

# Perbandingan Penggunaan Algoritma Machine Learning pada Prediksi Tren Pergerakan Harga Saham Netflix

*by* John Doe

---

**Submission date:** 09-Jun-2021 02:51PM (UTC+0700)

**Submission ID:** 1603330393

**File name:** Jurnal\_Automata\_-\_17523229\_-\_revisi4\_-\_no\_name.pdf (917.26K)

**Word count:** 3343

**Character count:** 21080

# Perbandingan Penggunaan Algoritma *Machine Learning* pada Prediksi Tren Pergerakan Harga Saham Netflix

**Abstract**—Salah satu instrumen finansial yang cukup dikenal dan digandrungi oleh masyarakat adalah saham, karena mampu memberikan keuntungan yang besar. Selama pandemi Covid-19 pertumbuhan investor saham di Indonesia mencapai 27% dalam waktu satu tahun. Namun untuk bisa mendapatkan keuntungan investor harus mampu melihat tren harga saham yang sedang terjadi untuk dapat memaksimalkan keuntungan. Penelitian ini bertujuan mencoba memprediksi tren pergerakan harga saham menggunakan pendekatan algoritma *deep learning*. Algoritma yang digunakan akan dibandingkan satu sama lain untuk mengetahui algoritma mana yang efektif untuk memproses data saham. Algoritma yang akan dibandingkan adalah *Linear Regression*, *Decision Tree Regression* serta *Long Short Term Memory* (LSTM). Data yang akan digunakan adalah data saham Netflix, Inc (NFLX) yang merupakan saham dari bursa saham NASDAQ. Didapatkan hasil bahwa model LSTM mempunyai nilai RMSE 10.834, *Linear Regression* dengan nilai RMSE 11.906 dan *Decision Tree Regression* dengan nilai RMSE 36.679. Kesimpulan yang dapat diambil adalah performa algoritma LSTM yang khusus dikembangkan untuk memproses data *time series* dapat mengungguli kedua algoritma lainnya.

**Keywords**—saham, prediksi harga saham, algoritma, *deep learning*

## I. PENDAHULUAN

Akses informasi yang semakin mudah membuka jalan dunia finansial kian dikenal luas oleh masyarakat. Salah satu instrumen finansial yang populer di tengah masyarakat adalah pasar modal, terkhusus lagi adalah saham. Data yang dikeluarkan oleh Bursa Efek Indonesia (BEI) tercatat hingga Maret 2021 pertumbuhan investor mencapai 27% dalam kurun waktu 1 tahun terakhir [1]. Pertumbuhan tersebut merupakan salah satu dampak positif dari pandemi Covid-19, ditambah dengan banyak hadirnya aplikasi-aplikasi broker saham yang mempermudah masyarakat untuk melakukan investasi pada pasar saham untuk menyimpan ataupun melipatgandakan aset mereka.

Menurut Bursa Efek Indonesia (BEI), tanda penyertaan modal suatu badan usaha dalam sebuah perusahaan ataupun perseroan terbatas dapat disebut sebagai saham. Dengan penyertaan modal tersebut, maka pihak tersebut memiliki klaim atas pendapatan perusahaan. Tanda penyertaan tersebut nantinya dapat diperjualbelikan seiring fluktuasi harganya [2].

Namun, pergerakan harga saham sendiri sangatlah *volatile*, sehingga para investor haruslah memahami dengan baik informasi tentang saham perusahaan yang ingin dibeli. Pergerakan harga tersebut dapat dipengaruhi oleh kondisi perusahaan, ekonomi negara dimana perusahaan tersebut berada, sentimen pasar terhadap saham tersebut, serta berbagai faktor lainnya. Selain itu investor harus memahami hukum permintaan serta penawaran, memahami hal tersebut dapat membantu investor untuk menentukan prediksi tren pergerakan harga saham [3]. Dengan mengetahui tren pergerakan harga saham investor dapat memanfaatkannya untuk meraup keuntungan dan dapat meminimalisir kerugian.

Teknologi yang bisa dimanfaatkan untuk memprediksi tren pergerakan harga saham adalah menggunakan pendekatan *artificial intelligence* terkhusus *deep learning*. *Deep learning* sendiri merupakan turunan dari *machine learning* yang mana merupakan bagian dari cabang ilmu *artificial intelligence*. Konsep dari *machine learning* adalah mencoba meniru bagaimana cara otak manusia bekerja. Mesin dilatih menggunakan algoritma tertentu untuk belajar dari data-data yang kompleks secara terus-menerus dan berulang-ulang, sehingga mesin dapat mendapatkan informasi ataupun pola dari data-data tersebut [4]. Informasi tersebut nantinya akan dimanfaatkan untuk mengetahui pola pada data di masa depan untuk berbagai kebutuhan, salah satunya adalah pemanfaatannya adalah prediksi.

Dalam pemanfaatan, data yang digunakan pada model *deep learning* sangatlah beragam. Algoritma-algoritma yang diterapkan pada model juga harus disesuaikan dengan datanya. Data saham sendiri bertipe *time series* yang mana memiliki keterikatan dengan data sebelumnya. Maka hasil dari prediksi akan digunakan memperbaharui data yang digunakan untuk melakukan pembelajaran. Maka dari itu terdapat keterkaitan antar data baru dan sebelumnya [4]. Pengolahan data dengan karakteristik tersebut dikenal dengan *Recurrent Neural Network* (RNN). RNN dirancang untuk mengolah data *time series* dengan memanfaatkan memori untuk menyimpan data yang telah diolah sebelumnya. Namun RNN tidak dapat mengolah data dengan memori yang panjang sehingga pada prosesnya akan mengalami kendala nilai untuk memperbaharui bobot akan hilang (*vanishing gradient*) [5].

Oleh karena itulah dibutuhkan algoritma *deep learning* yang tepat untuk digunakan pada prediksi tren pergerakan harga saham, untuk membantu para investor saham dalam menentukan keputusan investasi. Untuk algoritma *deep learning* yang digunakan sendiri adalah yang bertipe *supervised learning*, dikarenakan label ataupun harga yang akan diprediksi sudah diketahui. Dan kemudian model *machine learning* yang diterapkan akan mencoba seakurat mungkin memprediksi harga saham tersebut. Serta pada penelitian ini akan melakukan perbandingan antara algoritma yang bukan diperuntukkan untuk data *non-time series* serta untuk data *time-series*. Akan dilihat bagaimana perbandingan algoritma-algoritma tersebut apakah efektif dalam memprediksi tren pergerakan harga saham.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian mengenai prediksi tren pergerakan harga saham sudah banyak dilakukan oleh peneliti-peneliti sebelumnya. Pada penelitian yang menggunakan data harga saham PT. Telekomunikasi Indonesia (TLKM) yang dilakukan oleh Nurachim, dengan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan *Multilayer Perceptron* (MLP) untuk mengetahui sifat multifraktal pada *return* saham. Apakah tren selanjutnya yang terjadi secara acak atau terjadi perulangan. Hasil yang didapatkan cukup baik, dengan akurasi mencapai 92.5% [6].

Penelitian yang dilakukan oleh Eka Patria yang sama-sama menggunakan algoritma SVM namun menggunakan data dari Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) Indonesia. Didapatkan hasil yang serupa dengan penelitian [6], serta tren harga saham mempunyai kemungkinan yang besar untuk melakukan perulangan tren di masa mendatang. Untuk akurasi RMSE yang didapatkan sebesar 14.334 [7].

SVM sendiri memiliki turunan algoritma yang dinamai *Support Vector Regression* (SVR). Algoritma turunan ini yang coba dimanfaatkan oleh Retno Maharesi pada penelitian prediksi return saham Syariah BEI. Model yang dibentuk berdasarkan pada suatu persamaan yang menyangkut hubungan nilai *Price to Book Value* (PBV) dan *Return of Equity* (ROE). Hasil prediksinya sendiri mendapatkan akurasi MSE sebesar 0.0916, kemudian hasil tersebut dibandingkan dengan hasil prediksi menggunakan model *Multiple Linear Regression* berbasis *Ordinary Least Squares* (RLB-OLS) yang memiliki akurasi MSE sebesar 0.141. Didapatkan kesimpulan bahwa model SVR memiliki akurasi yang lebih baik [8].

Selanjutnya pada penelitian yang menggunakan algoritma LSTM yang mencoba memprediksi tren harga indeks harga saham *National Stock Exchange* (NSE) India, yang dilakukan oleh Sidra Mehtab. Didapatkan kesimpulan bahwa prediksi tren harga saham menggunakan algoritma LSTM sangat cocok untuk data bertipe *time series*, namun juga diungkap bahwa analisa yang berdasarkan multivariasi dianggap kurang efektif serta proses prediksi menjadi lambat [9].

Algoritma LSTM juga diterapkan pada penelitian yang dilakukan oleh Zayini Anwar. Data saham yang digunakan adalah saham Apple (AAPL) yang didapatkan akurasi RMSE 0.2286. Kesimpulan yang didapatkan sama dengan penelitian [9], yang mana algoritma LSTM cocok untuk data bertipe *time series* [10].

Algoritma yang cukup baru yaitu *Temporal Convolutional Network* (TCN) dicoba pada penelitian Renzhuo Wan. Algoritma TCN sendiri memiliki merupakan perbaikan dari algoritma LSTM yang mempunyai kelemahan pada *vanishing gradient*. TCN coba memanfaatkan proses konvolusi dari kernel. Data saham yang digunakan adalah indeks harga saham S&P 500, dengan akurasi RMSE 5.79 [11].

Pendekatan yang berbeda dicoba oleh Shumin Deng yang menggunakan algoritma *Temporal Convolutional Network* mencoba mengkombinasikan prediksi tren pergerakan harga saham dengan berita yang beredar mengenai saham yang digunakan. Sehingga didapatkan sentimen-sentimen tentang berita tersebut yang dapat mempengaruhi pergerakan harga saham secara mendadak [12].

## III. METODOLOGI PENELITIAN

Pada penelitian ini akan dilakukan perbandingan antara tiga algoritma *deep learning*. Jenis algoritmanya sendiri merupakan algoritma yang digunakan untuk *deep learning* yang bertipe *supervised learning*. Dua dari algoritma tersebut merupakan algoritma yang bukan dikhususkan untuk data bertipe *time series*. Yaitu *Linear Regression* serta *Decision Tree Regression*, sedangkan satu algoritma yang lainnya dikhususkan untuk mengolah data *time series* yaitu *Long Short Term Memory* (LSTM). Nantinya akan dilihat hasil perbandingan apakah hasil dari ketiga algoritma tersebut apakah cocok untuk digunakan pada prediksi tren pergerakan harga saham.

### *Linear Regression*

*Linear Regression* merupakan salah satu metode statistik yang digunakan untuk mengetahui hubungan kausalitas antara variabel penyebab (X) terhadap variabel akibatnya (Y). Algoritma ini banyak digunakan pada pemodelan prediksi tentang karakteristik kualitas ataupun kuantitas [13].

$$Y = a + bX$$

Dimana:

Y = Variabel akibat (*dependant*)

X = Variabel penyebab (*independent*)

a = konstanta

b = koefisien regresi (kemiringan)

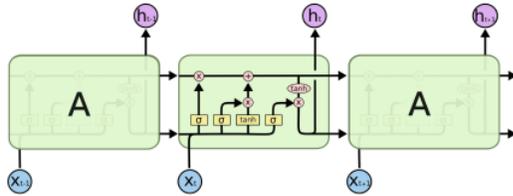
### *Decision Tree Regression*

*Decision Tree Regression* merupakan algoritma yang digunakan untuk pengambilan keputusan yang menerapkan analogi sebuah pohon yang memiliki banyak cabang serta akar, setiap cabang mampu membentuk cabang yang baru. *Decision Tree* dalam konteks regresi memiliki sifat *non-linear* serta *non-kontinu* (diskrit). *Decision Tree Regression* dalam prosesnya melakukan pembagian data-data menjadi beberapa kelompok secara bertahap, kemudian hasil dari keputusan pertama digunakan untuk mengambil keputusan selanjutnya dan seterusnya [14].

### *Long Short Term Memory* (LSTM)

LSTM adalah pengembangan dari algoritma *Recurrent Neural Network* (RNN) yang menambahkan *memory cell* untuk menyimpan memori dalam jangka waktu yang lama. sel LSTM mampu menghubungkan informasi dari data yang diolah sebelumnya dengan informasi dari data yang akan diolah [4].

Pada gambar 1, merupakan *memory block* pada LSTM yang menggunakan satu layer. Pada gambar dibawah, setiap garis membawa nilai seluruh vektor dari *output* suatu node menuju ke node yang lain. Lingkaran merah muda pada node merepresentasikan operasi elemen, sedangkan kotak kuning merupakan lapisan jaringan saraf yang memiliki parameter dan bias [15].



Gambar 1. Arsitektur LSTM

Arsitektur LSTM terdiri atas beberapa gate, yaitu:

1. *Forget Gate*, merupakan *gate* yang mengambil keputusan apakah *input*  $x_t$  dan *output*  $h_{t-1}$  akan diteruskan menuju ke *cell gate*.

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

2. *Input Gate*, merupakan *gate* yang mengontrol *input* dengan menerapkan dua fungsi aktivasi, yaitu *sigmoid* dan *tanh* yang digunakan untuk memilih bagian yang akan diperbaharui.

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

$$C_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c)$$

3. *Cell State Gate*, merupakan *gate* yang digunakan untuk meng-*update* nilai  $C_{t-1}$  menjadi sebuah nilai baru  $C_t$ .

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * C_t$$

4. *Output Gate*, merupakan *gate* yang mengkombinasikan nilai lama dengan nilai baru.

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t)$$

7

#### A. Pengumpulan Data

Data saham yang akan digunakan pada penelitian ini adalah data saham dari Netflix, Inc (NFLX) yang *listing*

di bursa saham Amerika yaitu *National Association of Securities Dealers Automated Quotation* (NASDAQ). Saham NFLX dipilih karena perusahaan-perusahaan yang melakukan *listing* sahamnya di bursa Amerika memiliki cakupan pasar global yang memungkinkan perusahaan memiliki potensi keuntungan yang lebih besar. Saham NFLX sendiri mampu masuk ke index NASDAQ-100 yang mengindikasikan bahwa saham tersebut memiliki kapitalisasi pasar yang besar serta likuiditas yang terjaga.

Selain itu, Netflix, Inc merupakan salah satu perusahaan yang berdampak positif atas adanya pandemi Covid-19. Netflix mengalami lonjakan pengguna hingga 30% pada tahun 2020 yang mencapai 37 pengguna baru yang mayoritas merupakan pengguna di luar Amerika Serikat dan Kanada. Pendapatan perusahaan sendiri melonjak mencapai 24%, pada kuartal terakhir tahun 2020 dicatatkan bahwa pendapatan Netflix sebesar 6,6 miliar dollar AS dengan laba sebesar 524 juta dollar AS [16].

Data saham NFLX yang akan digunakan pada penelitian diambil dari *website Yahoo Finance*, pengambilan memanfaatkan *library pandas datareader* hanya dengan memasukkan *ticker* saham, sumber data, dan rentang waktu yang diinginkan. Data yang diambil memiliki rentang waktu dari 01 Januari 2015 hingga 31 Mei 2021. Namun data yang didapatkan dimulai pada tanggal 02 Januari 2015 hingga 28 Mei 2021, dikarenakan terjadi hari libur bursa pada tanggal yang sudah diset sebelumnya. Data berjumlah 1613 dengan 6 kolom yaitu *High*, *Low*, *Open*, *Close*, *Volume*, dan *Adj.Close* dengan data bertipe *daily*. Kolom yang digunakan pada penelitian adalah kolom *Close*, dikarenakan harga *Close* merupakan harga penutupan di bursa pada hari perdagangan.

#### B. Preprocessing

Setelah didapatkan data, selanjutnya dilakukan tahap *preprocessing* untuk mengecek informasi dari data saham NFLX tersebut dan menyesuaikan data dengan model yang akan digunakan. Tahap-tahap yang dilakukan adalah:

- Mengecek jumlah baris dan kolom, didapatkan jumlah baris dan kolom (1613, 6)
- Mengecek tipe data, data bertipe *float64*
- Mengecek apakah data memiliki nilai yang kosong, didapatkan hasil tidak ada satu kolom atau baris yang memiliki nilai kosong
- Memvisualisasikan data saham untuk mengetahui gambaran dari data tersebut.
- Membentuk *dataframe* baru yang hanya berisikan kolom harga *Close*
- Melakukan *scaling* data dengan rentang 0 hingga 1 untuk menghindari bias.

#### C. Pemodelan

##### *Linear Regression dan Decision Tree*

Selanjutnya adalah membuat variabel baru yang bernama *future days*, variabel tersebut berisi berapa hari model akan memprediksi harga saham. Pada penelitian ini digunakan 60 hari prediksi, dikarenakan data yang digunakan adalah *daily*. Data *daily* sangat cocok untuk memprediksi harga dengan jangka waktu *short to mid*

term. Kemudian membuat kolom baru pada *data frame* dengan nama *Prediction* dengan isi harga *Close* dikurangi variabel *future days*, kolom yang kosong akan diisi oleh harga hasil prediksi. Langkah berikutnya adalah membuat variabel independen yaitu X dengan isi kolom *Close* dan variabel dependen yaitu y dengan isi kolom *Prediction* yang keduanya diubah menjadi *array*.

Setelah kedua variabel tersebut terbentuk, langkah berikutnya adalah membagi *dataset* menjadi *data training* dan *data testing*, dengan perbandingan 75% dan 25% dengan *random state = 0*. *Data testing* kemudian dimasukkan ke dalam variabel *training Linear Regression* dan *Decision Tree Regression* dengan menggunakan *library sklearn*. Model yang sudah selesai di *training* kemudian akan masuk ke tahap *testing*. Hasil dari *testing* akan dibuat visualisasinya membandingkan dengan harga aktualnya.

#### Long Short Term Memory

Sedangkan pada LSTM prediksi dilakukan setiap 60 data dengan data target adalah data ke 61, prediksi akan berlanjut dengan data ke 2 menjadi data pertama dan data ke 61 menjadi data ke 60 dengan data target adalah data ke 62, dan seterusnya. Data dibagi menjadi 96% *training* dan 4% *testing*, dibutuhkan variabel untuk menyimpan pembagian *data training* tersebut, 60 data adalah x *train* dan data ke 61 adalah y *test* dan keseluruhan data harus diubah menjadi *array*. Selain itu data harus dilakukan *reshaping* menjadi *array* tiga dimensi dikarenakan masukan dari algoritma LSTM adalah array tiga dimensi sebagai berikut (1489, 60, 1) dengan 1489 adalah jumlah data, 60 adalah langkah prediksi yang dilakukan, dan 1 adalah jumlah dari target prediksi.

Pada gambar 2, menunjukkan arsitektur LSTM yang digunakan. Menggunakan tiga *hidden layer* yang berisikan 50, 50, dan 15 *node* serta 1 *output layer*:

```
[ ] # Build the LSTM model
model = Sequential()
model.add(LSTM(50, return_sequences = True, input_shape = (x_train.shape[1], 1)))
model.add(LSTM(50, return_sequences = False))
model.add(Dense(25))
model.add(Dense(1))
```

Gambar 2. Arsitektur Model LSTM

Kemudian dilakukan compile model menggunakan *adam optimizer* serta perhitungan loss menggunakan *Mean Squared Error* (MSE). *Training* dilakukan dengan *batch size = 1* dan *epoch = 2*. Selanjutnya dilakukan hal yang sama pada *data testing*, dengan membagi data menjadi 60 dan 1 target serta mengubahnya menjadi *array* tiga dimensi sebagai berikut (64, 60, 1). Proses selanjutnya adalah melakukan testing, setelah didapatkan hasil testing data akan diubah kembali menjadi nilai semula dengan fungsi *inverse transform*.

#### D. Evaluasi

Untuk mengevaluasi performa model digunakan matrik penilaian berikut :

- 13 Mean Absolute Error (MAE)

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \widehat{y}_i|$$

- Mean Squared Error (MSE)

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

- 13 Root Mean Squared Error (RMSE)

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

Semakin kecil nilai ketiga matrik tersebut maka semakin baik pula performa model yang digunakan. Untuk menghitung ketiganya dapat memanfaatkan *library scikit-learn.metrics* dengan fungsi *mean\_squared\_error()*, *mean\_absolute\_error()* dan menambahkan fungsi *sqrt* untuk RMSE.

#### IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tabel 1, merupakan hasil perbandingan matrik dari ketiga model yang digunakan:

Tabel 1. Perbandingan Matrik

	Linear Regression	Decision Tree Regression	Long Short Term Memory
MAE	11.894	30.868	7.498
MSE	141.765	1345.383	117.391
RMSE	11.906	36.679	10.834

Dengan visualisasi prediksi sebagai berikut:

#### Linear Regression

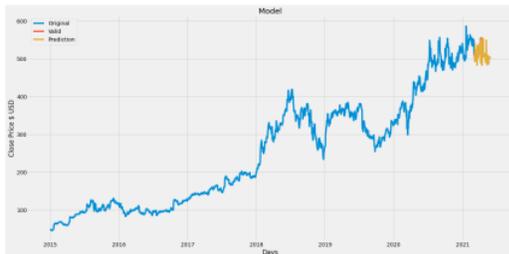
Pada gambar 3, ditampilkan hasil visualisasi pada model *Linear Regression*, yang berupa visualisasi secara keseluruhan data dengan prediksi serta visualisasi secara mendetail pada data yang diprediksi dengan data aktual.



Gambar 3. Visualisasi Model *Linear Regression*

### Decision Tree Regression

Pada gambar 3, ditampilkan hasil visualisasi pada model *Decision Tree Regression*, yang berupa visualisasi secara keseluruhan data dengan prediksi serta visualisasi secara mendetail pada data yang diprediksi dengan data aktual.



Gambar 4. Visualisasi Model *Decision Tree Regression*

### 14 Long Short Term Memory (LSTM)

14 Pada gambar 5, ditampilkan hasil visualisasi pada model *Long Short Term Memory*, yang berupa visualisasi secara keseluruhan data dengan prediksi serta visualisasi secara mendetail pada data yang diprediksi dengan data aktual.



Gambar 5. Visualisasi Model *Long Short Term Memory (LSTM)*

Berdasarkan hasil perbandingan matrik dapat dilihat bahwa model yang memiliki performa terburuk adalah model *Decision Tree Regression* dengan nilai RMSE 36.679, serta jika dilihat berdasarkan visualisasi terjadi *overfitting* pada model. Selanjutnya pada model *Linear Regression* memperoleh nilai RMSE yang cukup baik yaitu 11.906, walaupun mendapatkan nilai yang bagus visualisasi menunjukkan terjadinya perbedaan tren yang dibentuk oleh model dengan harga aktual. Sedangkan pada model LSTM mendapatkan nilai RMSE 10.834, walaupun nilainya kalah dengan *Linear Regression* namun jika dilihat dari visualisasi tren yang terbentuk dapat memprediksi dengan baik. Nilai RMSE LSTM masih bisa diturunkan lagi dengan memperbaiki arsitektur LSTM atau mencoba-coba beberapa *hyperparameter* yang berbeda.

## V. KESIMPULAN

Proses prediksi tren harga saham bukanlah hal yang mudah untuk dilakukan, tidak serta merta hasil prediksi menggunakan pendekatan deep learning dapat digunakan untuk saran investasi. Karena pergerakan harga saham yang cukup *volatile* serta dipengaruhi oleh banyak faktor. Pada penelitian ini didapatkan hasil bahwa algoritma LSTM mampu memproses data *time series* dengan baik walaupun nilai RMSE yang masih cukup tinggi yaitu 10.834, namun hal ini masih dapat diperbaiki dengan membuat arsitektur LSTM yang lebih baik ataupun mengganti *hyperparameter*-nya. Sedangkan kedua algoritma lainnya dianggap kurang efektif untuk memproses data bertipe *time series*, ditunjukkan dengan nilai RMSE yang cukup tinggi serta visualisasi yang berbeda dengan nilai aktualnya. Disarankan pada penelitian selanjutnya, dicoba menggabungkan data harga saham dengan data eksternal untuk mendapatkan hasil yang lebih maksimal, serta model yang dikembangkan dapat digunakan untuk banyak emiten saham tidak hanya pada satu emiten saja.

DAFTAR PUSTAKA

- 17
- [1] G. Mediatama, "Sampai Maret 2021, BEI catat kenaikan jumlah investor sebesar 27%," 23-Mar-2021. [Online]. Available: <https://investasi.kontan.co.id/news/sampai-maret-2021-bei-catat-kenaikan-jumlah-investor-sebesar-27>. [Accessed: 05-Jun-2021]
  - [2] "PT Bursa Efek Indonesia." [Online]. Available: <https://www.idx.co.id/produk/saham/>. [Accessed: 06-Jun-2021]
  - [3] R. Hadapiningradja Kusumodestoni and S. Sarwido, "KOMPARASI MODEL SUPPORT VECTOR MACHINES (SVM) DAN NEURAL NETWORK UNTUK MENGETAHUI TINGKAT AKURASI PREDIKSI TERTINGGI HARGA SAHAM," *Jurnal Informatika Upgris*, vol. 3, no. 1, Sep. 2017, doi: 10.26877/jiu.v3i1.1536. [Online]. Available: <http://journal.upgris.ac.id/index.php/JIU/article/view/1536>. [Accessed: 31-Dec-2020]
  - [4] A. S. B. Karno, "Prediksi Data Time Series Saham Bank BRI Dengan Mesin Belajar LSTM (Long ShortTerm Memory)," *Journal of Informatic and Information Security*, vol. 1, no. 1, pp. 1–8, May 2020.
  - [5] C. Olah, "Understanding LSTM Networks," 2015 [Online]. Available: <https://research.google/pubs/pub45500/>. [Accessed: 06-Jun-2021]
  - [6] R. I. Nurachim, "PEMILIHAN MODEL PREDIKSI INDEKS HARGA SAHAM YANG DIKEMBANGKAN BERDASARKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) ATAU MULTILAYER PERCEPTRON (MLP) STUDI KASUS: SAHAM PT TELEKOMUNIKASI INDONESIA TBK," *Jurnal Teknologi Informatika dan Komputer*, vol. 5, no. 1, pp. 29–35, 2019.
  - [7] E. Patriya, "IMPLEMENTASI SUPPORT VECTOR MACHINE PADA PREDIKSI HARGA SAHAM GABUNGAN (IHSG)," *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Rekayasa*, vol. 25, no. 1, pp. 24–38, May 2020.
  - [8] R. Maharesi, "PENGGUNAAN SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR) PADA PREDIKSI RETURN SAHAM SYARIAH BEI," *Prosiding PESAT*, vol. 5, no. 0, 2013 [Online]. Available: <https://ejournal.gunadarma.ac.id/index.php/pesat/article/view/1180>. [Accessed: 06-Jan-2021]
  - [9] S. Mehtab, J. Sen, and A. Dutta, "Stock Price Prediction Using Machine Learning and LSTM-Based Deep Learning Models," Oct. 2020 [Online]. Available: [https://www.researchgate.net/publication/344324240\\_Stock\\_Price\\_Prediction\\_Using\\_Machine\\_Learning\\_and\\_LSTM-Based\\_Deep\\_Learning\\_Models](https://www.researchgate.net/publication/344324240_Stock_Price_Prediction_Using_Machine_Learning_and_LSTM-Based_Deep_Learning_Models). [Accessed: 27-Jan-2021]
  - [10] M. Z. Anwar and S. Habibi, "ANALISIS PREDIKSI PERFORMASI ARAH PERGERAKAN SAHAM APPLE (APPL) MENGGUKAN METODE RECURRENT NEURAL NETWORKS/LONG SHORT TERM MEMORY NETWORKS (RNN/LSTM)," Feb. 2020 [Online]. Available: [https://www.researchgate.net/publication/339043808\\_ANALISIS\\_PREDIKSI\\_PERFORMASI\\_ARAH\\_PERGERAKAN\\_SAHAM\\_APPLE\\_APPL\\_MENGGUKAN\\_METODE\\_RECURRENT\\_NEURAL\\_NETWORKS\\_LONG\\_SHORT\\_TERM\\_MEMORY\\_NETWORKS\\_RNN\\_LSTM](https://www.researchgate.net/publication/339043808_ANALISIS_PREDIKSI_PERFORMASI_ARAH_PERGERAKAN_SAHAM_APPLE_APPL_MENGGUKAN_METODE_RECURRENT_NEURAL_NETWORKS_LONG_SHORT_TERM_MEMORY_NETWORKS_RNN_LSTM). [Accessed: 27-Jan-2021]
  - [11] X. Wang, Y. Wang, B. Weng, and A. Vinel, "Stock2Vec: A Hybrid Deep Learning Framework for Stock Market Prediction with Representation Learning and Temporal Convolutional Network," *arXiv [q-fin.ST]*, 29-Sep-2020 [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2010.01197>
  - [12] S. Deng, N. Zhang, W. Zhang, J. Chen, J. Z. Pan, and H. Chen, "Knowledge-Driven Stock Trend Prediction and Explanation via Temporal Convolutional Network," in *Companion Proceedings of The 2019 World Wide Web Conference*, San Francisco, USA, 2019, pp. 678–685.
  - [13] D. Kho, "Analisis regresi Linear Sederhana (simple linear regression)," 09-Jul-2015. [Online]. Available: <https://teknikelektronika.com/analisis-regresi-linear-sederhana-simple-linear-regression/>. [Accessed: 08-Jun-2021]
  - [14] M. B. Herlambang, "Machine Learning: Decision Tree Regression - Artificial intelligence and data science," 08-Feb-2019. [Online]. Available: <https://www.megabagus.id/machine-learning-decision-tree-regression/>. [Accessed: 09-Jun-2021]
  - [15] L. S. P. D. Prijono, "Pengenalan Long Short Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) – RNN Bagian 2," 12-Apr-2018. [Online]. Available: <https://indoml.com/2018/04/13/pengenalan-long-short-term-memory-lstm-dan-gated-recurrent-unit-gru-rnn-bagian-2/>. [Accessed: 09-Jun-2021]
  - [16] A. N. K. Movanita, "Jumlah Pelanggan Melonjak di Tengah Pandemi, Netflix Raup Pendapatan Rp 350 Triliun," *Kompas*, Kompas.com, 20-Jan-2021 [Online]. Available: <https://money.kompas.com/read/2021/01/20/165327826/jumlah-pelanggan-melonjak-di-tengah-pandemi-netflix-raup-pendapatan-rp-350>. [Accessed: 09-Jun-2021]

# Perbandingan Penggunaan Algoritma Machine Learning pada Prediksi Tren Pergerakan Harga Saham Netflix

## ORIGINALITY REPORT

19%

SIMILARITY INDEX

18%

INTERNET SOURCES

9%

PUBLICATIONS

0%

STUDENT PAPERS

## PRIMARY SOURCES

1	<a href="http://senter.ee.uinsgd.ac.id">senter.ee.uinsgd.ac.id</a> Internet Source	1%
2	<a href="http://deepai.org">deepai.org</a> Internet Source	1%
3	<a href="http://www.megabagus.id">www.megabagus.id</a> Internet Source	1%
4	<a href="http://money.kompas.com">money.kompas.com</a> Internet Source	1%
5	<a href="http://repository.nusamandiri.ac.id">repository.nusamandiri.ac.id</a> Internet Source	1%
6	<a href="http://ejournal.unida.gontor.ac.id">ejournal.unida.gontor.ac.id</a> Internet Source	1%
7	<a href="http://docplayer.info">docplayer.info</a> Internet Source	1%
8	<a href="http://ideas.repec.org">ideas.repec.org</a> Internet Source	1%
9	<a href="http://core.ac.uk">core.ac.uk</a> Internet Source	1%

10	<a href="http://ejurnal.ubharajaya.ac.id">ejurnal.ubharajaya.ac.id</a> Internet Source	1 %
11	<a href="http://indoml.com">indoml.com</a> Internet Source	1 %
12	<a href="http://teknikelektronika.com">teknikelektronika.com</a> Internet Source	1 %
13	<a href="http://economia.unipv.it">economia.unipv.it</a> Internet Source	1 %
14	Aini Suri Talita, Aristiawan Wiguna. "Implementasi Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) Untuk Mendeteksi Ujaran Kebencian (Hate Speech) Pada Kasus Pilpres 2019", MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer, 2019 Publication	1 %
15	<a href="http://garuda.ristekbrin.go.id">garuda.ristekbrin.go.id</a> Internet Source	1 %
16	<a href="http://arxiv.org">arxiv.org</a> Internet Source	1 %
17	<a href="http://investasi.kontan.co.id">investasi.kontan.co.id</a> Internet Source	1 %
18	<a href="http://repositorio.grial.eu">repositorio.grial.eu</a> Internet Source	<1 %
19	<a href="http://ejournal.upbatam.ac.id">ejournal.upbatam.ac.id</a> Internet Source	<1 %

20	Badrus Badrus, Zaenal Arifin. "The Effect of The Blended Learning Model on The Improvement of Student Learning Outcomes", Nazhruna: Jurnal Pendidikan Islam, 2021 Publication	<1 %
21	<a href="http://www.qerja.com">www.qerja.com</a> Internet Source	<1 %
22	<a href="http://adi-journal.org">adi-journal.org</a> Internet Source	<1 %
23	<a href="http://www.bikincv.com">www.bikincv.com</a> Internet Source	<1 %
24	<a href="http://ejurnal.its.ac.id">ejurnal.its.ac.id</a> Internet Source	<1 %
25	<a href="http://ejournal.winayamukti.ac.id">ejournal.winayamukti.ac.id</a> Internet Source	<1 %
26	<a href="http://id.scribd.com">id.scribd.com</a> Internet Source	<1 %
27	<a href="http://repozitorij.unizg.hr">repozitorij.unizg.hr</a> Internet Source	<1 %
28	<a href="http://www.scribd.com">www.scribd.com</a> Internet Source	<1 %
29	<a href="http://www.wartaekonomi.co.id">www.wartaekonomi.co.id</a> Internet Source	<1 %
30	<a href="http://docplayer.es">docplayer.es</a> Internet Source	<1 %

31	<a href="http://ejournal-umht.org">ejournal-umht.org</a> Internet Source	<1 %
32	<a href="http://ejournal.stiesia.ac.id">ejournal.stiesia.ac.id</a> Internet Source	<1 %
33	<a href="http://id.123dok.com">id.123dok.com</a> Internet Source	<1 %
34	<a href="http://ojs.unimal.ac.id">ojs.unimal.ac.id</a> Internet Source	<1 %
35	<a href="http://repository.its.ac.id">repository.its.ac.id</a> Internet Source	<1 %
36	Jintao Liu, Hongfei Lin, Liang Yang, Bo Xu, Dongzhen Wen. "Multi-Element Hierarchical Attention Capsule Network for Stock Prediction", IEEE Access, 2020 Publication	<1 %
37	<a href="http://www.jtai.politala.ac.id">www.jtai.politala.ac.id</a> Internet Source	<1 %

Exclude quotes Off

Exclude matches Off

Exclude bibliography On