

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 Dwitva 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 bisa membaca pergerakan perubahan harga saham. Untuk baru memulai didunia investasi saham resiko kerugian 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 secara otomatis dengan 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 terendah, harga tertinggi, harga buka, dan harga tutup. Diharapkan dengan metode *Long-Short Term Memory (LSTM)* bisa memberikan performa terbaik.

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

DAFTAR ISI

LEMBAR PERSETUJUAN PROPOSAL	i
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
1.2.3 Pertanyaan Penelitian	2
1.3 Tujuan dan Manfaat	2
1.3.1 Tujuan Penelitian	2
1.3.2 Manfaat Penelitian	3
1.4 Batasan-batasan	3
1.5 Sistematika Proposal	3
BAB II KAJIAN PUSTAKA	4
2.1 Saham	4
2.1.1 Pengertian Saham	4
2.1.2 Saham PT Semen Indonesia (Persero) Tbk (SMGR)	4
2.2 Long Shot Term Memory	5
2.2.1 Feedforward	10
2.2.2 Backpropagation Through Time (BPTT)	11
2.2.3 Memperbarui Bobot	14
2.4 Penelitian Terkait	17
BAB III METODE USULAN	19
3.1 Perancangan sistem	19
3.1.1 Racncangan Arsitektur Sistem	19
3.2 Analisa Kebutuhan	20
3.2.1 Kebutuhan <i>Hardware</i>	20
3.2.2 Kebutuhan <i>Software</i>	20
3.3 Analisa Input	21
3.4 Analisa Proses	21
3.5 Analisa Output	21

3.6 Flowchart System Penerapan Metode LSTM	22
3.6.1 Flowchart Tahap Pelatihan LSTM.....	22
3.6.2 Flowchart Tahap Pengujian LSTM.....	23
3.7 Uji Coba dan Evaluasi.....	23
3.8 Pembuatan Laporan Tugas Akhir.....	23
3.9 Perkiraan jadwal.....	24
Table 2. Tabel Perkiraan Jadwal	24
DAFTAR PUSTAKA	25

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. Arsitektur pada RNN.....	5
Gambar 2. Memori pada RNN	5
Gambar 3. Memori pada LSTM.....	6
Gambar 4. Forward LSTM.....	11
Gambar 5. Backward LSTM	15
Gambar 6. Diagram IPO Arsitektur Sistem	19
Gambar 7. Flowchart pelatihan LSTM	22
Gambar 8. Flowchart pengujian LSTM	23

DAFTAR TABEL

Table 1. Tabel Penelitian Terkait	17
Table 2. Tabel Perkiraan Jadwal	24

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, sampai lansia bisa membeli ataupun 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 telah 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 & Schmidhuber (1997) [4]. RNN memiliki kekurangan yaitu dapat dilihat pada inputan memiliki rentang informasi yang sangat besar sehingga ketika h memerlukan informasi yang relevan maka RNN tidak dapat untuk belajar menghubungkan informasi karena memori lama yang tersimpan akan semakin tidak berguna dengan seiringnya waktu berjalan karena tertimpa atau 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 pada setiap masukannya dengan menggunakan memory cells dan gate units [5].

Penelitian ini akan menerapkan metode LSTM (*Long-Short Term Memory*) dikarenakan diberbagai penelitian mendapatkan hasil yang baik dalam proses prediksi. Pada kali ini metode LSTM di lakukan penelitian dengan objek harga penutupan PT Semen Indonesia (Persero) Tbk, Sebagai tujuan utama yaitu prediksi harga penutupan dalam jangka waktu 5 hari berikutnya.

1.2 Perumusan Masalah

1.2.1 Permasalahan

Permasalahan yang sering terjadi dalam sistem prediksi ialah keterbatasan data faktor yang mempengaruhi kinerja saham saat ini dan juga keakuratan dalam memprediksi suatu saham tertentu.

1.2.2 Metode Usulan

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

1.2.3 Pertanyaan Penelitian

1. Bearpa akurasi tingkat error yang dihasilkan dalam memprediksi harga saham PT Semen Indonesia (Persero) Tbk?
2. Berapa akurasi yang dihasilkan dalam metode LSTM (*Long Short Term memory*) dalam memprediksi Harga saham PT Semen Indonesia (Persero) Tbk?

1.3 Tujuan dan Manfaat

1.3.1 Tujuan Penelitian

1. Mengetahui tingkat error yang dihasilkan dalam memprediksi Harga saham PT Semen Indonesia (Persero) Tbk dengan metode LSTM (*Long-Short Term memory*)
2. Mengetahui akurasi yang dihasilkan metode LSTM (*Long-Short Term memory*) dalam memprediksi harga saham PT Semen Indonesia (Persero) Tbk

1.3.2 Manfaat Penelitian

1. Peneliti mengetahui akurasi dari metode *LSTM (Long-Short Term memory)* untuk sistem prediksi.
2. Peneliti dapat mengetahui kualitas prediksi antara metode *LSTM (Long-Short Term memory)*.

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/>) deisertakannya API 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.
3. Metode yang digunakan LSTM (*Long-Short Term Memory*)
4. Data saham tidak mempertimbangkan hari libur.
5. Data yang dipakai 1499 data, dari tanggal (09/01/2014) sampai (08/01/2020)

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.

REFERENSI

Berisi tentang daftar jurnal-jurnal atau referensi yang dijadikan acuan dalam penelitian ini.

BAB II KAJIAN PUSTAKA

2.1 Saham

2.1.1 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].

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

Pada tanggal 17 Mei 1991 PT Semen Gresik Tbk mendapat 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.

2.1.3 Harga Penutupan

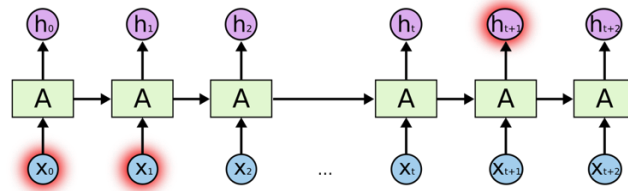
Harga Penutupan (*Closing Price*) adalah harga yang muncul saat bursa tutup, harga pasar saham yang saat itu sedang berlaku akan menjadi harga penutupan untuk hari itu. Harga penutupan saham hari itu juga akan menjadi acuan harga pembukaan untuk keesokan harinya.

2.1.4 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 Long Shot Term Memory

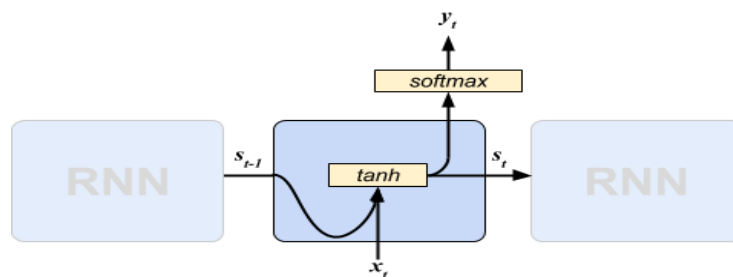
Long Short Term Memory Networks (LSTM) merupakan salah satu jenis dari Recurrent Neural Network (RNN). LSTM diajukan oleh Sepp Hochreiter dan Jürgen Schmidhuber pada tahun 1997. LSTM didesain untuk menghindari masalah *long term dependency* yang ada pada RNN pada umumnya (Grave, 2014).



Gambar 1 . Arsitektur pada RNN

Recurrent neural network (RNN) tidak dapat belajar menghubungkan informasi jika dalam pembelajarannya memiliki langkah atau data yang terlalu banyak, karena menyebabkan penyimpanan lama yang tersimpan akan semakin tidak berguna dengan seiringnya waktu berjalan karena tertimpa atau tergantikan dengan memori baru, permasalahan ini ditemukan oleh Bengio, et al. (1994). Berbeda dengan RNN, Long Short Term Memory (LSTM) tidak memiliki kekurangan tersebut 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

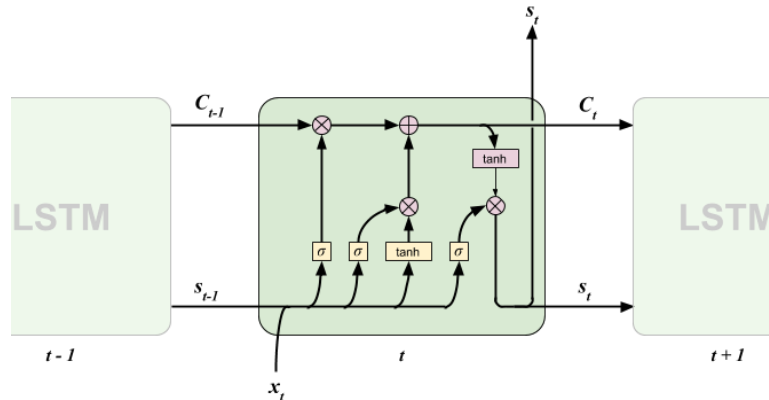


Gambar 2 . Memori pada RNN

$$st = \tanh(U \cdot xt + W \cdot st - 1) \quad (1)$$

$$\hat{y}t = \text{softmax}(V \cdot st) \quad (2)$$

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)* sama 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 :

- **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 untuk diproses dengan fungsi tanh bersamaan dengan data masukan sekarang. Arsitektur RNN dapat dilihat diatas pada *Gambar 2* dan rumus pada persamaan (1) dan (2).

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

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.

$$z_t^f = W^f \cdot \begin{bmatrix} x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix}$$

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

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]

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

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

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

$$z_t^{\check{}} = W^{\check{}} \cdot \begin{bmatrix} x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix}$$

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

Dari proses perkalian dari kedua hasil tersebut menghasilkan vector baru dan disimpan di memory cell untuk 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* penghubung sebelumnya (C^{t-1}) diproses dengan rumus [7] :

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

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.

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

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

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

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

- **Output Layer**

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

Secara umum langkah utama dari modul *Long Short Term Memory (LSTM)* adalah pengambilan *input*, kemudian ke *hidden layer* yang berproses berulang didalamnya dan akhirnya ke *output layer*. Setiap literasi dalam *Long Short Term Memory (LSTM)* dilakukan dengan dua arah yaitu *Forward* (tahap maju) dan *Backward* (tahap mundur). Berikut langkah-langkah pelatihannya adalah :

Langkah 0 :

- a. Persiapkan data normalisasi
- b. Inisialisasi dimensi *input* dan *output* (x_t, h_t)

- c. Tetapkan Epochs (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) (1)
- e. Tetapkan maksimum target error dan learning rate
- f. Tetapkan panjang simpul (*sequence length*)

Langkah 1 :

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

$$I^t = \begin{bmatrix} x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix} \quad (\text{Mallya, 2017})$$

I_t : Hasil penggabungan *input*

h^{t-1} : Hasil output sebelumnya

x_t : Input data yang akan diolah

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

$$W_t = \begin{bmatrix} w^f & U^f \\ w^i & U^i \\ w^c & U^c \\ w^o & U^o \end{bmatrix} \quad (1)$$

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)

$$z_t = \left(W_z \cdot \begin{bmatrix} x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix} \right) \quad (\text{Mallya, 2017})$$

$$z_t = \begin{bmatrix} W^f \cdot \begin{bmatrix} x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix} \\ W^i \cdot \begin{bmatrix} x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix} \\ W^{\check{c}} \cdot \begin{bmatrix} x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix} \\ W^o \cdot \begin{bmatrix} x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix} \end{bmatrix} \quad \Rightarrow \quad \begin{aligned} z_t^f &= \text{Baris 1} \\ z_t^i &= \text{Baris 2} \\ z_t^{\check{c}} &= \text{Baris 3} \\ z_t^o &= \text{Baris 4} \end{aligned}$$

Keterangan :

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

W_t : Bobot (weight) yang menghubungkan input layer

2.2.1 Feedforward

Langkah 2 :

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

$$f_t = \sigma(z_t^f + b_f) \quad (\text{Mallya, 2017})$$

Keterangan :

f_t : Hasil perhitungan gerbang lupa (*forget gate*)

z_t^f : *Input forget gate*

Z_i : Nilai *input* dari *hidden output*

b_f : Bias

σ : Logistic sigmoid

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

- $i_t = \sigma(z_t^i + b_i)$ (Mallya, 2017)

- $\check{c}_t = \tanh(z_t^{\check{c}} + b_{\check{c}_t})$ (Mallya, 2017)

Keterangan :

i_t : Hasil perhitungan gerbang *input* (*input gate*)

\check{c}_t : Hasil perhitungan gerbang (*candidate gate*)

tanh : Fungsi tanh digunakan membuat vector baru

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

$$c_t = f_t * c_{t-1} + i_t * \check{c}_t \quad (\text{Mallya, 2017})$$

Keterangan :

c_t : Hasil perhitungan keadaan *penghubung* (*connecting state*)

c_{t-1} : Keadaan penghubung sebelumnya

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

$$o_t = \sigma(z_t^o + b_o) \quad (\text{Mallya, 2017})$$

Keterangan :

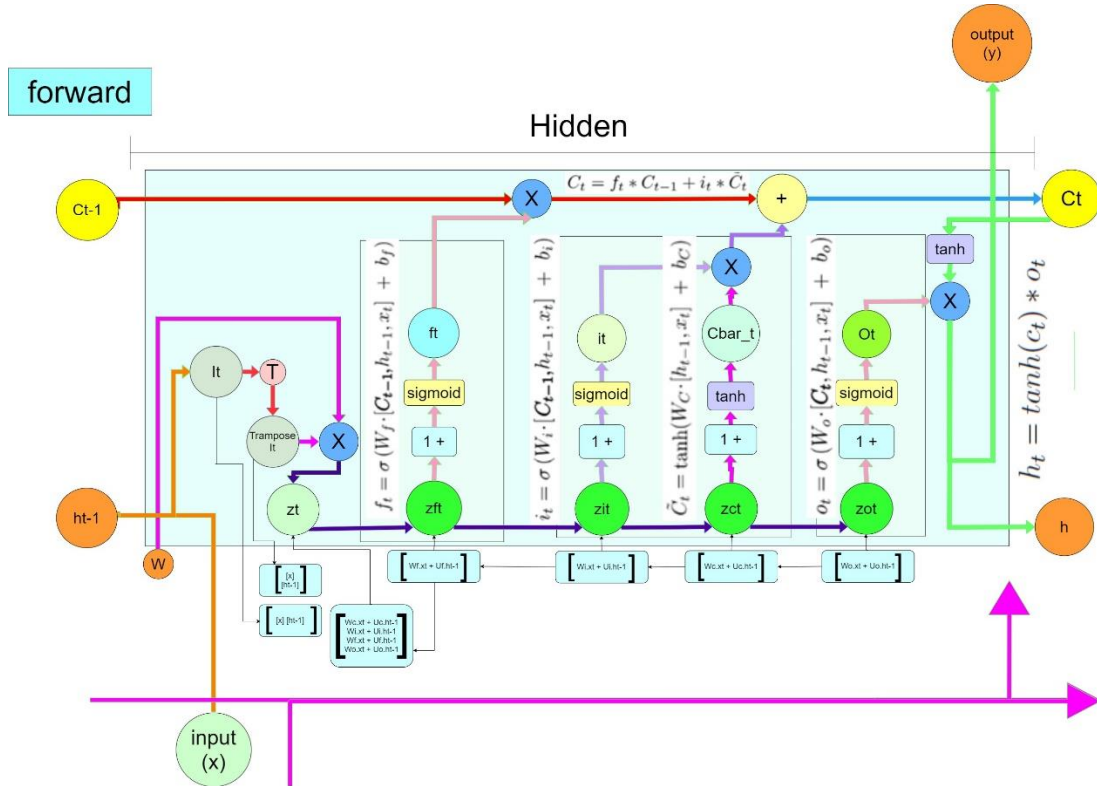
o_t : Hasil perhitungan gerbang *output* (*output gate*)

e. *Hidden state*

$$h_t = o_t \cdot \tanh(c_t) \quad (\text{Mallya, 2017})$$

Keterangan :

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



Gambar 4 Forward LSTM

2.2.2 Backpropagation Through Time (BPTT)

Langkah 3 :

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

a. Hitung informasi error gerbang output δo^t :

$$\delta o^t = \delta h^t \odot \tanh(c^t) \quad (\text{Mallya, 2017})$$

Keterangan :

δo^t : Menghitung informasi error gerbang output

δh^t : Informasi error output

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

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

$$\delta c^t += \delta h^t \odot o^t \odot (1 - \tanh^2(c^t)) \quad (\text{Mallya, 2017})$$

Keterangan :

δc^t : Menghitung informasi error 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 error gerbang input (*input gate*) δi^t :

$$\delta i^t = \delta c^t \odot a^t \quad (\text{Mallya, 2017})$$

Keterangan :

δi^t : Menghitung informasi error *input gate*

δc^t : Informasi error keadaan penghubung

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

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

$$\delta a^t = \delta c^t \odot i^t \quad (\text{Mallya, 2017})$$

Keterangan :

δa^t : Informasi error *input gate*

δc^t : Informasi error Keadaan penghubung

i^t : *input gate*

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

$$\delta f^t = \delta c^t \odot c^{t-1} \quad (\text{Mallya, 2017})$$

Keterangan :

δf^t : Informasi error *forget gate*

δc^t : Informasi error Keadaan penghubung

c^{t-1} : Keadaan penghubung sebelumnya

- d. Hitung informasi error Keadaan penghubung sebelumnya

$$\delta c^{t-1} = \delta c^t \odot f^t \quad (\text{Mallya, 2017})$$

Keterangan :

δc^{t-1} : Informasi error Keadaan penghubung sebelumnya

δc^t : Informasi error Keadaan penghubung

f^t : Gerbang *forget gate*

Langkah 5 :

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

$\delta a^t, \delta i^t, \delta f^t, \delta o^t$ dan ditemukan δz^t

- a. Hitung error *candidate (candidate gate)* :

$$\delta z \hat{a}^t = \delta a^t \odot (1 - \tanh^2(\hat{a}^t)) \quad (\text{Mallya, 2017})$$

- b. Hitung error *candidate input (input gate)*:

$$\delta z \hat{i}^t = \delta i^t \odot i^t \odot (1 - i^t) \quad (\text{Mallya, 2017})$$

- c. Hitung error *candidate forget (forget gate)* :

$$\delta z \hat{f}^t = \delta f^t \odot f^t \odot (1 - f^t) \quad (\text{Mallya, 2017})$$

- d. Hitung error *candidate output (output gate)* :

$$\delta z \hat{o}^t = \delta o^t \odot o^t \odot (1 - o^t) \quad (\text{Mallya, 2017})$$


- 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 :

$$\text{Dari forward : } z_t = \begin{bmatrix} W^f \cdot \begin{bmatrix} x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix} \\ W^i \cdot \begin{bmatrix} x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix} \\ W^{\check{c}} \cdot \begin{bmatrix} x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix} \\ W^o \cdot \begin{bmatrix} x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix} \end{bmatrix} \quad \longrightarrow \quad \begin{aligned} z_t^f &= \text{Baris 1} \\ z_t^i &= \text{Baris 2} \\ z_t^{\check{c}} &= \text{Baris 3} \\ z_t^o &= \text{Baris 4} \end{aligned}$$

Ke backward : $\delta z^{t^T} = [\delta z \hat{a}^t, \delta z \hat{i}^t, \delta z \hat{f}^t, \delta z \hat{o}^t]^T$ (Mallya, 2017)

$\delta z \hat{a}^t$	$\delta z \hat{i}^t$	$\delta z \hat{f}^t$	$\delta z \hat{o}^t$
			
$\delta W^c \cdot \begin{bmatrix} x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix}$	$\delta W^i \cdot \begin{bmatrix} x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix}$	$\delta W^f \cdot \begin{bmatrix} x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix}$	$\delta W^o \cdot \begin{bmatrix} x^t \\ h^{t-1} \end{bmatrix}$

2.2.3 Mencari Bobot dari proses backpropagation per simpul (sequence)

Langkah 6 :

Dari tahap Forward Pass: $z^t = W \times I^t$ diberikan δz^t dari langkah sebelumnya dan dicari δW^t dan δh^{t-1}

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

$$\delta z^t = \begin{bmatrix} \delta z \hat{a}^t \\ \delta z \hat{i}^t \\ \delta z \hat{f}^t \\ \delta z \hat{o}^t \end{bmatrix}$$

$$\delta I^t = \delta z^t \cdot W^{tT}$$

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

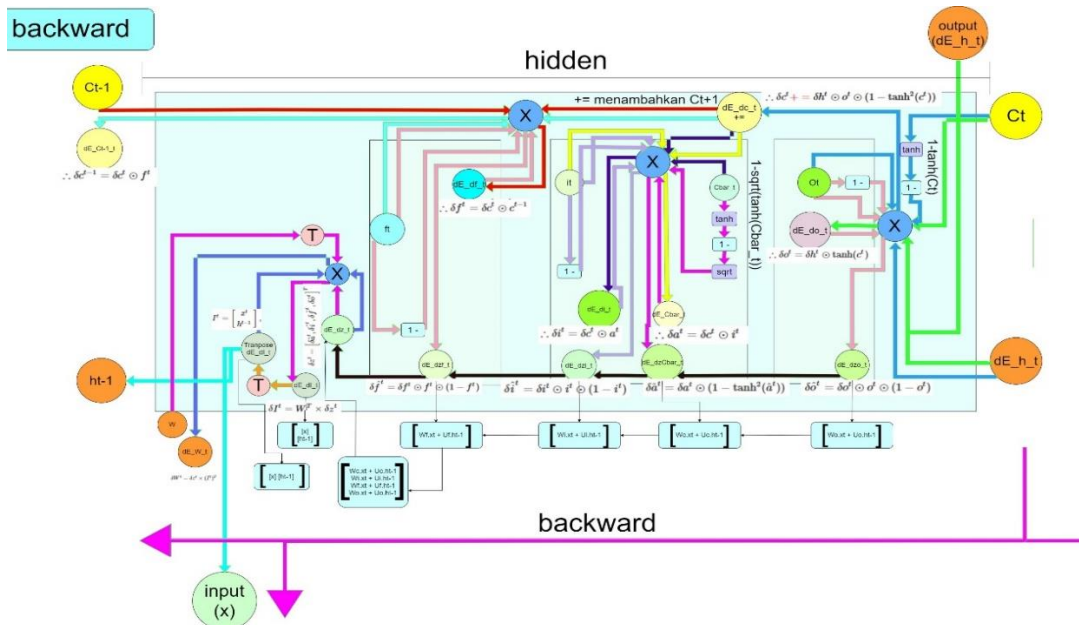
- b. Tahap $\delta I^t = \begin{bmatrix} W^c \cdot \delta z \hat{a}^t \\ W^i \cdot \delta z \hat{i}^t \\ W^f \cdot \delta z \hat{f}^t \\ W^o \cdot \delta z \hat{o}^t \end{bmatrix}$ untuk menghitung δh^{t-1}

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

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

$$\delta W^t = \delta z^t \cdot I^{tT}$$

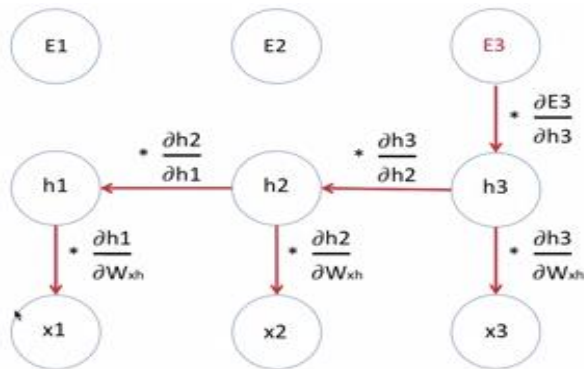
$$\delta W^t = \begin{bmatrix} W^c \cdot \delta z \hat{a}^t \\ W^i \cdot \delta z \hat{i}^t \\ W^f \cdot \delta z \hat{f}^t \\ W^o \cdot \delta z \hat{o}^t \end{bmatrix} \cdot [W^c \cdot \delta z \hat{a}^t, W^i \cdot \delta z \hat{i}^t, W^f \cdot \delta z \hat{f}^t, W^o \cdot \delta z \hat{o}^t]$$



Gambar 5 Backward LSTM

d. Menghitung Derivatif

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



Gambar 6 Ilustrasi mendapatkan error tiap simpul.

$$\delta W^t = \frac{\partial E}{\partial W}$$

$$\frac{\partial E}{\partial W} = \frac{\partial E1}{\partial W} + \frac{\partial E2}{\partial W} + \frac{\partial E3}{\partial W}$$

$$\frac{\partial E3}{\partial W} = \frac{\partial E3}{\partial h3} * \frac{\partial h3}{\partial W_{xh}} + \frac{\partial E3}{\partial h3} * \frac{\partial h3}{\partial h2} * \frac{\partial h2}{\partial W_{xh}} + \frac{\partial E3}{\partial h3} * \frac{\partial h3}{\partial h2} * \frac{\partial h2}{\partial h1} * \frac{\partial h1}{\partial W_{xh}}$$

Keterangan :

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

2.2.4 Optimasi untuk pelatihan jaringan dengan stochastic gradient descent (SGD)

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 rumus :

$$\delta W^t = \frac{\partial E}{\partial W}$$

$$W_t(\text{Baru}) = W_t(\text{Lama}) - \text{learning_rate} * \delta W^t \quad .[8]$$

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]

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

Langkah 8 : Hitung total *error*

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

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

Keterangan :

MSE : Merupakan total *error*

y_i : Merupakan target *output* ke-i

ŷ_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 penelitan 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 [7]	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	Relevansi penelitian Tugas Akhir dengan paper yaitu sama-sama Menggunakan <i>LSTM</i>	Paper : 1. Melakukan prediksi saham Index JII Tugas Akhir : 1. Melakukan prediksi saham PT Semen Indonesia (persero) Tbk

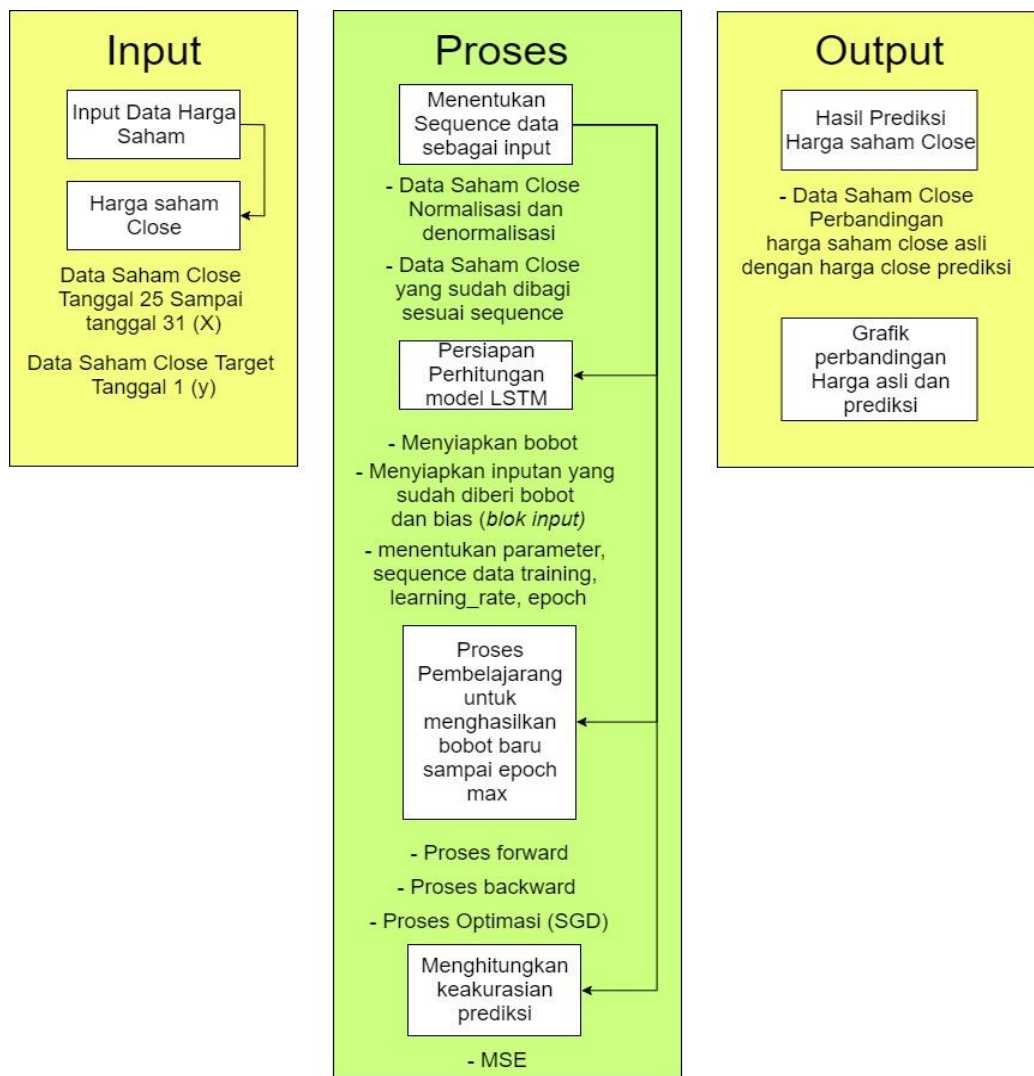
Berdasarkan penelitian diatas yang berjudul *Comparison of Predictive Algorithms: Backpropagation, SVM, LSTM and Kalman Filter for Stock Market* menyimpulkan bahwa prediksi saham menggunakan LSTM lebih baik dari backpropagation, dan SVM, penelitian yang berjudul *Stock Price Prediction Using LSTM on 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 baik.

BAB III METODE USULAN

3.1 Perancangan sistem

3.1.1 Racncangan Arsitektur Sistem

Arsitektur ini adalah perancangan menggunakan diagram I-P-O. Adapun rancangan sistem yang mendeskripsikan alur sistem dari awal hingga akhir adalah sebagai berikut :



Gambar 7 Diagram IPO Arsitektur Sistem

Rancangan sistem menjelaskan proses berjalannya program. Pertama-tama 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. Text Editor : Visual studio code

3.3 Analisa Input

Inputan 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 1499 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 diubah menjadi *supervised learning*
 - Pengamatan ditransformasikan ke skala spesifik:
- b. Pengembangan Model:
 - LSTM adalah jenis Jaringan Syaraf Berulang (RNN).
 - Inisialisasi simpul (*sequence*) :
 - Forward Propagation
 - Backpropagation kesalahan
 - Train Network
- c. Prediksi harga saham.

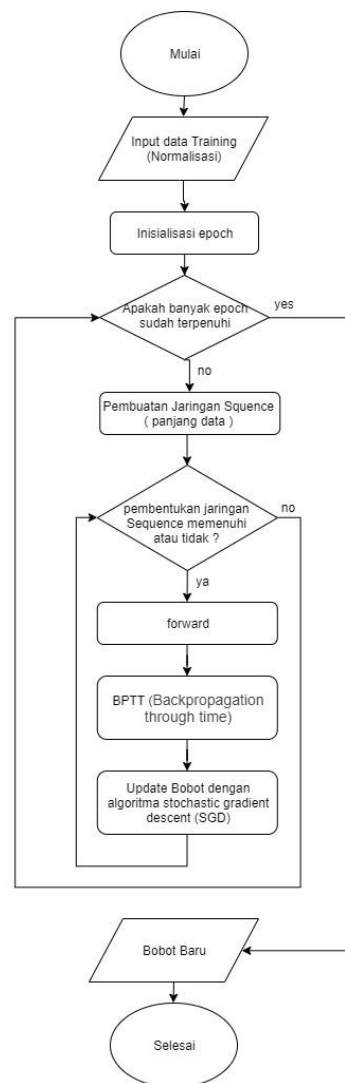
3.5 Analisa Output

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

3.6 Flowchart System Penerapan Metode LSTM

3.6.1 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.

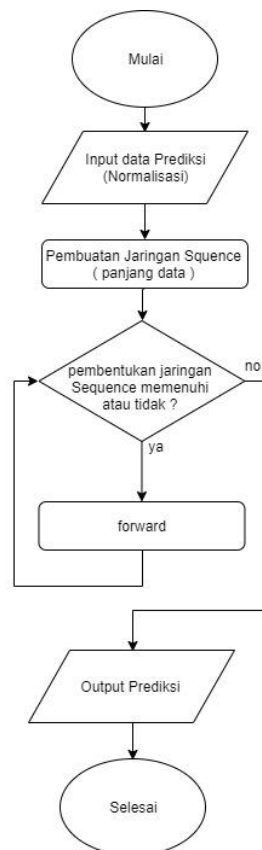


Gambar 8 Flowchart pelatihan LSTM

Pelatihan ini menggunakan dua looping yaitu looping pertama digunakan seberapa banyak pelatihan dalam setiap simpul (*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)

3.6.2 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 9 Flowchart pengujian LSTM

3.7 Uji Coba dan Evaluasi

Tahap ini akan dilakukan uji coba terhadap sistem yang telah selesai yang nantinya terdapat masukan baik kekurangan maupun kesalahan sehingga akan dilakukan evaluasi atau perbaikan terhadap sistem agar hasil yang diperoleh sesuai dengan yang diharapkan.

3.8 Pembuatan Laporan Tugas Akhir

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

3.9 Perkiraan jadwal

Table 2. 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.
- [12] 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#/>