

Prediksi Perubahan Kondisi *Uptrend* dan *Downtrend* Pada Pasar Saham Dengan Menggunakan Model Artificial Neural Network (ANN)

Prediction of Changes in Uptrend and Downtrend Conditions Stock Market Using Artificial Neural Network Model (ANN)

1st Brigita Tenggehi
Fakultas Informatika
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
brigitatenggehi@students.telkomuniversity.ac.id

2nd Irma Palupi
Fakultas Informatika
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
irmapalupi@telkomuniversity.ac.id

3rd Erwin Budi Setiawan
Fakultas Informatika
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
erwinbudisetiawan@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Prediksi adalah sebuah proses untuk memperkirakan sesuatu secara sistematis dan memperkecil adanya kesalahan dimana hasilnya merupakan yang paling mungkin terjadi di masa depan berdasarkan informasi masa lalu dan masa sekarang. Masalah yang diangkat pada penelitian ini adalah Perubahan Kondisi harga naik (*uptrend*) dan harga turun (*downtrend*) pada Pasar Saham. Penelitian bertujuan untuk memprediksi Kondisi harga naik (*uptrend*) dan harga turun (*downtrend*) Pasar Saham Indonesia yang dipengaruhi oleh Pasar Saham Global. Prediksi dilakukan dengan menggunakan data saham dari 8 Data Harga Saham dari beberapa negara di dunia yaitu Indonesia (^JKSE), Kuala Lumpur (^KLSE), Singapura (^STI), China (000001.SS), Hong Kong (^HSI), Korea (^KS11), Jepang (^N225), dan United States (^DJI). Model yang digunakan adalah *Artificial Neural Network* (ANN) dimana model ini akan memprediksi harga naik dan harga turun berdasarkan data *close* dari Pasar Saham Indonesia (^JKSE). Hasil pengujian dari model yang dibangun memberikan nilai Train Accuracy tertinggi yaitu model ANN-05 dengan hasil yang ditampilkan adalah 76.74%. Model dengan nilai Test Accuracy tertinggi yaitu model dari ANN-01 dengan hasil 71.55% dengan menggunakan Node Hidden Layer 16,32,64 dan 128.

Kata Kunci : Prediksi, Pasar Saham, *Artificial Neural Network* (ANN).

Abstract

Prediction is a process for systematically estimating something and minimizing errors where the result is the most likely to occur in the future based on past and present information. The problem raised in this study is the change in the condition of prices rising (uptrend) and prices falling (downtrend) in the Stock Market. This study aims to predict the condition of rising prices (uptrend) and prices down (downtrend) Indonesian Stock Market which is influenced by the Global Stock Market. Predictions are made using stock data from 8 Stock Price Data from several countries in the world, namely Indonesia (^JKSE), Kuala Lumpur (^KLSE), Singapore (^STI), China (000001.SS), Hong Kong (^HSI), Korea (^KS11), Japan (^N225), and United States (^DJI). The model used is the Artificial Neural Network (ANN) where this model will predict prices to rise and prices to fall based on close data from the Indonesian Stock Market (^JKSE). The model with the highest Test Accuracy value is the model from ANN-01 with 71.55% results using Node Hidden Layer 16,32,64 and 128.

Keywords : Prediction, Stock Market, *Artificial Neural Network* (ANN).

I. PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Pasar saham adalah tempat bertemunya parainvestor untuk transaksi jual beli saham perusahaan publik baik melalui bursa maupun di luar bursa. Kegiatan ini tidak lepas dari pengawasan pemerintah. Kita dapat melihat salah satu acuan berjalannya kegiatan ini pada Undang-Undang Nomor 8 Tahun 1995 tentang Pasar Modal yang menjelaskan segala aturan dan ketentuan tentang aktivitas di pasar modal.

Saham merupakan media berinvestasi yang potensi keuntungan dan kerugiannya lebih besar daripada media investasi lainnya. Pada dunia investasi pergerakan pada harga bergantung pada penawaran yang terjadi dan mengakibatkan harga berubah dengan cepat. Beberapa aspek yang mempengaruhi perubahan antara lain peristiwa politik, berita pasar, laporan laba dan adanya perilaku perdagangan yang menyimpang.

Prediksi saham menggunakan model *Artificial Neural Network* (ANN) merupakan cara efisien karena mampu menghasilkan data akurasi lebih baik dengan data yang dikumpulkan sebanyak mungkin. Model *Artificial Neural Network* ini akan melakukan penghitungan saham dan menentukan kondisi nilai saham yang naik atau kondisi nilai saham yang turun. Proses menganalisis saham menggunakan analisis teknikal dimana memanfaatkan data harga saham di masa lalu untuk memperkirakan harga saham di masa yang akan datang.

Penelitian ini tentang prediksi dan analisis dari keadaan ekonomi Indonesia terhadap pasar saham yang presentasikan dari kondisi *uptrend* dan *downtrend* data saham gabungan berdasarkan pola pergerakan pasar saham global.

B. Topik dan Batasannya

Penelitian ini akan membahas tentang perubahan kondisi *uptrend* dan *downtrend* dari kondisi IHSG Indonesia yang dipengaruhi oleh data-data saham global seperti Kuala Lumpur CI, Strait Times, Shanghai Stock Exchange, Hang Seng, KOSPI, Nikkei, dan Dow Jones dengan menggunakan model *Artificial Neural Network* (ANN). Model ANN akan bekerja membangun model prediksi IHSG Indonesia dan dipresentasikan dengan pola *uptrend* dan *downtrend*. Adapun Batasan masalah dari penelitian ini adalah berfokus pada fitur data saham gabungan global dan data harga saham Indonesia.

C. Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah memprediksi kondisi *uptrend* dan *downtrend* pasar saham Indonesia dengan menggunakan fitur pergerakan pasar saham global yang sudah ditentukan dengan model *Artificial Neural Network* (ANN).

Hasil implementasi prediksi *uptrend* dan *downtrend* dari model ANN tersebut akan dianalisis.

D. Organisasi Tulisan

Pada bagian selanjutnya akan ada bab 2 mengenai Studi Terkait dari penelitian dimana menjelaskan landasan teori uang berhubungan dengan penelitian. Selanjutnya bab 3 akan membahas Sistem yang Dibangun untuk penelitian ini. Diakhiri dengan Evaluasi dari sistem yang dibangun serta Kesimpulan dari pelaksanaan penelitian.

II. KAJIAN TEORI

A. Penelitian Sebelumnya

Penelitian sebelumnya [2], peneliti memprediksi gerak indeks harga saham menggunakan ANN dengan ruang lingkup data yang digunakan dengan rentang waktu 4 tahun dan menggunakan indikator teknikal serta pembatasan 1 hidden layer. Bagian dari fungsi aktivasinya peneliti menggunakan *Tangen Transfer Sigmoid* sebagai hidden neuron dan *Logistic Sigmoid* untuk output neuron. Peneliti juga menggunakan fungsi kernel SVM Polynomial dan pengukuran performansi dari sistem sendiri hanya menghitung akurasi. Menghasilkan nilai akurasi SVM sebagai unggulan dengan akurasi tertinggi sebesar 56,405% dan nilai ANN sebesar 56,40498% dengan data masukan berupa analisis teknikal saham dengan periode waktu tiga hari.

Pada penelitian sebelumnya juga [14], peneliti memprediksi pergerakan IHSG dengan menggunakan algoritma *Neural Network* dan membandingkannya dengan algoritma dari *linear regression* mengeluarkan nilai paling baik yaitu pengujian algoritma *Neural Network* dengan *windowing* sebesar 37,786 dan tidak menggunakan *windowing* sebesar 13,597 dan untuk pengujian dengan menggunakan algoritma *linear regression* yang menggunakan *windowing* yaitu sebesar 35,026 dan tanpa menggunakan *windowing* sebesar 12,657.

Untuk penelitian [14] dengan menggunakan data historis *closed price* dari Indeks Harga Saham Gabungan Indonesia dengan periode 10 tahun terakhir. Peneliti menggunakan Fungsi aktivasi Step Function Binary, Signum Function Binary, Sigmoid Function Binary, Hyperbolic Tangent Binary, dan Linear function. Menghasilkan akurasi MSE 1818.93 dengan MAPE 0.163%.

B. Indeks Harga Saham Gabungan

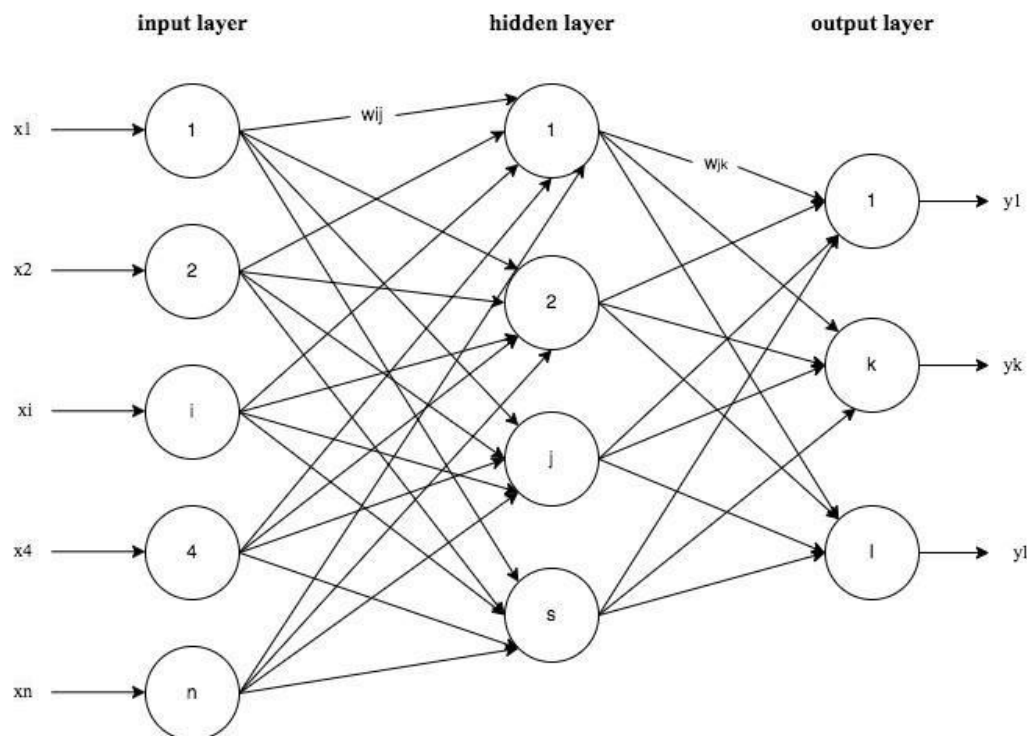
Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) merupakan nilai yang digunakan untuk mengukur kinerja gabungan seluruh saham (perusahaan/emiten) yang tercatat di Bursa Efek Indonesia (BEI). Dengan adanya indeks, kita dapat mengetahui trend pergerakan harga saham saat ini apakah sedang naik,

stabil atau menurun. Pergerakan indeks menjadi indikator penting bagi para investor untuk menentukan apakah mereka akan menjual, menahan atau membeli suatu atau beberapa saham.[1]

C. Artificial Neural Network (ANN)

Artificial Neural Network (ANN) yang dikenal dengan Jaringan Saraf Tiruan adalah rekayasa

pengetahuan pada kecerdasan buatan atau Teknik pengolahan informasi yang cara kerjanya seperti sistem saraf biologis khususnya pada sel otak manusia. Otak yang memiliki sel saraf merupakan unit dasar dari proses informasi. Unit ini disebut dengan neuron dimana saling terhubung dan bekerja sama menyelesaikan sebuah masalah seperti masalah klasifikasi atau prediksi.



Gambar 1 Arsitektur Multi Layer Perceptron (MLP)

Multi Layer Perceptron (MLP) merupakan salah satu model dari ANN yang akan digunakan pada penelitian ini. MLP dipilih karena bisa memprediksi dengan hasil akurasi yang baik. Algoritma yang digunakan untuk melakukan pelatihan pada model ini yaitu algoritma *backpropagation*. Cara kerja algoritma ini melewati dua tahap yaitu : perambatan maju dan perambatan mundur. Perambatan maju dihitung dengan memasukkan masukan nilai v . Dalam perhitungannya, nilai v adalah hasil setiap nilai x dan dikalikan dengan w . Untuk nilai x adalah nilai vector pada masukan sedangkan w adalah nilai bobot vektor. Nilai dari v diaktivasi untuk menghasilkan sinyal keluaran dengan menggunakan fungsi aktivasi.[2] ReLU dipakai untuk fungsi aktivasi neuron pada hidden layer dengan formula

$$y = \max(y, 0)$$

Aktivasi yang digunakan pada penelitian ini juga dengan fungsi aktivasi Softmax berguna bagi output layer.

$$y = \frac{e^y}{\sum_j e^y}$$

Langkah perambatan maju dan bertemu di sinyal error yang kemudian akan dirambatkan balik dari kanan ke kiri.

Sinyal error di neuron keluaran k pada epoch dirumuskan pada persamaan 2.3.1.

$$e_k(p) = y_{dk}(p) - y_k(p) \quad (2.3.1)$$

Pada rumus persamaan ke 1, $y_{dk}(p)$ adalah nilai keluaran yang merupakan target untuk neuron k , sedangkan $y_k(p)$ merupakan keluaran aktual yang didapatkan dari neuron k pada layer keluaran. Dari sinyal *error* yang didapat harus dihitung nilai keseluruhan dengan menggunakan metode *Mean Square Error* (MSE). MSE digunakan sebagai

performansi dari proses *training* ANN. Persamaan MSE terdapat pada persamaan 2.3.2.

$$MSE = \frac{1}{2} \sum (e_k(p))^2 \quad (2.3.2)$$

Setelah didapatkan sinyal error dari persamaan 2.3.2, dilakukan propagasi balik. Sinyal balik di semua neuron didalam *layer* langsung diisi oleh nilai keluaran aktual, maka prosedur untuk memperbarui bobot w_{jk} menggunakan persamaan 2.3.3.

$$w_{jk}(p+1) = w_{jk}(p) + \Delta w_{jk}(p) \quad (2.3.3)$$

dikalikan dengan nilai *error* di setiap bagian *layer* neuron.

$$\delta_k = \frac{\delta v_k(p)}{\delta v_k(p)} e^{-k \times (p)} \quad (2.3.5)$$

Untuk persamaan 2.3.5, neuron k memiliki sebuah keluaran yaitu $y_k(p)$ di iterasi p , dan untuk $v_k(p)$ adalah nilai akumulasi dari sinyal masuk terbobot

Untuk *Hidden layer*, dilakukan hitungan nilai koreksi bobot yang diimplementasikan pada persamaan yang ke 2.3.7.

$$\Delta w_{ij}(p) = n \times y_i(p) \times \delta_{j(p)} \quad (2.3.7)$$

$\delta_{j(p)}$ digunakan untuk representasikan *gradient error* pada neuron j pada *Hidden layer* yang dipakai untuk aktivasi *Rectified Linear Unit* (ReLU) dimana diturunkan terhadap $v_j(p)$, sehingga jika berdasarkan persamaan 2.3.5 yang digunakan untuk neuron j , *gradient error* yang didapatkan dituliskan pada persamaan 2.3.8.

$$\delta_{j(p)} = \frac{1}{2} \times (1 - y_i(p))^2 \times \sum_{k=1}^l \delta_{k(p)} \cdot w_{jk}(p) \quad (2.3.8)$$

persamaan 2.3.8, l adalah jumlah neuron di *layer* keluaran. Lalu untuk bobot pada neuron *Hidden layer* diperbarui dengan menggunakan persamaan 2.3.9.

Pada persamaan 2.3.3, $\Delta w_{jk}(p)$ adalah koreksi bobot dalam MLP yang bisa dihitung dengan persamaan 2.3.4.

$$\Delta w_{jk}(p) = n \times y_i(p) \times \delta_k(p) \quad (2.3.4)$$

Pada persamaan 2.3.4, n adalah learning rate, untuk $\delta_k(p)$ adalah nilai *gradient error* yang terletak pada neuron k pada *layer* keluaran iterasi ke- p . Untuk nilai *gradient error* yang dapat dapat ditentukan dari turunan fungsi aktivasi terhadap nilai v yang

yang masuk ke dalam neuron k pada iterasi yang sama.

Di *layer* keluaran digunakan fungsi dari aktivasi *Softmax* sehingga fungsi aktivitas *Rectified Linear Unit* (ReLU) diturunkan terhadap $v_k(p)$. *Gradient error* dituliskan pada persamaan 2.3.6.

$$\delta_k = y_k(p) \times (1 - y_k(p)) \times e_k(p) \quad (2.3.6)$$

$$w_{ij}(p+1) = w_{ij} + \Delta w_{ij}(p) \quad (2.3.9)$$

Setelah propagasi balik selesai, dilakukan perambatan maju menggunakan nilai w yang telah dikoreksi dan melakukan proses pengulangan hingga batas iterasi atau *epoch* yang ditentukan.

D. Analisis Teknis Saham

Di dalam investasi saham analisis teknikal didasari oleh data histori mempengaruhi harga saham sekarang dan yang akan datang. Pola sederhana mengikuti pola puncak dan lembah efektif dalam mengidentifikasi pergerakan saham. Analisis ini bersifat jangka pendek karena hanya mengandalkan data harga histori sebagai pedomannya. Asumsi yang mendasari analisis teknikal adalah bahwa harga saham berkembang dengan keteraturan tertentu, membentuk pola harga dan volume yang andal dan dapat diprediksi yang mengungkapkan psikologi pasar yang dapat digunakan untuk menentukan pergeseran penawaran dan permintaan.[3] 10 indikator parameter teknis dapat dilihat pada Tabel 110 indikator teknis saham :

Tabel 1 10 indikator teknis saham

Indikator	Formula
Simple Moving Average	$\frac{C_t + C_{t-1} + \dots + C_{t-9}}{n}$
Weighted Moving Average	$\frac{C_{10} + C_{t-1} + \dots + C_{t-9}}{n + (n - 1) + \dots + 1}$
Momentum	$C_t + C_{t-9}$
Stochastik K%	$\frac{C_t - LL_{t-(n-1)}}{HH_{t-(n-1)} - LL_{t-(n-1)}} \times 100$
Stochastic D%	$\frac{\sum_{i=0}^{n-1} K_{t-1}}{10} \%$
Relative Strength Index (RSI)	$100 - \frac{100}{1 + \frac{\sum_{i=0}^{n-1} UP_{t-1/n}}{\sum_{i=0}^{n-1} DW_{t-1/n}}}$
Moving Average Convergence Divergence	$MACD(n)_{t-1} + \frac{1}{n+1} \times (DIFF_t - MACD(n)_{t-1})$
Larry William's R%	$\frac{H_n - C_t}{H_n - L_n} \times 100$
A/D (Accumulation/Distribution) Oscillator	$\frac{H_t - C_{t-1}}{H_t - L_t}$
CCI (Commodity Channel Index)	$\frac{M_t - SM_t}{0.015D_t}$

C_t adalah inisial dari *Closing price*, L_t merupakan inisial dari *Low price* dalam waktu t dan sudah jelas bahwa waktu inisialnya adalah t . L_n adalah harga paling terendah dalam n hari kebelakang. H_t merupakan harga tertinggi pada waktu t , H_n adalah harga tertinggi dalam n hari kebelakang. $DIFF_t = EMA(12)_t - EMA(26)_t$ EMA adalah *Exponential Moving Average*. LL_t dan HH_t adalah *Lowest Low* dan *Highest High* pada tiap t terakhir.

$$M_t = \frac{H_t - L_t + C_t}{3}, SM_t = \frac{\sum_{i=1}^n M_{t-i+1}}{n}, D_t = \frac{\sum_{i=1}^n |M_{t-1+i} - SM_t|}{n}$$

UP_t adalah perubahan harga naik dan DW_t adalah perubahan harga turun.

Moving Average atau dikenal dengan MA adalah metode dari analisis teknikal. *Moving Average* sendiri merupakan garis yang merupakan hasil perhitungan harga sebelum hari ini dimana cara kerjanya yaitu menghitung pergerakan harga rata-rata dari saham

dalam rentang waktu yang ditentukan. *Moving Average* yang kita gunakan yaitu *Simple Moving Average*, *Weighted Moving Average*. Untuk momentum adalah pengukur kecepatan perubahan harga dibanding harga actual. *Stochastic K%* dan *Stochastic D%* disini sebagai pemberi sinyal *buy* dan *sell*. Untuk posisi RSI sebagai determinan kekuatan dari harga sekarang yang dibandingkan dengan harga hari sebelumnya. *Moving Average Convergence Divergence* bekerja sebagai pemberi informasi adanya perubahan harga pada saham. *Accumulation/Distribution Oscillator* fungsinya sebagai konfirmasi pergerakan harga dan signal pengembalian harga. CCI adalah penentu sinyal *buy* dan *sell* dan mengidentifikasi *overbought* dan *oversold area*.

E. Perhitungan uptrend dan downtrend pada pergerakan saham

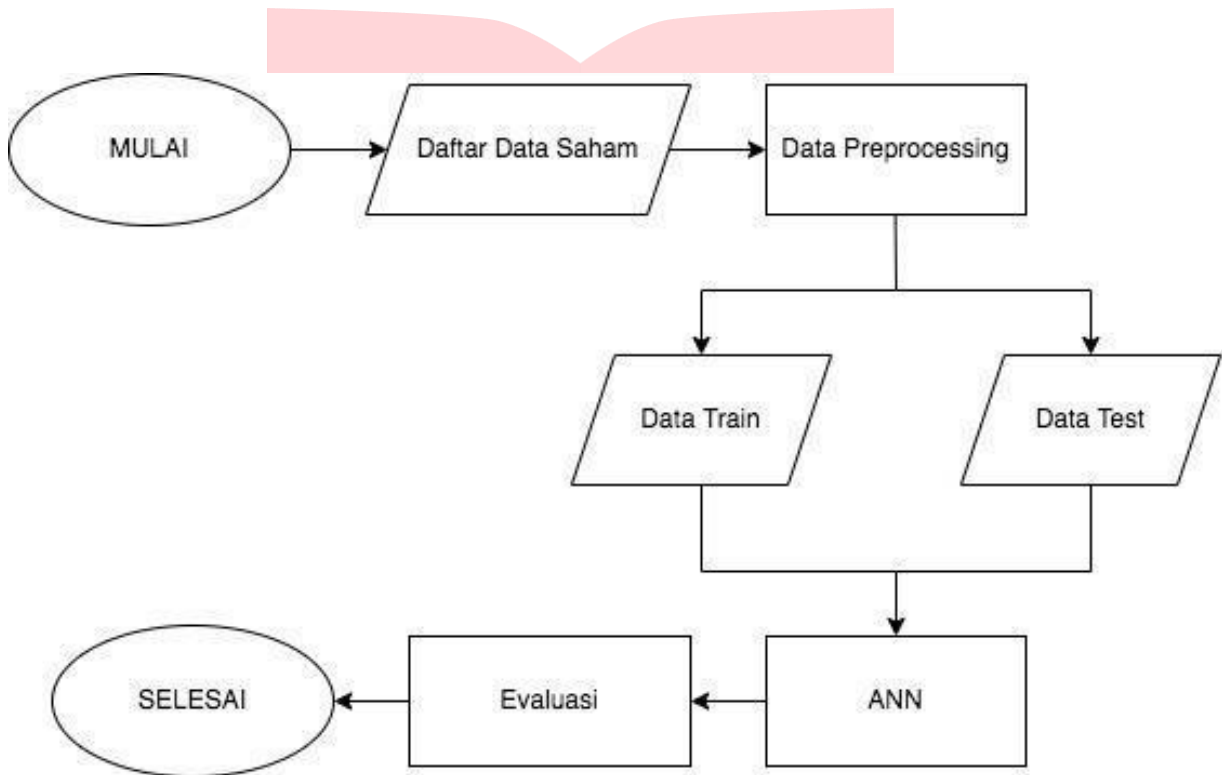
Perhitungan pergerakan saham untuk menentukan *uptrend* dan *downtrend* menggunakan analisis regresi linear sederhana. Analisis regresi

bertujuan mencari tahu pengaruh dari suatu variable terhadap variable lainnya. Hasil yang diinginkan dari analisis ini yaitu :

$$trend = \begin{cases} uptrend, & \text{if } x > eps \\ downtrend, & \text{if } x < -eps \\ notrend, & \text{otherwise} \end{cases}$$

F. Sistem yang Dibangun
a. Alur Sistem

Rancangan dari system yang akan dibangun pada penelitian ini adalah model prediksi pada kondisi *uptrend* dan *downtrend* IHSG menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN). Berikut merupakan Diagram alur dari sistem yang akan dibangun.



Gambar 2 Diagram Alur

G. Daftar Data Saham

Data saham yang digunakan adalah data saham harian dari 8 negara yang salah satunya adalah data saham dari Indonesia yaitu Jakarta Composite Index (^JKSE).Tabel 2 Daftar Data Saham adalah daftar data saham yang dipakai pada penelitian:

Table 2 Daftar Data Saham

Jakarta Composite Index (^JKSE)	Hang Seng Index (^HSI)
Kuala Lumpur CI (^KLSE)	KOSPI (^KS11)
Strait Times (^STI)	Nikkei225 (^N225)
Shanghai Stock Exchange (000001.SS)	Dow Jones (^DJI)

i. Data Preprocessing

Data preprocessing menggunakan program dengan bahasa pemrograman Python, dengan library pandas, library numpy. Data preprocessing yang dilakukan adalah interpolasi data, analisis data, analisis teknis.

1. Interpolasi Data

Interpolasi data merupakan proses pengisian data kosong dimana awalnya mengecek seluruh data saham yang kosong lalu melakukan interpolasi data yang diperoleh dari data 4 hari sebelumnya dan hasil interpolasinya dimasukkan ke dalam data kosong yang sudah di cek sebelumnya. Interpolasi yang digunakan adalah regresi linear. Interpolasi data ini bertujuan untuk memberikan nilai pada data saham yang kosong dimana nantinya akan digunakan untuk pemodelan penelitian.

Tabel 3 Interpolasi Data

Tanggal	Data Saham sebelum Interpolasi Data	Data Saham sesudah Interpolasi Data
10 Januari 2011	NaN	10462.417236
25 Desember 2020	NaN	30140.414551

2. Analisis Data

Analisis data pada penelitian ini yaitu menganalisis secara *regresi linear* untuk target data harian close data saham (^JKSE) dimana prosesnya adalah membagi seluruh data harian close menjadi data mingguan. data tersebut diolah dengan membandingkan nilai antara data mingguan dan epsilon yang ditentukan lalu akan menghasilkan 3 kelas yaitu *uptrend*, *downtrend*, dan *sideways* dari data saham (^JKSE) yang disimpan pada list '*target_trend*' dan menyimpan nilai harga data mingguan saham (^JKSE) pada list '*target_val*'.

Tabel 4 Analisis Data

Kelas	Jumlah Data
-1	811
0	690
1	1095

3. Analisis Teknis

Analisis teknikal pada data Close dari 8 data saham yang digunakan yaitu dengan 10 indikator yaitu *Simple Moving Average*, *Weighted Moving Average*, *Momentum*, *Stochastic K%*, *Stochastic D%*, *Relative Strength Index (RSI)*, *Moving Average Convergence Divergence*, *Larry William's R%*, *A/D (Accumulation/Distribution) Oscillator*, *CCI (Commodity Channel Index)*. Dan dilanjutkan dengan melakukan *drop* pada bagian data kosong dari hasil analisis teknis dengan hasil seperti Tabel 5 Hasil Analisis Teknis.

Tabel 5 Hasil Analisis Teknis

Kelas	Jumlah Data
-1	806
0	688
1	1093

ii. ANN

Masuk ke bagian pemodelan dengan *Artificial Neural Network* (ANN) sebelumnya dilakukan pembagian data dahulu untuk data *train* (latih) dan data *test* (uji) dengan keterangan data X merupakan data dari 10 analisis teknis dan data Y adalah ‘target_trend’ dari indeks (Δ JKSE). Dilanjutkan dengan proses *train_test_split* data dengan informasi pembagian data 30% data uji dan 70% data latih. Pembagian data berguna untuk menghindari *overfitting* dengan ide lebih banyaknya data pelatihan akan membentuk model yang lebih baik kedepannya. Bagian 3.1.3.1 akan menjelaskan proses ANN dari data latih dan 3.1.3.2 akan menjelaskan proses ANN dari data uji.

1. Data training (latih) :

Gambar 3 Diagram Alur Data training (latih)

2. Data test (uji) :

Gambar 4 Diagram Alur Data test (uji)

iii. Evaluasi

Proses evaluasi menggunakan bahasa pemrograman Python dengan *library* sklearn metrics. Evaluasi menghasilkan nilai berupa *Train Accuracy*, dan *Test Accuracy* dari 5 Model skenario ANN.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Skenario pengujian dari Model yang dibangun yaitu 5 Model skenario dengan nama ANN-01, ANN-02, ANN-03, ANN-04 dan ANN-05. Setiap skenario memiliki *learning rate*, dan mode data *shuffle* yang berbeda. Untuk model sendiri berbentuk Sequential.

Bagian inputan layer memiliki 2587 node dan 80 *feature*. *Hidden layer* dari penelitian ini yaitu 16 node, 32 node, 64 node dan 128 node dengan aktivasi ReLU serta 3 node untuk *output layer* beserta Softmax sebagai aktivasiannya. *Optimizer* dari penelitian ini adalah SGD.

Bagian inputan layer memiliki 2587 node dan 80 *feature*. *Hidden layer* dari penelitian ini yaitu 16 node, 32 node, 64 node dan 128 node dengan aktivasi ReLU serta 3 node untuk *output layer* beserta Softmax sebagai aktivasiannya. *Optimizer* dari penelitian ini adalah SGD.

Tabel 6 Skenario Pengujian ANN

Model ANN	Skenario Model ANN		
	<i>Shuffle</i>	<i>Learning Rate</i>	Node <i>Hidden Layer</i>
ANN-01	X	0.001	16,32,64,128
ANN-02	X	0.005	16,32,64,128
ANN-03	O	0.001	16,32,64,128
ANN-04	O	0.005	16,32,64,128
ANN-05	O	0.01	16,32,64,128

Tabel 7 Hasil Pengujian

Model ANN	<i>Train Accuracy</i>	<i>Test Accuracy</i>
ANN-01	71.93%	71.55%
ANN-02	76.57%	69.24%
ANN-03	72.09%	70.39%

ANN-04	74.41%	67.82%
ANN-05	76.74%	67.95%

Kesimpulan bahwa nilai *Train Accuracy* tertinggi dengan hasil 76.74% adalah model ANN-05. Sedangkan untuk *Test Accuracy* tertinggi adalah model ANN-01 dengan presentase 71.55%.

Dari semua hasil pengujian dapat diketahui jika *shuffle*, *learning rate* berpengaruh bagi nilai akurasi pada pemodelan ANN yang dibangun.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian setelah dilakukan pengujian dan analisis hasil, maka dapat ditarik kesimpulan jika :

1. Model dengan nilai *Train Accuracy* tertinggi yaitu model ANN-05 dengan hasil yang ditampilkan adalah 76.74%. Model dengan nilai *Test Accuracy* tertinggi yaitu model dari ANN-01 dengan hasil 71.55%.
2. Penggunaan *shuffle* pada data mempengaruhi hasil, tanpa adanya *shuffle* untuk model ANN-01 dengan *Learning Rate* 0.001 menampilkan nilai *Train Accuracy* sebesar 71.93% dan *Test Accuracy* sebesar 71.55%, sedangkan model ANN-02 dengan *Learning Rate* 0.005 menampilkan hasil *Train Accuracy* 76.57% dan *Test Accuracy* 69.24%. Saat digunakan *shuffle* pada model ANN-03 dengan *Learning Rate* 0.001 menampilkan nilai *Train Accuracy* 72.09% dan *Test Accuracy* 70.39% sedangkan model ANN-04 dengan *Learning Rate* 0.005 menampilkan nilai *Train Accuracy* 74.41% dan *Test Accuracy* 67.82%.
3. Nilai dari *Learning Rate* juga ikut berpengaruh pada hasil akurasi. Untuk nilai *Learning Rate* 0.001 pada model ANN-01 menampilkan hasil *Train Accuracy* 71.93% dan *Test Accuracy* 71.55%, pada *Learning Rate* ANN-02 dengan hasil *Train Accuracy* 76.57% dan *Test Accuracy* 69.24%, dan pada *Learning Rate* ANN-05 dengan hasil *Train Accuracy* 76.74% dan *Test Accuracy* 67.95%.

REFERENSI

[1] V. S. Dewi, ANALISIS FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI PERGERAKAN INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN

(IHSG) DI BURSA EFEK INDONESIA (BEI) TAHUN 2012-2014, 2016.

- [2] F. Nuraini, Jondri and T. A. Budi, Prediksi Pergerakan Indeks Harga Saham Menggunakan Artificial Neural Network dan Support Vector Machine, Bandung: Universitas Telkom, 2016.
- [3] J. I. Larsen, "Predicting Stock Prices Using Technical Analysis and Machine Learning," p. 19, 2010.
- [4] M. Qiu and Y. Song, "Predicting the Direction of Stock Market Index Movement Using an Optimized Artificial Neural Network Model," *PLoS ONE*, 2016.
- [5] R. Siregar and Y. Zuhdi, "Prediksi Gerak Nilai Saham BMRI.JK dengan Metode Artificial Neural Network," Palembang, Fakultas Ilmu Komputer UNSRI, 2018, pp. 237-241.
- [6] F. R. Setiawan, "Prediksi Pergerakan Harga Saham dengan Metode Support Vector Machine (SVM) Menggunakan Trend Deterministic Data Preparation," Bandung, Universitas Telkom, 2018, pp. 8356-8372.
- [7] Y. Umaidah, Penerapan Algoritma Artificial Neural Network Dalam Prediksi Harga Saham LQ45 PT. Bank Rakyat Indonesia, Tbk, Bekasi: STMIK Bani Saleh, 2018, pp. 57-64.
- [8] M. Y. Habibi and E. Riksakomara, "Peramalan Harga Garam Konsumsi Menggunakan Artificial Neural Network Feedforward-Backpropagation (Studi Kasus : PT. Garam Mas, Rembang, Jawa Tengah)," *Jurnal Teknik ITS*, vol. VI, pp. A306-A310, 2017.
- [9] F. N. Sasmita, D. Saepudin and A. Aditsania, "Pembentukan Portofolio Saham Melalui Proses Clustering Kurva Harga Saham Hasil Cubic-Spline," vol. 6, pp. 9859-9866, 2019.
- [10] R. M. I. Kusuma, T.-T. Ho and W.-C. Kao, 26 February 2019. [Online]. Available:

- <https://arxiv.org/pdf/1903.12258.pdf>.
[Accessed 14 October 2020].
- [11 Hartoyo, "Hartoyo's Blog," March 2011.
] [Online]. Available:
<http://hartoyo.staff.ipb.ac.id/files/2011/03/Chapter-11-Konsep-Dasar-Investasi.pdf>.
[Accessed 17 November 2020].
- [12 A. Indradinata, I. B. R. Suardana and G. S.
] Darma, "Faktor Penentu Naik-Turunnya Harga Saham di Bursa Efek Indonesia," *Jurnal Manajemen dan Bisnis*, vol. XVI, p. 19, 2019.
- [13 A.C. Purnomo and E.Riksakomara,"Permalan
] Indeks Harga Saham Gabungan Indonesia Dengan Menggunakan Metode Artificial Neural Network Algoritma Backpropagation.
- [14 I. Halimi and W.A. Kusuma, "Prediksi Indeks
] Harga Saham Gabungan (IHSG) Menggunakan Algoritma Neural Network," *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika*, vol. 4, p. 24,2018

