



KLASIFIKASI KINERJA KEUANGAN PERUSAHAAN TERDAFTAR DI INDEKS SAHAM SYARIAH INDONESIA (ISSI) MENGGUNAKAN *DECISION TREE* ALGORITMA C4.5

DYAH TRI LESTARI^{1*}, DWI ENDAH KUSRINI², MUKTI RATNA DEWI³

^{1, 2, 3} Departemen Statistika Bisnis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya

*dyahttari@gmail.com

ABSTRAK

Kinerja keuangan perusahaan-perusahaan yang terdaftar di Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) menjadi perhatian penting bagi investor yang menginginkan investasi sesuai dengan prinsip-prinsip syariah. Adapun tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan model klasifikasi kinerja keuangan menggunakan metode *Decision Tree* algoritma C4.5 dan mengevaluasi kinerja model yang dihasilkan. Penelitian ini menggunakan data keuangan dari laporan keuangan tahunan perusahaan yang terdaftar di ISSI, kecuali sektor finansial. Model klasifikasi kinerja keuangan yang dibangun menunjukkan performa yang cukup baik untuk kategori Tidak Sehat dengan sensitivitas 64,56%, spesifisitas 74,23% dan nilai *Area Under Curve* sebesar 0,78. Hasil prediksi kinerja keuangan tahun 2024 menunjukkan bahwa sebagian besar perusahaan berada dalam kategori kinerja keuangan Tidak Sehat dan Sehat Sekali. Sebanyak 32% perusahaan yang sebelumnya berada dalam kategori Tidak Sehat diprediksi mengalami perbaikan kondisi kinerja keuangan menjadi kategori yang lebih baik. Sementara, 42% perusahaan kategori Sehat Sekali diprediksi mengalami penurunan kinerja keuangan perusahaan.

Kata Kunci: *Decision Tree* Algoritma C4.5, Kinerja Keuangan, Klasifikasi, Saham Syariah.

ABSTRACT

The financial performance of companies listed on the Indonesia Sharia Stock Index (ISSI) is an important concern for investors who want to invest in accordance with sharia principles. The main objective of this research is to develop a financial performance classification model using the Decision Tree C4.5 algorithm method and evaluate the performance of the resulting model. This study uses financial data from the annual financial statements of companies listed on ISSI, except the financial sector. The financial performance classification model built shows a fairly good performance for the Unhealthy category with a sensitivity of 64,56%, specificity of 74,23% and an Area Under Curve value of 0,78. The prediction results of financial performance in 2024 show that most companies are in the Unhealthy and Very Healthy financial performance categories. As many as 32% of companies that were previously in the Unhealthy category are predicted to experience an improvement in financial performance conditions to a better category. Meanwhile, 42% of companies in the Very Healthy category are predicted to experience a decrease in the company's financial performance.

Keywords: *Classification, Decision Tree C4.5 Algorithm, Financial Performance, Shariah Stock.*

1 Pendahuluan

Industri pasar modal syariah di Indonesia mengalami perkembangan pesat dalam beberapa tahun terakhir. Hal ini ditunjukkan dengan meningkatnya jumlah investor yang berinvestasi di produk-produk syariah, seperti saham dan reksa dana syariah. Salah satu indikator perkembangan pasar modal syariah adalah Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI). Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) merupakan salah satu indeks yang memuat saham-saham perusahaan yang sesuai dengan prinsip syariah di Bursa Efek Indonesia (BEI). Saham-saham yang terdaftar dalam ISSI diseleksi oleh Otoritas Jasa Keuangan (OJK) dengan menerbitkan Daftar Efek Syariah (DES), artinya BEI tidak melakukan seleksi saham syariah, melainkan menggunakan DES sebagai acuan pemilihannya [1].

Berdasarkan SK Dewan Komisiner OJK Nomor Kep-92/D.04/2023 pada tahun 2023 terdapat lebih dari 600 efek syariah yang terdaftar dalam DES [2]. Selain itu, total nilai kapitalisasi pasar saham ISSI mencapai Rp 6145,96 triliun, meningkat sebesar 28,41% dibandingkan tahun sebelumnya. Peningkatan ini menunjukkan bahwa saham syariah tidak hanya menjadi pilihan bagi mereka yang ingin berinvestasi sesuai dengan prinsip-prinsip Islam, tetapi juga menarik perhatian investor umum yang tertarik pada stabilitas dan pertumbuhan jangka panjang. Oleh karena itu, kinerja keuangan perusahaan yang terdaftar di ISSI menjadi perhatian utama bagi investor saham syariah, terutama untuk memastikan bahwa investasi sudah sesuai dengan prinsip-prinsip syariah serta memberikan hasil yang optimal. Kinerja keuangan perusahaan dapat dilihat dari laporan keuangan yang menyediakan informasi terkait kondisi keuangan perusahaan. Kinerja keuangan perusahaan di Indonesia dikategorikan menjadi empat kategori yaitu tidak sehat, kurang sehat, sehat, dan sehat sekali. Kategori tersebut dinilai berdasarkan rasio keuangan rentabilitas, likuiditas, solvabilitas yang berpedoman pada SK Menteri Keuangan RI Nomor 826/KMK.013/1992 [3].

Peningkatan minat terhadap saham syariah dan perhatian investor terhadap kinerja keuangan perusahaan yang terdaftar di ISSI mendorong kebutuhan untuk menganalisis dan mengklasifikasikan kinerja keuangan tersebut secara lebih mendalam. Penelitian tentang klasifikasi performa perusahaan yang terdaftar di BEI yang dilakukan oleh [4] dengan membandingkan metode *Support Vector Machine* (SVM) dan *Decision Tree* diperoleh model *Decision Tree* lebih akurat dibandingkan model SVM karena tingkat akurasi mencapai 93,33%. Dalam hal ini, penggunaan metode *Decision Tree* sangat relevan karena algoritma ini mampu menghasilkan model klasifikasi yang mudah dipahami dan dapat menangani data dengan atribut yang kompleks. *Decision Tree* merupakan metode klasifikasi yang cukup populer digunakan karena mudah dipahami dan memiliki tingkat akurasi yang tinggi [5]. *Decision Tree* memiliki beberapa algoritma seperti, ID3, C4.5, dan CART. Pada penelitian ini akan menggunakan algoritma C4.5 yang merupakan pengembangan dari algoritma ID3. Algoritma C4.5 memiliki kelebihan dapat menangani atribut kontinu dan data yang hilang dengan baik [6].

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi kinerja keuangan menggunakan metode *Decision Tree* algoritma C4.5 dan mengevaluasi kinerja model. Kemudian, memprediksi klasifikasi keuangan perusahaan ISSI pada tahun 2024 kecuali perusahaan sektor finansial. Hal ini dikarenakan, berdasarkan SK Menteri Keuangan RI Nomor 826/KMK.013/1992 perhitungan kondisi kinerja keuangan perusahaan sektor finansial berbeda dengan sektor lainnya. Klasifikasi keuangan perusahaan pada penelitian ini didasarkan pada faktor-faktor yang terbukti berpengaruh dalam penelitian sebelumnya. Melalui penelitian ini diharapkan dapat menjadi bahan masukan dan pertimbangan untuk investor dengan mengetahui kondisi kinerja keuangan perusahaan saham syariah di Indonesia.

2 Tinjauan Pustaka

2.1 Decision Tree

Decision Tree merupakan algoritma model prediksi yang paling umum digunakan untuk klasifikasi dengan data yang besar. Kelebihan dari model *Decision Tree* adalah memiliki akurasi klasifikasi yang lebih tinggi dan dapat menampilkan atribut keputusan penting. *Decision Tree* merupakan model *supervised learning* sehingga fungsi utamanya didasarkan pada atribut kumpulan data pelatihan dan label kelas. Terdapat tiga algoritma *Decision Tree* yang paling sering digunakan yaitu ID3, C4.5, dan CART [6]. *Decision Tree* algoritma C4.5 dikembangkan oleh Quilan pada tahun 1996 yang merupakan pengembangan dari algoritma ID3. Pada prinsipnya, algoritma C4.5 terdiri dari empat langkah untuk menghasilkan pohon keputusan. Pertama, memilih atribut sebagai *root* dari perhitungan *entropy* dan *gain ratio*. Kedua, mendapatkan cabang setiap nilai. Ketiga, menempatkan dataset pada cabang. Keempat, mengulangi proses kedua sampai setiap kelas memiliki nilai yang sama [7]. Rumus *entropy* dan *information gain* berturut-turut ditunjukkan pada Persamaan (1) dan (2). Setelah dilakukan perhitungan *entropy* pada setiap kasus dan perhitungan *information gain*, kemudian dilanjutkan dengan mencari nilai *gain ratio* yang ditunjukkan pada Persamaan (4).

$$Entropy(S) = \sum_{i=1}^n -p_i \times \log_2 p_i \quad (1)$$

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} \times Entropy(S) \quad (2)$$

$$SplitInformation(S, A) = - \sum_{i=1}^n \frac{S_i}{S} \times \log_2 \frac{S_i}{S} \quad (3)$$

$$Gain(S, A) = \frac{Gain(S, A)}{SplitInformation(S, A)} \quad (4)$$

2.2 Syntetic Minority Oversampling Technique (SMOTE)

Data tidak seimbang (*imbalanced*) merupakan masalah umum dalam *machine learning* yang terjadi ketika distribusi jumlah sampel antara kelas mayoritas dan minoritas tidak seimbang. Dalam situasi ini, algoritma *machine learning* cenderung lebih akurat dalam mengklasifikasikan kelas mayoritas tetapi kesulitan untuk mengidentifikasi kelas minoritas. Salah satu metode penanganan *imbalanced data* yang paling umum digunakan yaitu *Syntetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE). SMOTE adalah metode yang dikembangkan oleh Chawla, 2002 untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan data dengan cara membuat data sintesis pada kelas minoritas [8].

2.3 Evaluasi Kinerja Model

Mengukur performansi model dapat menggunakan *confusion matrix*. *Confusion Matrix* merupakan tabulasi silang yang mencatat jumlah kejadian antara dua penilaian, klasifikasi benar atau aktual dan klasifikasi yang diprediksi seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1. Elemen yang diklasifikasikan benar terletak pada diagonal utama dari kiri atas ke kanan bawah [9].

Tabel 1: Contoh *Confusion Matrix* Multi Kelas

Aktual	Prediksi				
	Kelas	Sehat Sekali	Sehat	Kurang Sehat	Tidak Sehat
	Sehat Sekali	TP	FN	FN	FN
	Sehat	FP	TN	TN	TN
	Kurang Sehat	FP	TN	TN	TN
	Tidak Sehat	FP	TN	TN	TN

Ketreangan:

TP: *True Positive*, merupakan jumlah observasi kelas positif yang tepat diklasifikasikan pada kelas positif.

TN: *True Negative*, merupakan jumlah observasi kelas negatif yang tepat diklasifikasikan pada kelas negatif.

FP: *True Positive*, merupakan jumlah observasi kelas negatif yang salah diklasifikasikan pada kelas positif.

FN: *True Negative*, merupakan jumlah observasi kelas positif yang salah diklasifikasikan pada kelas negatif.

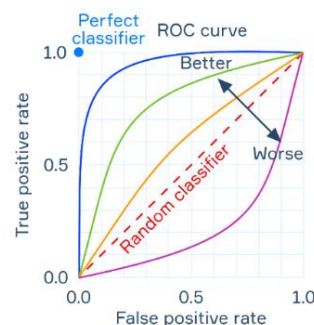
Nilai-nilai dari *confusion matrix* dapat digunakan untuk menghitung kinerja model yang terdiri dari *accuracy* (akurasi), *sensitivity* (sensitivitas), dan *specificity* (spesifisitas). Berikut adalah rumus dari akurasi, presisi, sensitivitas, dan spesifisitas berturut-turut ditunjukkan oleh Persamaan (5), (6), dan (7) [10].

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)} \times 100\% \quad (5)$$

$$Sensitivitas = \frac{TP}{(TP + FN)} \times 100\% \quad (6)$$

$$Spesifisitas = \frac{TN}{(TN + FP)} \times 100\% \quad (7)$$

Selain pengukuran akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas, evaluasi performa model klasifikasi juga dapat dilakukan melalui pendekatan grafis, seperti menggunakan kurva *Receiver Operating Characteristic* (ROC). Kurva *Receiver Operating Characteristic* (ROC) merupakan salah satu alat ukur untuk menilai performa model klasifikasi. Kurva ROC adalah grafik perbandingan antara *sensitivity* (*True Positive Rate*) sebagai sumbu vertikal atau sumbu koordinat y dengan *specificity* (*False Positive Rate*) yang diterjemahkan dalam bentuk kurva. Kurva ROC dapat digunakan sebagai perbandingan beberapa metode atau model klasifikasi yang memiliki parameter berbeda dengan tujuan untuk mendapatkan model terbaik [11]. Kurva ROC yang sempurna akan mencapai sudut kiri atas, yang menunjukkan *sensitivity* dan *specificity* 100%. Contoh kurva ROC ditunjukkan pada Gambar 1. Luas area di bawah kurva ROC disebut *Area Under Curve* (AUC), dan nilai luas AUC berada di antara nilai 0 sampai 1 [11]. Nilai AUC semakin mendekati 1, maka tingkat performansi model semakin baik. Berikut adalah standar kategori pengklasifikasian berdasarkan nilai AUC yang ditunjukkan pada Tabel 2.



Gambar 1. Contoh Kurva ROC

Tabel 2: Kategori AUC

Nilai AUC	Kategori
0,9-1,0	<i>Excellent</i>
0,8-0,9	<i>Good</i>
0,7-0,8	<i>Fair</i>

Nilai AUC	Kategori
0,6-0,7	<i>Poor</i>
0,5-0,6	<i>Failed</i>

2.4 Teknik Pengambilan Data

Data dalam penelitian ini menggunakan data sekunder yaitu laporan keuangan tahun 2022 dan tahun 2023 dari 586 perusahaan yang terdaftar pada Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) periode Mei 2024. Data laporan keuangan tersebut diperoleh melalui situs resmi Bursa Efek Indonesia yaitu www.idx.co.id. Data tersebut kemudian dibagi menjadi data *training* sebanyak 70% dari observasi atau sebanyak 410 perusahaan dan data *testing* sebanyak 30% dari observasi atau sebanyak 176 perusahaan.

Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari variabel respon (Y) dan variabel prediktor (X). Variabel respon (Y) yaitu kinerja keuangan perusahaan yang dikategorikan menjadi empat kelas. Kategori variabel respon berdasarkan SK Menteri Keuangan RI Nomor 826/KMK.013/1992 yang dikategorikan sebagai berikut.

1. Sehat Sekali, yaitu perusahaan dengan nilai bobot kinerja tahun terakhir menunjukkan angka di atas 110.
2. Sehat, yaitu perusahaan dengan nilai bobot kinerja tahun terakhir menunjukkan angka di atas 100 sampai 110.
3. Kurang Sehat, yaitu perusahaan dengan nilai bobot kinerja tahun terakhir menunjukkan angka di atas 90 sampai 100.
4. Tidak Sehat, yaitu perusahaan dengan nilai bobot kinerja tahun terakhir menunjukkan angka kurang dari atau sama dengan 90.

Pada penelitian ini menggunakan enam variabel prediktor (X) yang terdiri dari rasio keuangan likuiditas, solvabilitas, rentabilitas atau profitabilitas, dan rasio aktivitas. Berikut adalah variabel respon (Y) dan prediktor (X) yang digunakan dalam penelitian ini, yang ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3: Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan	Kategori	Skala	Satuan
Y	Kinerja keuangan perusahaan	Sehat Sekali Sehat Kurang Sehat Tidak Sehat	Ordinal	-
X ₁	<i>Working Capital to Total Assets Ratio</i> (WCTA) yang merupakan rasio likuiditas	-	Rasio	Persen
X ₂	<i>Debt to Equity Ratio</i> (DER) yang merupakan rasio solvabilitas	-	Rasio	Persen
X ₃	<i>Debt to Asset Ratio</i> (DAR) yang merupakan rasio solvabilitas	-	Rasio	Persen
X ₄	<i>Return on Total Assets</i> (ROA) yang merupakan rasio rentabilitas atau profitabilitas	-	Rasio	Persen
X ₅	<i>Return on Equity</i> (ROE) yang merupakan rasio rentabilitas atau profitabilitas	-	Rasio	Persen
X ₆	<i>Total Assets Turnover</i> (TATO) yang merupakan rasio aktivitas	-	Rasio	Persen

2.5 Langkah Analisis

Langkah analisis dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

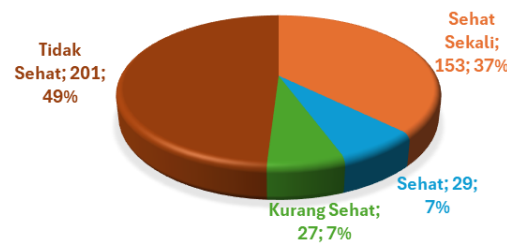
1. Membagi data kinerja perusahaan menjadi dua subset yaitu data *training* dan data *testing* menggunakan metode *holdout validation*.
2. Melakukan proses *balancing* data untuk data *training* menggunakan metode SMOTE.

3. Memilih parameter optimal menggunakan metode *tuning hyperparameter* untuk membangun model dari data *training*.
4. Membangun model *Decision Tree* dengan variabel prediktor X tahun 2022 dan variabel respon Y tahun 2023 dari data *training*.
5. Melakukan validasi model yang terbentuk menggunakan data *testing* dengan variabel prediktor X tahun 2022 dan variabel respon Y tahun 2023 berdasarkan *confusion matrix*.
6. Mengevaluasi kinerja model menggunakan nilai akurasi, sensitivitas dan spesifisitas serta membentuk kurva ROC dan menghitung nilai AUC.
7. Prediksi untuk variabel Y tahun 2024 dengan menggunakan variabel prediktor X tahun 2023 dari model yang terbentuk.
8. Menginterpretasikan hasil analisis.

3 Hasil dan Pembahasan

3.1 Proses *Balancing Data* Menggunakan SMOTE

Setelah dilakukan pembagian data terlihat distribusi data *training* ketidakseimbangan kategori yang ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Proporsi Kinerja Keuangan Data *Training* Sebelum SMOTE

Gambar 2 menunjukkan bahwa jumlah perusahaan dalam kategori Tidak Sehat jauh lebih banyak dibandingkan kategori lainnya terutama kategori Sehat dan Kurang Sehat memiliki jumlah perusahaan lebih sedikit. Ketidakseimbangan ini dapat menyebabkan model cenderung bias terhadap kategori dengan jumlah perusahaan yang lebih banyak dan kurang akurat dalam menangani kategori lainnya. Oleh karena itu, dilakukan *balancing data* menggunakan metode *Synthetic Minority Oversampling Technique* (SMOTE). SMOTE bekerja dengan menghasilkan sampel sintesis untuk kategori dengan jumlah perusahaan yang lebih sedikit. Sehingga, jumlah perusahaan pada setiap kategori dapat ditingkatkan menjadi 201 perusahaan.

3.2 *Tuning Hyperparameter Model Decision Tree*

Proses *tuning hyperparameter* merupakan pengembangan model untuk meningkatkan performa model klasifikasi. Pada penelitian ini menggunakan *hyperparameter* yang disesuaikan dengan model *Decision Tree* algoritma C4.5 yaitu menggunakan kriteria (*criterion*) *entropy* untuk mengukur pemisahan node. Pada proses ini diperoleh *hyperparameter* yaitu untuk *max_depth* yang merupakan batas kedalaman pohon sebanyak 15, *min_samples_split* yaitu batas minimal sampel untuk membagi node sebanyak 12 sampel dan *min_samples_leaf* sebanyak 1 artinya setiap node daun memiliki setidaknya 1 sampel.

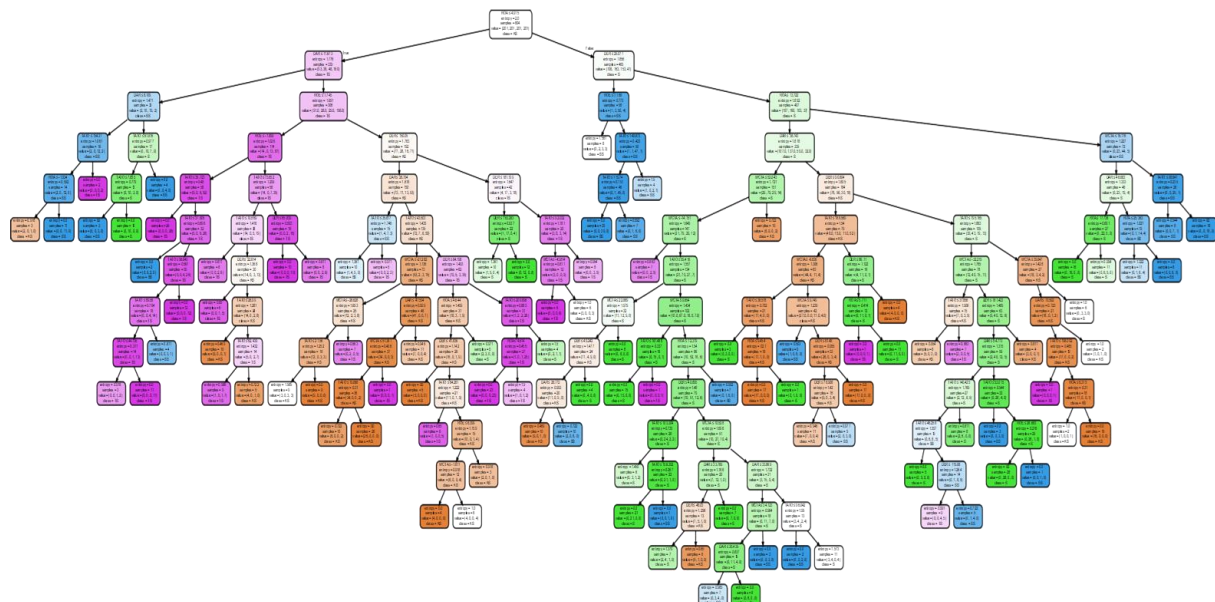
3.3 Struktur Model *Decision Tree*

Struktur model *Decision Tree* algoritma C4.5 yang digunakan untuk mengklasifikasikan kinerja keuangan perusahaan yang terdaftar di ISSI ditunjukkan secara visual pada Gambar 3. Pemilihan node akar model *Decision Tree* algoritma C4.5 didasarkan pada nilai *gain rasio* tertinggi yang mengindikasikan nilai *entropy* tertinggi artinya data dalam node tersebut masih sangat heterogen. Gambar 3 menunjukkan bahwa pada node akar, variabel X_4 (ROA) terpilih menjadi atribut pertama yang digunakan untuk membagi data dengan cabang kanan bernilai

false dan cabang kiri bernilai *true*, dengan nilai ambang batas (*threshold*) sebesar 4,9%. Hal ini dikarenakan node tersebut memiliki nilai *entropy* tertinggi yaitu sebesar 2, sedangkan node yang lainnya memiliki nilai *entropy* yang kurang dari 2, hal ini dapat dilihat pada Tabel 4. Node akar ini membagi data menjadi dua cabang utama yaitu cabang kiri mengarah ke kondisi *true* dengan nilai rasio ROA $\leq 4,9\%$ yang didominasi oleh kelas Tidak Sehat. Sedangkan, cabang kanan mengarah pada kondisi *false* nilai rasio ROA $> 4,9\%$ yang didominasi oleh kelas Sehat. Proses pemisahan ini dilanjutkan dengan variabel-variabel lain untuk membedakan lebih lanjut kategori kinerja keuangan.

Tabel 4: Node Cabang Teratas

Variabel	Threshold	Entropy	Jumlah Sampel	Kategori/Class
X ₄	$\leq 4,9\%$	2,000	804	Kurang Sehat
X ₂	$\leq 25,1\%$	1,856	485	Sehat
X ₃	$\leq 11,7\%$	1,776	339	Tidak Sehat



Gambar 3. Struktur Model *Decision Tree*

3.4 Evaluasi Model *Decision Tree*

Berdasarkan struktur model *Decision Tree* algoritma C4.5 kemudian dilakukan pengujian model menggunakan data *testing* dari data tahun 2022 dan diperoleh hasil *confusion matrix* yang ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5: *Confusion Matrix*

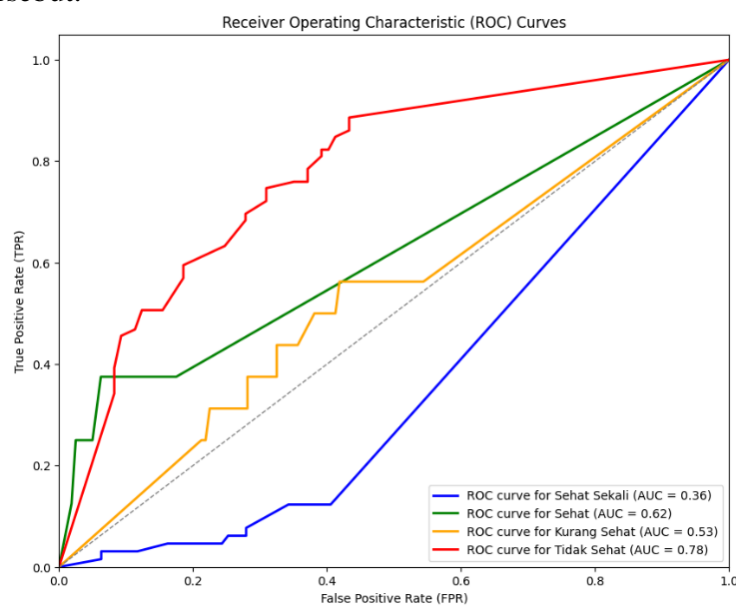
Aktual	Prediksi				
	Kelas	Sehat Sekali	Sehat	Kurang Sehat	Tidak Sehat
	Sehat Sekali	42	5	3	15
	Sehat	3	6	1	6
	Kurang Sehat	6	2	4	4
	Tidak Sehat	6	5	17	51

Berdasarkan Tabel 5 diperoleh hasil evaluasi model yang ditunjukkan pada Tabel 6 dan Gambar 4.

Tabel 6: Evaluasi Model

Evaluasi	Sehat Sekali	Sehat	Kurang Sehat	Tidak Sehat
Sensitivitas	64,62%	37,50%	25,00%	64,56%
Spesifisitas	86,49%	92,50%	86,88%	74,23%
Akurasi	58,52%			

Tabel 6 menunjukkan bahwa diperoleh hasil akurasi model sebesar 58,52% yang mengindikasikan bahwa sekitar 59% sampel berhasil diklasifikasikan dengan benar. Nilai sensitivitas tertinggi dicapai pada kategori Sehat Sekali dan Tidak Sehat yang masing-masing sebesar 64,62% dan 64,56% yang menunjukkan kemampuan model dalam mendeteksi sekitar 65% dari perusahaan yang benar-benar termasuk dalam kategori tersebut. Kemudian untuk nilai spesifisitas tertinggi pada kategori Sehat diperoleh sebesar 92,50% yang mencerminkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengidentifikasi perusahaan yang tidak termasuk kategori tersebut.

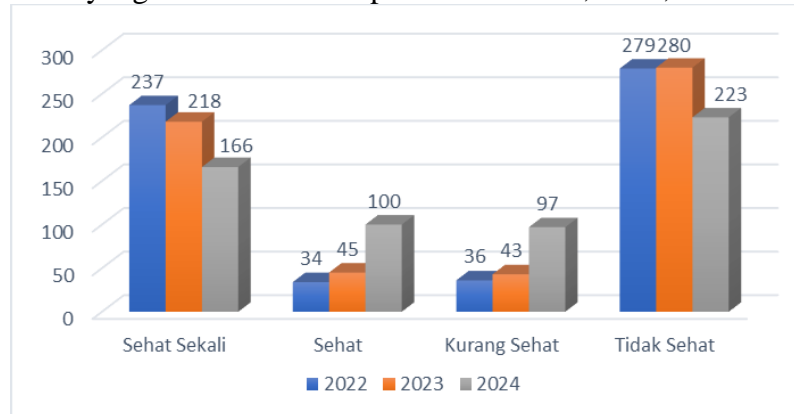
**Gambar 4.** Kurva ROC

Gambar 4 menunjukkan bahwa dari masing-masing kurva ROC dan nilai AUC setiap kategori dapat diketahui bahwa kategori Tidak Sehat pada kurva merah memiliki nilai AUC tertinggi yaitu sebesar 0,78 yang menunjukkan performa model klasifikasi cukup baik untuk kategori Tidak Sehat. Namun, kategori Sehat Sekali pada kurva biru memiliki nilai AUC terendah yaitu sebesar 0,36 yang mengindikasikan bahwa model kesulitan untuk membedakan kategori ini dengan kategori lain. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki performa cukup baik untuk mengklasifikasikan kondisi kinerja keuangan kategori Tidak Sehat. Dengan demikian, model ini lebih cocok digunakan ketika fokus utama adalah untuk mendeteksi perusahaan dengan kinerja keuangan yang Tidak Sehat.

3.5 Prediksi Klasifikasi Kinerja Perusahaan Terdaftar di ISSI Pada Tahun 2024

Model berhasil memprediksi kategori kinerja perusahaan yang terdaftar di Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) pada tahun 2024 berdasarkan variabel prediktor pada tahun 2023 ditunjukkan pada Gambar 5. Mayoritas perusahaan diprediksi dalam kategori Tidak Sehat yaitu sebanyak 223 perusahaan. Kategori ini menunjukkan bahwa perusahaan yang terdaftar di ISSI memiliki risiko finansial dan membutuhkan perhatian lebih untuk meningkatkan profitabilitas perusahaan. Sebaliknya terdapat 166 perusahaan diprediksi berada dalam kategori Sehat Sekali yang mengindikasikan kinerja keuangan yang sangat baik dengan tingkat stabilitas yang tinggi.

Hasil prediksi tahun 2024 menunjukkan perbaikan yang cukup baik terutama pada kategori Tidak Sehat yang menurun serta peningkatan pada kategori Sehat. Proporsi kategori kinerja keuangan perusahaan hasil prediksi untuk tahun 2024 menggunakan data tahun 2023 tidak terlalu berbeda jauh dengan proporsi kategori kinerja keuangan perusahaan pada tahun 2023. Hal ini didukung oleh data pada Gambar 5 yang menunjukkan distribusi klasifikasi kinerja keuangan perusahaan yang terdaftar di ISSI pada tahun 2022, 2023, dan 2024.



Gambar 5. Distribusi Kinerja Perusahaan Tahun 2022-2024

Tabel 7 menunjukkan transisi kondisi kinerja keuangan perusahaan dari tahun 2023 ke tahun 2024 sebagai berikut.

Tabel 7: Transisi Hasil Prediksi

Kondisi 2023	Prediksi 2024	Jumlah Perusahaan	Persentase
Sehat Sekali	Sehat Sekali	127	58,26%
	Sehat	44	20,18%
	Kurang Sehat	28	12,84%
	Tidak Sehat	19	8,72%
Sehat	Sehat Sekali	11	24,44%
	Sehat	17	37,78%
	Kurang Sehat	13	28,89%
	Tidak Sehat	4	8,89%
Kurang Sehat	Sehat Sekali	8	18,60%
	Sehat	12	27,91%
	Kurang Sehat	14	32,56%
	Tidak Sehat	9	20,93%
Tidak Sehat	Sehat Sekali	20	7,14%
	Sehat	27	9,64%
	Kurang Sehat	42	15,00%
	Tidak Sehat	191	68,21%

Tabel 7 menunjukkan bahwa sebagian besar perusahaan yang berada dalam kondisi Tidak Sehat pada tahun 2023 diprediksi akan tetap berada dalam kategori Tidak Sehat pada tahun 2024 dengan persentase sebesar 68,21%. Namun, hampir setengah dari perusahaan dalam kategori Tidak Sehat pada tahun 2023 yaitu sebesar 32% atau setara dengan 89 dari 280 perusahaan diprediksi akan mengalami peningkatan kondisi kinerja keuangan pada kategori Sehat Sekali, Sehat dan Kurang Sehat. Selain itu, perusahaan yang berada dalam kategori Sehat Sekali pada tahun 2023 sebagian besar diprediksi tetap berada dalam kategori yang sama pada tahun 2024 dengan persentase sebesar 58,26%. Di sisi lain, hampir setengah perusahaan yaitu sebesar 42% atau sebesar 91 dari 218 perusahaan yang sebelumnya berada pada kategori Sehat

Sekali diprediksi akan mengalami penurunan kinerja keuangan yaitu pada kategori Sehat, Kurang Sehat dan Tidak Sehat, yang menandakan adanya potensi risiko yang perlu diantisipasi.

4 Kesimpulan

Model *Decision Tree* algoritma C4.5 yang dibangun memiliki performa yang lebih optimal dalam mengklasifikasikan kategori Tidak Sehat. Hal ini mengindikasikan bahwa model lebih cocok digunakan untuk fokus pada deteksi perusahaan dengan kondisi kinerja yang Tidak Sehat dibandingkan kategori lainnya. Hasil prediksi kinerja keuangan tahun 2024 menunjukkan bahwa sebagian besar perusahaan diperkirakan berada dalam kategori Tidak Sehat dan Sehat Sekali yaitu masing-masing sebanyak 223 dan 166 perusahaan atau sebesar 66,38% perusahaan. Hasil prediksi ini terlihat tidak jauh berbeda dengan kondisi kinerja keuangan pada tahun 2023. Terdapat 32% perusahaan yang sebelumnya berada dalam kategori Tidak Sehat diprediksi mengalami perbaikan kondisi kinerja keuangan menjadi kategori yang lebih baik. Sementara, 42% perusahaan yang sebelumnya berada pada kategori Sehat Sekali diprediksi mengalami penurunan kinerja keuangan perusahaan.

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, pada penelitian selanjutnya disarankan dapat membandingkan kinerja model dengan algoritma lain atau menggunakan model yang lebih kompleks seperti *Random Forest* atau *Neural Network* untuk menentukan model yang lebih optimal secara keseluruhan. Namun, jika fokus utama adalah mengidentifikasi perusahaan dengan kinerja Tidak Sehat, model yang telah dibangun ini dapat dianggap sebagai alat prediktif yang lebih sesuai dan optimal. Saran bagi pembaca khususnya investor pemula sebaiknya hasil prediksi ini digunakan sebagai salah satu referensi dalam analisis fundamental dan bukan satu-satunya faktor yang menentukan keputusan investasi. Investor tetap perlu mengombinasikan informasi ini dengan data lain seperti tren pasar, dan strategi bisnis perusahaan. Saran untuk perusahaan terkait yang diprediksi berada dalam kategori Tidak Sehat atau Kurang Sehat diharap dapat menggunakan hasil prediksi ini sebagai bahan evaluasi perbaikan kinerja keuangan.

Daftar Pustaka

- [1] BEI, "Indeks Saham Syariah," IDX Syariah. Accessed: Jul. 19, 2024. [Online]. Available: <https://www.idx.co.id/id/idx-syariah/indeks-saham-syariah/>
- [2] OJK, "Surat Keputusan Dewan Komisiner OJK Nomor Kep-92/D.04/2023 tentang Daftar Efek Syariah," 2023.
- [3] Menteri Keuangan Republik Indonesia, "Surat Keputusan Menteri Keuangan Republik Indonesia Nomor 826/KMK.013/1992 tentang Penilaian Tingkat Kesehatan Perusahaan."
- [4] M. Utomo and R. Prathivi, "Perbandingan Algoritma Support Vector Machine dan Decision Tree untuk Klasifikasi Performa Perusahaan," *Technology and Science (BITS)*, vol. 6, no. 1, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i1.5278.
- [5] Z. Abidin, E. Nurhana, Permata, and F. Ulum, "Analisis Perbandingan Algoritma Decision Tree C4.5 dan C5.0 pada Data Karyawan Berpotensi Promosi Jabatan," *JURNAL TEKNOINFO*, vol. 17, no. 2, pp. 567–582, 2023, [Online]. Available: <https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/teknoinfo/index>
- [6] M. Jin, H. Wang, Q. Zhang, and C. Luo, "Financial Management and Decision Based on Decision Tree Algorithm," *Wirel Pers Commun*, vol. 102, no. 4, pp. 2869–2884, Oct. 2018, doi: 10.1007/s11277-018-5312-6.
- [7] E. Budiman, Havaluddin, N. Dengan, A. H. Kridalaksana, M. Wati, and Purnawansyah, "Performance of Decision Tree C4.5 Algorithm in Student Academic Evaluation," in *Computational Science and Technology. ICCST 2017*, vol. 488, Singapore: Springer, 2018, pp. 380–389. doi: 10.1007/978-981-10-8276-4_36.

- [8] A. Fernández, S. García, F. Herrera, and N. V Chawla, “SMOTE for Learning from Imbalanced Data: Progress and Challenges, Marking the 15-year Anniversary,” 2018. [Online]. Available: <https://www.jair.org/index.php/jair/article/view/11192/26406>
- [9] M. Grandini, E. Bagli, and G. Visani, “Metrics for Multi-Class Classification: an Overview,” Aug. 2020, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2008.05756>
- [10] Erlin, Y. Desnelita, N. Nasution, L. Suryati, and F. Zoromi, “Dampak SMOTE terhadap Kinerja Random Forest Classifier berdasarkan Data Tidak seimbang,” *MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*, vol. 21, no. 3, pp. 677–690, Jul. 2022, doi: 10.30812/matrik.v21i3.1726.
- [11] T. B. Sasongko, “Komparasi dan Analisis Kinerja Model Algoritma SVM dan PSO-SVM (Studi Kasus Klasifikasi Jalur Minat SMA),” *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 2, no. 2, pp. 244–253, 2016, doi: <https://doi.org/10.28932/jutisi.v2i2.627>.