

KOMPARASI ALGORITMA DALAM MEMPREDIKSI PERUBAHAN HARGA SAHAM GOTO MENGGUNAKAN RAPIDMINER

Dwi Ismiyana Putri ^[1]; Mardi Yudhi Putra ^[2];

Rekayasa Perangkat Lunak, Fakultas Informatika ^{[1][2]}
Universitas Bina Insani

Corresponding Author : dwiismiyana@binainsani.ac.id

INFO ARTIKEL

Diajukan :
2 Februari 2023

Diterima :
28 April 2023

Diterbitkan:
25 Juni 2023

Kata Kunci :
Komparasi Algoritma, Prediksi,
RapidMiner, Harga Saham, RSME

INTISARI

Perkembangan teknologi informasi dan keuangan telah mendorong penggunaan metode prediksi harga saham yang efektif. Dalam penelitian ini, dilakukan komparasi terhadap tiga algoritma populer, yaitu Regresi Linear (RL), Support Vector Machine (SVM), dan Neural Net (NN), untuk memprediksi perubahan harga saham GOTO dengan menggunakan aplikasi RapidMiner sebagai alat analisis yang kuat dalam mengimplementasikan dan membandingkan kinerja algoritma-algoritma tersebut. Untuk mengukur dan membandingkan kinerja ketiga model prediksi, peneliti menerapkan metode evaluasi 10 K-Fold Cross Validation dengan pembagian data 90:10. Analisis dilakukan berdasarkan hasil Root Mean Square Error (RMSE), yang merupakan indikator umum untuk mengukur sejauh mana perbedaan antara nilai prediksi dan nilai aktual dalam unit yang sama. Hasil analisa menunjukkan bahwa model Neural Net (NN) memberikan nilai RMSE terendah dengan angka sebesar 16.562. Ini menunjukkan bahwa model Neural Net memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dalam memprediksi perubahan harga saham GOTO dibandingkan dengan model Regresi Linear (22.479) dan Support Vector Machine (31.326). Meskipun RL dan SVM juga memberikan prediksi yang cukup akurat, NN menonjol dengan performa terbaik. Penemuan ini menunjukkan bahwa algoritma Neural Net adalah pilihan yang lebih baik dalam memprediksi perubahan harga saham GOTO. Namun, penting untuk mencatat bahwa evaluasi dan pemilihan model harus selalu dipertimbangkan dalam konteks bisnis atau penelitian yang relevan.

I. PENDAHULUAN

Investasi di pasar saham merupakan salah satu cara yang populer untuk mengembangkan kekayaan dan meraih keuntungan jangka panjang (Royda & Riana, 2022). Para investor dan pedagang saham secara rutin mengamati pergerakan harga saham untuk mengidentifikasi peluang investasi yang menguntungkan (Taufik & Rusliati, 2022). Namun, pasar saham sangat kompleks dan dipengaruhi oleh banyak faktor yang sulit diprediksi secara akurat (Himawan et al., 2022). Di pasar saham, harga saham emiten ditentukan oleh penawaran dan permintaan (Angelina, 2022) yang kompleks, yang dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti perkembangan ekonomi (Yohanes, 2023), berita perusahaan, kondisi pasar, dan sentimen investor.

Harga saham yang berfluktuasi mencerminkan dinamika pasar karena investor mencoba memprediksi harga saham untuk membuat keputusan investasi yang bijak. Oleh karena itu, para pelaku pasar saham selalu mencari metode (Panggabean et al., 2023) dan teknik yang dapat membantu mereka dalam memprediksi perubahan harga saham. Prediksi harga saham (Fadla et al., 2023) merupakan salah satu bidang penting dalam analisis keuangan dan investasi. Investor, pedagang, dan analis pasar saham sering mencari cara untuk memprediksi pergerakan harga saham untuk membuat keputusan investasi yang lebih baik (Maulana, 2021).

Dalam beberapa dekade terakhir, perkembangan teknologi dan ketersediaan informasi yang melimpah telah membuka pintu bagi perkembangan metode analisis yang lebih

maju dan efisien. Pendekatan yang populer adalah menggunakan algoritma dan pemanfaatan teknik komputer (Alamsyah et al., 2023), salah satunya adalah untuk memprediksi perubahan harga saham. Algoritma ini dapat mengolah data historis, menemukan pola yang tersembunyi, dan membantu membuat prediksi (Jafar & Rahaningsih, 2023) tentang harga saham di masa mendatang.

RapidMiner adalah salah satu *platform* yang populer dan *powerful* untuk analisis data dan pemodelan prediktif. Dengan menggunakan RapidMiner, para peneliti dan analis dapat memanfaatkan algoritma-algoritma machine learning yang canggih dan fitur-fitur analisis data untuk memprediksi perubahan harga saham. Penggunaan aplikasi *RapidMiner* untuk membangun model tanpa perlu membuat program karena semua alat pengolahan data yang dibutuhkan untuk mengolah data telah tersedia berbentuk operator (Sholeh et al., 2023). Operator yang berbeda digunakan dalam pemodelan, yang cocok dan terhubung satu sama lain dalam pemodelan.

Dalam penelitian ini, akan dianalisis harga saham dengan fokus pada perusahaan GOTO. Peneliti akan membandingkan tiga algoritma yang berbeda, yaitu Regresi Linear, *Support Vector Machine*, dan *Neural Network* dengan menggunakan *platform RapidMiner* sebagai alat utama analisis untuk melihat performa dan akurasi prediksi tiap algoritma.

Penelitian ini akan terdiri dari beberapa tahap, mulai dari pengumpulan data historis harga saham GOTO per April 2022 sampai dengan Januari 2023, pemrosesan data menggunakan RapidMiner, pengujian algoritma prediksi, evaluasi performa algoritma, hingga analisis dan interpretasi hasil prediksi. Data yang digunakan akan mencakup rentang waktu yang signifikan untuk mencakup variasi pasar yang berbeda dan memastikan keakuratan evaluasi algoritma.

Penelitian (Umaidah, 2018) melakukan studi kasus Bank BRI, menyatakan bahwa dalam beberapa tahun terakhir, Indonesia mengalami perlambatan ekonomi yang berdampak pada pergerakan indeks saham di Bursa Efek Indonesia (BEI), terutama indeks LQ45, yang mengalami fluktuasi naik turun. Oleh karena itu, diperlukan analisis terhadap pergerakan harga saham dengan fokus pada penentuan tingkat akurasi menggunakan metrik seperti Root Mean Squared Error (RMSE) dan Normalized Mean Absolute Error (NMAE), dengan mengoptimalkan nilai-nilai parameter yang relevan.

Selanjutnya penelitian (Himawan et al., 2022) menyatakan bahwa investasi saham memiliki signifikansi yang besar bagi setiap

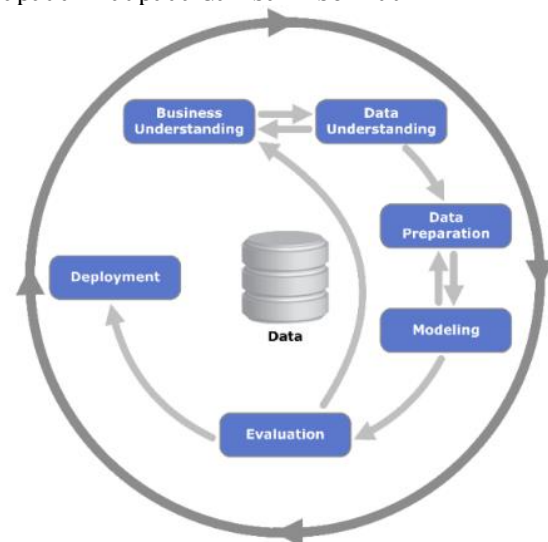
perusahaan di seluruh dunia. Perkiraan harga saham melibatkan analisis teknis, yang merupakan metode yang penting dalam memutuskan keputusan jual beli saham. Melakukan transaksi saham tanpa mempertimbangkan faktor teknis dapat dianggap sebagai perilaku berjudi yang melibatkan risiko dan ketidakpastian. Dengan pergerakan pasar modal yang cepat dan acak, diperlukan prediksi harga saham dengan menggunakan algoritma *Regresi Linear* pada *RapidMiner*.

Atas dasar beberapa perbandingan penelitian diatas secara umum, melalui penelitian ini, diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih baik tentang kegunaan RapidMiner dalam analisis harga saham dan memberikan panduan bagi investor dan analis pasar saham untuk mengambil keputusan investasi yang lebih informasi berdasarkan prediksi yang akurat.

II. BAHAN DAN METODE

Akhir era 1990-an, terdapat empat perusahaan, yaitu Integral Solutions Ltd., NCR, DaimlerChrysler, dan OHRA, menginisiasi pendirian *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM). CRISP-DM menjadi proses standar yang digunakan sebagai salah satu strategi pemecahan masalah terutama dalam penggalian data yang banyak. CRISP-DM di Indonesia diadopsi sebagai acuan pada Standar Kompetensi Kerja Nasional melalui KepMen Ketenagakerjaan No 299 tahun 2020 (Pambudi et al., 2023).

CRISP-DM memiliki enam tahapan yang terdiri dari pemahaman dari segi bisnis, pemahaman data, persiapan data, pemodelan data, dan tahap pengembangan (Fitri & Riana, 2022). Namun, pada penelitian ini hanya dilakukan sampai tahap *evaluation* saja. Tahapan tersebut dapat dilihat pada Gambar 1 berikut:



Sumber: (Putra & Putri, 2022)

Gambar 1. Metode CRISP-DM

Business Understanding

Pada tahap ini, memahami dengan jelas tujuan bisnis yang ingin dicapai. Apa tujuannya atau untuk mencapai tujuan bisnis lain yang mana. Pemahaman yang jelas tentang tujuan ini akan membantu dalam mengarahkan analisis data ke arah yang tepat.

Sehingga langkah yang dilakukan peneliti adalah melakukan identifikasi kebermanfaatan serta kegunaan dari model yang nantinya akan dikembangkan. Menganalisa informasi-informasi yang ada dari tiap data terdahulu terkait harga saham yang selanjutnya dapat dijadikan *dataset* penelitian.

Data Understanding

Langkah selanjutnya setelah tahap *business understanding*, dilakukan tahap data understanding atau pengumpulan data (Umaidah, 2018). Penelitian ini menggunakan sumber data sekunder berupa Indonesia *Stock Dataset* PT Goto Gojek Tokopedia Tbk dengan kode emiten GOTO. Data tersebut diperoleh dari situs <https://www.kaggle.com/>, dan beberapa jurnal referensi terkait data mining dengan algoritma *Regresi Linear*, *Support Vector Machine*, dan *Neural Network*.

Menurut (Jafar & Rahaningsih, 2023), data yang telah dikumpulkan sebelumnya oleh individu atau lembaga lain, kemudian digunakan kembali untuk analisis atau penelitian baru disebut sebagai sumber data sekunder. *Database*, sekumpulan data, laporan, kumpulan jurnal, atau situs *web* dapat disebut sumber dari data sekunder.

Data Preparation

Dalam penelitian ini, tahap persiapan data terdiri dari dua komponen penting yaitu pembersihan data (*data cleaning*) dan integrasi data (Putra & Putri, 2022). Pada tahap *data cleaning*, dilakukan serangkaian langkah untuk melakukan pemrosesan data yang mencakup identifikasi dan penanganan nilai yang hilang pada atribut (*missing values*), menyelesaikan ketidaksesuaian data, menghapus data yang tidak relevan (*outlier*), mendeteksi dan menangani duplikasi data, serta menangani data yang tidak lengkap.

Proses pembersihan data merupakan langkah yang krusial karena dapat mempengaruhi hasil akhir dari analisis data. Meskipun dalam proses pembersihan data, kemungkinan data akan berkurang karena menghapus data yang tidak relevan atau memperbaiki data yang tidak lengkap, namun hal ini diperlukan untuk memastikan integritas dan keandalan data yang digunakan dalam proses analisis.

Selanjutnya, tahap integrasi data melibatkan penggabungan data dari berbagai sumber yang berbeda menjadi satu kesatuan yang koheren. Ini bisa meliputi menggabungkan data dari beberapa database atau mengintegrasikan data dari sumber eksternal seperti laporan, jurnal, atau situs web. Integrasi data ini bertujuan untuk menciptakan dataset yang komprehensif dan terpadu yang dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut.

Keduanya, pembersihan data dan integrasi data, merupakan tahapan yang penting dalam persiapan data karena dapat memastikan bahwa data yang digunakan dalam analisis lebih berkualitas, konsisten, dan relevan. Hal ini membantu meminimalkan bias atau kesalahan yang dapat muncul selama proses analisis data.

Tahap *preprocessing data* dilakukan menggunakan *operator replace missing value* pada *RapidMiner* (Himawan et al., 2022). Operator ini digunakan untuk mengatasi nilai yang hilang dengan menggantikannya menggunakan nilai minimum, maksimum, atau rata-rata dari atribut tersebut. Nilai nol juga dapat digunakan sebagai pengganti untuk nilai yang hilang. Selain itu, penggantian nilai yang hilang dapat disesuaikan dengan nilai yang ditentukan.

Modelling

Dalam penelitian ini, fase modelling melibatkan implementasi teknik dan algoritma data mining terhadap data saham yang diperoleh dari sebuah situs *web*. Data tersebut mencakup atribut seperti *timestamp*, *open*, *high*, *low*, dan *close* dalam rentang periode 11 April 2022 hingga 06 Januari 2023. Dalam tahap ini, *RapidMiner* digunakan sebagai alat bantu.

Tiga algoritma yang digunakan adalah *Regresi Linear*, *Support Vector Machine*, dan *Neural Network*. Untuk membandingkan kinerja ketiga algoritma tersebut, digunakan operator performance yang akan menghasilkan nilai akurasi tertinggi. Selain itu, untuk mengukur tingkat akurasi dan evaluasi dari ketiga algoritma, dilakukan validasi menggunakan model *Cross Validation* dan evaluasi RMSE.

Hasil dari perbandingan ketiga algoritma tersebut selanjutnya akan digunakan untuk proses implementasi prediksi harga saham GOTO di pasar modal. Algoritma yang memberikan nilai error terendah akan dipilih untuk digunakan dalam proses prediksi. *RapidMiner* digunakan sebagai tools dalam tahap *modelling* ini.

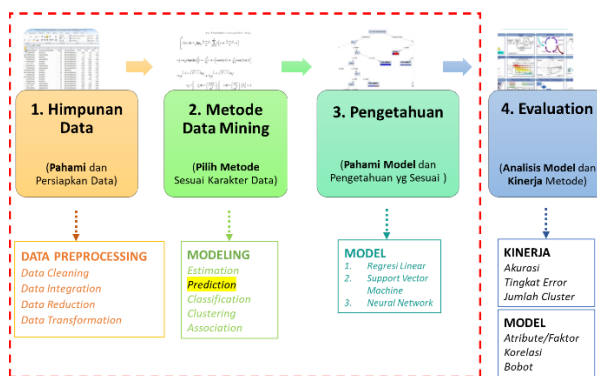
Evaluation

Untuk mengukur akurasi keseluruhan dari masing-masing model, peneliti menggunakan metode skoring RMSE pada penelitian ini. Semakin

rendah nilai RMSE, semakin tinggi akurasi prediksi. Tingkat akurasi prediksi model ini ditentukan oleh nilai terendah dari metode akurasi data yang digunakan.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Kerangka penelitian yang diusulkan ditunjukkan pada Gambar 2. Adapun langkah yang ditunjukkan adalah terdiri dari 1) pencarian himpunan data/*dataset* 2) metode *data mining* 3) pengetahuan/menentukan algoritma 4) model evaluasi.



Sumber: Hasil Penelitian (2023)
Gambar 2. Tahap Penelitian

Tahap Data Preparation

Mempersiapkan keseluruhan kumpulan data yang akan digunakan merupakan tahap awal sebelum maju kedalam tahap berikutnya. Penelitian ini memanfaatkan 195 baris data dengan *dataset* harian saham GOTO. *Dataset* ini disusun dalam *format file* CSV agar dapat dibaca oleh alat *RapidMiner*. Gambar 3 menunjukkan *dataset* saham.

Row No.	close	timestamp	open	low	high	volume
1	382	Apr 11, 2022	400	372	416	9410897000
2	370	Apr 12, 2022	422	360	442	3887331000
3	374	Apr 13, 2022	370	360	380	3262811400
4	376	Apr 14, 2022	374	374	382	3675981900
5	376	Apr 15, 2022	374	374	382	0
6	378	Apr 18, 2022	376	370	380	2660312700
7	358	Apr 19, 2022	378	358	380	2252971800
8	338	Apr 20, 2022	358	338	364	5804281200
9	340	Apr 21, 2022	340	336	340	1670584600
10	340	Apr 22, 2022	340	330	340	6075753400
11	328	Apr 25, 2022	318	318	338	1960587900
12	310	Apr 26, 2022	348	308	348	1843997100
13	290	Apr 27, 2022	300	290	310	2077577300
14	272	Apr 28, 2022	270	270	290	2280309800
15	272	Apr 29, 2022	270	270	290	0

ExampleSet (195 examples, 1 special attribute, 5 regular attributes)

Sumber: Hasil Penelitian (2023)
Gambar 3. *Dataset* Saham Harian GOTO

Rincian dari atribut *dataset* saham GOTO adalah sebagai berikut:
timestamp = Tanggal dan waktu transaksi saham
open = harga pembukaan

low = harga terendah dalam rentang waktu
high = harga tertinggi dalam rentang waktu
close = harga penutupan
volume = Total *volume* yang diperdagangkan dalam rentang waktu

Lalu tahapan selanjutnya adalah melakukan input saham harian pada aplikasi *RapidMiner* dengan menggunakan menu *import data*, kemudian menetapkan label atau target pada atribut dengan format *change role*. Pada penelitian ini yang atribut *close* merupakan target/label yang akan diolah.

Name	Type	Missing	Statistics	Filter (1/6 attributes)
close	Real	0	Min: 404 Max: 257.759	
timestamp	Date-time	0	Calendar date: Apr 11, 2022 Leap date: Jan 6, 2023 Duration: 270 days	
open	Real	0	Min: 81 Max: 422 Average: 259.149	
low	Real	0	Min: 81 Max: 398 Average: 251.252	
high	Real	0	Min: 87 Max: 442 Average: 287.052	
volume	Real	0	Min: 26505346900 Max: 170266803.077	

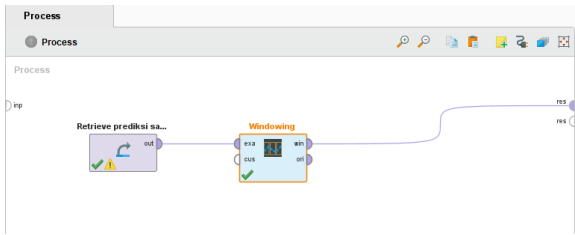
Sumber: Hasil Penelitian (2023)
Gambar 4. Preprocessing Data

Pada langkah ini dilakukan *preprocessing data* untuk membersihkan data error dengan cara melihat nilai yang hilang/*missing* yang dapat diselesaikan dengan mencentang menu *missing value* di atas tabel. Pengaturan untuk perubahan *role* dapat dilakukan di area format. Jika tidak ada atribut yang *missing*, maka bisa dilanjutkan ke tahap modelling.

Tahap Data Modelling

Pada tahap ini dipilih metode yang sesuai dengan tipe data yang ada yaitu dengan menggunakan prediksi. Tahap pertama adalah melakukan *windowing* yang mengacu pada teknik pemrosesan data yang melibatkan pembagian data dalam sebuah jendela waktu/*window* yang saling tumpang tindih untuk analisis atau pemodelan. alam proses ini, data yang tersedia diurutkan berdasarkan urutan waktu dan kemudian dibagi menjadi jendela waktu yang lebih kecil.

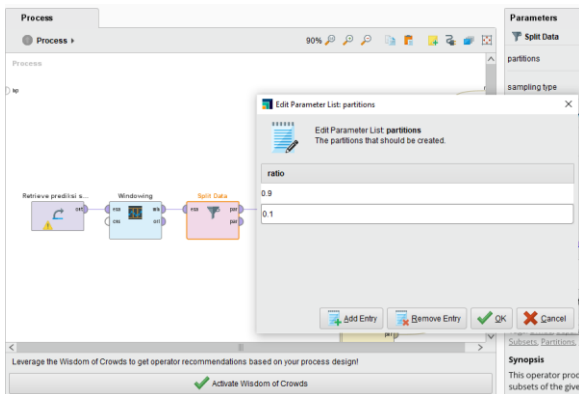
Dalam *RapidMiner*, ada beberapa operator yang dapat digunakan untuk melakukan *windowing* pada data, seperti "*Time Series to ExampleSet*" dan "*Windowing*". Operator "*Time Series to ExampleSet*" digunakan untuk mengubah data deret waktu menjadi kumpulan contoh (*example set*), sementara operator "*Windowing*" digunakan untuk membagi data menjadi jendela waktu yang lebih kecil.



Sumber: Hasil Penelitian (2023)
Gambar 5. Proses Menggunakan Operator *Windowing*

Tujuan dari penggunaan teknik *windowing* ini adalah untuk mempertahankan urutan waktu data dan mengizinkan analisis atau pemodelan yang lebih terfokus pada tren atau pola yang mungkin ada dalam jendela waktu tertentu.

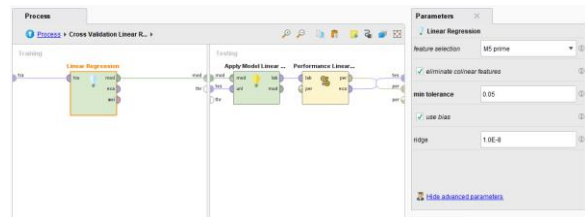
Selanjutnya melakukan beberapa percobaan yang dapat dilakukan, dengan pemisahan data *training* dan *testing* menggunakan operator *split data* dengan perbandingan 90:10, lalu kemudian dengan melakukan proses validasi dengan *Cross Validation*.



Sumber: Hasil Penelitian (2023)
Gambar 6. Operator *Split Data*

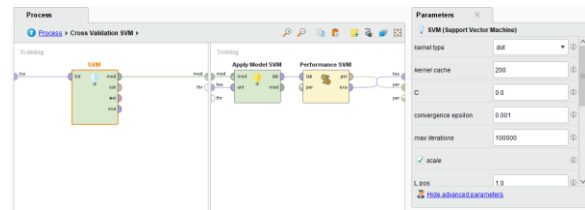
Setelah dilakukan pemisahan data *training* dan *testing*, dilanjutkan dengan melakukan validasi menggunakan operator 10 *K-Fold Cross Validation*. Fungsi 10 *K-Fold Cross Validation* adalah melakukan evaluasi yang umum digunakan dalam analisis data dan pemodelan. Tujuannya adalah untuk menguji kinerja suatu model atau algoritma dengan membagi data menjadi 10 bagian atau "fold" yang sama ukurannya. Dalam praktiknya, 10 *K-Fold Cross Validation* adalah metode yang umum digunakan dalam pemilihan model, penyetelan parameter, dan perbandingan kinerja antara beberapa model atau algoritma.

Gambar dibawah ini merupakan pengolahan data menggunakan proses validasi dengan metode 10 *K-Fold Cross Validation* dengan pemisahan data 90:10 pada masing-masing algoritma sebagai berikut:



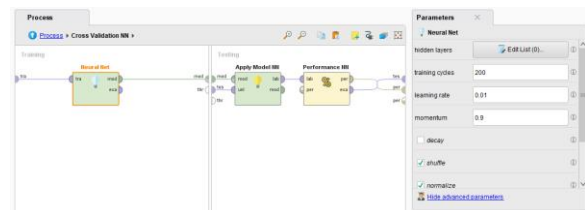
Sumber: Hasil Penelitian (2023)
Gambar 7. *Cross Validation* Algoritma Regresi Linear (RL)

Parameter *feature selection* yang digunakan pada algoritma Regresi Linear adalah *M5 prime* dengan nilai *min tolerance* sebesar 0.05.



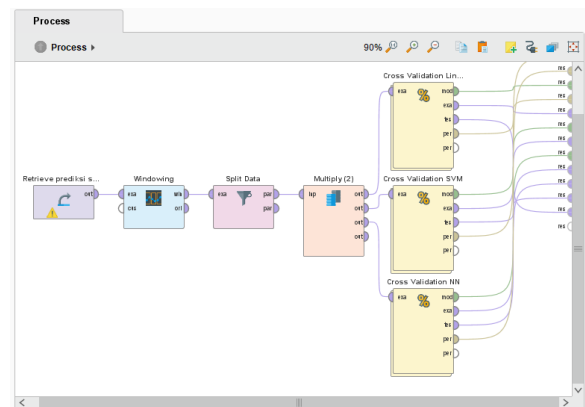
Sumber: Hasil Penelitian (2023)
Gambar 8. *Cross Validation* Algoritma Support Vector Machine (SVM)

Pengolahan data dengan *Cross Validation* menggunakan algoritma *Support Vector Machine* memiliki parameter dot sebagai *kernel type*, *kernel cache* sebanyak 200, *convergence epsilon* sebesar 0,001, dan *max iterations* sebesar 100000.



Sumber: Hasil Penelitian (2023)
Gambar 9. *Cross Validation* Algoritma Neural Net (NN)

Pada algoritma Neural Net, menggunakan data *default* dengan 200 *training cycles*, 0,01 *learning rate*, dan 0,9 untuk nilai *momentum*.



Sumber: Hasil Penelitian (2023)

Gambar 10. Proses Pengolahan Data dengan *RapidMiner*

Gambar 10 merupakan proses pengujian *dataset* dengan menggunakan *RapidMiner* dengan jumlah pemisahan data sejumlah perbandingan 90% data *testing* dan 10% data *training*, selanjutnya validasi dengan memanfaatkan operator *cross validation* untuk pada tiap model yang dibandingkan (Algoritma RL, SVM, dan NN).

Tahap Evaluation

Setelah tahap pemodelan selesai, fase evaluasi dimulai. Pada tahap ini, peneliti melakukan evaluasi menyeluruh terhadap model atau solusi yang telah dibangun. Evaluasi dilakukan untuk memastikan bahwa model tersebut memenuhi persyaratan bisnis yang telah ditetapkan dan memberikan hasil yang berguna.

Evaluasi dimulai dengan menguji model atau solusi terhadap data yang tidak digunakan dalam proses pembangunan model, yang biasanya disebut sebagai data validasi atau data *testing*. Data validasi digunakan untuk menguji kinerja model dengan menghitung metrik evaluasi yang relevan, yaitu menghitung RMSE tiap algoritma yang dibandingkan dari hasil pengujian.

Setelah melakukan input, menentukan operator serta parameter yang sesuai, diperoleh hasil terbaik seperti terlihat pada Tabel 1 berikut ini:

Tabel 1. Hasil RMSE Perbandingan Algoritma

Dataset	Algoritma	RMSE
GOTO	Regresi Linear	22.479 +/- 4.994 (micro average: 22.920 +/- 0.000)
	Support Vector Machine	31.326 +/- 6.636 (micro average: 31.882 +/- 0.000)
	Neural Net	16.562 +/- 4.651 (micro average: 17.174 +/- 0.000)

Sumber: Hasil Penelitian (2023)



Sumber: Hasil Penelitian (2023)

Gambar 11. Hasil Prediksi Regresi Linear



Sumber: Hasil Penelitian (2023)

Gambar 12. Hasil Prediksi Support Vector Machine



Sumber: Hasil Penelitian (2023)

Gambar 13. Hasil Prediksi Neural Net

Rangkuman dari hasil perbandingan RSME dari ketiga model prediksi yang diuji (RL, SVM, dan NN) menggunakan 10 *K-Fold Cross Validation* dengan pembagian data 90:10, ditemukan bahwa nilai dengan tingkat *error* terendah ada pada model prediksi *Neurat Net* untuk analisa saham GOTO dengan nilai 16.562, dilanjutkan dengan Regresi Linear dengan nilai 22.479, dan *Support Vector Machine* dengan nilai 31.326.

IV. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian yang dilakukan dari tahap awal sampai dengan evaluasi dengan menggunakan parameter yang optimal yang diterapkan pada ketiga algoritma yang dibandingkan, diperoleh kesimpulan bahwa model prediksi *Neural Net* (NN) memiliki nilai RMSE terendah dengan nilai sebesar 16.562. Ini menunjukkan bahwa model NN memberikan prediksi yang paling akurat dalam memprediksi harga saham GOTO. Model ini mungkin memiliki kemampuan yang lebih baik dalam menangkap pola dan hubungan yang kompleks dalam data saham. Model prediksi Regresi Linear (RL) memiliki nilai RMSE berikutnya dengan nilai sebesar 22.479. Meskipun lebih tinggi dari model NN, nilai RMSE ini menunjukkan bahwa model Regresi Linear juga memberikan prediksi yang cukup akurat untuk harga saham GOTO. RL mungkin mampu menangkap pola linier dalam data saham. Dan model prediksi Support Vector Machine (SVM) memiliki nilai RMSE tertinggi

dengan nilai sebesar 31.326. Ini menunjukkan bahwa model SVM memiliki tingkat kesalahan yang lebih tinggi dalam memprediksi harga saham GOTO dibandingkan dengan model NN dan RL. SVM mungkin memiliki keterbatasan dalam menangkap pola yang lebih kompleks dalam data saham.

Berdasarkan hasil ini, model NN direkomendasikan sebagai model prediksi yang paling baik untuk analisis harga saham GOTO. Namun, perlu diketahui bahwa evaluasi model dan pemilihan tergantung pada konteks bisnis atau penelitian yang relevan. Selain itu, penting untuk terus memperbaiki dan memvalidasi model prediksi dengan menggunakan data aktual dan melibatkan pemahaman yang lebih mendalam tentang karakteristik pasar saham.

V. REFERENSI

- Alamsyah, M. F., Satriawan, T. P., Ramadanis, F. N., Mulyawan, R. A., Edmond, C., & Firmansyah, R. (2023). Analisa Komparasi Algoritma Naïve Bayes , Decision Tree Dan KKN Untuk Klasifikasi Kebakaran Hutan Pada Wilayah Aljazair. *Jurnal Sistem Informasi Dan Ilmu Komputer*, 1(2), 72-86. <https://doi.org/https://doi.org/10.59581/jusiik-widyakarya.v1i2.425>
- Angelina, V. (2022). *Analisis Faktor-faktor yang mempengaruhi Harga Saham pada Perusahaan Sektor Perbankan di Bursa Efek Indonesia* [UNIVERSITAS PUTERA BATAM]. <http://repository.upbatam.ac.id/1610/>
- Fadla, M. Y., Deliya Rohmawati, N., & Nur'agny, R. (2023). *Aplikasi Prediksi Harga Saham Tertinggi Pada Bank BCA Menggunakan Metode Trend Moment*. 2, 451-456.
- Fitri, E., & Riana, D. (2022). Analisa Perbandingan Model Prediction Dalam Prediksi Harga Saham Menggunakan Metode Linear Regression, Random Forest Regression Dan Multilayer Perceptron. In *METHOMIKA Jurnal Manajemen Informatika dan Komputerisasi Akuntansi* (Vol. 6, Issue 1, pp. 69-78). <https://doi.org/10.46880/jmika.vol6no1.pp69-78>
- Himawan, I., Nurdiawan, O., & Dwilestari, G. (2022). *PREDIKSI HARGA SAHAM DENGAN ALGORITMA REGRESI LINIER DENGAN RAPIDMINER*. 10(3).
- Jafar, J., & Rahaningsih, N. (2023). MENENTUKAN POLA RESERVASI HOTEL DENGAN ALGORITMA FP-GROWTH. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(1), 540-546.
- Maulana, B. (2021). *NALISIS TEKNIKAL PERGERAKAN HARGA SAHAM UNTUK PENGAMBILAN KEPUTUSAN INVESTASI DI PASAR MODAL SYARIAH PADA MASA PANDEMI COVID-19 DALAM PERSPEKTIF EKONOMI ISLAM (STUDI PADA SAHAM SUBSEKTOR FARMASI YANG TERDAFTAR DI BURSA EFEK INDONESIA)* [UNIVERSITAS ISLAM NEGERI RADEN INTAN LAMPUNG]. <http://repository.radenintan.ac.id/id/eprint/18597>
- Pambudi, A., Abidin, Z., & Permata, P. (2023). Penerapan Crisp-Dm Menggunakan Mlr K-Fold Pada Data Saham Pt. Telkom Indonesia (Persero) Tbk (Tlkm) (Studi Kasus: Bursa Efek Indonesia Tahun 2015-2022). *Jurnal Data Mining Dan Sistem Informasi*, 4(1), 1. <https://doi.org/10.33365/jdmsi.v4i1.2462>
- Panggabean, E. S. B., Akita, N. J. H., & Yuniior, K. (2023). *Pengaruh Profitabilitas, Solvabilitas dan Rasio Pasar Terhadap Harga Saham Pada Perusahaan Perbankan yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia Periode 2018-2021*. 7(1), 51-65. <https://doi.org/10.26740/jpeka.v7n1.p51-65>
- Putra, M. Y., & Putri, D. I. (2022). Pemanfaatan Algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Jurusan Siswa Kelas XI. *Jurnal Tekno Kompak*, 16(2), 176-187.
- Royda, R., & Riana, D. (2022). *Investasi dan Pasar Modal* (M. Nasrudin (ed.)). PT Nasya Expanding Management.
- Sholeh, M., Nurnawati, E. K., & Lestari, U. (2023). Penerapan Data Mining dengan Metode Regresi Linear untuk Memprediksi Data Nilai Hasil Ujian Menggunakan RapidMiner. *JISKA (Jurnal Informatika Sunan Kalijaga)*, 8(1), 10-21.
- Taufik, S. A., & Rusliati, E. (2022). *ANALISIS TEKNIKAL INVESTASI FOREX ONLINE PASANGAN MATA UANG EUR/USD PERIODE 2019 - 2021* [Universitas Pasundan]. <http://repository.unpas.ac.id/61647/>
- Umaidah, Y. (2018). Penerapan Algoritma Artificial Neural Network Dalam Prediksi Harga Saham Lq45 Pt. Bank Rakyat Indonesia, Tbk. *Februari*, 8(1), 57.
- Yohanes, S. (2023). *PENGARUH EARNING PER SHARE, CAPITAL STRUCTURE DAN DIVIDEND PER SHARE TERHADAP HARGA SAHAM PERUSAHAAN SUB SEKTOR FARMASI YANG TERDAFTAR DI BURSA EFEK INDONESIA PERIODE 2016 - 2020* [Sekolah Tinggi Ilmu Ekonomi Indonesia Jakarta]. <http://repository.stei.ac.id/id/eprint/9495>