_t^{\check{c}_t} + b_{\check{c}_t}) \dots\dots\dots (2.8)$$

Dari proses perkalian dari kedua hasil tersebut menghasilkan vektor baru dan disimpan di *memory cell* sebagai calon masukan ($i_t \cdot \check{c}_t$), calon masukan tersebut akan dilanjutkan ke lapisan pernghubung (C_t) antara hasil f_t , calon masukan ($i_t \cdot \check{c}_t$), dan *state* pernghubung sebelumnya (C^{t-1}) diproses dengan rumus [7]. :

$$c_t = f_t * c_{t-1} + i_t * \check{c}_t \dots\dots\dots (2.9)$$

c. **Output gate**

Output gate mengontrol seberapa banyak *state* yang lewat ke output. gerbang ini melakukan dua proses yaitu [7] :

1. Perhitungan *output* sebelumnya waktu (h^{t-1}) dan *input* baru waktu (x^t), diproses dengan fungsi sigmoid.

$$z_t^o = W^o \cdot \begin{bmatrix} x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (2.10)$$

$$o_t = \sigma(z_t^o + b_i) \dots\dots\dots (2.11)$$

2. Proses mengontrolnya dua *state* dari *state* penghubung c_t , dan *state* output o_t diproses menghasilkan *block output* (h^t) dengan fungsi $\tanh c_t$ [7] :

$$h_t = o_t \cdot \tanh(c_t) \dots\dots\dots (2.12)$$

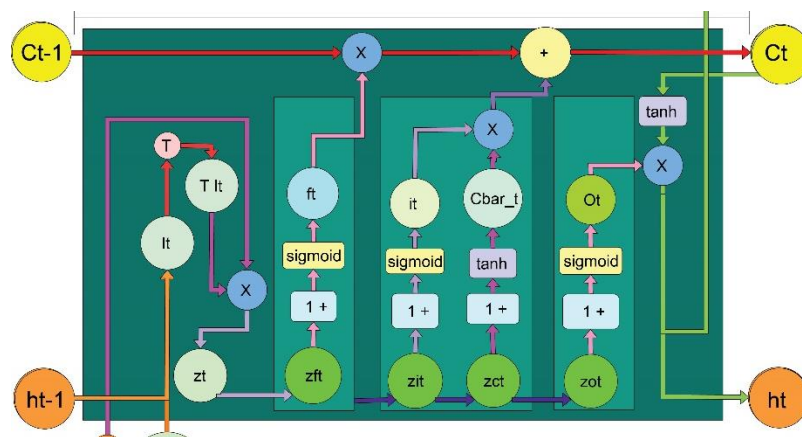
- **Output Layer**

Output layer berfungsi untuk menampilkan hasil perhitungan sistem dengan fungsi gerbang – gerbang pada *hidden layer* berdasarkan input yang diterima.

Secara umum dari modul *Recurrent neural network (RNN)* dan modul *Long Short Term Memory (LSTM)* memiliki arsitektur yang sama yaitu memiliki tiga tahapan yaitu *input*, kemudian *hidden layer* yang berproses berulang didalamnya dan akhirnya akan dilanjutkan pada tahap *output layer*. Setiap literasi dalam *Recurrent Neural Network (RNN)* maupun *Long Short Term Memory (LSTM)* dilakukan dengan dua arah yaitu *Forward* (tahap maju) dan *Backward* (tahap mundur).

2.3 Long Short Term Memory (LSTM)

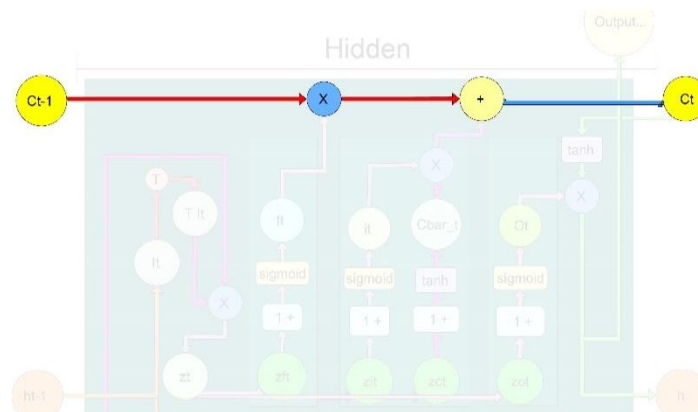
Long Short Term Memory Networks (LSTM) merupakan salah satu metode dari *Recurrent Neural Network* (RNN). LSTM diajukan oleh Sepp Hochreiter dan Jurgen Schmidhuber pada tahun 1997. LSTM di *design* untuk menghindari masalah *long term dependency* yang ada pada RNN (Grave, 2014) [4]. Didalam *hidden layer* LSTM yang saling berhubungan dan saling berkaitan, terdapat proses dalam menyeleksi suatu informasi untuk diingat dalam jangka waktu pendek maupun dalam jangka waktu panjang, setiap proses dalam satu urutan akan dijelaskan sebagai berikut :



Gambar 4 Arsitektur *Hidden Layer*

1. Status sel

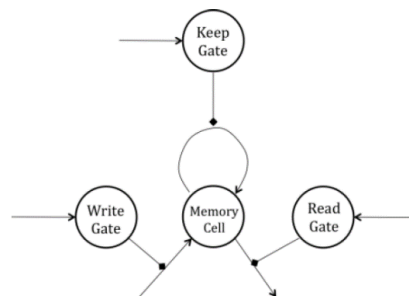
Status sel ini berjalan lurus dan menghubungkan seluruh urutan. (*Long memory*), Sel ini akan menghubungkan dari semua urutan, diawali dari urutan yang pertama dimulai hingga urutan yang berlangsung sekarang atau berproses sekarang.



Gambar 5 Status sel LSTM

2. Gerbang

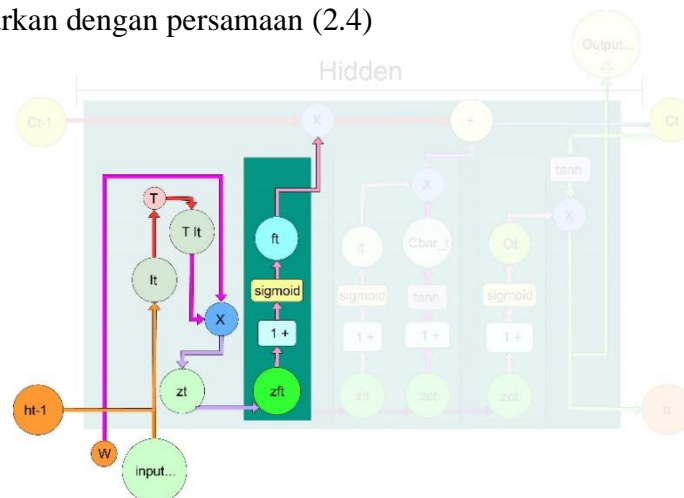
Gerbang ini bertujuan mendapatkan informasi secara opsional. Dari satu urutan terdapat 3 gerbang yaitu *Forget gate layer (keep gate)* bertujuan untuk menjaga informasi sebelumnya agar tidak sembarangan masuk kedalam keadaan urutan sekarang, *Forget gate layer (write gate)* bertujuan untuk menuliskan informasi apa yang didapat dari urutan sebelumnya dan disimpan di *memory cell* dan *read gate* bertujuan untuk menerima informasi yang sudah terseleksi sebelumnya dengan melewati gerbang – gerbang sebelumnya.



Gambar 6 Gerbang *LSTM*

3. Penjagaan gerbang (*Keep gate*)

Penjagaan informasi yang akan dibuang dari urutan sebelumnya. Dari gerbang ini diberikan *output* antara dua bilangan 0 atau 1 dimana $f_t = 0$ maka keadaan sebelumnya akan dilupakan, sementara jika $f_t = 1$ keadaan sebelumnya tidak berubah. Dijabarkan dengan persamaan (2.4)



Gambar 7 Penjagaan gerbang (*Keep gate*) f_t *LSTM*

4. Menambahkan informasi baru (*write gate*)

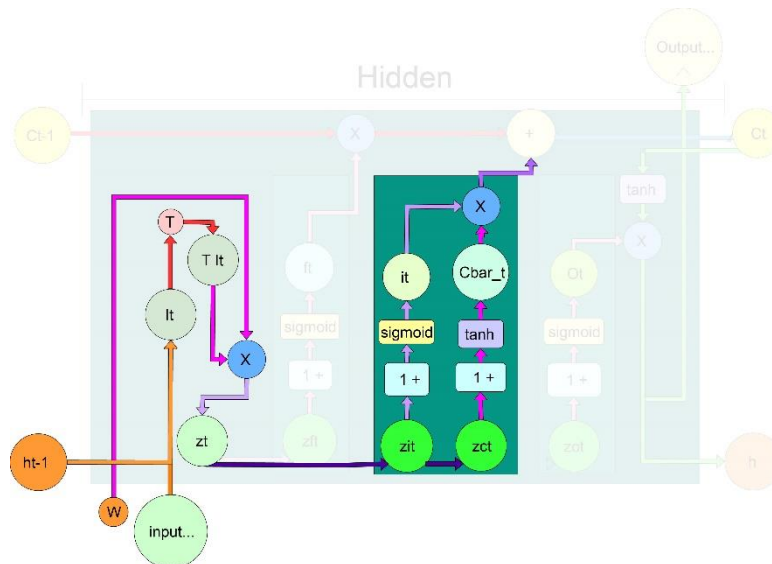
Menambahkan informasi baru Penentuan apa yang disimpan dalam keadaan sel, di dalam gerbang ini terdapat 2 lapisan yaitu :

a. lapisan gerbang input.

Menambahkan nilai baru dari input. Dijabarkan dengan persamaan (2.6)

b. Lapisan tanh

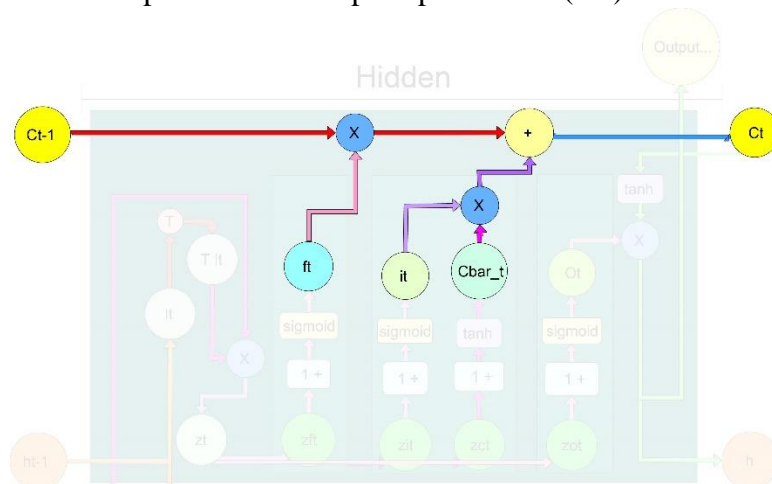
Membuat vektor nilai kandidat baru, Dijabarkan dengan persamaan (2.8)



Gambar 8 Menambahkan informasi baru (*write gate*) LSTM

5. Update cell state (C_t)

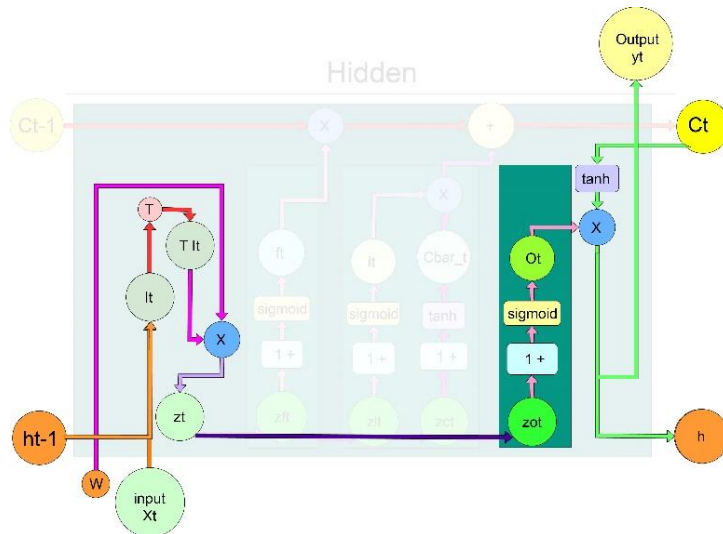
Proses melupakan hal-hal yang sudah diseleksi untuk dilupakan sebelumnya $f_t * \check{C}_{t-1}$ dan proses menambahkan informasi yang sudah ditentukan sebelumnya $i_t * \check{C}_t$ Secara rumus dapat dituliskan seperti persamaan (2.9)



Gambar 9 Update cell state LSTM

6. Membaca keputusan (*Output*)

Proses ini akan menentukan bagaimana sel mana yang akan dihasilkan dengan bantuan lapisan gerbang *output* dan lapisan *tanh* akan memberikan nilai antara -1 dan +1



Gambar 10 Membaca keputusan (*Output*) LSTM

Lapisan gerbang output dijabarkan dengan persamaan (2.11)

Lapisan tanh dijabarkan dengan persamaan (2.12) (*Short memory*)

2.3.1 Algoritma pelatihan Long Short Term Memory Networks

Algoritma pelatihan *Long Short Term Memory Networks* pada dasarnya terdiri dari beberapa tahapan yaitu :

- Input* nilai data *training* panjang urutan (*Sequence length*)
- Forward LSTM* (tahap maju) sampai diperoleh nilai *output*
- Backpropagation through time LSTM* (tahap mundur) sampai diperoleh nilai error yang dipeoleh.
- Penyesuaian bobot (*gradient descent*) sampai mendapatkan bobot minimum

Dari tahapan diatas diulangi terus- menerus sampai mendapatkan nilai *error* yang diinginkan.

Berikut langkah-langkah pelatihannya adalah :

Langkah 0 :

- Persiapkan data normalisai
- Inisialisasi dimensi *input* dan *output* (x_t, y_t)

- c. Tetapkan *Epcchs* (satu presentasi lengkap dari proses *forward* sampai *Backward* untuk pemrosesan data yang akan dipelajari ke mesin pembelajaran)
- d. Inisialisasi bobot (bobot awal dengan nilai random yang cukup kecil)
- e. Tetapkan maksimum target *error* dan *learning rate*
- f. Tetapkan panjang urutan (*sequence length*)

Langkah 1 :

- a. Penggabungan antara input data dan block output dari langkah sebelumnya:

$$I^t = \begin{bmatrix} x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix} \dots\dots\dots(2.13)$$

I_t : Hasil penggabungan *input*

h^{t-1} : Hasil block output sebelumnya

x_t : Input data yang akan diolah

- b. Block input dengan mempersiapkan input $f_t, i_t, \check{c}_t, o_t$:

$$W_t = \begin{bmatrix} w^f & U^f \\ w^i & U^i \\ w^c & U^c \\ w^o & U^o \end{bmatrix} \dots\dots\dots (2.14)$$

Catatan :

- Baris W_t jika simpul 1 maka $4 \times 1 = 4$
- Kolom W_t jika *size* input 2 maka $2 + \text{simpul} = 3$
- Jadi ordo matrik W_t adalah (4,3)

$$z_t = \left(W_t \cdot \begin{bmatrix} x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix} \right) \dots\dots\dots (2.15)$$

$$z_t = \begin{bmatrix} w^f & U^f \\ w^i & U^i \\ w^c & U^c \\ w^o & U^o \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} b \\ x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (2.16)$$

$$z_t = \begin{bmatrix} z_t^f \\ z_t^i \\ z_t^{\check{c}} \\ z_t^o \end{bmatrix} \dots\dots\dots(2.17)$$

Keterangan :

Z_t : Hasil *input (hidden layer)* terdapat 4 baris untuk *input*

- z_t^f : *input (hidden layer)* pada gerbang *forget* seperti persamaan (2.3)
 z_t^i : *input (hidden layer)* pada gerbang *input* seperti persamaan (2.5)
 $z_t^{\check{c}}$: *input (hidden layer)* pada *candidate state* seperti persamaan (2.7)
 z_t^o : *input (hidden layer)* pada gerbang *output* seperti persamaan (2.10)
 W_t : Bobot (weight) yang menghubungkan input layer
 U : Data informasi

2.3.2 Feedforward

Langkah 2 :

- a. Gerbang lupa (*forget gate*):

$$f_t = \sigma(z_t^f + b_f) \dots\dots\dots(2.3)$$

Keterangan :

- f_t : Hasil perhitungan gerbang lupa (*forget gate*)
 z_t^f : *Block Input forget gate*
 Z_i : Nilai *input* dari *hidden output*
 b_f : Bias
 σ : Logistic sigmoid ($f(x) = \frac{1}{1+e^x}$)

- b. Gerbang pembuatan vektor baru dan disimpan di *memory cell*:

$$3. i_t = \sigma(z_t^i + b_i) \dots\dots\dots(2.6)$$

$$4. \check{c}_t = \tanh(z_t^{\check{c}} + b_{\check{c}}) \dots\dots\dots (2.8)$$

Keterangan :

- i_t : Hasil perhitungan gerbang *input (input gate)*
 \check{c}_t : Proses tanh (*candidate gate*)
 \tanh : Fungsi tanh digunakan membuat vektor baru

- c. Keadaan penghubung (*state cell*) :

$$c_t = f_t * c_{t-1} + i_t * \check{c}_t \dots\dots\dots (2.9)$$

Keterangan :

- c_t : Hasil perhitungan keadaan penghubung (*connecting state*)
 c_{t-1} : Keadaan penghubung sebelumnya

d. Gerbang *output* (*output gate*) :

$$o_t = \sigma(z_t^o + b_o) \dots\dots\dots(2.11)$$

Keterangan :

o_t : Hasil perhitungan gerbang *output* (*output gate*)

e. *Block output*

$$h_t = o_t \cdot \tanh(c_t) \dots\dots\dots(2.12)$$

Keterangan :

h_t : Hasil perhitungan *output* dan model untuk proses prediksi

2.3.3 Backpropagation Through Time (BPTT)

Langkah 3 :

$$E = (y_t - \hat{y}_t)$$

Keterangan :

y_t : Harga real (data asli)

\hat{y}_t : Harga prediksi (data prediksi)

Pada proses forward diberikan $h^t = o^t \odot \tanh(c^t)$ dan ditemukan $\delta o^t, \delta c^t$

a. Hitung informasi *derivative* gerbang output δo^t :

$$\delta o^t = \delta h^t \odot \tanh(c^t) \dots\dots\dots(2.18)$$

Keterangan :

δo^t : Menghitung informasi *derivative* gerbang output

δh^t : Informasi *derivative* output block

c^t : keadaan penghubung (*connecting state*)

b. Hitung informasi *derivative* keadaan penghubung (*cell state*) δc^t :

$$\delta c^t = \delta h^t \odot o^t \odot (1 - \tanh^2(c^t)) \dots\dots\dots(2.19)$$

Keterangan :

δc^t : Menghitung informasi *derivative* keadaan penghubung

o^t : Gerbang *Output*

Langkah 4 :

Pada proses forward diberikan $c^t = i^t \odot a^t + f^t \odot c^{t-1}$ dan ditemukan $\delta i^t, \delta a^t, \delta f^t, \delta c^{t-1}$

- a. Hitung informasi derivative gerbang input (*input gate*) δi^t :

$$\delta i^t = \delta c^t \odot a^t \dots\dots\dots(2.20)$$

Keterangan :

δi^t : Menghitung informasi *derivative input gate*

δc^t : Informasi *derivative* keadaan penghubung

a^t : *candidate gate* (\check{C}_t)

- b. Hitung informasi *derivative* gerbang *candidate connecting state* a^t

$$\delta a^t = \delta c^t \odot i^t \dots\dots\dots(2.21)$$

Keterangan :

δa^t : Informasi *derivative candidate connecting state*

δc^t : Informasi *derivative* Keadaan penghubung

i^t : *input gate*

- c. Hitung informasi *derivative* gerbang *forget gate* δf^t

$$\delta f^t = \delta c^t \odot c^{t-1} \dots\dots\dots(2.22)$$

Keterangan :

δf^t : Informasi *derivative forget gate*

δc^t : Informasi *derivative* keadaan penghubung

c^{t-1} : Keadaan penghubung sebelumnya

- d. Hitung informasi derivative Keadaan penghubung sebelumnya

$$\delta c^{t-1} = \delta c^t \odot f^t \dots\dots\dots,,,(2.23)$$

Keterangan :

δc^{t-1} : Informasi *derivative* keadaan penghubung sebelumnya

δc^t : Informasi *derivative* keadaan penghubung

f^t : Gerbang *forget gate*

Langkah 5 :

Pada proses forward diberikan Forward Pass: $z^t = \begin{bmatrix} \hat{a}^t \\ \hat{i}^t \\ \hat{f}^t \\ \hat{o}^t \end{bmatrix} = W \times I^t$ maka pada fase

backward didapat $\delta z^t = \delta a^t, \delta i^t, \delta f^t, \delta o^t$.

- a. Hitung *derivative block input (candidate gate)* :

$$\begin{aligned} a^t &= \check{C}_t \\ \delta z \hat{a}^t &= \delta a^t \odot (1 - \tanh^2(\hat{a}^t)) \dots\dots\dots(2.24) \end{aligned}$$

Keterangan :

$\delta z \hat{a}^t$: Informasi *derivative input block candidate gate*
 δa^t : Informasi *derivative candidate gate*
 \hat{a}^t : *block input candidate gate*

- b. Hitung *derivative block input (input gate)*:

$$\delta z \hat{i}^t = \delta i^t \odot I^t \odot (1 - i^t) \dots\dots\dots(2.25)$$

Keterangan :

$\delta z \hat{i}^t$: Informasi *derivative input block input gate*
 δi^t : Informasi *derivative input gate*
 i^t : *input gate*

- c. Hitung *derivative block input (forget gate)* :

$$\delta z \hat{f}^t = \delta f^t \odot f^t \odot (1 - f^t) \dots\dots\dots (2.26)$$

Keterangan :

$\delta z \hat{f}^t$: Informasi *derivative input block forget gate*
 δf^t : Informasi *derivative forget gate*
 f^t : *forget gate*

- d. Hitung *derivative block input (output gate)* :

$$\delta z \hat{o}^t = \delta o^t \odot o^t \odot (1 - o^t) \dots\dots\dots (2.27)$$

$\delta z \hat{o}^t$: Informasi *derivative input block output gate*
 δo^t : Informasi *derivative output gate*
 o^t : *output gate*

- e. Penggabungan dari $\delta z \hat{a}^t, \delta z \hat{i}^t, \delta z \hat{f}^t, \delta z \hat{o}^t$ menjadi satu untuk menghasilkan δz^t dari *forward* terdapat Forward Pass: $z^t = W \times I^t$ maka perlu pengembalian z^t ke δz^t :

Dari forward didapat persamaan (2.17) maka fase backward didapat persamaan

$$\delta z^{t^T} = [\delta z \hat{a}^t, \delta z \hat{i}^t, \delta z \hat{f}^t, \delta z \hat{o}^t]^T \dots\dots\dots (2.28)$$

$$\delta z^{t^T} = \begin{bmatrix} \delta z \hat{a}^t \\ \delta z \hat{i}^t \\ \delta z \hat{f}^t \\ \delta z \hat{o}^t \end{bmatrix} \dots\dots\dots (2.29)$$

2.3.4 Mencari Bobot dari proses backpropagation urutan (sequence)

Langkah 6 :

Dari tahap *forward pass* didapat persamaan (2.15) dan diberikan δz^t dari langkah sebelumnya maka dicari δW^t dan δh^{t-1}

- a. Persamaan (2.29) didapat untuk menghitung δI^t

$$\delta I^t = \delta z^t \cdot W^{t^T} \dots\dots\dots (2.30)$$

$$\delta I^t = \begin{bmatrix} \delta z \hat{a}^t \\ \delta z \hat{i}^t \\ \delta z \hat{f}^t \\ \delta z \hat{o}^t \end{bmatrix} \cdot [W^{\check{c}} \ W^i \ W^f \ W^o] \dots\dots\dots (2.31)$$

- b. Dari persamaan (2.31), didapat untuk menghitung *derivative block output* (δh^{t-1})

$$\delta h^{t-1} = [\delta W^o \cdot \delta z \hat{o}^t] \dots\dots\dots (2.32)$$

- c. Mencari δW^t *derivative* pada bobot yang akan menjadi model dalam prediksi selanjutnya

$$\delta W^t = \delta z^t \cdot I^{t^T} \dots\dots\dots (2.33)$$

$$\delta W^t = \begin{bmatrix} W^{\check{c}} \cdot \delta z \hat{a}^t \\ W^i \cdot \delta z \hat{i}^t \\ W^f \cdot \delta z \hat{f}^t \\ W^o \cdot \delta z \hat{o}^t \end{bmatrix} \cdot [W^{\check{c}} \cdot \delta z \hat{a}^t, W^i \cdot \delta z \hat{i}^t, W^f \cdot \delta z \hat{f}^t, W^o \cdot \delta z \hat{o}^t] \dots\dots\dots (2.34)$$

d. Menghitung Derivatif Bobot

Menggunakan aturan rantai konvensional untuk menghitung turunan dari E sehubungan dengan semua bobot. Dalam kondisi tertentu, ini bisa menjadi bobot pendekatan.[8]

$$\delta W^t = \begin{bmatrix} W^c \cdot \delta z \hat{a}^t \\ W^i \cdot \delta z \hat{i}^t \\ W^f \cdot \delta z \hat{f}^t \\ W^o \cdot \delta z \hat{o}^t \end{bmatrix} \cdot [W^c \cdot \delta z \hat{a}^t, W^i \cdot \delta z \hat{i}^t, W^f \cdot \delta z \hat{f}^t, W^o \cdot \delta z \hat{o}^t] \quad (2.34)$$

$$\frac{\partial E^t}{\partial W} = \delta W^t \dots\dots\dots (2.35)$$

$$\delta W^t(\text{baru}) = \delta W^t(\text{lama}) + \delta W^{t+1} \dots\dots\dots (2.36)$$

Keterangan :

$\delta W^t = \text{derivative}$ bobot

$\delta W^t(\text{baru})$ dihitung sampai $t=1$

2.3.5 Optimasi untuk update bobot Gradient Descent

Langkah 7 : *Gradient descent weight optimization*

Menghitung *Gradient descent* bobot optimasi dari parameter, bobot dan bias, dalam jaringan saraf diperbarui menggunakan data pelatihan sehingga cost average dari semua contoh pelatihan diminimalkan [9].

Dapat dituliskan dengan persamaan :

$$W(\text{final}) = W(\text{Lama}) - \text{learning_rate} * \delta W^1 \dots\dots\dots (2.37)$$

Keterangan :

learning_rate : Parameter untuk mengontrol perubahan bobot selama pelatihan. Semakin besar learning rate, maka jaringan syaraf tiruan akan semakin cepat belajar tetapi hasilnya kurang akurat. Semakin kecil learning rate, maka jaringan syaraf tiruan akan semakin lambat belajar tetapi hasilnya lebih akurat [10]

$W(\text{final})$ = bobot ini akan digunakan pemodelan.

3.3.6 Menghitung *error* dari perbandingan data asli dengan data prediksi

Langkah 8 : Hitung total *error*

Menghitung total *error* menggunakan *mean squared error* dengan rumus perhitungan:

$$MSE = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \dots\dots\dots (2.38)$$

Keterangan :

MSE : Merupakan total *error*

y_i : Merupakan target *output* ke-i

\hat{y}_i : Merupakan *output* dari pelatihan ke-i

Fase tersebut diulang hingga kondisi *error* terpenuhi.

2.4 Penelitian Terkait

Table 1. Tabel Penelitian Terkait

No	Judul Penelitian	Teknik yang dilakukan penelitian	Hasil Penelitian	Objek Penelitian	Relevansi dengan penelitian yang akan dilakuakn	Perbedaan dengan penelitian yang akan dilakukan
1	Comparison of Predictive Algorithms: Backpropagation, SVM, LSTM and Kalman Filter for Stock Market [3]	<ol style="list-style-type: none"> Melakukan pembuatan momentum pada harga saham, penggabungan harga saham yang masuk disektor technology, dan juga index NASDAQ. Algoritma <i>Backpropagation</i>, LSTM, dan SVM 	Perbandingan keakurasian dari beberapa algoritma dalam memprediksi harga saham	Saham Amerika, seperti : <ul style="list-style-type: none"> - Rata – rata Semua saham yang ada di sector technology - Harga saham dari perusahaan itu sendiri - Index NASDAQ 	Relevansi penelitian Tugas Akhir dengan paper penulis yaitu sama-sama melakukan prediksi menggunakan metode LSTM	Paper : <ol style="list-style-type: none"> Saham yang diteliti yaitu saham Amerika. Perbandingan 3 metode. Tugas Akhir : <ol style="list-style-type: none"> Saham yang diteliti yaitu saham Indonesia. Hanya menerapkan metode LSTM

No	Judul Penelitian	Teknik yang dilakukan penelitian	Hasil Penelitian	Objek Penelitian	Relevansi dengan penelitian yang akan dilakuakn	Perbedaan dengan penelitian yang akan dilakukan
2	Stock Price Prediction Using LSTM on Indian Share Market [11]	Melakukan prediksi performansi atau trend dari pasar saham dengan LSTM	Hasil dari studi mengkonfirmasi bahwa <i>LSTM</i> sanggup untuk memprediksi performansi dari saham	Pasar saham India	Persamaan penelitian Tugas Akhir dengan paper yaitu sama-sama melakukan prediksi saham dengan <i>LSTM</i>	Paper : 1. Objek yang di teliti yaitu pasar saham India Tugas Akhir : 1. Objek saham harga saham Indonesia PT Semen Indonesia (persero) Tbk
3.	Forecasting saham syariah dengan Menggunakan lstm [12]	Melakukan prediksi pada pasar saham dengan LSTM	Menunjukkan grafik penutupan (Close) saham JII periode 2013-2019	Harga penutupan (Close) saham JII	Persamaan penelitian Tugas Akhir dengan paper yaitu sama-sama ujicoba epoch yang berbeda	Paper : 1. Objeck yang diteliti Index saham JII Tugas Akhir : 1. Objeck yang diteliti saham PT Semen Indonesia (persero) Tbk

Berdasarkan penelitian diatas yang berjudul *Comparison of Predictive Algorithms: Backpropagation, SVM, LSTM and Kalman Filter for Stock Market* menyimpulkan bahwa prediksi saham menggunakan LSTM lebih baik dari backpropagation, dan SVM, penelitian yang berjudul *Stock Price Prediction Using LSTM on Indian Share Market* dan *Forecasting saham syariah dengan menggunakan LSTM* sama-sama menyimpulkan juga bahwa prediksi saham India dan saham Indonesia dengan menggunakan *LSTM* menghasilkan hasil yang bai

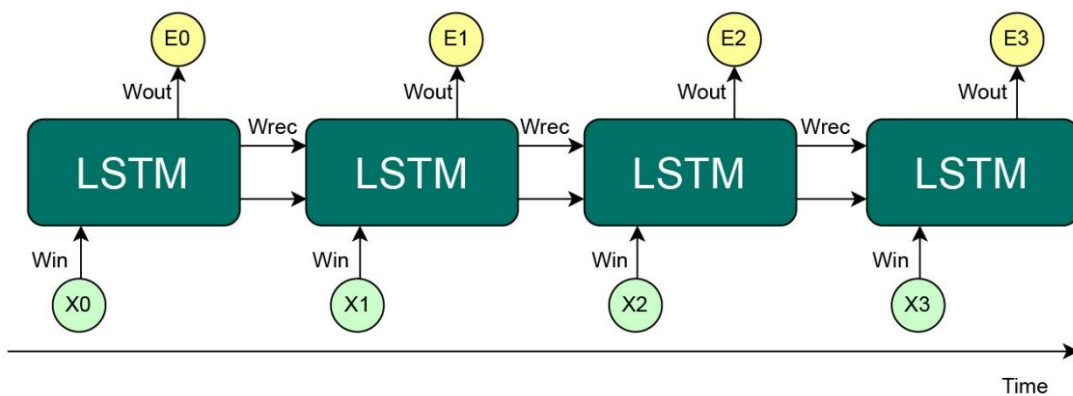
BAB III METODE USULAN

3.1 Desain Rancangan

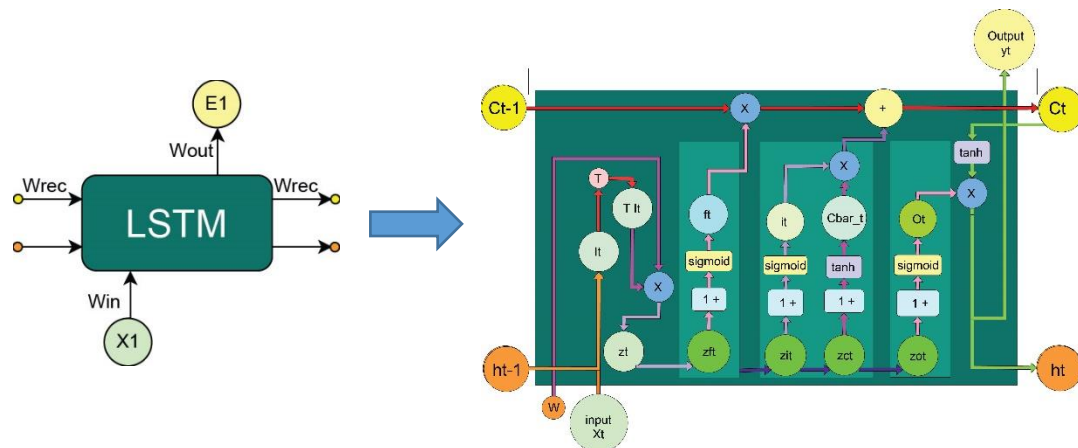
Desain rancangan sistem dibuat agar sistem yang dibangun akan lebih mudah untuk menganalisa jika terjadi kesalahan ataupun ketidaksesuaian dengan kondisi yang diharapkan.

3.1.1 Rancangan Arsitektur LSTM

Arsitektur ini adalah Rancangan LSTM yang mendeskripsikan alur algoritma LSTM dari proses *forward* sampai *backward*, Alur algoritmanya adalah sebagai berikut :



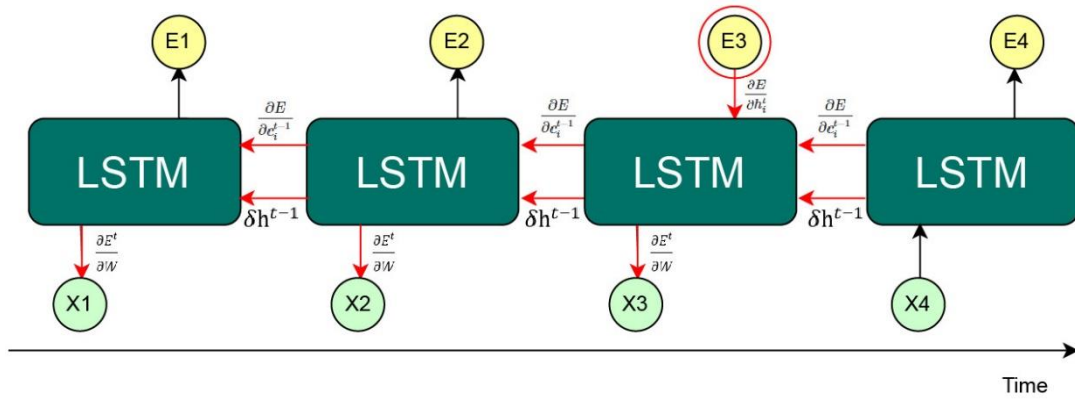
Gambar 11 Arsitektur *LSTM forward*



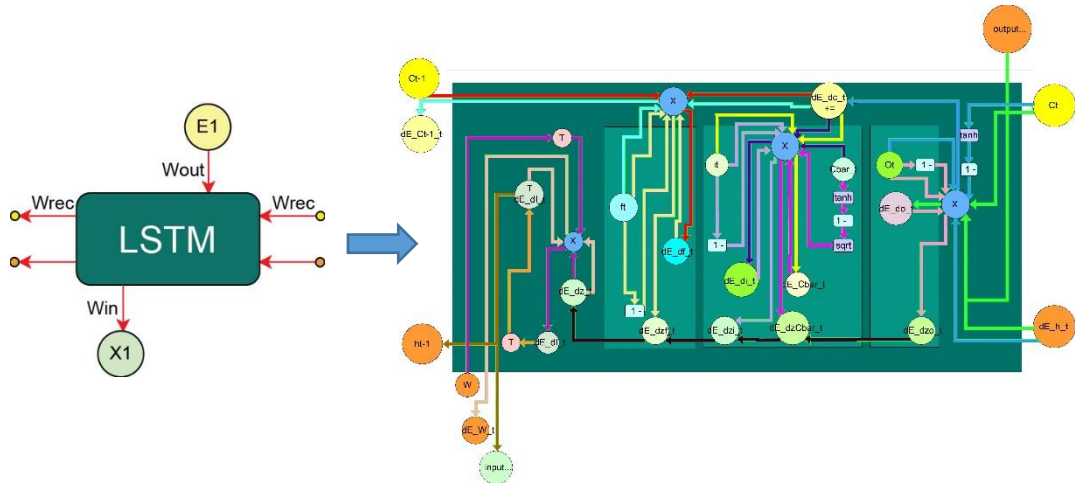
Gambar 12 Penjabaran dari *Hidden Layer LSTM*

Pada gambar 5 setiap urutan x_0, x_1, \dots, x_t terdapat hidden layer yang berhubungan satu sama lain dan terdapat gerbang – gerbang yang bertujuan untuk menyeleksi informasi yang tidak perlu diingat dalam urutan selanjutnya seperti ditunjukan pada gambar 3.2.

Dari tahap forward yang ditunjukkan pada gambar 3.1 didapatlah bobot baru (W^o), bobot tersebut memiliki hasil *error* yang besar, jadi dibutuhkanlah proses *Backward* untuk mendapatkan *error* bobot terbaik.



Gambar 13 Arsitektur *LSTM Backward*



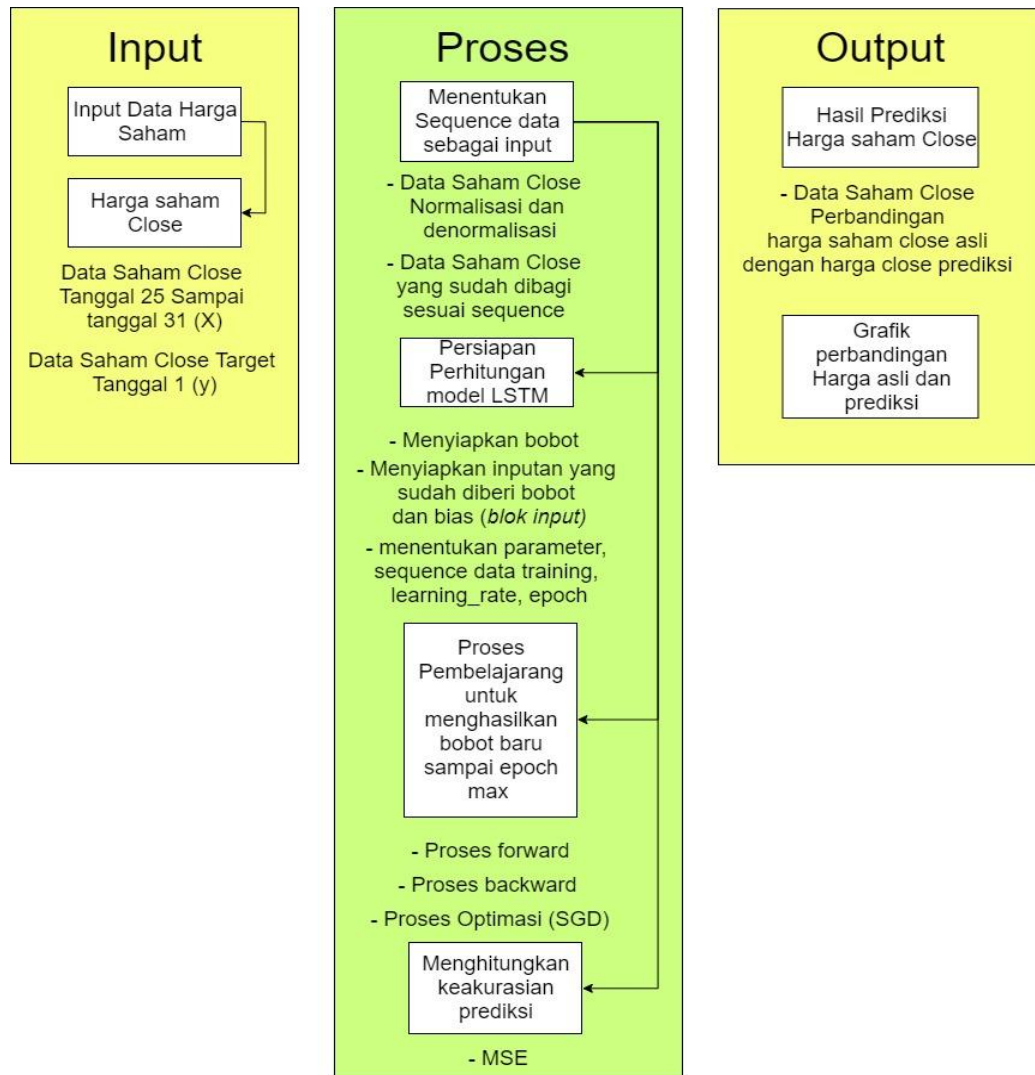
Gambar 14 Penjabaran dari *Hidden Layer LSTM Backward*

Pada gambar 3.3 ditunjukkan langkah pertama di mulai dari *output* terakhir berproses menuju ke urutan *hidden layer* sampai urutan pertama, didalam hidden layer memberikan 3 keluaran yaitu, *derivative block input* (δh^{t-1}), *derivative* keadaan penghubung (*cell state*) δc^{t-1} , dan bobot *derivative* (δW^t).

Derivative block input (δh^{t-1}) dan *derivative* keadaan penghubung (*cell state*) δc^{t-1} , ini akan menghubungkan dari urutan ke urutan sebelumnya sampai ke urutan pertama untuk mendapatkan *derivative minimum*, Dan tiap urutan hidden layer menghasilkan bobot *derivative* (δW^t) yang akan di proses lagi dengan perhitungan update bobot dengan metode *Gradient descent weight*.

3.1.2 Rancangan Arsitektur Sistem

Arsitektur ini adalah perancangan menggunakan diagram I-P-O. Adapun rancangan sistem yang mendeskripsikan alur sistem dari awal hingga akhir dapat dilihat pada Gambar 3.5 :



Gambar 15 Diagram IPO Arsitektur Sistem

Rancangan sistem menjelaskan proses berjalannya program. Dimulai dengan pengambilan data harga saham. Kemudian diolah menjadi dataset untuk diproses menjadi data *training*.

Tahap proses menginisialisasi data deret waktu (*sequence*), Tahap selanjutnya mempersiapkan perhitungan LSTM dengan menyiapkan bobot, menyiapkan masukan yang sudah diberi bobot dan bias (*block input*) didalam proses training ada dua pembelajaran yaitu *forward propagation* dan *backward propagation* dari proses *backpropagation* bertujuan untuk mendapatkan nilai *error* yang terbaik. Hasil

training berbentuk bobot baru yang akan digunakan untuk pemodelan, setelah mendapatkan model proses prediksi harga didapatkan, dilakukan evaluasi dengan metode evaluasi *mse* dengan membandingkan masing-masing hasil prediksi dengan data aktual. Evaluasi ini digunakan untuk mengukur seberapa akurat hasil prediksi dengan menggunakan LSTM. Output proses menampilkan hasil prediksi dan grafik perbandingan harga asli dan harga prediksi.

3.2 Analisa Kebutuhan

3.2.1 Kebutuhan *Hardware*

Hardware adalah komponen pada komputer yang terlihat dan dapat disentuh yang digunakan untuk melakukan pembuatan sistem dan penginputan data. Hardware yang digunakan dalam pembuatan sistem penerapan metode *LSTM* untuk penerapan metode *LSTM* dalam prediksi harga saham adalah sebagai berikut :

Laptop dengan spesifikasi sebagai berikut :

- Processor : Intel® Core™ i5-4200U CPU @ 1.60GHz
- Memori : 8 RAM

3.2.2 Kebutuhan *Software*

Software adalah komponen yang penting dalam komputer. software memiliki tugas untuk menjalankan perintah. Software ini dibuat dengan Bahasa pemograman oleh programmer yang kemudian di hubungkan dengan hardware. Software yang digunakan dalam pembuatan sistem penerapan metode *LSTM* untuk penerapan metode *LSTM* dalam prediksi harga saham adalah sebagai berikut :

1. Operating sistem : Windows 10 Pro 64-bit
2. *Program Tool* : IDLE Python
3. *Framework Python* : Dash dan Keras
4. *Text Editor* : Visual studio code

3.3 Analisa Input

Inptan dalam penelitian ini menggunakan data yang terdapat di Alphavantage dan Yahoo finance yaitu data harga saham PT Semen Indonesia (Persero) Tbk, data yang digunakan adalah data harga saham, Jumlah data yang terhimpun yaitu sebanyak 1500 data.

3.4 Analisa Proses

Penelitian dalam menerapkan metode LSTM terdapat beberapa proses yang diataranya yaitu :

- a. Pembuatan data untuk LSTM:
 - Normalisasi data
 - data deret waktu yang dinormalisasi
- b. Pengembangan Model:
 - LSTM adalah jenis Jaringan Syaraf Berulang (RNN).
 - Inisialisasi panjang urutan (*sequence*) :
 - *Forward Propagation*
 - *Backpropagation* kesalahan
 - Pembelajaran jaringan
- c. Prediksi harga saham.

3.5 Analisa Output

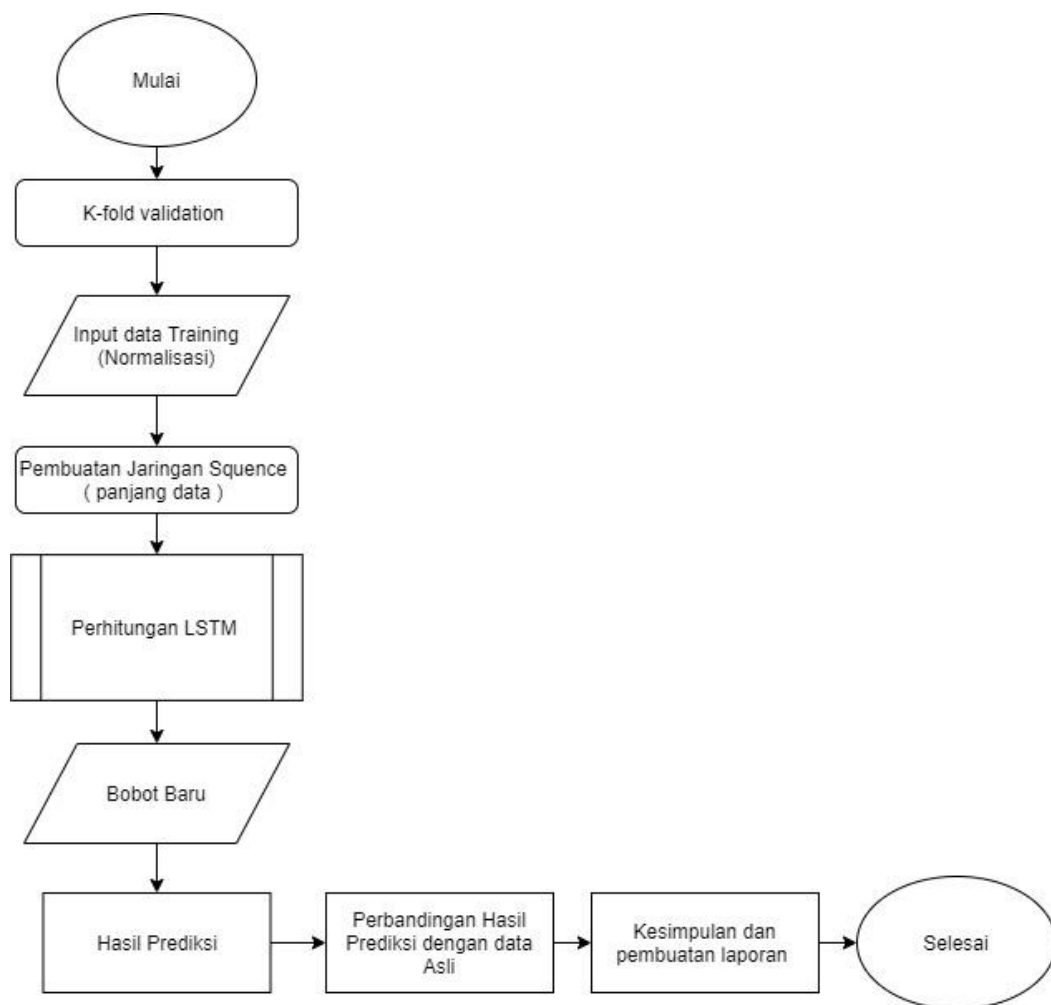
Hasil dari prediksi harga saham, saham akan ditampilkan dalam bentuk grafik perbandingan harga dari harga prediksi dengan harga aktual dalam meprediksi harga saham.

3.6 Desain Rancangan Sistem

Perancangan sistem yang dibuat untuk membangun sistem prediksi dengan *flowchart* yang akan diimplementasikan. Tujuan agar dalam pembuatan sistem akan lebih terkonsep dan memiliki acuan sehingga akan memudahkan ketika melakukan implemtasi pada bahasa pemrograman.

3.6.1 Flowchart Diagram

Flowchart merupakan kerangka untuk menunjukkan alur sistem. Diagram ini dapat memberi solusi langkah demi langkah untuk menyelesaikan masalah yang ada dalam algoritma tersebut. Berikut merupakan *flowchart* sistem secara umum.



Gambar 16 Flowchart Sistem Keseluruhan

Keterangan dari Gambar 16 Secara garis besar, peramalan harga saham menggunakan Metode *LSTM* dapat dituliskan sebagai berikut :

1. Mulai

2. Masukan Inputan

Variabel input yang digunakan dalam penelitian ini adalah data jumlah harga saham dari tahun 2014 sampai 2020, yaitu data *close*.

3. Menentukan panjang urutan (*Sequence length*)

Karena dalam pasar modal dalam seminggu ada 5 hari kerja, maka data yang digunakan untuk memprediksi adalah 5 hari kedepan. Jadi perlu dilakukan penentuan panjang urutan dalam pembagian data tiap 5 hari sebagai masukan dan 1 output.

4. Normalisasi Data

Proses Normalisasi yang digunakan dalam sistem ini menggunakan normalisasi minimum-maximum. Data-data yang ada dilakukan normalisasi dengan membagi nilai data tersebut dengan nilai *range* data (nilai data maksimum-nilai data minimum). Normalisasi data *input* bertujuan untuk menyesuaikan nilai *range* data dengan fungsi aktivasi dalam sistem *LSTM*. Ini berarti nilai kuadrat *input* harus berada pada *range* 0 sampai 1. Sehingga *range input* yang memenuhi syarat adalah nilai data *input* dari 0 sampai 1 atau dari -1 sampai 1. Oleh karena itu *output* yang dihasilkan pun akan berada pada *range* 0 sampai 1. kemudian untuk mendapatkan nilai sebenarnya dari *output* perlu dilakukan proses denormalisasi.

5. *Multiple Train-Test Split (K - Fold Validation)*

Proses membagi data menjadi data *training* dan data *testing*. Yang di bagi menjadi 3 skenario.

6. Perhitungan *LSTM*

Terdiri dari beberapa tahap yaitu fase pertama propagasi maju. Kedua propagasi mundur dan yang ketiga perubahan bobot. Ketiga fase tersebut diulang terus hingga kondisi yang diinginkan terpenuhi (jumlah iterasi atau kesalahan *error*). Dalam menggunakan algoritma *LSTM*, proses pelatihan dengan proses pengujian memiliki langkah yang berbeda. Dalam proses pelatihan terdiri dari dua proses utama, *feed forward* dan *backpropagation of error* atau *backward*. Sedangkan untuk proses pengujian hanya menggunakan proses *feed forward*.

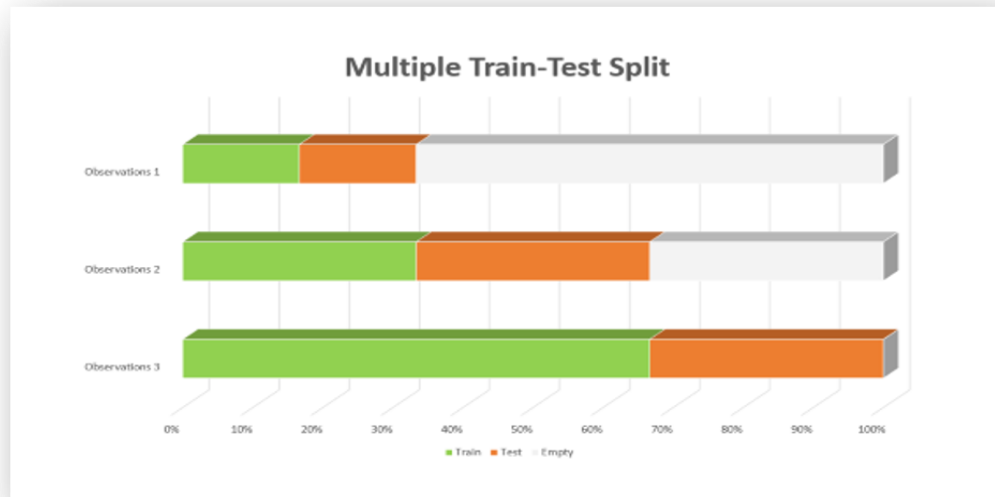
7. Menghasilkan *output*

Output yang dihasilkan pada penelitian ini yaitu harga saham periode berikutnya yang sudah dalam proses denormalisasi.

8. Selesai

3.6.1 Flowchart Multiple Train-Test Split

Di bawah ini merupakan *Flowchart* sistem proses *K-Folds Cross Validation*.



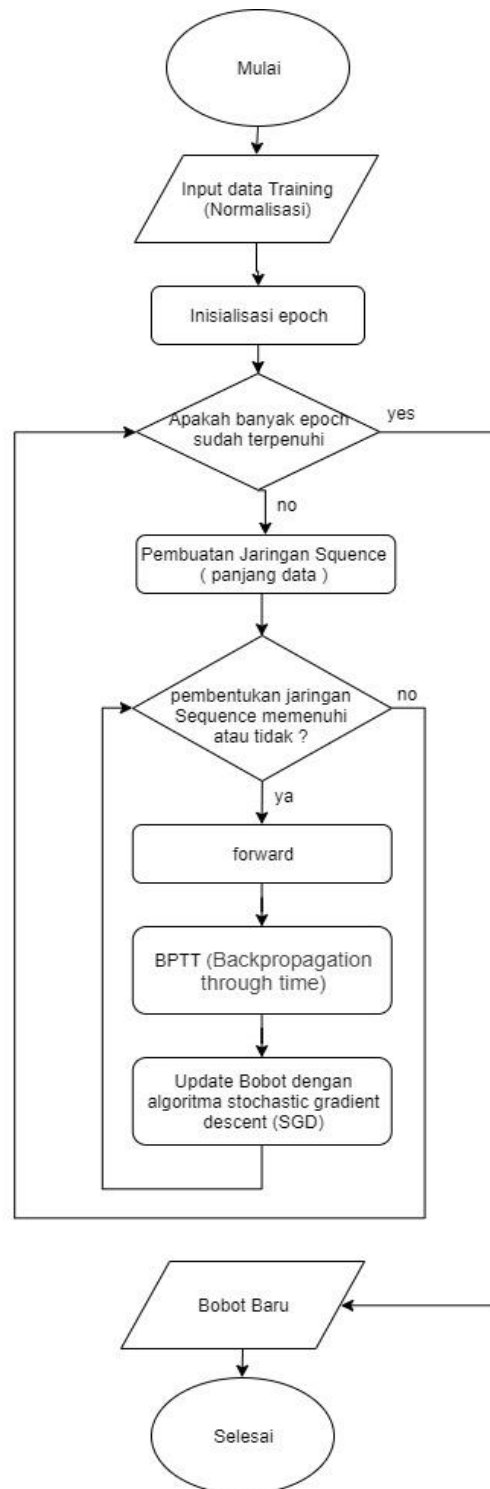
Gambar 17 Multiple Train-Test Split

Menentukan data *training* dan data *testing* pada penelitian ini menggunakan *Multiple Train-Test Split*.

Misal ditentukan pembagian 3 skenario sehingga akan didapat *dataset* skenario 1, skenario 2, dan skenario 3. Dari 3 skenario tersebut akan dipilih 2 menjadi *data training* dan 1 menjadi *data testing*. Misalkan untuk data *training* dipilih skenario 1 dan skenario 2, sedangkan skenario 3 menjadi data *testing*. Semakin banyak pembagian skenario semakin banyak dan semakin bervariasi uji coba yang dilakukan akan tetapi pengerjaan suatu sistem akan semakin lama.

3.6.2 Flowchart Tahap Pelatihan LSTM

Tahap ini adalah proses pengenalan pola-pola data yang telah dinormalisasi agar sistem dapat menentukan bobot-bobot yang dapat memetakan antara data input dengan data target output yang diinginkan.

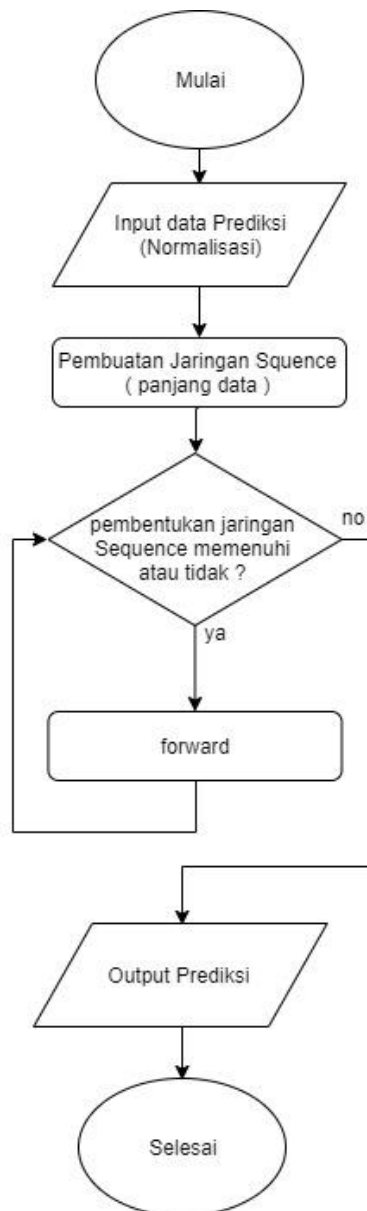


Gambar 18 *Flowchart* pelatihan *LSTM*

Pelatihan ini menggunakan dua looping yaitu looping pertama digunakan seberapa banyak pelatihan dalam setiap urutan (*sequence*) dan looping kedua digunakan untuk menghitung proses pembelajaran dalam pembelajaran LSTM menerapkan BPTT (*Backpropagation through time*) dan *update* bobot menerapkan *Stochastic gradient descent* (SGD)

3.6.3 Flowchart Tahap Pengujian LSTM

Setelah bobot yang terbaik pada tahap pelatihan didapat, maka nilai pembobot tersebut digunakan untuk mengolah data masukan untuk menghasilkan keluaran yang sesuai. Hal ini digunakan untuk menguji apakah pembelajaran LSTM dapat bekerja dengan baik yaitu dapat memprediksi pola data yang telah dilatihkan dengan tingkat kesalahan yang kecil.



Gambar 19 *Flowchart* pengujian *LSTM*

3.7 Rancangan Skenario Metode *LSTM*

Objek penelitian yang akan dilakukan analisis pada penelitian ini adalah peramalan harga saham pada PT Semen Indonesia (Persero) Tbk yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia. Data yang diambil adalah data close (Harga saham penutupan yang ditetapkan pada satu hari transaksi sebelum hari transaksi yang akan diramalkan). Data yang diambil sebanyak 1500 data harga saham mulai dari tanggal (09/01/2014) sampai (08/01/2020).

Variabel input yang digunakan untuk contoh perhitungan manual dalam penelitian ini adalah data harga saham *close* dengan menentukan panjang urutan (*Sequence length*). Karena dalam pasar modal dalam seminggu ada 5 hari kerja, maka data yang digunakan untuk memprediksi adalah 5 hari kedepan. Jadi perlu dilakukan penentuan panjang urutan dalam pembagian data tiap 5 hari sebagai masukan dan 1 output.

Contoh data Awal panjang urutan dalam pembagian data tiap 5 hari dengan banyak data total 10 data, 5 data untuk *training* dan 5 data untuk *testing*.

Tabel 2 Data Harga Saham PT Semen Indonesia (Persero) Tbk

Date	Close
20/12/2019	12375
23/12/2019	12250
26/12/2019	12325
27/12/2019	12225
30/12/2019	12000
02/01/2020	12200
03/01/2020	12325
06/01/2020	12275
07/01/2020	12300
08/01/2020	12000

Tabel 3 Data *Training* Harga close Saham

Date	Close
20/12/2019	12375
23/12/2019	12250
26/12/2019	12325
27/12/2019	12225
30/12/2019	12000
02/01/2020	12200

Tabel 4 Data *Testing* Harga Close Saham

Date	Close
02/01/2020	12200
03/01/2020	12325
06/01/2020	12275
07/01/2020	12300
08/01/2020	12000

Dari tabel 2 diberikan 5 data harga saham yang belum di *normalisasi* kan, Rumus yang digunakan dalam proses Normalisasi

$$f(x) = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max}}$$

Tabel 5 Data *Training* dan data *Testing* Harga close Saham dinormalisasi

t	Training Close	Testing Close
1	0,0303030	0,0161616
2	0,0202020	0,0262626
3	0,0262626	0,0222222
4	0,0181818	0,0242424
5	0,0000000	?
6	0,0161616	

Data untuk proses training dan testing memiliki perbedaan jumlah dikarenakan pada proses training urutan (t=1) digunakan untuk awalnya saja dikarenakan di proses awal semua inputan *randdom* dan untuk urutan (t=6) digunakan untuk proses validasi didalam fase *backward*.

3.7.1 Gambaran Skenario Pelatihan Metode *LSTM*

Proses pelatihan *Recurent Neural Network* menggunakan metode *LSTM*, yang akan menghasilkan nilai bobot akhir yang nantinya akan digunakan untuk proses uji coba. Proses pertama adalah menentukan parameter pelatihan. *Variabel* yang digunakan dalam scenario pelatihan ini yaitu: *input layer*, *hidden layer*, *output layer*, *Epoch* = 1, *learning rate* (α) = 0,2.

3.7.1.1 Fase-fase setiap epochnya

A. Fase pertama : Propagasi maju (*forward*)

Informasi masukan dipropagasikan ke layar tersembunyi (*hidden layer*) menggunakan fungsi *aktivasi* yang sudah ditetapkan oleh *LSTM*. Keluaran dari tiap unit tersembunyi akan menghasilkan keluaran, dari hasil keluaran (\hat{y}_t)

tersebut dibandingkan dengan target yang harus dicapai (y_t). Jika Selisih ($y_t - \hat{y}_t$) menghasilkan kesalahan yang besar maka dilanjutkan ke fase *backward*.

Berikut gambaran skenario Propagasi maju (*forward*) dengan menerapkan data pada table 3 :

1. Input Layer

Didalam input layer terdapat 3 masukan dalam LSTM yaitu :

a. *Samples*

Samples ini adalah baris dalam data, dari data *training* ditunjukkan pada tabel 3 data *training* harga *close* saham. Tabel tersebut memberikan 5 data training, maka ada 5 baris (*5 samples*).

b. *Time steps*

Langkah waktu adalah pengamatan masa lalu fitur, jadi data yang diproses sekarang melibatkan hasil yang dihasilkan dari tahap atau langkah sebelumnya.

c. *Features*

Fitur adalah kolom dalam data, dalam skenario ini hanya melibatkan 1 fitur saja yaitu harga *close* saham.

2. Inisialisasi bobot

LSTM memiliki 3 gerbang dan 1 state keadaan sel (*cell states*). Maka bobot ini berbentuk matriks dengan ukuran 4 baris dalam matriks bobot tersebut, dalam gambaran skenario ini hanya memiliki 1 fitur maka baris bobot (W) adalah $4 \times 1 = 4$, dan kolom bobot (W) didapat dari panjang kolom data sample yang sudah diberi bias.

Contoh data sample diurutkan pertama atau langkah pertama:

Tabel 6 Data Sample

Urutan (t)	Bias	x^t (fitur Close)
1	1	0,030303030
2	1	0,0202020
3	1	0,0262626
4	1	0,0181818
5	1	0,0000000

Jadi kolom bobot (W) ada 3, 2 untuk panjang kolom data sample yang sudah diberi bias dan 1 untuk banyak fitur, didapatkan ukuran bobot matriks dengan ordo (4×3).

- bobot (W) dengan angka random :

Tabel 7 Bobot Awal

W^f	-0,245714286	0,029262045	0,184398087
W^i	0,868020398	-0,379580925	0,079506914
$W^{\check{c}}$	-0,206444161	-0,085253247	0,25112624
W^o	0,842874383	0,907722829	-0,593738792

3. Persiapan block input (z_t)

Pertama penggabungan data sample dengan block output sebelumnya (h^{t-1}) untuk mencari I^t

- Penggabungan data sample tranpose dengan *block output* (h^{t-1}), menggunakan persamaan (2.13)

Tabel 8 Penggabungan data sample tranpose dengan *block output* (h^{t-1})

t	I^1	I^2	I^3	I^4	I^5	I^6
b	-1	1	1	-1	1	1
$x^{t=1}$	-0,0303	0,0202	0,0263	-0,0182	0	0,017
h^{t-1}	0	0,0211	-0,093	-0,1678	-0,015	-0,1352

h^{t-1} sama dengan 0 dikarenakan hasil *block output* dari proses hidden layer sebelumnya (h^{t-1}) belum ada, dan untuk (h^{2-1}) adalah hasil block output dari proses hidden layer urutan ke pertama dan seterusnya.

- Perkalian antara I^t dengan bobot W^f , W^i , $W^{\check{c}}$, W^o Menggunakan persamaan (2.16)

Tabel 9 Block input untuk proses ke *hidden layer* $t = 1$

z_t	z_1	z_2	z_2	z_3	z_4	z_5
z_t^f	0,209028	-0,241	-0,262	0,276	-0,248	-0,2702
z_t^i	-0,85652	0,8620	0,851	-0,85	0,867	0,8511
$z_t^{\check{c}_1}$	0,244828	-0,203	-0,232	0,250	-0,210	-0,2418
z_t^o	-0,87038	0,8487	0,922	-0,959	0,852	0,938

Setelah didapat block input (z_1) urutan pertama ($t=1$), block input ini akan menuju ke hidden layer terus menerus sampai t ke urutan 5. Gambaran hidden layer dapat dilihat di gambar 11 (Arsitektur LSTM forward Penjabaran dari Hidden Layer LSTM).

4. Hidden layer

Didalam hidden layer LSTM memiliki 3 gerbang f_t , (i_t , \check{c}_t), o_t dan dua penghubung yaitu dari semua informasi *long term* (C_t) dan *short term*

(block output h_t). Jadi dalam proses *hidden layer* ini menghitung $f_t, (i_t, \check{C}_t), o_t, C_t, h_t$.

Ditemukan dari proses *block input* (z_t) menghasilkan $z_t^f, z_t^i, z_t^{\check{C}}, z_t^o$ yang ditunjukkan pada tabel 9.

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^x}$$

Langkah 1 Menghitung Gerbang lupa dengan persamaan (2.3) :

$$f_1 = \sigma(0,20903) = 0,552067456$$

f_1, f_2, \dots, f_5 melakukan proses sama sesuai dengan rumus diatas.

Tabel 10 Hasil proses **Gerbang lupa** (f_t)

	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5
f_t	0,55207	0,449	0,4422	0,5622	0,44765

Langkah 2 Gerbang pembuatan vektor baru dengan persamaan (2.6), (2.8)

- $i_1 = \sigma(-0,85652) = 0,29806736$

i_1, i_2, \dots, i_5 melakukan proses sama sesuai dengan persamaan diatas.

Tabel 11 Hasil proses lapisan gerbang input (i_t)

	i_1	i_2	i_3	i_4	i_5
i_t	0,29807	0,7031	0,7007	0,2999	0,7041

- $\check{C}_1 = \tanh(0,245) = 0,240050366$

$\check{C}_1, \check{C}_2, \dots, \check{C}_5$ melakukan proses sama sesuai dengan persamaan diatas.

Tabel 12 Hasil proses lapisan tanh candidate gate

	\check{C}_1	\check{C}_2	\check{C}_3	\check{C}_4	\check{C}_5
\check{C}_t	0,2401	-0,23666	-0,25633	0,269314	-0,2435

Gerbang pembuatan vektor baru = $i_t * \check{C}_t$

Langkah 3 Menghitung Keadaan penghubung (*state cell*) dengan persamaan (2.9) :

- $C_1 = (0,55207 * 0) + (0,29807 * 0,2401) = 0,071551$

C_1, C_2, \dots, C_5 melakukan proses sama sesuai dengan rumus diatas.

Tabel 13 Hasil proses Keadaan penghubung (state cell)

	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5
C_t	0,0715	-0,1342	-0,239	-0,0536	-0,1954

Langkah 4 Menghitung Gerbang *output (output gate)* dengan persamaan (2.11) :

$$o_1 = \sigma(-0,87038) = 0,295175002$$

o_1, o_2, \dots, o_5 melakukan proses sama sesuai dengan rumus diatas.

Tabel 14 Hasil proses Gerbang output (output gate)

	o_1	o_2	o_3	o_4	o_5
o_t	0,295	0,7003	0,7155	0,27708	0,701

Langkah 5 Menghitung *Block output* dengan persamaan (2.12) :

C_t : didapat dari table 13

$$h_1 = \tanh(0,0715) = 0,0211$$

h_1, h_2, \dots, h_5 melakukan proses sama sesuai dengan rumus diatas.

Tabel 15 Hasil proses Block output (h_t)

	h_1	h_2	h_3	h_4	h_5
h_t	0,0211	-0,0934	-0,093	-0,1678	-0,015

Fase Propagasi maju (forward) hasil dari *Block output* (h_t) sama dengan hasil urutan berikutnya (prediksi) dari proses *Block output* (h_{t-1}). Jadi h_1, h_2, \dots, h_t sama dengan $\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_t$.

x_t = data asli

\hat{y}_t = Prediksi dari data x_{t-1}

$\hat{y}_t = h_{t-1}$

Dari hasil *Block output* (h_t) ini akan digunakan untuk proses masukan berikutnya yang ada di block input, dan seterusnya sampai banyaknya urutan informasi. Gambaran alurnya dapat dilihat pada gambar 3.1. *Output block* terakhir (h_5) adalah output yang sesungguhnya atau hasil prediksi dari urutan - urutan sebelumnya.

B. Fase kedua : Propagasi Balik (*backward*)

Berdasarkan kesalahan ($y_t - \hat{y}_t$) dihitung *error output* (δh^t) urutan terakhir untuk modifikasi bobot dari ke semua unit tersembunyi (*hidden layer*) hingga sampai ke unit masukan pertama dihitung.

Berikut gambaran skenario Propagasi Balik (*backward*) dengan menerapkan data pada table 5 dan dari proses lanjutan dari fase forward :

Dari fase forward, didapat $y_t, W, h_{t-1}, I_t, z_t, f_t, (i_t, \check{C}_t), o_t, C_t, h_t$. Maka dalam fase ini menghitung *error* dari $\delta y_t, \delta W, \delta h_{t-1}, \delta I_t, \delta z_t, \delta f_t, (\delta i_t, \delta \check{C}_t), \delta o_t, \delta C_t, \delta h_t$ dan t dimulai dari angka 5 karena 5 proses urutan paling akhir.

1. *Error Output layer* (δy_t).

Dari proses forward didapat *block Output layer* atau output prediksi dimulai dari urutan paling terakhir yaitu (h_5) (h_5, \dots, h_2, h_1) dapat dilihat pada table 15 dan untuk membandingkan dengan data aktual dapat dilihat pada table 5. $E_0 = 0$

Langkah 1 Menghitung Error dari data real dengan prediksi menggunakan persamaan (2.38) :

$$h_t = \check{y}_t$$

$$y_t = \text{data asli}$$

$$h_t = \text{data prediksi dari data } y_{t+1}$$

$$E_t = \frac{1}{2} \times \sum_{t=1}^n (y_t - \check{y}_t) \quad (2.38)$$

Tabel 16 Hasil proses Menghitung Error dari data real dengan prediksi

	E_5	E_4	E_3	E_2	E_1
E_t	0,011462155	0,018878615	0,11186915	0,171721881	0,172162946

2. *Error block Output layer* (δh_t).

Langkah 2 Membandingkan antara y_{t+1} dan h_t jika $y_{t+1} > h_t = 0$ jika $y_{t+1} < h_t = 1$:

Tabel 17 Perbandingan y_{t+1} lebih besar dari h_t

	$y_{5+1} > h_5$	$y_{4+1} > h_4$	$y_{3+1} > h_3$	$y_{2+1} > h_2$	$y_{1+1} > h_1$
1/0	1	1	1	1	0

Tabel 18 Perbandingan y_{t+1} lebih besar dari h_t

	$y_{5+1} < h_5$	$y_{4+1} < h_4$	$y_{3+1} < h_3$	$y_{2+1} < h_2$	$y_{1+1} < h_1$
1/0	0	0	0	0	1

Langkah 3 Menghitung informasi *Error block Output layer* (δh^t).

Error block Output layer (δh_{5+1}) awal sama dengan 0 karena proses dari *Error block Output layer* sebelumnya belum ada dan δC_{5+1} juga 0. δh_{t+1} (lama) sama dengan Proses *Error block Output layer* sebelumnya.

Tabel 19 Hasil proses block Output layer (δh_{t+1}) backward

	δh_{5+1}	δh_{4+1}	δh_{3+1}	δh_{2+1}	δh_{1+1}	δh_{0+1}
δh^{t+1}	0,000	-0,051	-0,016	-0,071	-0,086	-0,012

a. Menghitung *error block Output layer* dengan $y_{t+1} > h_t$

$$\delta \hat{h}_t(\text{baru}) = \delta h_{t+1} - 0,5 * (y_{t+1} > h_t) \dots\dots\dots(2.39)$$

$$\delta \hat{h}_5(\text{baru}) = \delta h_{5+1} - 0,5 * (y_{5+1} > h_5)$$

$$\delta \hat{h}_5(\text{baru}) = 0 - 0,5 * (1) = -0,5$$

Table 20 Proses *error block Output layer* $\delta \hat{h}_t$ dengan $y_{t+1} > h_t$

	δh_5	δh_4	δh_3	δh_2	δh_1
$\delta \hat{h}^t$	-0,5000	-0,5507	-0,5159	-0,5708	-0,0860

b. Menghitung *error block Output layer* dengan $y_{t+1} < h_t$

$$\delta h_t = \delta \hat{h}_t + 0,5 * (y_{t+1} < h_t) \dots\dots\dots(2.40)$$

$$\delta h_5 = \delta \hat{h}_5 + 0,5 * (y_{5+1} < h_5)$$

$$\delta h_5 = -0,5 + 0,5 * (0) = -0,5$$

Tabel 21 Proses *error block Output layer* δh_t dengan $y_{t+1} < h_t$

	δh_5	δh_4	δh_3	δh_2	δh_1
δh^t	-0,5000	-0,5507	-0,5159	-0,5708	0,4140

$\delta h_5, \delta h_4, \dots, \delta h_1$ melakukan proses sama sesuai dengan rumus diatas.

3. Pada proses mencari (h_t) pada forward ditemukan persamaan (2,12) maka langkah selanjutnya menghitung δo_t dan δC_t

Langkah 4 Menghitung informasi *Error Output gate* (δo_t) dengan persamaan (2.18)

t menunjukkan pada urutan dimulai dari 5

$$\delta o_t = \delta h_t \odot \tanh(C_t) \dots\dots\dots(2.18)$$

C_t = dapat dilihat pada *Table 13*,

$$\delta o_5 = -0,5 \odot \tanh(-0,1954) = 0,09647763$$

Tabel 22 Proses *error Error Output gate* (δo_t)

	δo_5	δo_4	δo_3	δo_2	δo_1
δo^t	0,096	0,029	0,121	0,076	0,030

$\delta o_5, \delta o_4, \dots, \delta o_1$ melakukan proses sama sesuai dengan rumus diatas.

Langkah 4 dan langkah 5 adalah proses *Output gate*

Langkah 5 Menghitung informasi *Error Output gate* (δC_t) dengan persamaan (2.23).

Tabel 23 Proses *Error Output gate* sebelumnya (δC_{t+1})

	δC_{5+1}	δC_{4+1}	δC_{3+1}	δC_{2+1}	δC_{1+1}
δC^{t+1}	0	-0,337	-0,303	-0,519	-0,622

$$\delta C_t = \left(\delta h_t \odot \delta o_t \odot \left(1 - \tanh^2(C_t) \right) \right) + \delta C_{t+1} \dots\dots\dots(2.19)$$

$$\delta C_5 = \left(\delta h_5 \odot \delta o_5 \odot \left(1 - \tanh^2(C_5) \right) \right) + \delta C_{5+1}$$

$$\delta C_5 = \left(-0,1352 \odot 0,70092 \odot \left(1 - \tanh^2(-0,1954) \right) \right) + 0$$

$$\delta C_5 = -0,337411626$$

Tabel 24 Proses Menghitung *Error cell state* (δC_t)

	δC_5	δC_4	δC_3	δC_2	δC_1
δC^t	-0,337	-0,303	-0,519	-0,622	-0,158

$\delta C_5, \delta C_4, \dots, \delta C_1$ melakukan proses sama sesuai dengan rumus diatas.

4. Pada proses forward diberikan persamaan (2.9) dan ditemukan

$$\delta i_t, \delta a_t, \delta f_t, \delta C_{t-1}$$

a^t : *candidate gate* (\check{C}_t)

Langkah 6 Hitung informasi *error* gerbang input (*input gate*) δi^t :

$$\delta i_t = \delta C_t \odot a_t \dots\dots\dots(2.20)$$

$$\delta i_5 = \delta C_5 \odot a_5$$

$$\delta i_5 = -0,337 \odot -0,1954 = 0,08214642$$

Langkah 7 Hitung informasi *error* gerbang *candidate connecting state* a^t

$$\delta a_t = \delta C_t \odot i_t \dots \dots \dots (2.21)$$

$$\delta a_5 = \delta C_5 \odot i_5$$

$$\delta a_5 = -0,337 \odot 0,7041 = -0,237567466$$

Langkah 6 dan langkah 7 adalah proses *write gate*

Langkah 8 Hitung informasi *error* gerbang *forget gate* δf^t

$$\delta f_t = \delta C_t \odot C_{t-1} \dots \dots \dots (2.22)$$

$$\delta f_5 = \delta C_5 \odot C_{5-1}$$

$$\delta f_5 = -0,337 \odot -0,0536 = 0,018080133$$

Langkah 8 adalah proses *Keep gate*

Langkah 9 Hitung informasi *error* Keadaan penghubung sebelumnya δc^{t-1}

$$\delta C_{t-1} = \delta C_t \odot f_t \dots \dots \dots (2.23)$$

$$\delta C_{t-1} = \delta C_5 \odot f_5$$

$$\delta C_{t-1} = -0,337 \odot 0,44765 = -0,151042409$$

Langkah 9 adalah proses *Update cell state* dalam fase *backward*

Table 25 proses Menghitung $\delta i_t, \delta a_t, \delta f_t, \delta C_{t-1}$

t	5	4	3	2	1
δi_t	0,082	-0,082	0,133	0,147	-0,038
δa_t	-0,238	-0,091	-0,364	-0,437	-0,047
δf_t	0,018	0,072	0,070	-0,045	0,000
δC_{t-1}	-0,151	-0,170	-0,230	-0,280	-0,087

Untuk t_5, \dots, t_2, t_1 dalam mencari $\delta i_t, \delta a_t, \delta f_t, \delta C_{t-1}$ dilakukan proses sama sesuai dengan persamaan diatas. δC_{t-1} nantinya akan dibawa ke *hidden layer* sebelumnya (δC_{t+1}) dalam table 23.

5. Pada proses forward diberikan persamaan (2.24) dan ditemukan δz^t maka menghitung $\delta z a^t, \delta z i^t, \delta z f^t, \delta z o^t$ dan menghasilkan δz^t :

Langkah 10 Hitung *error block input candidate gate* ($\delta z a^t$)

$$\hat{a}^t = z_t^{\check{c}_1} \text{ (Terdapat pada table 9)}$$

$$\delta z \hat{a}_t = \delta a_t \odot (1 - \tanh^2(\hat{a}_t)) \dots \dots \dots (2.24)$$

$$\delta z \hat{a}_5 = \delta a_5 \odot (1 - \tanh^2(\hat{a}_5))$$

$$\delta z \hat{a}_5 = -0,2376 \odot (1 - \tanh^2(-0,2418)) = -0,223486118$$

Langkah 11 Hitung *error block input input gate* ($\delta z i^t$)

$$\delta z \hat{i}_t = \delta i_t \odot i_t \odot (1 - i_t) \dots\dots\dots(2.25)$$

$$\delta z \hat{i}_5 = \delta i_5 \odot i_5 \odot (1 - i_5)$$

$$\delta z \hat{i}_5 = 0,082 \odot 0,7041 \odot (1 - 0,7041) = 0,017115052$$

Langkah 12 Hitung *error block input forget gate* ($\delta z f^t$)

$$\delta z \hat{f}_t = \delta f_t \odot f_t \odot (1 - f_t) \dots\dots\dots(2.26)$$

$$\delta z \hat{f}_5 = \delta f_5 \odot f_5 \odot (1 - f_5)$$

$$\delta z \hat{f}_5 = 0,0181 \odot 0,44765 \odot (1 - 0,44765) = 0,004470485$$

Langkah 13 Hitung *error block input output gate* ($\delta z o^t$)

$$\delta z \hat{o}_t = \delta o_t \odot o_t \odot (1 - o_t) \dots\dots\dots(2.27)$$

$$\delta z \hat{o}_5 = \delta o_5 \odot o_5 \odot (1 - o_5)$$

$$\delta z \hat{o}_5 = 0,0965 \odot 0,701 \odot (1 - 0,701) = 0,020224728$$

Langkah 14 Menggabungkan langkah 10, 11, 12,13 menjadi (δz^t)

Tabel 26 Hasil proses $\delta z a^t, \delta z i^t, \delta z f^t, \delta z o^t$ untuk block input (δz^t)

T	δz^5	δz^4	δz^3	δz^2	δz^1
$\delta z \hat{a}_t$	-0,223	-0,223	-0,223	-0,223	-0,223
$\delta z \hat{i}_t$	0,017	0,017	0,017	0,017	0,017
$\delta z \hat{f}_t$	0,004	0,004	0,004	0,004	0,004
$\delta z \hat{o}_t$	0,020	0,020	0,020	0,020	0,020

Dari langkah 14 didapat *block input* (δz^t).

Untuk t_5, \dots, t_2, t_1 dalam mencari δz_t dilakukan proses sama sesuai dengan rumus diatas sampai t_1 .

6. Dari tahap *forward pass* diberikan persamaan (2.17) dan ditemukan δz^t dari langkah sebelumnya untuk dicari δW^t dan δh^{t-1} .

Langkah 15

Tahap $\delta z^{t^T} = [\delta z \hat{a}^t, \delta z \hat{i}^t, \delta z \hat{f}^t, \delta z \hat{o}^t]^T$ untuk menghitung δI^t

$$\delta z^{t^T} = \begin{bmatrix} \delta z \hat{a}^t \\ \delta z \hat{i}^t \\ \delta z \hat{f}^t \\ \delta z \hat{o}^t \end{bmatrix} \dots\dots\dots(2.29)$$

$$\delta I^t = \delta z^t \cdot W^T \dots\dots\dots(2.31)$$

$$\delta I^5 = \begin{bmatrix} -0,223 \\ 0,017 \\ 0,0045 \\ 0,020 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} -0,2457 & 0,868 & -0,2064 & 0,843 \\ 0,029 & -0,3795 & -0,085 & 0,9077 \\ 0,184 & 0,0795 & 0,251 & -0,594 \end{bmatrix}$$

$$\delta I^5 = [0,085893946 \quad 0,004941116 \quad 0,050735197]$$

Tabel 27 Hasil proses δI^t untuk menghasilkan δh^{t-1}

t	δI^5	δI^4	δI^3	δI^2	δI^1
δb	0,0859	0,0071	0,1250	0,1439	0,0092
$\delta x^{t=1}$	0,0049	0,0079	0,0003	-0,0083	0,0073
δh^{t-1}	-0,0507	-0,0159	-0,0708	-0,0860	-0,0125

Dari proses ini didapat δh_{t-1} akan menghubungkan ke layer sebelumnya (δh_{t+1}) dan tambahkan ke tabel 19 pada kolom δh_{t+1} , proses ini mengulangi terus sampai $t = 1$ awal

7. Menghitung Derivatif Bobot δW^t

Menggunakan aturan rantai konvensional untuk menghitung turunan dari E sehubungan dengan semua bobot. Dalam kondisi tertentu, ini bisa menjadi bobot pendekatan.[8]

$$\delta W^t = \delta z^t \cdot I^{tT} \dots\dots\dots(2.33)$$

$$\delta W^t = \begin{bmatrix} W^{\tilde{c}} \cdot \delta z \hat{a}^t \\ W^i \cdot \delta z \hat{l}^t \\ W^f \cdot \delta z \hat{f}^t \\ W^o \cdot \delta z \hat{o}^t \end{bmatrix} \cdot [W^{\tilde{c}} \cdot \delta z \hat{a}^t, W^i \cdot \delta z \hat{l}^t, W^f \cdot \delta z \hat{f}^t, W^o \cdot \delta z \hat{o}^t] \dots\dots(2.34)$$

$$\delta W^5 = \delta z^5 \cdot I^{5T}$$

$$\delta W^5 = \begin{bmatrix} -0,223 \\ 0,017 \\ 0,0045 \\ 0,020 \end{bmatrix} \cdot [0,0859 \quad 0,0049 \quad -0,0507]$$

$$\delta W^5 = \begin{bmatrix} -0,223 & -0,004 & 0,03 \\ 0,017 & 0,0003 & -0,002 \\ 0,0045 & 0,000007 & -0,0006 \\ 0,0202 & 0,0003 & -0,0027 \end{bmatrix}$$

Tabel 28 Hasil Derivatif Bobot δW^t

t	δW^t		
δW^5	-0,22349	- 0,00361	0,030226
	0,017115	0,000276607	-0,00231
	0,00447	7,22503E-05	-0,0006
	0,020225	0,000326864	-0,00274
δW^4	-0,08433	0	0,001251
	-0,01714	0	0,000254
	0,017834	0	-0,00026
	0,005906	0	-8,8E-05
δW^3	-0,33997	-0,006181	0,057047
	0,027917	0,000507579	-0,00468
	0,017195	0,000312629	-0,00289
	0,024631	0,000447845	-0,00413
δW^2	-0,41299	-0,008343	-0,00871
	0,030742	0,000621048	0,000648
	-0,01102	-0,000222	-0,00023
	0,015985	0,000322927	0,000337
δW^1	-0,0444	-0,001345	0
	-0,00794	-0,0002405	0
	0	0	0
	0,006153	0,000186448	0

Bobot ini akan di proses penjumlahan untuk mendapatkan bobot final dengan rumus :

$$\delta W^t(\text{baru}) = \delta W^t(\text{lama}) + \delta W^{t+1} \dots \dots \dots (2.35)$$

Tabel 29 Modifikasi bobot untuk proses optimasi

t	δW^t (lama)			δW^{t+1}			δW^t (baru)		
δW^5	-0,22	- 0,004	0,03	0	0	0	-0,22	- 0,004	0,03
	0,017	0,0003	-0,002	0	0	0	0,017	0,0003	-0,002
	0,004	7,2E-05	-0,0006	0	0	0	0,004	7,2E-05	-0,0006
	0,020	0,0003	-0,003	0	0	0	0,020	0,0003	-0,003
δW^4	-0,08	0	0,001	-0,223	-0,00361	0,03	-0,308	-0,0036	0,0315
	-0,017	0	0,0002	0,017	0,000277	-0,002	-2,9E-05	0,00028	-0,002
	0,018	0	-0,0003	0,004	7,2E-05	-0,0006	0,022	7,2E-05	-0,0009
	0,006	0	-8,8E-05	0,020	0,0003	-0,003	0,026	0,0003	-0,0028
δW^3	-0,34	-0,006	0,06	-0,308	-0,004	0,03	-0,65	-0,01	0,09
	0,028	0,0005	-0,005	-2,9E-05	0,0003	-0,002	0,028	0,0008	-0,007
	0,017	0,0003	-0,003	0,02	7,2E-05	-0,0009	0,04	0,0004	-0,0037
	0,025	0,0004	-0,004	0,026	0,0003	-0,003	0,0508	0,00077	-0,007
δW^2	-0,413	-0,008	-0,009	-0,648	-0,01	0,09	-1,060	-0,018	0,08
	0,031	0,0006	0,0006	0,028	0,0008	-0,007	0,058	0,0014	-0,006

	-0,01	-0,0002	- 0,00023	0,039	0,0004	-0,0037	0,028	0,00016	-0,004
	0,016	0,00032	0,00034	0,0508	0,0008	-0,007	0,067	0,0011	-0,0067
δW^1	-0,044	-0,001	0	-1,0608	-0,019	0,08	-1,105	-0,0195	0,08
	-0,008	-0,0002	0	0,059	0,0014	-0,0061	0,051	0,0012	-0,0061
	0	0	0	0,0285	0,0002	-0,004	0,0285	0,0002	-0,004
	0,006	0,00019	0	0,067	0,0011	-0,007	0,0729	0,0013	-0,007

C. Fase ketiga : Perubahan bobot optimasi bobot (*final bobot*)

Setelah semua *error output* (δh^t) dihitung, dan semua bobot dimodifikasi bersamaan maka bobot modifikasi tersebut diupdate dengan metode (*gradient descent*). Dan didapat final bobot yang akan digunakan untuk proses pengujian ke data pegujian.

$W_t(\text{Lama}) = \text{terdapat pada table 7}$

$\text{learning_rate } (a) = 0,2$

$$W_t(\text{Baru}) = W_t(\text{Lama}) - \text{learning_rate} * \delta W^1 \dots \dots \dots (2.37)$$

Tabel 30 Bobot yang sudah di update ($W_t(\text{Baru})$)

t	δW^t			$a * \delta W^1$			$W_t(\text{Baru})$		
W_t	-0,24571	0,0293	0,1844	-0,221	-0,0039	0,016	-0,025	0,0133	0,1844
	0,8680	-0,3796	0,0795	0,010	0,0002	-0,0012	0,85789	-0,37837	0,0795
	-0,2064	-0,085	0,251	0,0057	3,2E-05	-0,0008	-0,212	-0,084	0,251
	0,84287	0,908	-0,594	0,0146	0,00026	-0,0013	0,828	0,9090	-0,5937

Dari pelatihan dengan epoch 1 dan learning_rate 0,2 dengan data *training* yang ditunjukkan di *table 3* menghasilkan *update* bobot baru $W_t(\text{Baru})$ yang ada di tabel 30 , bobot inilah yang akan dilanjutkan ke urutan berikutnya. Operasi-operasi ini berproses sama dengan menggunakan bobot-bobot akhir hasil pengolahan data pertama ini sebagai bobot-bobot awalnya. Proses ini dilakukan berulang sampai pada maksimum *epoch*.

3.7.2 Gambaran Skenario Pengujian Metode *LSTM*

Pada pengujian ini dilakukan hanya fase *forward* saja. Dimana menggunakan bobot yang sudah didapat pada proses *training* sebelumnya.

Berikut gambaran skenario Propagasi maju (*forward*) dengan menerapkan data pada table 4 (data *testing*) :

1. Input Layer
2. Inisialisasi bobot $W_t(\text{Baru})$ yang didapat dari proses training sebelumnya.

Tabel 31 Data sample testing

Urutan (t)	bias	x^t (fitur Close)
1	1	0,0161616
2	1	0,0262626
3	1	0,0222222
4	1	0,0242424
5	1	?

- Didapat bobot $W_t(\text{Baru})$ dari proses sebelumnya, yaitu proses *training* :

Tabel 32 Bobot baru $W_t(\text{baru})$

W^f	-0,025	0,0133	0,1844
W^i	0,85789	-0,37837	0,0795
$W^{\check{c}}$	-0,212	-0,084	0,251
W^o	0,828	0,9090	-0,5937

5. Persiapan block input (z_t)

- Penggabungan data sample tranpose dengan *block output* (h^{t-1}) dengan menggunakan persamaan (2.13)

Tabel 33 Penggabungan data sample tranpose dengan *block output* (h^{t-1})

t	I^1	I^2	I^3	I^4
b	1	1	1	1
$x^{t=1}$	0,0161	0,0262	0,022	0,0242
h^{t-1}	0,0000	-0,012	-0,019	-0,022

h^{t-1} sama dengan 0 dikarenakan hasil *block output* dari proses hidden layer sebelumnya (h^{t-1}) belum ada, dan untuk (h^{2-1}) adalah hasil block output dari proses hidden layer urutan sebelumnya dan seterusnya.

- Perkalian antara I^t dengan bobot W^f , W^i , $W^{\check{c}}$, W^o dengan menggunakan persamaan (2.15)

Tabel 34 Block input untuk proses ke *hidden layer* $t = 1$

z_t	z_1	z_2	z_2	z_3	z_4
z_t^f	-0,0245	-0,0265	-0,027	-0,0284	-0,0245
z_t^i	0,8518	0,847	0,85	0,847	0,852
$z_t^{\check{c}_1}$	-0,2135	-0,217	-0,219	-0,22	-0,2135
z_t^o	0,843	0,86	0,859	0,8633	0,843

Setelah didapat block input (z_1) urutan pertama ($t=1$), block input ini akan menuju ke *hidden layer* terus menerus sampai t ke urutan 5. Gambaran *hidden layer* dapat dilihat di gambar 11 (Arsitektur LSTM forward Penjabaran dari Hidden Layer LSTM

6. Hidden layer

Langkah 1 Gerbang lupa (*forget gate*):

$$f_t = \sigma(z_t^f) \dots\dots\dots(2.3)$$

$$f_1 = \sigma(-0,0245) = 0,446825469$$

f_1, f_2, \dots, f_4 melakukan proses sama sesuai dengan rumus diatas.

Tabel 35 Hasil proses Gerbang lupa (f_t)

	f_1	f_2	f_3	f_4
f_t	0,4468	0,446	0,445	0,4453

Langkah 2 Gerbang pembuatan vector baru (*input gate*):

$$\bullet \quad i_t = \sigma(z_t^i) \dots\dots\dots(2.6)$$

$$i_1 = \sigma(0,8518) = 0,700937789$$

i_1, i_2, \dots, i_4 melakukan proses sama sesuai dengan persamaan diatas.

Tabel 36 Hasil proses lapisan gerbang input (i_t)

	i_1	i_2	i_3	i_4
i_t	0,7009	0,69	0,7	0,69

$$4 \quad \check{c}_t = \tanh(z_t^{\check{c}}) \dots\dots\dots(2.8)$$

$$\check{c}_1 = \tanh(-0,2135) = -0,024458074$$

$\check{c}_1, \check{c}_2, \dots, \check{c}_4$ melakukan proses sama sesuai dengan persamaan diatas.

Tabel 37 Hasil proses lapisan *tanh candidate gate*

	\check{c}_1	\check{c}_2	\check{c}_3	\check{c}_4	\check{c}_5
\check{c}_t	-0,02445	-0,23666	-0,25633	0,269314	-0,2435

Gerbang pembuatan vektor baru = $i_t * \check{c}_t$

Langkah 3 Keadaan penghubung (*state cell*) :

$$C_t = f_t * c_{t-1} + i_t * \check{c}_t \dots\dots\dots(2.9)$$

$$C_1 = (0,4468 * 0) + (0,701 * -0,2401) = -0,017143588$$

C_1, C_2, \dots, C_4 melakukan proses sama sesuai dengan persamaan diatas.

Tabel 38 Hasil proses Keadaan penghubung (*state cell*)

	C_1	C_2	C_3	C_4
C_t	-0,0171	-0,0265	-0,278	-0,028

Langkah 4 Gerbang output (*output gate*) :

$$o_t = \sigma(z_t^o) \dots\dots\dots (2.11)$$

$$o_1 = \sigma(0,843) = 0,699093763$$

o_1, o_2, \dots, o_4 melakukan proses sama sesuai dengan persamaan diatas.

Tabel 39 Hasil proses Gerbang output (*output gate*)

	o_1	o_2	o_3	o_4
o_t	0,699	0,7025	0,7025	0,70335

Langkah 5 Block output

$$h_t = o_t \cdot \tanh(c_t) \dots\dots\dots (2.12)$$

C_t : didapat dari table 13

$$h_1 = 0,699 * \tanh(-0,0171) = -0,011983802$$

h_1, h_2, \dots, h_4 melakukan proses sama sesuai dengan persamaan diatas.

Tabel 40 hasil proses Block output (h_t)

	h_1	h_2	h_3	h_4
h_t	-0,0198	-0,0184	-0,022	-0,0237

Fase Propagasi maju (forward) hasil dari Block output (h_t) sama dengan hasil urutan berikutnya (prediksi) dari proses Block output (h_{t-1}).
Jadi h_1, h_2, \dots, h_t sama dengan $\hat{y}_{1+1}, \hat{y}_{2+1}, \dots, \hat{y}_{t+1}$.

7. Denormalisasi (menjadikan hasil prediksi)

$$x_i = f(x) * x_{max} + x_{min} \dots\dots\dots (2.41)$$

$$h_4 = -0,0237$$

$$h_4 = f(x)$$

$$x_i = -0,0237 * 12375 + 12000$$

$$x_i = 11706,59$$

Jadi hasil prediksi hari ke lima dari proses prediksi (\hat{y}_5) diatas adalah 11706,59 .

8. Setelah itu akan dilakukan perbandingan antara data sebenarnya dengan data hasil prediksi, sehingga dapat dihitung *error*.

y_i dapat dilihat di table 5

$$E = y_5 - \hat{y}_5$$

$$E = 12000 - 11706,59$$

$$E = 293,41$$

Pada Gambaran Skenario Metode LSTM ini hanya memakai 10 data, data training 5 dan data testing 5 dan menghasilkan 1 output prediksi.

3.8 Skenario Uji Coba dan Evaluasi

Tahap ini akan dilakukan uji coba Pada penelitian 1500 data yang dibagi menjadi 3 bagian dengan cara *Multiple Train-Test Split*, yang dibagi menjadi 3.

Tabel 41 Uji coba dengan pembagian data

Ujicoba	Trainig	Testing
1	250 DATA	250 DATA
2	500 DATA	500 DATA
3	1000 DATA	500 DATA

3.9 Pembuatan Laporan

Setelah semua proses selesai maka selanjutnya penulisan laporan Tugas Akhir sesuai dengan sistematika penulisan laporan Tugas Akhir Jurusan Teknik Informatika Universitas Trunojoyo Madura.

Tabel 42. Tabel Perkiraan Jadwal

NO	Kegiatan	Bulan																			
		I		II				III				IV				V					
		3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4		
1	Persiapan																				
2	Pengumpulan data																				
3	Analisa Kebutuhan Sistem																				
4	Perancangan Sistem																				
5	Implementasi Sistem																				
6	Uji coba Sistem																				
7	Penyusunan laporan Tugas Akhir																				

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Santoso and S. Hansun, “Prediksi IHSG dengan Backpropagation Neural Network,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 3, no. 2, pp. 313–318, 2019, doi: 10.29207/resti.v3i2.887.
- [2] A. Wanto and A. P. Windarto, “Analisis Prediksi Indeks Harga Konsumen Berdasarkan Kelompok Kesehatan Dengan Menggunakan Metode Backpropagation,” *J. Penelit. Tek. Inform. Sink.*, vol. 2, no. 2, pp. 37–43, 2017.
- [3] D. Karmiani, R. Kazi, A. Nambisan, A. Shah, and V. Kamble, “Comparison of Predictive Algorithms: Backpropagation, SVM, LSTM and Kalman Filter for Stock Market,” *Proc. - 2019 Amity Int. Conf. Artif. Intell. AICAI 2019*, pp. 228–234, 2019, doi: 10.1109/AICAI.2019.8701258.
- [4] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, “Long Short-Term Memory,” *Neural Comput.*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997, doi: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.
- [5] A. Arfan, “Prediksi Harga Saham Di Indonesia Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory,” vol. 3, 2019.
- [6] R. Maulana and D. Kumalasari, “Analisis Dan Perbandingan Algoritma Data Mining Dalam Prediksi Harga Saham GGRM,” *J. Inform. Kaputama*, vol. 3, no. 1, pp. 22–28, 2019.
- [7] L. Wiranda, M. Sadikin, J. T. Informatika, and F. I. Komputer, “PENERAPAN LONG SHORT TERM MEMORY PADA DATA TIME SERIES UNTUK MEMPREDIKSI PENJUALAN PRODUK PT . METISKA FARMA,” vol. 8, pp. 184–196, 2019.
- [8] P. J. Werbos, “Backpropagation Through Time: What It Does and How to Do It,” *Proc. IEEE*, vol. 78, no. 10, pp. 1550–1560, 1990, doi: 10.1109/5.58337.
- [9] S. Øyen, “Forecasting Multivariate Time Series Data Using Neural Networks,” *Nor. Univ. Sci. Technol. Dep. Eng. Cybern.*, no. June, 2018, doi: 10.1080/13540602.2012.629837.

- [10] C. Paper, W. Setiawan, and U. Trunojoyo, "Feedforward Network Dengan," no. October, 2016, doi: 10.13140/2.1.3467.5525.
- [11] A. Ghosh, S. Bose, G. Maji, N. Debnath, and S. Sen, "Stock Price Prediction Using LSTM on Indian Share Market," vol. 63, pp. 101–90, 2019, doi: 10.29007/qgcz.
- [12] U. Islam, N. Imam, and B. Padang, "FORECASTING SAHAM SYARIAH DENGAN," 2019.
- [13] R. Yunitarini, P. Studi, T. Informatika, F. Teknik, and U. Trunojoyo, "IMPLEMENTASI METODE BACKPROPAGATION," vol. 1, no. 1, pp. 5–13, 2014.
- [14] Mallya, A. (2017, January 24). <http://arunmallya.github.io/writeups/nn/lstm/index.html#/>. (A. Mallya, Ed.) Retrieved from <http://arunmallya.github.io>: <http://arunmallya.github.io/writeups/nn/lstm/index.html#/>