

Analisis Rasio Keuangan Yang Mempengaruhi Nilai Buku Perusahaan dengan *Model Regression, Support Vector Machine* dan Algoritma Genetika

Albert Setiawan Harijanto ¹, Abu Khalid Rivai ², Sudarno ³

^{1,2,3} Program Studi Teknik Informatika S-2, Program Pascasarjana, Universitas Pamulang
[1albertsetiawan1990@gmail.com](mailto:albertsetiawan1990@gmail.com), [2dosen01591@unpam.ac.id](mailto:dosen01591@unpam.ac.id), [3sudarno@gmail.com](mailto:sudarno@gmail.com)

Diterima : 30 Agustus 2025
Disetujui : 20 September 2025

Abstract—Perkembangan pasar modal menuntut ketersediaan metode penilaian perusahaan yang akurat dan andal. Salah satu indikator yang umum digunakan adalah *Price to Book Value* (PBV), yang merefleksikan perbandingan antara nilai pasar dengan nilai buku perusahaan dan dipengaruhi oleh faktor fundamental seperti *Debt to Equity Ratio* (DER), *Price to Earnings Ratio* (PER), dan *Return on Assets* (ROA). Kompleksitas serta sifat non-linear hubungan antarvariabel tersebut memerlukan pendekatan analisis yang lebih adaptif dibandingkan metode statistik konvensional. Penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja tiga metode prediksi PBV, yaitu *Genetic Algorithm* (GA), *Linear Regression*, dan *Support Vector Machine* (SVM), dengan menggunakan data laporan keuangan perusahaan manufaktur dan infrastruktur yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) periode 2018–2023 sebanyak 300 observasi. Variabel independen yang digunakan meliputi DER, PER, dan ROA, sedangkan PBV ditetapkan sebagai variabel dependen. Analisis dilakukan melalui tahapan pengolahan data, pembentukan model, serta evaluasi menggunakan metrik *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Coefficient of Variation of RMSE* (CVRMSE), dan koefisien determinasi (R^2). Hasil penelitian menunjukkan bahwa PER dan ROA berpengaruh signifikan terhadap PBV, sedangkan DER berpengaruh relatif lemah. GA menghasilkan nilai MSE dan RMSE terendah (2,0103 dan 1,4178), namun nilai R^2 negatif (-0,0243) mengindikasikan keterbatasan dalam menjelaskan variabilitas data. Sebaliknya, *Linear Regression* memberikan R^2 sebesar 0,179 dengan RMSE 22,8491, sedangkan SVM menghasilkan R^2 sebesar 0,128 dengan RMSE 158,799. Dengan demikian, GA terbukti unggul dalam meminimalkan kesalahan prediksi, sementara *Linear Regression* lebih baik dalam memberikan interpretasi hubungan antarvariabel. Temuan ini menegaskan bahwa pendekatan optimasi evolusioner seperti GA efektif untuk memprediksi data keuangan yang kompleks, namun perlu dikombinasikan dengan metode lain guna meningkatkan interpretabilitas model.

Keywords—*Price to Book Value, Debt to Equity Ratio, Price to Earnings Ratio, Return on Assets, Genetic Algorithm, Linear Regression, Support Vector Machine.*

I. PENDAHULUAN

Perkembangan perekonomian global menyebabkan persaingan antarperusahaan semakin ketat sehingga perusahaan dituntut tidak hanya memaksimalkan laba, tetapi juga meningkatkan nilai perusahaan, kekayaan pemegang saham, dan kepercayaan pasar

terhadap prospek jangka panjang. Nilai perusahaan menjadi indikator penting dalam menilai kelangsungan usaha dan daya tarik investasi, yang dalam penelitian ini diprosksikan dengan rasio *Price to Book Value* (PBV). Rasio tersebut banyak digunakan investor untuk menilai wajar atau tidaknya harga saham, sekaligus

mencerminkan pengakuan publik terhadap kinerja perusahaan.

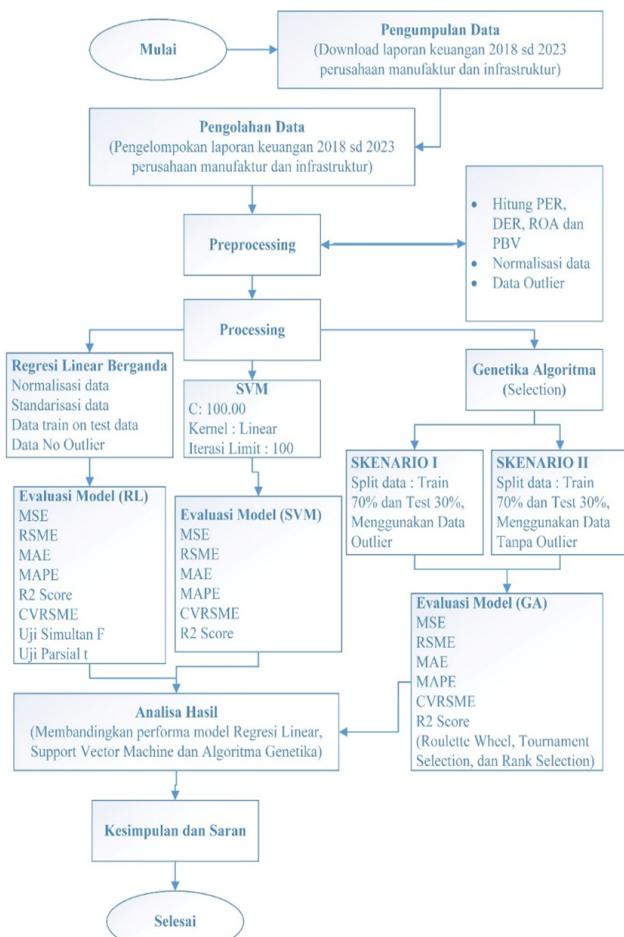
PBV dipengaruhi oleh rasio keuangan seperti Debt to Equity Ratio (DER), Price to Earnings Ratio (PER), Return on Assets (ROA), dan Return on Equity (ROE). Sejumlah penelitian terdahulu menunjukkan bahwa DER cenderung berpengaruh negatif terhadap PBV, sedangkan ROE dan ROA berpengaruh positif. [1]

Berdasarkan penelitian Ayuningsih & Goenawan (2024) [2], hasil regresi linear berganda menunjukkan bahwa konstanta sebesar -0,213 mengindikasikan apabila DER dan ROE bernilai nol maka PBV perusahaan manufaktur sub-sektor makanan dan minuman menurun sebesar -0,213. Koefisien β_1 sebesar -0,385 menunjukkan bahwa Debt to Equity Ratio (DER) berpengaruh negatif terhadap Price Book Value (PBV), di mana kenaikan DER 1% menurunkan PBV sebesar 0,385. Sebaliknya, koefisien β_2 sebesar 26,557 menunjukkan bahwa Return on Equity (ROE) berpengaruh positif terhadap PBV, di mana kenaikan ROE 1% meningkatkan PBV sebesar 26,557. Dengan demikian, model regresi berganda tersebut layak digunakan karena DER dan ROE terbukti berpengaruh signifikan secara simultan terhadap nilai perusahaan yang diperkirakan dengan PBV.

Untuk itu, penelitian ini bertujuan menganalisis pengaruh rasio keuangan terhadap PBV sekaligus membandingkan tiga pendekatan prediktif, yaitu Linear Regression, Support Vector Machine (SVM), dan Genetic Algorithm (GA). Regresi digunakan karena mampu memberikan interpretasi yang jelas atas pengaruh variabel independen, SVM dipilih untuk menangkap pola non-linier pada data berdimensi tinggi, sedangkan GA digunakan sebagai metode optimasi evolusioner yang efektif dalam mengatasi permasalahan non-konvensional pada data keuangan. Perbandingan ketiga model ini diharapkan memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai metode prediksi nilai perusahaan berbasis rasio keuangan, sekaligus memberikan kontribusi pada pengembangan analisis keuangan berbasis teknologi kecerdasan buatan.

II. METODOLOGI PENELITIAN

Dalam penelitian ini, desain penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif dengan analisis data sekunder yang telah dikumpulkan dari laporan keuangan perusahaan. Kerangka dasar proses penelitian ini digambarkan dalam diagram berikut ini. Alur lengkap proses penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Perancangan penelitian

2.1 PENGUMPULAN DATASET

Penelitian ini diawali dengan proses pengumpulan data, yaitu dengan mengunduh laporan keuangan perusahaan-perusahaan sektor manufaktur dan infrastruktur yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) selama periode tahun 2018 hingga 2023. Data yang dikumpulkan mencakup informasi rasio keuangan seperti Price Earning Ratio (PER), Debt to Equity Ratio (DER), Return on Assets (ROA), serta Price to Book Value (PBV) yang akan menjadi fokus analisis dalam penelitian ini. Setelah data dikumpulkan, dilakukan pengolahan data awal,

ykni pengelompokan laporan keuangan berdasarkan periode waktu dan sektor perusahaan. Tahap ini bertujuan untuk memastikan struktur data yang seragam dan siap diproses lebih lanjut.

Selanjutnya, data yang telah dikelompokkan akan melalui tahap pra-pemrosesan (preprocessing), yang mencakup kegiatan sebagai berikut:

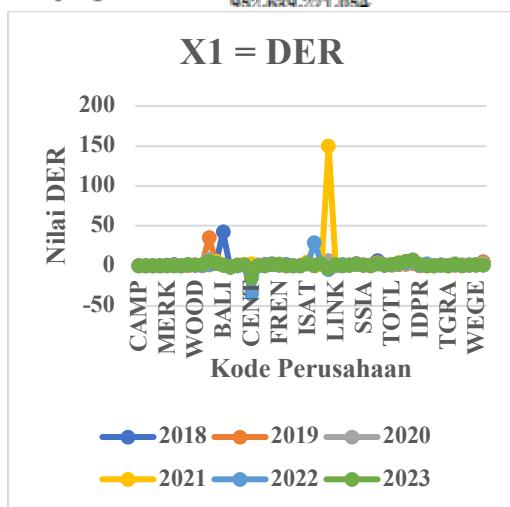
1. Perhitungan nilai rasio keuangan (PER, DER, ROA, dan PBV)
2. Normalisasi dan standardisasi data
3. Identifikasi serta penanganan data outlier

Seluruh data yang dikumpulkan kemudian disimpan dalam format CSV agar mudah diproses pada tahap prapemrosesan berikutnya.

2.2 PENGOLAHAN DATA DER

Setelah data-data parameter yang sudah didapatkan melalui laporan tahunan dan laporan keuangan setiap Perusahaan-perusahaan manufaktur dan infrastruktur yang terdaftar pada Bursa Efek Indonesia (BEI). Dalam menghitung DER memerlukan parameter total hutang dan total dari ekuitas. Rasio DER yang lebih rendah menandakan kapasitas yang lebih baik untuk memenuhi kewajiban keuangan. Rasio utang berkorelasi negatif dengan rasio pembayaran dividen karena tingkat utang yang lebih tinggi membatasi kemampuan perusahaan untuk membayar dividen.

$$\text{Debt Equity Ratio} = \frac{126.086.922.155}{952.629.271.054} = 0,1429 \quad (1)$$



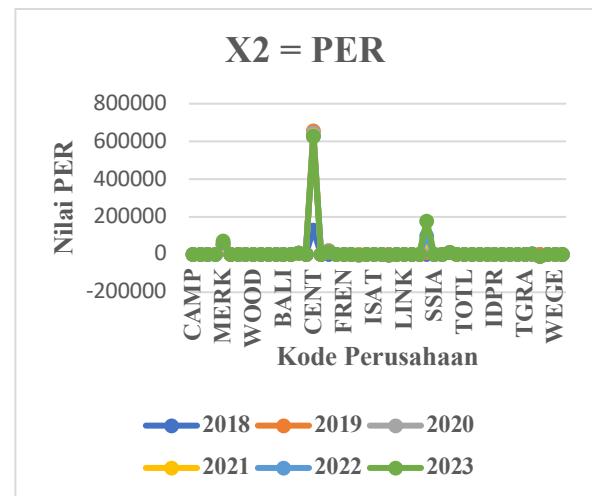
Gambar 2 Pertumbuhan DER (X1)

2.3 PENGOLAHAN DATA PER

Dalam melakukan perhitungan PER memerlukan parameter harga saham per lembar yang dibagikan kepada masyarakat dibagi dengan EPS.

P/E Ratio yang tinggi dapat mengindikasikan bahwa investor mengharapkan pertumbuhan laba yang tinggi di masa depan, sementara P/E Ratio yang rendah mungkin menunjukkan ekspektasi pertumbuhan yang lebih lambat atau perusahaan yang dinilai rendah.

$$\text{Price to Earnings Ratio} = \frac{331}{21.900.635,52} = 15,11371666 \quad (2)$$

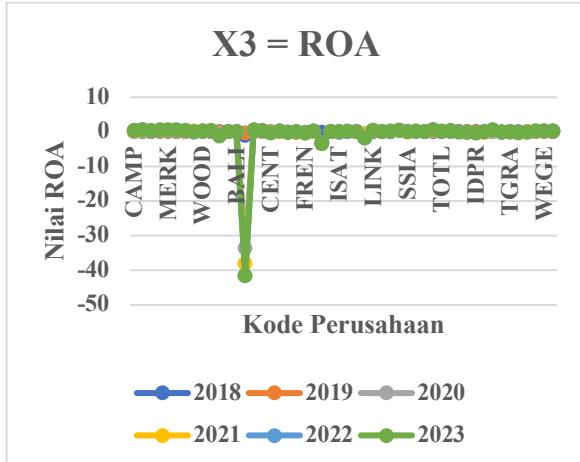


Gambar 3. Pertumbuhan PER (X2)

2.4 PENGOLAHAN DATA ROA

Rasio ini juga memberikan tingkat efektivitas manajemen suatu perusahaan. Semakin tinggi nilai Return On Asset (ROA) berarti kemampuan perusahaan menghasilkan laba atas aset sendiri semakin tinggi.

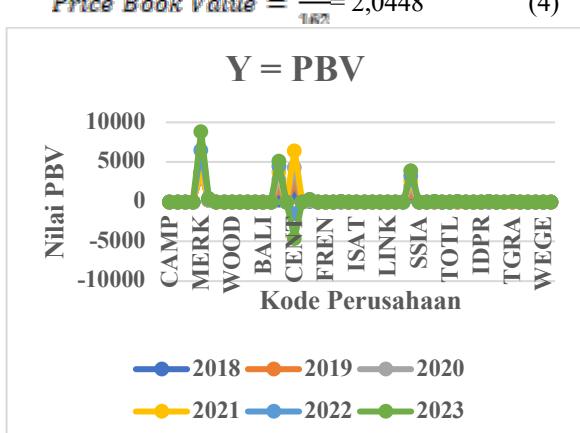
$$\text{Return On Asset} = \frac{120.979.851.124}{1.074.777.460.412} \times 100\% = 0,1126$$



Gambar 4 Pertumbuhan ROA (X3)

2.5 PENGOLAHAN DATA PBV

Dengan membandingkan rasio PBV antar perusahaan dalam industri yang sama, investor dapat menentukan apakah suatu saham dihargai lebih rendah (undervalued) atau lebih tinggi (overvalued) dari nilai sewajarnya. Selain itu, PBV juga mencerminkan penilaian pasar terhadap efektivitas manajemen dalam mengelola aset perusahaan untuk menghasilkan keuntungan.



Gambar 5 Pertumbuhan PBV (Y)

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini dijelaskan hasil eksperimen dan analisis performa model Regresi, SVM dan Genetika Algoritma berdasarkan beberapa hyperparameter yang telah diuji. Hasil yang dipaparkan mencakup RSME, MSE, MAE, MAPE, R² Score, dan CVRSME.

3.1 PENGUJIAN DAN HASIL MODEL REGRESI

Model regresi yang melibatkan ROA, PER, dan DER sebagai prediktor terhadap PBV memiliki kekuatan prediksi yang sedang, dengan hubungan yang signifikan secara statistik.

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Change Statistics					
					R Square Change	F Change	df1	df2	Sig. F Change	Durbin-Watson
1	.423 ^a	.179	.170	9112173	.179	18.916	3	260	<001	645

a. Predictors: (Constant), Zscore: ROA, Zscore: PER, Zscore: DER

b. Dependent Variable: Zscore: PBV

Gambar 6 Model Regresi

Berikut adalah analisis output Model Summary dari regresi linear berganda. PBV sebagai variabel dependen, dan Zscore: DER, PER, ROA sebagai variabel independen:

Tabel 1 Analisa Model Regresi

	Nilai	Keterangan
R (Multiple Correlation)	0.423	Korelasi antara ketiga variabel independen secara bersama-sama terhadap PBV sebesar 0.423. Ini menunjukkan hubungan yang sedang.
R Square	0.179	Sebesar 17.9% variasi dalam PBV dapat dijelaskan oleh kombinasi variabel DER, PER, dan ROA. Sisanya 82.1% dijelaskan oleh faktor lain di luar model.
Adjusted R Square	0.170	Setelah penyesuaian terhadap jumlah variabel, nilai penyesuaian adalah 17.0%. Nilai ini digunakan saat membandingkan model dengan jumlah variabel berbeda.
Std. Error of the Estimate	0.911	Standar deviasi dari residual (kesalahan prediksi). Semakin kecil nilainya, semakin baik model.
F Change	18.916	Nilai signifikansi sangat kecil ($p < 0.001$), menunjukkan bahwa model ini secara statistik signifikan.
Sig. F Change	<0.001	Nilai signifikansi sangat kecil ($p < 0.001$), menunjukkan bahwa model ini secara statistik signifikan.
df1 / df2	3 / 260	3 variabel independen, 260 sisa/residual
Durbin-Watson	0.645	Menunjukkan adanya autokorelasi positif dalam residual (idealnya nilai mendekati 2). Nilai 0.645 menunjukkan masalah autokorelasi positif yang cukup tinggi, yang bisa memengaruhi asumsi independensi residual dalam model.

Output evaluasi kinerja model regresi linear.

Tabel 2 Hasil Pengujian Model Regresi

Regressi	Nilai	Penjelasan
RSME	22.8491	$RSME = (\text{Std Error} \times \sqrt{\text{Std Dev PBV}}) = 0.9112 \times \sqrt{629.0478}$
MSE	522.08137081	$MSE = RSME^2 = 22.8491^2$
MAE	21.7066	95% dari RSME
MAPE	44.6500	$MAPE = \frac{MAE}{Mean PBV} \times 100 = \frac{21.7066}{48.6149} \times 100$
R ² Score	0.179	Dari Model Summary / ANOVA sebelumnya
CVRMSE	47.000199	$CVRMSE = \frac{RSME}{Mean PBV} \times 100 = \frac{22.8491}{48.6149} \times 100$

Model regresi yang dihasilkan memiliki nilai R² sebesar 0,179, yang berarti hanya 17,9% variasi PBV dapat dijelaskan oleh ketiga variabel bebas tersebut, sedangkan 82,1% sisanya

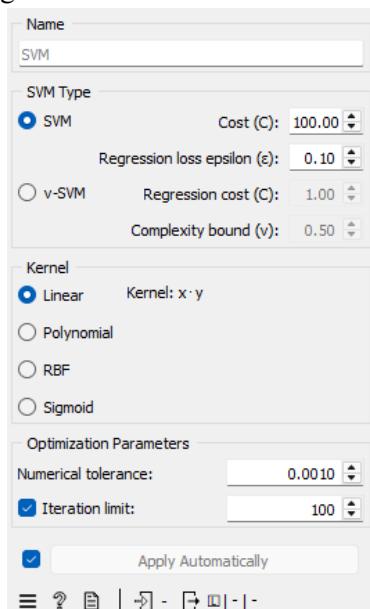
dipengaruhi oleh faktor lain yang tidak dimasukkan dalam model. Meskipun uji signifikansi model menunjukkan hasil yang signifikan ($p\text{-value} < 0,001$), kekuatan penjelasan model masih relatif rendah.

Dari sisi akurasi prediksi, model memiliki MSE sebesar 521,7 dan RMSE sebesar 22,84 (dalam satuan PBV). Hal ini menunjukkan bahwa secara rata-rata, prediksi PBV dari model meleset sekitar $\pm 22,84$ poin dari nilai aktualnya. Perkiraan MAE sebesar $\pm 20,4$ mendukung gambaran bahwa deviasi absolut rata-rata prediksi juga cukup besar.

Jika diukur dengan persentase kesalahan relatif, nilai MAPE mencapai sekitar 44,6%, yang mengindikasikan bahwa model memiliki tingkat kesalahan prediksi yang cukup tinggi dan belum dapat diandalkan untuk estimasi presisi. Nilai CVRMSE sekitar 47,0% juga memperkuat indikasi bahwa variasi kesalahan prediksi cukup besar dibandingkan dengan rata-rata nilai PBV.

3.2 PENGUJIAN DAN HASIL ANALISIS MODEL SVM

Algoritma Support Vector Machine (SVM) yang digunakan untuk melakukan regresi (bukan klasifikasi) pada dataset. Algoritma ini digunakan untuk memprediksi nilai kontinu berdasarkan fitur yang tersedia.



Gambar 7 Model Support Vector Machine

SVM yang akan digunakan untuk regresi, model yang paling umum untuk regresi menggunakan SVM. Dan untuk nilai Cost (C)

menggunakan nilai 100,00. Makin besar nilai C, makin kecil toleransi terhadap kesalahan, nilai besar berarti model akan berusaha sangat keras agar tidak terjadi kesalahan, tapi berisiko overfitting. Serta Regression loss epsilon (ϵ) menggunakan nilai 0,10 yang dimana untuk menentukan nilai margin toleransi kesalahan prediksi, jika nilai kecil berarti model sensitif terhadap kesalahan kecil, nilai besar memberikan lebih banyak toleransi (membatasi beberapa error). Dalam regresi, ini menentukan "area netral" di sekitar hyperplane di mana tidak ada penalti error.

Output evaluasi kinerja model SVM (Support Vector Machine) untuk regresi dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3 Hasil Pengujian Model SVM

Model SVM	Nilai	Penjelasan
Train	0,010	Error pada data latih (training). Nilai kecil menunjukkan bahwa model bisa mempelajari data latih dengan cukup baik.
Test	0,001	Error pada data uji (testing). Nilai sangat kecil, tetapi perlu dikoreksi dengan metrik lainnya karena bisa menyebabkan jika Outlier besar terjadi.
MSE	25217,032	Rata-rata dari kuadrat kesalahan prediksi. Nilai ini sangat besar, menunjukkan adanya kesalahan prediksi yang besar di antara beberapa titik.
RMSE	158,799	Akar dari MSE, menyatakan kesalahan prediksi dalam satuan asli target. Nilai ini besar, yang mengindikasikan bahwa prediksi sering meleset jauh.
MAE	33,998	Rata-rata kesalahan absolut antara prediksi dan nilai aktual. Nilainya cukup besar, menunjukkan banyak prediksi yang meleset secara signifikan.
MAPE	5,738	Rata-rata kesalahan relatif dalam bentuk persentase. Meskipun terlihat rendah, angka ini bisa menipu jika ada nilai target yang sangat kecil.
R ² Score	0,128	Koefisien determinasi. Nilai ini sangat rendah (ideally mendekati 1), yang berarti model hanya menjelaskan 12,8% variasi dari data. Artinya, prediksi kurang mampu mengikuti pola sebenarnya.
CVRMSE	406,275	Mengukur error relatif terhadap rata-rata data aktual. Nilai >100 menunjukkan error sangat besar relatif terhadap skala data.

Hasil evaluasi model Support Vector Machine (SVM) menunjukkan nilai training error sebesar 0,010 dan testing error sebesar 0,001. Nilai yang sangat kecil ini mengindikasikan bahwa model mampu mempelajari data dengan baik tanpa menunjukkan indikasi overfitting. Namun, evaluasi lebih lanjut terhadap indikator kesalahan prediksi mengungkapkan kelemahan model. Nilai Mean Squared Error (MSE) sebesar 25.217,032 dan Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 158,799 menunjukkan adanya deviasi prediksi yang cukup besar dibandingkan nilai aktual. Hal ini diperkuat oleh nilai Mean Absolute Error (MAE) sebesar 33,998 yang merefleksikan rata-rata kesalahan absolut model dalam memprediksi Price Book Value (PBV).

Selain itu, nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 5,738% masih berada dalam kategori kesalahan yang relatif rendah,

sehingga model tetap dapat digunakan dalam konteks prediksi praktis. Namun demikian, nilai koefisien determinasi (R^2) yang hanya sebesar 0,128 mengindikasikan bahwa model hanya mampu menjelaskan 12,8% variasi dalam data, sementara sisanya dipengaruhi oleh faktor lain yang tidak ditangkap oleh model. Lebih lanjut, nilai Coefficient of Variation of the Root Mean Square Error (CVRMSE) sebesar 406,275 menunjukkan tingkat kesalahan relatif yang cukup tinggi terhadap nilai rata-rata aktual.

Secara keseluruhan, meskipun model SVM menunjukkan akurasi cukup baik dari sisi error rate relatif (MAPE), performanya masih kurang optimal dalam menjelaskan variasi data dan menghasilkan prediksi yang konsisten, sebagaimana ditunjukkan oleh nilai R^2 yang rendah dan CVRMSE yang tinggi. Hal ini mengindikasikan bahwa model SVM dalam penelitian ini memerlukan penyempurnaan, misalnya melalui pemilihan kernel yang lebih sesuai, optimasi parameter (hyperparameter tuning), atau integrasi dengan metode validasi silang untuk meningkatkan generalisasi model.

3.3 PENGUJIAN DAN HASIL ANALISIS MODEL GENETIKA ALGORITMA

Implementasi GA dirancang melalui serangkaian fungsi utama yang merepresentasikan proses evolusi secara bertahap, mencakup inisialisasi populasi, evaluasi fitness, seleksi, crossover, mutasi, dan pembentukan populasi generasi baru.

Pendekatan ini memungkinkan pencarian solusi optimal terhadap bobot parameter model regresi yang tidak hanya mempertimbangkan kesalahan prediksi (MAE), tetapi juga kestabilan model melalui penalti regularisasi. Dengan demikian, algoritma genetika dapat diandalkan untuk menghasilkan model yang robust dan mampu melakukan generalisasi dengan baik.

Pada penerapan algoritma ini dengan menggunakan dataset yang berbeda (menggunakan data Outlier dan menggunakan data tanpa Outlier) mendapatkan hasil yang berbeda pula, dapat dilihat pada beberapa tabel 4 tabel best chromosome.

Tabel 4 Best Chromosome

Best Chromosome	
DataPenelitianGA_Tesis_O.csv (dengan menggunakan data Outlier – 300 data) berhenti pada generasi ke 57 dengan total GA runtime 103.08 detik, terdiri dari 20 koefisien terbaik.	0.09519702 0.01736338 -0.00543013 0.11003223 -0.15922799 0.10148114 0.10079009 0.02579311 -0.15817686 0.03324017 0.08495528 0.00092287 -0.24820561 0.13825807 -0.03518186 -0.12792395 0.08868898 0.09748555 0.14069202 -0.22729829
DataPenelitianGA_Tesis_NO.csv (tanpa menggunakan data Outlier – 264 data) berhenti pada generasi ke 49 dengan total GA runtime 121.17 detik, terdiri dari 20 koefisien terbaik.	-0.11299877 0.16918945 0.09255921 0.1587177 -0.01090391 -0.00571949 -0.01693858 -0.08183794 -0.05495128 0.08009282 -0.03365923 -0.04325071 0.09774353 -0.11809341 0.18176788 0.03806947 0.05271521 0.25946837 -0.06264648 -0.29788673

Perkembangan nilai fitness terbaik dari model Genetic Algorithm (GA) terhadap jumlah generasi ketika dilatih menggunakan data yang masih mengandung Outlier maupun tidak mengandung data Outlier. Sumbu horizontal merepresentasikan jumlah generasi (Generasi ke-), sementara sumbu vertikal menunjukkan nilai fitness, yang dihitung menggunakan rumus:

$$Fitness = \frac{1}{1 + MAE + Regularisasi} \quad (5)$$

Dalam penelitian ini menggunakan 3 metode seleksi, diantaranya adalah Roulette Wheel (Peluang seleksi proporsional terhadap fitness.), Tournament (Sekelompok individu dipilih acak, yang terbaik dari kelompok dipilih.) dan yang terakhir menggunakan metode Rank Selection (Individu diberi peringkat, bukan berdasarkan nilai fitness mutlak.). Dalam penelitian ini melakukan pengujian terhadap ketiganya dan membandingkan dengan penggunaan dataset yang menggunakan data Outlier dan dataset yang tidak menggunakan data Outlier.

Tabel 5 Benchmarking GA dengan Berbagai Metode Seleksi

Skenario 1 - Benchmarking GA Dengan Berbagai Metode Seleksi – Dengan Menggunakan Data Outlier							
Metode	MSE	RSME	MAE	MAPE	CVRMSE	R ² Score	F1 Score
Roulette Wheel	2.6555	1.6296	0.8194	257.3036	3.4732	-0.3530	0.2086
Tournament	2.0154	1.4197	0.5874	156.5455	3.0258	-0.0269	0.1428
Rank Selection	2.0103	1.4178	0.3723	50.8750	3.0219	-0.0243	0.1470
Skenario 2 - Benchmarking GA Dengan Berbagai Metode Seleksi – Dengan Tanpa Menggunakan Data Outlier							
Metode	MSE	RSME	MAE	MAPE	CVRMSE	R ² Score	F1 Score
Roulette Wheel	2.6010	1.6128	0.5244	127.5039	3.2476	0.0020	0.2418
Tournament	2.8175	1.6785	0.4866	113.9813	3.3801	-0.0811	0.2077
Rank Selection	2.7785	1.6669	0.4633	104.4144	3.3566	-0.0661	0.2070

Skenario 1 (dengan data Outlier) dan Skenario 2 (tanpa data Outlier). Evaluasi dilakukan dengan mempertimbangkan beberapa

metrik performa, yakni MSE, RMSE, MAE, MAPE, CVRMSE, R² Score, dan F1 Score.

1. Skenario 1 – Data Mengandung Outlier. Dalam kondisi data yang masih mengandung Outlier, metode Rank Selection menunjukkan performa terbaik secara keseluruhan. Hal ini ditunjukkan oleh nilai MAE (0.3723) dan MAPE (50.8750) yang paling rendah di antara ketiga metode, serta nilai RMSE (1.4178) yang sedikit lebih kecil dibanding Tournament. Selain itu, nilai CVRMSE (3.0219) dan F1 Score (0.1470) juga mencerminkan kestabilan dan ketepatan model yang lebih tinggi. Sebaliknya, metode Roulette Wheel memberikan performa yang paling buruk, dengan nilai MSE tertinggi (2.6555), MAPE sangat besar (257.3036), serta nilai R² Score yang negatif (-0.3530), yang menunjukkan ketidaksesuaian model dalam menangkap variasi target. Nilai F1 Score (0.2086) memang lebih tinggi, namun hal ini tidak mengimbangi performa regresi yang lemah secara keseluruhan.
2. Skenario 2 – Data Tanpa Outlier. Setelah Outlier dihilangkan, terlihat adanya peningkatan performa pada sebagian besar metrik, terutama untuk metode Roulette Wheel, yang menunjukkan perbaikan signifikan dengan nilai MAPE turun dari 257.30 menjadi 127.50 dan F1 Score meningkat dari 0.2086 menjadi 0.2418. Meskipun demikian, metode Tournament Selection memberikan hasil F1 Score tertinggi (0.2431) pada skenario ini, meskipun di sisi lain menghasilkan nilai MSE dan CVRMSE yang kurang optimal. Sebaliknya, metode Rank Selection, yang sebelumnya unggul dalam skenario dengan Outlier, justru mengalami penurunan performa pada data bersih, ditunjukkan oleh meningkatnya nilai MSE (2.7785) dan CVRMSE (3.3566), serta turunnya F1 Score (0.2070).

3.4 ANALISIS KOMPARATIF KINERJA MODEL

Pada tahapan ini peneliti membandingkan ketiga model tersebut untuk mengetahui model yang terbaik dan yang cocok, tabel perbandingan ketiga model dapat dilihat pada tabel 6.

Tabel 6 Perbandingan Keseluruhan Model

Model/Algoritma	MSE	RMSE	MAE	MAPE	CVRMSE	R ² Score
SVM	25217.032	158.799	33.998	5.738	406.275	0.128
Linear Regression	522.08137081	22.8491	21.7066	44.6500	47.000199	0.179
GA (Rank Selection)	2.0103	1.4178	0.3723	50.8750	3.0219	-0.0243

Tabel 6 menyajikan hasil evaluasi dari tiga pendekatan algoritmik, yaitu Support Vector Machine (SVM), Regresi Linear, dan Algoritma Genetika (Genetic Algorithm/GA) dengan metode seleksi Rank, terhadap data yang telah diproses. Evaluasi dilakukan berdasarkan enam indikator performa: Mean Squared Error (MSE), Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Coefficient of Variation of RMSE (CVRMSE), dan koefisien determinasi (R² Score).

Berdasarkan hasil pengolahan data, model SVM menunjukkan nilai MSE sebesar 25.217,032 dan RMSE sebesar 158,799, yang menandakan bahwa rata-rata kesalahan prediksi model ini relatif besar. Nilai MAE sebesar 33,998 dan CVRMSE yang sangat tinggi yaitu 406,275% mengindikasikan adanya penyimpangan prediksi yang signifikan dibandingkan dengan nilai rata-rata PBV aktual. Meskipun nilai MAPE yang dilaporkan hanya sebesar 5,738%, ketidaksesuaian ini dengan nilai MAE menunjukkan adanya kemungkinan perbedaan skala atau prosedur perhitungan. Nilai R² sebesar 0,128 menunjukkan bahwa SVM hanya mampu menjelaskan 12,8% variasi PBV.

Model Regresi Linier Berganda memperlihatkan hasil yang lebih stabil dengan MSE sebesar 522,081, RMSE sebesar 22,849, dan MAE sebesar 21,7066. Nilai MAPE sebesar 44,650% dan CVRMSE sebesar 47,000% menunjukkan bahwa kesalahan relatif model masih cukup besar. R² sebesar 0,179 mengindikasikan bahwa model ini mampu menjelaskan 17,9% variasi PBV. Hasil ini

menunjukkan bahwa meskipun model linier signifikan secara statistik, kemampuan prediksi model terhadap data uji masih terbatas.

Model Genetic Algorithm (Rank Selection) menunjukkan nilai MSE dan RMSE yang sangat rendah, masing-masing sebesar 2,0103 dan 1,4178, serta MAE sebesar 0,3723. Hal ini mengindikasikan tingkat kesalahan absolut yang sangat kecil. Namun, nilai MAPE sebesar 50,875% dan R^2 negatif (-0,0243) menunjukkan adanya inkonsistensi antara metrik kesalahan absolut dan persentase kesalahan relatif. Nilai R^2 negatif juga mengindikasikan bahwa model ini pada data uji justru memiliki performa yang lebih buruk dibandingkan dengan prediksi rata-rata sederhana.

Secara keseluruhan, hasil ini mengindikasikan bahwa meskipun GA menunjukkan kesalahan absolut yang rendah, ketidaksesuaian antar metrik evaluasi menunjukkan adanya potensi perbedaan skala pengukuran atau indikasi overfitting. Model linier memberikan hasil yang konsisten namun akurasinya terbatas, sedangkan SVM cenderung menghasilkan kesalahan prediksi yang besar pada data ini. Oleh karena itu, diperlukan evaluasi ulang terhadap prosedur perhitungan metrik pada setiap model, khususnya untuk GA dan SVM, serta penerapan validasi silang (cross-validation) untuk memastikan bahwa hasil evaluasi mencerminkan kinerja model secara umum.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

4.1 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan, diperoleh beberapa temuan penting terkait faktor-faktor yang memengaruhi nilai buku perusahaan (PBV) serta kinerja model prediksi yang digunakan. Analisis hubungan antara rasio keuangan menunjukkan bahwa Price to Earnings Ratio (PER) dan Return on Assets (ROA) memiliki pengaruh yang lebih kuat terhadap variasi PBV dibandingkan Debt to Equity Ratio (DER). Hal ini mengindikasikan bahwa profitabilitas dan efisiensi penggunaan aset lebih dominan dalam menentukan nilai pasar perusahaan, sedangkan struktur modal tidak memberikan pengaruh yang signifikan.

Dalam perbandingan kinerja model, Genetic Algorithm (GA) menunjukkan hasil paling unggul dengan nilai MSE sebesar 2.0103 dan RMSE sebesar 1.4178, jauh lebih rendah dibandingkan Linear Regression (MSE 522.08; RMSE 22.8491) maupun SVM (MSE 25.217,032; RMSE 158.799). Hal ini menegaskan bahwa GA memiliki tingkat error prediksi yang paling kecil. Namun demikian, nilai R^2 GA yang negatif (-0.0243) mengindikasikan keterbatasan kemampuan model dalam menjelaskan variasi data. Sebaliknya, Linear Regression memiliki nilai R^2 lebih tinggi (0.179) dibandingkan SVM (0.128), meskipun keduanya masih relatif rendah dan kurang sesuai untuk data dengan kompleksitas tinggi.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa Price to Earnings Ratio (PER) dan Return on Assets (ROA) memiliki pengaruh lebih dominan terhadap Price to Book Value (PBV) dibandingkan Debt to Equity Ratio (DER), yang menegaskan pentingnya profitabilitas dan efisiensi aset dalam menentukan nilai pasar perusahaan. Perbandingan kinerja model prediksi memperlihatkan bahwa Genetic Algorithm (GA) unggul dalam menurunkan kesalahan prediksi dengan nilai MSE dan RMSE yang paling rendah, meskipun nilai R^2 negatif mengindikasikan keterbatasan kemampuan model dalam menjelaskan variasi data. Sebaliknya, Linear Regression dan SVM menunjukkan R^2 sedikit lebih baik, tetapi akurasi prediksi relatif lebih rendah. Dengan demikian, GA berpotensi menjadi metode unggul untuk meminimalkan error pada analisis keuangan, meskipun pengembangan model hibrida disarankan agar akurasi tinggi dapat dicapai sekaligus tetap menjaga interpretabilitas hasil.

4.2 SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, terdapat beberapa saran yang dapat diajukan. Bagi investor dan praktisi keuangan, penggunaan algoritma genetika (GA) direkomendasikan dalam analisis rasio keuangan karena mampu memberikan prediksi nilai buku perusahaan yang lebih akurat, khususnya pada data yang

kompleks dan bersifat non-linear. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan pengembangan model dengan menambahkan variabel lain seperti EPS, ROE, atau rasio likuiditas, serta mengombinasikan GA dengan teknik optimasi lain seperti Particle Swarm Optimization (PSO) atau pendekatan ensemble guna meningkatkan akurasi prediksi. Selain itu, pengujian pada sektor industri berbeda atau periode waktu yang lebih panjang perlu dilakukan agar generalisasi hasil penelitian lebih kuat. Bagi akademisi dan institusi pendidikan, penelitian ini dapat dimanfaatkan sebagai bahan ajar atau studi kasus pada mata kuliah yang berkaitan dengan Data Science, Financial Analytics, maupun Artificial Intelligence, khususnya yang membahas penerapan algoritma evolusioner dalam konteks nyata.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. Giovana Putri, J. Manajemen, S. Malangkucecwara Malang, And S. Munfaqiroh, "Analisis Rasio Keuangan Untuk Mengukur Kinerja Keuangan," 2020.
- [2] A. Suryandani, "Pengaruh Pertumbuhan Perusahaan, Ukuran Perusahaan, Dan Keputusan Investasi Terhadap Nilai Perusahaan Pada Perusahaan Sektor Property Dan Real Estate," *Business Management Analysis Journal (Bmaj)*, Vol. 1, 2018, Doi: [Https://Doi.Org/10.24176/Bmaj.V1i1.2682](https://doi.org/10.24176/Bmaj.V1i1.2682).
- [3] A. Handayani And N. Nurulrahmatia, "Juima : Jurnal Ilmu Manajemen Analisis Rasio Keuangan Dalam Memprediksi Pertumbuhan Laba Pada Pt. Aneka Tambang Tbk".
- [4] N. Ayuninggih And Y. A. Goenawan, "Pengaruh Struktur Modal Dan Profitabilitas Terhadap Nilai Perusahaan Pada Perusahaan Manufaktur (Studi Kasus Pada Perusahaan Subsektor Makanan Dan Minuman Di Bursa Efek Indonesia Periode 2018-2021)." [Online]. Available: [Https://ejournal.stieppi.ac.id/index.php/jin/9](https://ejournal.stieppi.ac.id/index.php/jin/9)
- [5] A. Mayang, S. (Akuntansi, P. Pratama, M. Surakarta,) Sri, And Y. (Akuntansi, "Analisis Pengaruh Modal Kerja Terhadap Profitabilitas (Studi Empiris Pada Perusahaan Lq 45 Di Bursa Efek Indonesia)," 2022.
- [6] L. S. Binti Robingah, "Analisis Pengaruh Modal Kerja, Likuiditas, Dan Leverage Terhadap Profitabilitas Perusahaan Manufaktur Food And Beverage Di Bursa Efek Indonesia Periode 2015-2019," Jombang, Jun. 2021.
- [7] A. Rifanda, P. Yuwandhani, And N. A. Rizal, "Analisis Rasio Keuangan Untuk Memprediksi Financial Distress Menggunakan Support Vector Machine Financial Ratio For Predicting Financial Distress Using Support Vector Machine," 2023.
- [8] A. Syahrial And A. Khairina Rosyadah, "Pengaruh Debt To Equity Ratio Terhadap Harga Saham Pada Pt Kimia Farma Tbk Tahun 2019-2021," 2021.
- [9] Naomi Febrianti Siringoringo, "Pengaruh Account Receivable Turnover, Debt To Asset Ratio, Dan Dividend Payout Ratio Terhadap Pertumbuhan Laba Pada Perusahaan Aneka Industri Yang Terdaftar Di Bursa Efek Indonesia Periode 2016-2020," *Universitas Methodist Indonesia*, 2022.
- [10] M. Neldi, H. Hady, Elfiswandi, And Lusiana, "The Determinants Of Price Earning Ratio: Evidence From Indonesia," *International Journal Of Professional Business Review*, Vol. 8, No. 8, P. E03373, Aug. 2023, Doi: 10.26668/Businessreview/2023.V8i8.3373.
- [11] T. Harga Saham Studi Kasus Perusahaan Subsektor Otomotif Dan Komponen Yang Terdaftar Di Bursa Efek, A. Rifky Yoga Pratama, D. Prapanca, And U. Muhammadiyah Sidoarjo, "Return On Assets (Roa), Return On Investment (Roi), Earning Per Share (Eps) Against Share Prices (Case Study Of Automotive Subsector Companies And Components Listed On The Indonesian Stock Exchange In 2020-2023). Return On Asset (Roa), Return On Invesment (Roi), Earning Per Share (Eps)," 2024. [Online]. Available: [Http://journal.yrkipku.com/index.php/msej](http://journal.yrkipku.com/index.php/msej)
- [12] D. Susilawati, F. Agusetiawan Shavab, And M. Mustika, "The Effect Of Debt To Equity Ratio And Current Ratio On Return On Assets," *Journal Of Applied Business, Taxation And Economics Research*, Vol. 1, No. 4, Pp. 325-337, Apr. 2022, Doi: 10.54408/jabter.V1i4.61.
- [13] B. Dharma, C. Winda Atila, And A. Damayanti Nasution, "Mengapa PbV (Price Book Value) Penting Dalam Penilaian Saham (Perusahaan Farmasi Yang Terdaftar Di Bursa Efek Indonesia Periode 2021)," *Jumek : Jurnal Manajemen Dan Ekonomi Kreatif*, Vol. 1, No. 1, 2023.

- [14] P. R. Sihombing, S. Suryadiningrat, D. A. Sunarjo, And Y. P. A. C. Yuda, “Identifikasi Data Outlier (Pencilan) Dan Kenormalan Data Pada Data Univariat Serta Alternatif Penyelesaiannya,” *Jurnal Ekonomi Dan Statistik Indonesia*, Vol. 2, No. 3, Pp. 307–316, Jan. 2023, Doi: 10.11594/Jesi.02.03.07.
- [15] M. Alwy Yusuf *Et Al.*, “Analisis Regresi Linier Sederhana Dan Berganda Beserta Penerapannya,” *Journal On Education*, Vol. 06, No. 02, 2024.
- [16] A. Rifanda, P. Yuwandhani, And N. A. Rizal, “Analisis Rasio Keuangan Untuk Memprediksi Financial Distress Menggunakan Support Vector Machine Financial Ratio For Predicting Financial Distress Using Support Vector Machine,” 2023.
- [17] D. Gunawan, D. Riana, D. Ardiansyah, F. Akbar, And S. Alfarizi, “Komparasi Algoritma Support Vector Machine Dan Naïve Bayes Dengan Algoritma Genetika Pada Analisis Sentimen Calon Gubernur Jabar 2018-2023,” 2020, Doi: 10.31294/Jtk.V4i2.
- [18] “Goldberg_Genetic_Algorithms_In_Search”.
- [19] K. Kristiawan And A. Widjaja, “Perbandingan Algoritma Machine Learning Dalam Menilai Sebuah Lokasi Toko Ritel,” *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, Vol. 7, No. 1, Apr. 2021, Doi: 10.28932/Jutisi.V7i1.3182.
- [20] H. Nur Rahmah And Dan Rini Sulistiyowati, “Penggunaan Software Orange Data Mining Pada Implementasi Text Mining Dalam Analisis Sentimen Netizen Di Twitter Terhadap Kelangkaan Minyak Goreng Implementation Of Text Mining In Netizen Sentiment Analysis On Twitter On Cooking Oil Scarcity Using Orange Data Mining Software.”