

# Komparasi Penerapan Algoritma SVM dan NN dalam Memprediksi IHSG

Gunawan Gunawan<sup>1\*</sup>, Ambar Ramadhani Putri<sup>2</sup>, Rifki Dwi Kurniawan<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Teknik Informatika, STMIK YMI Tegal, Tegal

<sup>2</sup>Sistem Informasi, STMIK YMI Tegal, Tegal

<sup>1,2,3</sup>Jalan Pendidikan No. 1, Kelurahan Pesurungan Lor, Kota Tegal, 52142, Indonesia

email: <sup>1</sup>gunawan@stmik-tegal.ac.id, <sup>2</sup>aramadhaniputri25@gmail.com, <sup>3</sup>rifki@stmik-tegal.ac.id

**Abstract** – In this digital era, the development of information technology has changed paradigms in various aspects of life including financial markets. This study aims to compare two popular machine learning algorithms, namely Support Vector Machine (SVM) and Neural Network in predicting the Composite Stock Price Index (JCI) using historical data. This study used a combination design of experimental methods, quantitative analysis, and model validation to evaluate and compare the performance of the two algorithms. The results showed that the SVM algorithm has better performance than the Neural Network in terms of JCI prediction accuracy, indicated by lower RMSE and MSE values. The implication of this research is that the use of SVM algorithms can be a more effective option in the development of information systems for stock price prediction, as well as opening up opportunities for further research in exploring combinations of algorithms and external factors to improve prediction accuracy.

**Abstrak** – Pada era digital ini, perkembangan teknologi informasi telah mengubah paradigma dalam berbagai aspek kehidupan termasuk di dalamnya pasar keuangan. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan dua algoritma machine learning yang populer, yaitu Support Vector Machine (SVM) dan Neural Network dalam memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dengan menggunakan data historis. Penelitian ini menggunakan desain kombinasi dari metode eksperimental, analisis kuantitatif, dan validasi model untuk mengevaluasi dan membandingkan kinerja kedua algoritma tersebut. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma SVM memiliki performa yang lebih baik dibandingkan Neural Network dalam hal akurasi prediksi IHSG, ditunjukkan oleh nilai RMSE dan MSE yang lebih rendah. Implikasi dari penelitian ini adalah penggunaan algoritma SVM dapat menjadi pilihan yang lebih efektif dalam pengembangan sistem informasi untuk prediksi harga saham, serta membuka peluang untuk penelitian lanjutan dalam mengeksplorasi kombinasi algoritma dan faktor-faktor eksternal guna meningkatkan akurasi prediksi.

**Kata Kunci** – Data Historis, Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG), Neural Network, Pembelajaran Mesin, Prediksi Harga Saham, Support Vector Machine (SVM).

## I. PENDAHULUAN

Pada era digital ini, perkembangan teknologi informasi telah mengubah paradigma dalam berbagai aspek kehidupan, termasuk di dalamnya pasar keuangan [1]. Di tengah dinamika pasar saham yang kompleks dan tak terduga, kebutuhan akan prediksi yang akurat terhadap pergerakan harga saham menjadi semakin penting bagi para pelaku pasar, investor, serta analis

keuangan [2]. Dengan demikian, penerapan algoritma machine learning dalam memprediksi indeks harga saham menjadi sebuah kajian yang menarik, terutama dalam konteks pengembangan sistem informasi [3].

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan dua algoritma machine learning yang populer, yaitu Support Vector Machine (SVM) dan Neural Network (NN), dalam memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dengan menggunakan data yang diperoleh dari laman website investing.com [4]. IHSG, sebagai cerminan dari kinerja pasar saham secara keseluruhan, memiliki peran penting dalam menggambarkan arah dan kecenderungan pasar, sehingga menjadi fokus utama dalam analisis keuangan [5] [6].

Keberhasilan penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan terhadap pengembangan sistem informasi dalam memprediksi pergerakan harga saham [7]. Dengan mengevaluasi dan membandingkan performa dari algoritma SVM dan NN, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi keunggulan, kelemahan, serta kecocokan keduanya dalam konteks prediksi IHSG [8].

Hal ini menjadi pijakan yang penting dalam menyajikan analisis komprehensif mengenai penerapan algoritma machine learning dalam prediksi harga saham, melalui eksperimen empiris dan evaluasi yang dilakukan, diharapkan penelitian ini dapat memperkaya pemahaman tentang teknik-teknik komputasi dalam meramalkan pergerakan harga saham dan membuka jalan bagi praktik pemodelan prediktif yang lebih baik di bidang analisis pasar saham [9] [10].

\*) **penulis korespondensi:** Ambar Ramadhani Putri

Email: aramadhaniputri25@gmail.com

## II. PENELITIAN YANG TERKAIT

Penelitian terdahulu yang meneliti tentang prediksi harga saham PTBA (Perusahaan Tambang Batubara Bukit Asam) menggunakan algoritma Neural Network dengan optimisasi hyperparameter dapat memberikan prediksi harga saham PTBA yang relatif akurat. Hasilnya menunjukkan bahwa model dapat digunakan sebagai alat prediktif untuk membantu investor dalam pengambilan keputusan investasi di pasar saham [11]. Penelitian selanjutnya mengenai pada analisis nilai tukar dengan metode Neural Network berbasis algoritma genetika untuk melakukan prediksi nilai tukar rupiah terhadap dolar untuk mengembangkan model prediksi yang dapat

memprakirakan nilai tukar di masa depan untuk memberikan hasil yang lebih akurat bagi pemegang kepentingan. Hasilnya menunjukkan bahwa penggunaan model Neural Network berbasis algoritma genetika dapat meningkatkan akurasi prediksi nilai tukar [12]. Penelitian berikutnya menggunakan metode Artificial Neural Network (ANN) membahas perdagangan saham sebagai bentuk investasi yang tinggi risiko, yang berfokus pada analisis mendalam dan prediksi harga saham untuk menghindari kerugian signifikan dan mengambil keputusan yang tepat di pasar saham. Hasilnya dapat menunjukkan bahwa analisis dan prediksi yang cermat dapat membantu investor membuat keputusan yang lebih baik dalam memanfaatkan peluang di pasar saham [13].

### III. METODE PENELITIAN

#### A. Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan efektivitas dua algoritma machine learning, yaitu Support Vector Machine (SVM) dan Neural Network, dalam memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dengan menggunakan data yang diperoleh dari laman website investing.com. Penelitian ini bertujuan untuk menentukan metode yang lebih tepat dengan menggunakan data historis.

#### B. Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan desain kombinasi dari metode eksperimental, analisis kuantitatif, dan validasi model, untuk mengevaluasi dan membandingkan kinerja kedua algoritma tersebut, terdiri dari harga harian saham yang tercatat dalam IHSG selama periode lima tahun terakhir. Analisis dilakukan melalui pendekatan pembagian data menjadi set pelatihan dan pengujian untuk memvalidasi dan menguji model yang dikembangkan. Data historis IHSG akan dikumpulkan dan diproses, kemudian dua model prediksi berdasarkan algoritma SVM dan Neural Network akan dilatih dan dievaluasi.



Gambar 1. Alur Penelitian

Gambar 1. ditunjukkan alur penelitian yang dimulai dengan pengumpulan data yang sesuai, dan melakukan processing data, yang selanjutnya mempersiapkan data yang akan ditentukan untuk data training dan data testing, kemudian setelah sudah menentukan data training dan data testing selanjutnya akan dilakukan pengujian untuk membandingkan dengan menggunakan algoritma Support Vector Machine dan Neural Network, setelah melakukan tahap pengujian langkah berikutnya evaluasi untuk mengukur ketepatan dan keakuratan metode yang digunakan.

#### C. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data historis IHSG yang diperoleh dari laman website investing.com. Data ini mencakup harga saham harian selama lima tahun terakhir, terhitung mulai dari 1 Januari 2018 hingga 30 Desember 2022. Pada dataset ini terdapat sebanyak 1221 record data dengan 5 atribut yaitu Date, Open, High, Low, Close.

#### D. Pra-pemrosesan Data

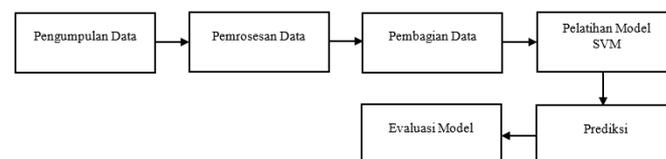
Data yang dikumpulkan akan menjalani proses pra-pemrosesan, termasuk pembersihan data, penghilangan nilai-nilai yang hilang, normalisasi data, dan pembuatan fitur-fitur tambahan jika diperlukan. Tujuan dari pra-pemrosesan ini adalah untuk memastikan bahwa data siap digunakan untuk pelatihan model.

#### E. Pemilihan Variabel dan Optimasi Model

Variabel yang akan digunakan dalam model prediksi akan dipilih berdasarkan analisis statistik dan pemahaman domain pasar saham. Selanjutnya, parameter-parameter model SVM dan Neural Network akan dioptimalkan menggunakan teknik seperti grid search atau cross-validation untuk mencapai kinerja optimal.

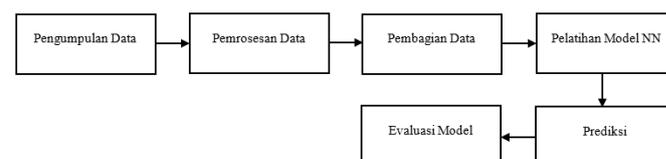
#### F. Implementasi Algoritma

Algoritma SVM dan Neural Network akan diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman python, model-model ini akan dilatih menggunakan data historis yang telah diproses sebelumnya.



Gambar 2. Alur Algoritma SVM

Gambar 2, merupakan flowchart algoritma Support Vector Machine yang dimulai dengan mengumpulkan data yang akan digunakan. Data kemudian diproses melalui pembersihan, normalisasi, dan pemisahan fitur dari label. Setelah itu, data dibagi menjadi set pelatihan dan pengujian. Model SVM dilatih menggunakan data pelatihan, kemudian digunakan untuk memprediksi data dalam set pengujian. Kinerja model dievaluasi dengan membandingkan prediksi terhadap nilai aktual, menggunakan metrik RMSE. Ini membantu memastikan seberapa baik model dapat memprediksi data.



Gambar 3. Alur Algoritma NN

Gambar 3, merupakan flowchart algoritma Neural Network dimulai dengan pengumpulan data yang relevan, diikuti oleh pemrosesan data untuk membersihkan dan menormalkan data serta memisahkan fitur dari label. Setelah data diproses, dibagi menjadi set pelatihan dan pengujian, dengan proporsi yang ditetapkan 70% untuk pelatihan dan 30% untuk pengujian. Kemudian, model Neural Network dibangun dengan menentukan arsitektur seperti jumlah lapisan, unit per lapisan, dan fungsi aktivasi. Model ini dilatih menggunakan data pelatihan. Setelah pelatihan, model digunakan untuk membuat prediksi pada data pengujian untuk menilai kinerjanya. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik RMSE untuk

memastikan model tersebut efektif dalam menyelesaikan masalah yang ditargetkan.

G. Konfigurasi Algoritma dan Evaluasi Model

Setelah melatih model, kinerja keduanya akan dievaluasi menggunakan metrik-metrik seperti RMSE, MSE [14]. Selain itu, akan dilakukan analisis perbandingan antara hasil prediksi kedua model terhadap data testing untuk menentukan model yang memberikan prediksi terbaik untuk IHSG [15].

Rumus Root Mean Squared Error (RMSE)

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

di mana:

- $n$  adalah jumlah total observasi dalam dataset.
- $y_i$  adalah nilai sebenarnya dari observasi ke- $i$ .
- $\hat{y}_i$  adalah nilai prediksi untuk observasi ke- $i$ .

Rumus Mean Squared Error (MSE)

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

di mana:

- $n$  adalah jumlah total observasi dalam dataset.
- $y_i$  adalah nilai sebenarnya dari observasi ke- $i$ .
- $\hat{y}_i$  adalah nilai prediksi untuk observasi ke- $i$ .

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dan pembahasan disajikan pada Tabel I. Tabel ini memuat informasi beberapa tanggal terpilih dalam kurun waktu tertentu untuk memberikan gambaran mengenai tren dan fluktuasi yang terjadi di IHSG selama lima tahun terakhir.

Tabel I  
Data Nilai IHSG Th. 2018 – 2022

Tanggal	Tutup	Buka	Tertinggi	Terendah
30/12/2022	6.850,62	6.860,12	6.888,74	6.838,59
29/12/2022	6.860,08	6.850,52	6.879,58	6.786,98
28/12/2022	6.850,52	6.923,07	6.953,04	6.828,14
27/12/2022	6.923,03	6.835,85	6.933,89	6.835,66
26/12/2022	6.835,81	6.800,71	6.858,15	6.796,17
23/12/2022	6.800,67	6.824,39	6.824,39	6.784,59
22/12/2022	6.824,43	6.820,70	6.844,12	6.800,62
21/12/2022	6.820,66	6.768,32	6.820,66	6.763,70
20/12/2022	6.768,32	6.779,70	6.792,20	6.715,04
19/12/2022	6.779,70	6.812,15	6.827,81	6.754,09
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
04/01/2018	6292,32	6257,72	6292,32	6233,94
03/01/2018	6251,48	6341,27	6342,19	6220,69
02/01/2018	6339,24	6366,08	6445,91	6326,09

Tabel I, menampilkan data nilai Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dari tahun 2018 hingga 2022, menyajikan informasi harian mengenai nilai penutupan, pembukaan,

tertinggi, dan terendah IHSG. Contoh data yang ditampilkan, seperti pada 30 Desember 2022 dengan nilai pembukaan 6.860,12, penutupan 6.850,62, tertinggi 6.888,74, dan terendah 6.838,59, serta pada 4 Januari 2018 dengan nilai pembukaan 6257,72, penutupan 6292,32, tertinggi 6292,32, dan terendah 6233,94, menunjukkan fluktuasi harian yang signifikan. Data ini penting untuk analisis historis dan tren pergerakan IHSG, membantu investor dan analis dalam membuat keputusan investasi yang lebih baik. Selain itu, data ini mendukung penelitian yang membandingkan efektivitas algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Neural Network dalam memprediksi pergerakan harga saham berdasarkan data historis IHSG.

```
# Data MSE dan RMSE untuk model SVM dan Neural Network
model_names = ['SVM', 'NN']
mse_values = [290577.7613810727, 13444613.502721766]
rmse_values = [539.0526517707456, 3666.6897199956484]

x = np.arange(len(model_names)) # label lokasi
width = 0.35 # lebar batang

fig, ax = plt.subplots(figsize=(10, 6))
rects1 = ax.bar(x - width/2, mse_values, width, label='MSE',
               color='teal')
rects2 = ax.bar(x + width/2, rmse_values, width, label='RMSE',
               color='orange')

# Menambahkan beberapa teks untuk label, judul, dan label sumbu
x.
ax.set_xlabel('Models')
ax.set_ylabel('Scores')
ax.set_title('MSE and RMSE for SVM and NN Models')
ax.set_xticks(x)
ax.set_xticklabels(model_names)
ax.legend()

# Menambahkan label di atas setiap batang
def autolabel(rects):
    """Menggantung label yang menampilkan ketinggian batang."""
    for rect in rects:
        height = rect.get_height()
        ax.annotate('{}'.format(height),
                    xy=(rect.get_x() + rect.get_width() / 2, height),
                    xytext=(0, 3), # 3 points vertical offset
                    textcoords="offset points",
                    ha='center', va='bottom')

autolabel(rects1)
autolabel(rects2)

fig.tight_layout()
plt.grid(True, linestyle='--', alpha=0.6) # Menambahkan grid
plt.show()
```

Gambar 4. Kode Python

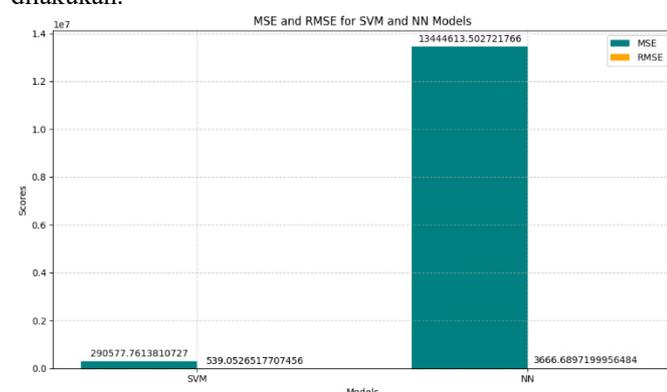
Gambar 4, merupakan kode Python yang digunakan untuk membuat visualisasi perbandingan Mean Squared Error (MSE) dan Root Mean Squared Error (RMSE) antara model Support Vector Machine (SVM) dan Neural Network (NN). Dalam kode ini, nama model disimpan dalam variabel `model\_names` dan nilai MSE serta RMSE masing-masing model disimpan dalam `mse\_values` dan `rmse\_values`. Kode tersebut membuat bar chart dengan dua set batang untuk setiap model:

satu untuk MSE dan satu lagi untuk RMSE. Lebar batang diatur dengan variabel `width`, dan posisi batang diatur menggunakan `x` yang merupakan range dari jumlah model. Label dan anotasi ditambahkan pada sumbu x, y, serta batang chart untuk memberikan informasi yang lebih jelas mengenai nilai dan model yang dibandingkan. Kode ini juga menambahkan grid pada plot untuk memudahkan pembacaan nilai, serta menggunakan fungsi `autolabel` untuk menampilkan nilai pada setiap batang. Plot ini disusun dalam layout yang rapat dan ditampilkan menggunakan `plt.show()`.

Tabel II.  
Hasil Prediksi Perbandingan SVM dan NN

Algoritma	Hasil
SVM	R <sup>2</sup> : 0.293170667033371
NN	R <sup>2</sup> : -31.703972764317527

Tabel II, menunjukkan hasil prediksi perbandingan antara algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Neural Network (NN) berdasarkan nilai koefisien determinasi (R<sup>2</sup>). Algoritma SVM menghasilkan nilai R<sup>2</sup> sebesar 0.293, yang menunjukkan bahwa model ini mampu menjelaskan sekitar 29.3% variabilitas dalam data target. Sebaliknya, Neural Network menghasilkan nilai R<sup>2</sup> yang sangat rendah, yaitu -31.704, yang mengindikasikan bahwa model ini memiliki performa yang sangat buruk dalam menjelaskan variabilitas data, bahkan lebih buruk daripada model sederhana yang hanya menggunakan rata-rata dari target sebagai prediktor. Hasil ini menunjukkan bahwa SVM memiliki kinerja yang jauh lebih baik dibandingkan dengan NN dalam konteks prediksi yang dilakukan.



Gambar 5. Diagram Hasil MSE & RMSE

Gambar 5, membandingkan kinerja dua model prediksi, yaitu Support Vector Machine (SVM) dan Neural Network (NN), dengan menggunakan dua metrik evaluasi: Mean Squared Error (MSE) dan Root Mean Squared Error (RMSE). Pada sumbu horizontal, terdapat dua model yang dibandingkan, sementara sumbu vertikal menunjukkan nilai kesalahan. Model SVM memiliki nilai MSE sebesar 290577.7613810727 dan RMSE sebesar 539.0526517707456, yang ditampilkan dalam batang berwarna biru dan kuning, masing-masing. Sebaliknya, model NN menunjukkan nilai MSE yang jauh lebih tinggi, yaitu 13444613.502721766, dan RMSE sebesar 3666.6897199956484. Nilai-nilai ini mengindikasikan bahwa model SVM memiliki tingkat kesalahan prediksi yang lebih rendah dibandingkan model NN, menunjukkan bahwa SVM lebih akurat dalam melakukan

prediksi pada data yang digunakan. Tingginya nilai MSE dan RMSE pada NN menunjukkan bahwa prediksi dari model ini sangat jauh dari nilai sebenarnya dibandingkan dengan SVM.

## V. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma Support Vector Machine (SVM) lebih unggul dalam memprediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dibandingkan dengan Neural Network (NN), yang ditunjukkan oleh nilai RMSE dan MSE yang lebih rendah pada model SVM. Kedua algoritma ini memiliki keunggulan dan kekurangan masing-masing, namun SVM terbukti lebih akurat dan stabil dalam konteks data historis IHSG yang digunakan. Saran untuk penelitian selanjutnya adalah untuk mengeksplorasi penggunaan kombinasi algoritma (ensemble methods) serta mempertimbangkan faktor-faktor eksternal seperti sentimen pasar dan berita ekonomi untuk meningkatkan akurasi prediksi harga saham.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Febrilia, T. Wulandari, and D. Anubhakti, "IMPLEMENTASI ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) DALAM MEMPREDIKSI HARGA SAHAM PT. GARUDA INDONESIA TBK," 2021. doi: <https://doi.org/10.36080/idealis.v4i2.2847>.
- [2] S. Hermuningsih, P. P. Sari, and N. Melliana, "PERAN PASAR MODAL DAN INVESTASI SAHAM BAGI INVESTOR," *Abdimas Dewantara*, vol. 4, no. 2, pp. 1–11, 2021.
- [3] W. R. U. Fadilah, D. Agfiannisa, and Y. Azhar, "Analisis Prediksi Harga Saham PT. Telekomunikasi Indonesia Menggunakan Metode Support Vector Machine," *Fountain of Informatics Journal*, vol. 5, no. 2, p. 45, Sep. 2020, doi: [10.21111/fij.v5i2.4449](https://doi.org/10.21111/fij.v5i2.4449).
- [4] F. Dian Nurcahyo, R. Fadilah, and B. Nurina Sari, "Analisis Komparasi Algoritma dalam Prediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG)," *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, vol. 8, no. 11, pp. 307–314, 2022, doi: [10.5281/zenodo.6831705](https://doi.org/10.5281/zenodo.6831705).
- [5] E. Eka Patriya, "IMPLEMENTASI SUPPORT VECTOR MACHINE PADA PREDIKSI HARGA SAHAM GABUNGAN (IHSG)," *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Rekayasa*, vol. 25, no. 1, pp. 24–38, 2020, doi: [10.35760/tr.2020.v25i1.2571](https://doi.org/10.35760/tr.2020.v25i1.2571).
- [6] B. Hendra Mahendra, L. Chaerani, and M. Ganefi Gumay, "Analisis Perbandingan Prediksi Harga Saham menggunakan Algoritma Artificial Neural Network dan Linear Regression," *Jurnal Ilmiah Komputasi*, vol. 22, no. 2, Jun. 2023, doi: [10.32409/jikstik.22.2.3357](https://doi.org/10.32409/jikstik.22.2.3357).
- [7] M. Farild, M. Izzulhaq Sawaji, and P. Poddala, "Analisis teknikal sebagai dasar pengambilan keputusan dalam transaksi saham," 2023.
- [8] A. Fauziah, B. Purwanto, and W. J. Ermawati, "Myopic Loss Aversion dan Literasi Keuangan Pada Pengambilan Keputusan Investor Pemula Indonesia Myopic Loss Aversion and Financial Literacy in Indonesian Beginner Investor Decision Making," *Jurnal Manajemen dan Organisasi (JMO)*, vol. 11, no. 1, pp. 1–7, 2020.
- [9] A. N. Aziqoh, "Analisis Kinerja Reksadana Saham dan Reksadana Indeks dalam Penilaian Tingkat Efisiensi Pasar Modal di Indonesia," *Juli-Desember*, vol. 3, no. 2, pp. 101–115, 2021, doi: [10.24090.mabsya.v3i2.4577](https://doi.org/10.24090.mabsya.v3i2.4577).
- [10] N. P. Putra, A. Latif, T. M. Tallulembang, and H. Jayawardana, "APLIKASI PREDIKSI HARGA SAHAM PT. TELEKOMUNIKASI INDONESIA MENGGUNAKAN ALGORITMA BACKPROPAGATION BERBASIS WEBSITE," vol. 11, no. 2, 2022.
- [11] M. R. Pribadi, E. Maria, S. Trihadaru, Y. J. Prasetyo, and S. Wijono, "Implementasi Algoritma Neural Network Dengan Optimisasi Hyperparameter Untuk Prediksi Harga Saham," *Julyxxxx*, vol. x, No. x, pp. 1–5, doi: <https://doi.org/10.35957/jatani.v9i4.3658>.
- [12] P. Arsi and J. Prayogi, "Optimasi Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar Menggunakan Neural Network Berbasiskan Algoritma Genetika," *JURNAL INFORMATIKA*, vol. 7, no. 1, 2020, doi: <https://doi.org/10.31294/ji.v7i1.6793>.

- [13] L. Khanady, P. Harga, S. Dengan, and D. Nababan, "Prediksi Harga Saham Dengan Menggunakan JST (Jaringan Syaraf Tiruan)," 2011. doi: <https://doi.org/10.33884/jif.v7i01.793>.
- [14] D. Pramesti and W. M. Baihaqi, "Perbandingan Prediksi Jumlah Transaksi Ojek Online Menggunakan Regresi Linier dan Random Forest," *Generation Journal*, vol. 7, no. 3, 2023, doi: [10.29407/gj.v7i3.20676](https://doi.org/10.29407/gj.v7i3.20676).
- [15] H. Hartati, A. H. Saputra, and I. Saluza, "Optimisasi Backpropagation Neural Network dalam Memprediksi IHSG," *Jurnal Ilmiah Informatika Global*, vol. 13, no. 1, Apr. 2022, doi: [10.36982/jiig.v13i1.2066](https://doi.org/10.36982/jiig.v13i1.2066).