

PREDIKSI KEBANGKRUTAN PERUSAHAAN MENGUNAKAN DECISION TREE, RANDOM FOREST DAN LOGISTIC REGRESSION: ANALISIS RASIO KEUANGAN SEBAGAI INDIKATOR RASIO

Arya Dwi Saputra¹⁾ Teny Handhayani²⁾

¹⁾ Teknik Informatika Universitas Tarumanagara
Jln. Letjen S. Parman No. 1, Jakarta, 11440, Indonesia
email : arya.535210049@stu.untar.ac.id

²⁾ Teknik Informatika Universitas Tarumanagara
Jln. Letjen S. Parman No. 1, Jakarta, 11440, Indonesia
email : tenyh@fti.untar.ac.id

ABSTRACT

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menggunakan tiga algoritma klasifikasi: Decision Tree, Random Forest, dan Logistic Regression untuk memprediksi kebangkrutan perusahaan. Sebagai indikator utama untuk mengukur risiko kebangkrutan perusahaan, penelitian ini menggunakan data rasio keuangan yang terdiri dari berbagai rasio keuangan, termasuk return on assets (ROA), margin laba operasi, dan total turnover aset. Penelitian menilai model yang dibangun menggunakan metrik performa seperti akurasi, ketepatan, recall, dan skor F1. Hasilnya menunjukkan bahwa model Logistic Regression memiliki tingkat akurasi tertinggi sebesar 96%. Penelitian ini memberikan wawasan tentang efektivitas rasio keuangan dalam memprediksi kebangkrutan dan relevansi penggunaan berbagai algoritma klasifikasi keuangan.

Key words

Prediksi Kebangkrutan, Decision Tree, Random Forest, Logistic Regression, Rasio Keuangan.

1. Pendahuluan

Perusahaan harus menghadapi tantangan yang terus berkembang dalam lingkungan bisnis global yang semakin dinamis, seperti ketidakpastian ekonomi, persaingan yang semakin ketat, dan perubahan regulasi. Risiko kebangkrutan merupakan konsekuensi serius dari ketidakmampuan perusahaan untuk mengatasi masalah tersebut. Kebangkrutan dapat berdampak pada bisnis lain, seperti kreditur, pemegang saham, karyawan, dan bahkan ekonomi secara keseluruhan [1].

Studi baru menunjukkan bahwa kebangkrutan bisnis sering meningkat saat ekonomi tidak stabil, seperti krisis keuangan atau pandemi [2]. Oleh karena itu, penting bagi perusahaan untuk mengetahui kapan mungkin mereka akan bangkrut untuk mencegah kebangkrutan. Prediksi kebangkrutan yang akurat dapat membantu pemodal, regulator, dan manajemen perusahaan membuat keputusan yang lebih baik tentang manajemen risiko dan alokasi sumber daya [3].

Analisis rasio keuangan adalah metode yang banyak digunakan dalam memprediksi kebangkrutan. Dengan melihat profitabilitas, likuiditas, solvabilitas, dan efisiensi operasional, rasio keuangan memberikan gambaran tentang bagaimana bisnis berfungsi dan sehat secara finansial. Untuk mengevaluasi risiko kebangkrutan, rasio seperti Return on Assets (ROA), Gross Profit Margin, dan Debt-to-Equity Ratio sering digunakan [4]. Namun, analisis rasio keuangan konvensional memiliki kelemahan ketika menangani data yang kompleks dan multivariat, dan seringkali tidak dapat menemukan pola non-linear yang mungkin ada dalam data keuangan [5].

Machine Learning semakin populer untuk memprediksi kebangkrutan berkat kemajuan ilmu data dan teknologi. Pembelajaran mesin memungkinkan pemodelan yang lebih fleksibel dan dinamis, yang dapat disesuaikan dengan karakteristik dataset yang digunakan; metode seperti Decision Tree, Random Forest, dan Logistic Regression telah terbukti efektif dalam menangani data yang kompleks dan non-linear serta mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat dibandingkan dengan metode statistik tradisional [6] [7].

Penelitian ini akan menggunakan analisis rasio keuangan untuk memprediksi kebangkrutan perusahaan. Tujuannya adalah untuk mengevaluasi kinerja masing-masing metode dan menentukan rasio keuangan mana yang memiliki pengaruh signifikan terhadap prediksi

kebangkrutan. Metode yang digunakan termasuk Decision Tree, Random Forest, dan Logistic Regression. Akibatnya, penelitian ini diharapkan dapat membantu pengelola perusahaan dan pemangku kepentingan lainnya memahami indikator risiko kebangkrutan dan memilih strategi prediksi terbaik.

2. Metode Penelitian

Bagian ini menjelaskan metode yang digunakan dalam penelitian untuk mencapai tujuan yang telah dirumuskan. Penjelasan mencakup pendekatan penelitian, desain penelitian, populasi dan sumber data, instrumen penelitian, hingga teknik pengolahan dan analisis data. Pendekatan yang digunakan disesuaikan dengan karakteristik data serta kebutuhan dalam membangun dan mengevaluasi model prediksi kebangkrutan perusahaan. Dengan menguraikan metode secara sistematis, diharapkan pembaca memperoleh gambaran yang jelas mengenai proses penelitian yang dilakukan.

2.1 Metode Penelitian

Dengan menggunakan metode kuantitatif dan pendekatan Machine Learning, penelitian ini memprediksi kebangkrutan perusahaan berdasarkan analisis rasio keuangan. Decision Tree, Random Forest, dan Logistic Regression adalah tiga algoritma klasifikasi yang digunakan untuk menilai kinerja dengan menggunakan metrik seperti akurasi, ketepatan, recall, dan ROC-AUC [8]. Algoritma ini dipilih karena kemampuan mereka untuk menangani data yang kompleks dan menghasilkan hasil yang lebih akurat [9].

2.2 Desain Penelitian

Penelitian deskriptif-analitis ini bertujuan untuk menemukan pola untuk memprediksi kebangkrutan melalui data rasio keuangan perusahaan. Prediksi dapat diperiksa secara kuantitatif dengan menggunakan model pembelajaran mesin [10]. Selain itu, penelitian ini melihat hubungan antara variabel melalui pendekatan eksploratif [11].

2.3 Populasi Penelitian

Perusahaan yang terdaftar di pasar saham dan memiliki laporan keuangan yang lengkap selama periode waktu tertentu adalah subjek penelitian ini. Untuk memberikan perbandingan yang jelas dalam analisis, data dikumpulkan dari perusahaan yang telah bangkrut dan yang tidak [12]. Tujuan penentuan populasi data ini adalah untuk meningkatkan kredibilitas hasil penelitian [13].

2.4 Data dan Sumber Data

Data sekunder yang digunakan dalam penelitian ini adalah rasio keuangan perusahaan yang diambil dari

laporan keuangan tahunan publik. Rasio-rasio ini termasuk Return on Assets (ROA), Debt-to-Equity Ratio, dan Gross Profit Margin, dan diambil dari database keuangan yang umumnya dapat diakses [14]. Penggunaan data sekunder memungkinkan analisis yang lebih luas dan efektif [15].

2.5 Instrumen Penelitian

Perangkat lunak pengolahan data dan penerapan algoritma pembelajaran mesin adalah bagian dari alat penelitian ini. Penelitian ini menggunakan Python bersama dengan pustaka Scikit-learn untuk membangun model klasifikasi dan Matplotlib untuk menampilkan hasil model [16]. Program ini dipilih karena mudah digunakan dan fleksibel [17].

2.6 Teknik Pengolahan dan Analisis Data

Pra-pemrosesan data adalah langkah pertama. Ini termasuk menangani data yang hilang dan mengubah variabel kategoris menjadi angka. Setelah data selesai, ketiga algoritma klasifikasi digunakan untuk memprediksi keuangan perusahaan. Metrik evaluasi kinerja berikut digunakan untuk membandingkan kinerja masing-masing algoritma [18]:

- Akurasi: Persentase prediksi yang benar terhadap total data uji.
- Precision : Untuk mengukur ketepatan prediksi
- Recall : Mengukur Tingkat sensitivitas prediksi kelas
- F1-Score : Menunjukkan performa model secara keseluruhan melalui kombinasi precision dan recall

Untuk analisis performa model dalam industri, pemilihan metrik evaluasi yang tepat sangat penting. Akurasi, ketepatan, recall, dan skor F1 adalah indikator yang paling penting.

2.7 Prosedur Penelitian

Prosedur Penelitian terdiri dari :

- Pengumpulan data keuangan dari Perusahaan yang menjadi populasi penelitian
- Pembersihan dan persiapan data dengan menghapus data hilang dan tidak valid
- Penerapan algoritma Decision tree, Random forest dan Logistic regression untuk model prediksi
- Evaluasi Kinerja model dengan menggunakan data yang sudah didapat [19]
- Analisis hasil untuk menentukan metode yang efektif dalam memprediksi [20]

Prosedur penelitian ini terdiri dari beberapa tahap:

- Pengumpulan data keuangan dari perusahaan yang menjadi populasi penelitian.
- Pembersihan dan persiapan data dengan menghilangkan data yang hilang dan tidak valid.

- Penerapan algoritma Decision Tree, Random Forest, dan Logistic Regression untuk membangun model prediksi.
- Evaluasi kinerja model dengan menggunakan data uji dan metrik akurasi, precision, recall, dan ROC-AUC .
- Analisis hasil untuk menentukan metode yang paling efektif dalam memprediksi kebangkrutan.

2.2 Algoritma Klasifikasi

2.2.1 Decision Tree

Algoritma yang dikenal sebagai Decision Tree adalah algoritma yang membagi data menjadi subset berdasarkan fitur tertentu secara iteratif hingga mencapai simpul keputusan [21]. Kemampuannya untuk menghasilkan model yang mudah diinterpretasikan adalah keunggulannya, tetapi dia rentan terhadap overfitting pada dataset yang sangat kompleks [22].

2.2.1 Random Forest

Random Forest adalah metode kelompok yang menggabungkan beberapa pohon keputusan yang dibuat dari kumpulan data yang berbeda untuk meningkatkan akurasi prediksi dan mengurangi variabilitas [23]. Random Forest biasanya menyelesaikan masalah overfitting Decision Tree dan menghasilkan hasil yang lebih akurat dan stabil [24].

2.2.1 Logistic Regression

Metode statistik yang digunakan untuk memprediksi klasifikasi biner adalah regresi logistik. Untuk menghitung kemungkinan bahwa suatu peristiwa, seperti kebangkrutan perusahaan, akan terjadi, algoritma ini menggunakan fungsi logit [25]. Meskipun algoritma ini sederhana, regresi logistik telah terbukti efektif untuk dataset yang tidak terlalu kompleks dan memberikan interpretasi yang jelas [26].

2.3 Metode Evaluasi

Beberapa metrik digunakan untuk menilai model, berikut adalah rinciannya :

- Akurasi : untuk mengukur prediksi yang benar terhadap seluruh prediksi yang dilakukan [27].

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ Prediksi\ Benar}{Total\ Prediksi} \quad (1)$$

- Precision dan Recall : Precision untuk mengukur jumlah prediksi yang benar, sedangkan Recall untuk mengukur proporsi kejadian positif yang diprediksi dengan benar [28].

$$Precision = \frac{True\ Positive\ (TP)}{True\ Positive\ (TP) + False\ Positive\ (FP)} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{True\ Positive\ (TP)}{True\ Positive\ (TP) + False\ Negative\ (FN)} \quad (3)$$

- ROC-AUC : ROC-AUC digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam pemisahan kelas, Dimana nilai AUC yang lebih tinggi menunjukkan performa model yang cukup baik [29].

Metrik ini digunakan untuk membandingkan kinerja antara algoritma yang dipakai.

3. Hasil Percobaan

3.1 Hasil Klasifikasi

Pada tahapan ini, ada tiga algoritma yang diuji, yaitu Decision Tree, Random Forest, dan Logistic Regression. Berikut adalah hasil dari algoritma.

3.1.1 Decision Tree

Tabel 1 Tabel evaluasi Decision Tree

	Precision	Recall	F1-Score	Support
0	0.97	0.98	0.97	1317
1	0.25	0.21	0.23	47
Accuracy			0.95	1364
Macro Avg	0.61	0.59	0.60	1364
Weighted AVG	0.95	0.95	0.95	1364

Pada tabel di atas, terlihat bahwa algoritma Decision Tree memiliki kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan data dengan nilai akurasi 95%. Nilai akurasi ini menunjukkan bahwa model mampu memprediksi kebangkrutan perusahaan dengan benar pada 95% kasus di dataset yang digunakan.

1. Precision:

- Model menghasilkan ketepatan sebesar 0.97 untuk kelas 0 (tidak bangkrut), yang berarti 97% dari seluruh prediksi perusahaan yang dianggap tidak bangkrut benar-benar tidak bangkrut.
- Untuk kelas 1, ketepatan sebesar 0.25, yang berarti hanya 25% dari seluruh prediksi yang dianggap bangkrut benar-benar bangkrut. Ketidakseimbangan kelas, di mana jumlah perusahaan yang bangkrut lebih sedikit daripada yang tidak bangkrut.

2. Recall:

- Untuk kelas 0, recall sebesar 0.98 berarti model berhasil mengidentifikasi 98% dari seluruh perusahaan yang sebenarnya tidak bangkrut

- Untuk kelas 1, recall hanya 0,21, yang berarti model hanya mampu mengidentifikasi 21% dari seluruh perusahaan yang sebenarnya tidak bangkrut.
3. F1-Score:
 - Kelas 0 mendapatkan F1-Score 0.97, menunjukkan keseimbangan yang sangat baik antara ketepatan dan recall.
 - Untuk kelas 1 F1-Score adalah 0.23, menunjukkan performa yang buruk dalam mengidentifikasi perusahaan bangkrut.
 4. Support
 - Jumlah perusahaan tidak bangkrut di dataset yang cukup dominan adalah 1317, yang menunjukkan bahwa kelas 0 memiliki dukungan sebesar 1317
 - Sementara kelas 1 hanya memiliki dukungan sebesar 47, menunjukkan ketidakseimbangan yang signifikan antara perusahaan bangkrut dan tidak bangkrut.

3.1.2 Random Forest

Tabel 2 Tabel evaluasi Random Forest

	Precision	Recall	F1-Score	Support
0	0.97	1.00	0.98	1317
1	0.38	0.06	0.11	47
Accuracy			0.96	1364
Macro Avg	0.67	0.53	0.55	1364
Weighted AVG	0.95	0.96	0.95	1364

Menurut tabel di atas, algoritma Random Forest memiliki akurasi keseluruhan sebesar 96% dibandingkan dengan Decision Tree. Ini menunjukkan bahwa model Random Forest sangat baik dalam menentukan perusahaan yang tidak bangkrut.

1. Precision:
 - Untuk kelas 0 (tidak bangkrut), precision 0.97, yang berarti 97% dari seluruh prediksi perusahaan yang tidak bangkrut adalah benar
 - Untuk kelas 1, precision 0.38, yang berarti hanya 38% dari seluruh prediksi perusahaan yang bangkrut benar-benar bangkrut.
2. Recall:
 - Recall sempurna kelas 0 adalah 1,00, yang menunjukkan bahwa model berhasil mendeteksi seluruh perusahaan yang tidak benar-benar bangkrut.
 - Namun, recall kelas 1 sangat rendah, hanya 0,06, yang menunjukkan bahwa model hanya mampu mendeteksi 6% dari perusahaan yang benar-benar bangkrut, yang menunjukkan bahwa model menghadapi kesulitan untuk menemukan perusahaan kelas minoritas.

3. F1-Score:
 - F1-Score kelas 0 sangat tinggi, yaitu 0.98, menunjukkan keseimbangan yang baik antara precision dan recall untuk kelas tidak bangkrut.
 - Sebaliknya, F1-Score kelas 1 rendah, yaitu 0,11, menunjukkan bahwa model kurang efektif dalam menangani klasifikasi perusahaan bangkrut.
4. Support:
 - Kelas 0 memiliki dukungan sebesar 1317, yang menunjukkan bahwa sebagian besar data berasal dari perusahaan yang tidak bangkrut
 - Sebaliknya, Kelas 1 memiliki dukungan sebesar 47, yang menunjukkan ketidakseimbangan yang signifikan dalam jumlah data.

Dari hasil ini, meskipun Random Forest memiliki tingkat akurasi yang tinggi, model ini menunjukkan masalah yang signifikan dalam menemukan bisnis yang bangkrut (kelas 1). Hal ini serupa dengan hasil dari Decision Tree, di mana model lebih sering mengklasifikasikan bisnis yang tidak bangkrut dengan lebih akurat, tetapi tidak dapat menemukan bisnis yang bangkrut. Hasil ini mungkin memerlukan penyeimbangan kelas atau evaluasi tambahan.

Hasilnya menunjukkan bahwa model Decision Tree efektif dalam mengidentifikasi perusahaan yang tidak bangkrut, tetapi kurang akurat untuk menemukan perusahaan yang bangkrut. Ini mungkin menunjukkan bahwa data atau model harus disesuaikan untuk meningkatkan kinerja klasifikasi kelas minoritas.

3.1.3 Logistic Regresion

Tabel 3 Tabel evaluasi Logistic Regression

	Precision	Recall	F1-Score	Support
0	0.97	1.00	0.98	1317
1	0.25	0.02	0.04	47
Accuracy			0.96	1364
Macro Avg	0.61	0.51	0.51	1364
Weighted AVG	0.94	0.96	0.95	1364

Pada tabel di atas, model Logistic Regression menunjukkan akurasi keseluruhan sebesar 96%, yang setara dengan hasil dari Random Forest, yang menunjukkan bahwa model dapat mengidentifikasi perusahaan yang tidak bangkrut dengan sangat baik, tetapi dia tidak bisa menemukan perusahaan yang bangkrut.

1. Precision:
 - Untuk kelas 0 (tidak bangkrut), precision 0.97, yang berarti 97% dari prediksi perusahaan tentang tidak bangkrut adalah benar;
 - Untuk kelas 1, precision hanya 0.25, yang berarti hanya 25% dari prediksi perusahaan tentang bangkrut benar-benar bangkrut.

2. Recall:

- Recall sempurna kelas 0 adalah 1,00, yang menunjukkan bahwa semua perusahaan yang tidak bangkrut diklasifikasikan dengan benar oleh model.
- Recall yang sangat rendah kelas 1 adalah hanya 0,02, yang menunjukkan bahwa model hanya mampu mengidentifikasi 2% dari perusahaan yang sebenarnya bangkrut. Ini menunjukkan bahwa model menghadapi masalah untuk mengidentifikasi kelas minoritas, yaitu perusahaan yang bangkrut.

3. F1-Score:

- F1-Score kelas 0 sangat rendah, hanya 0.04, menunjukkan bahwa model tidak efektif dalam mengklasifikasikan perusahaan bangkrut
- F1-Score kelas 1 adalah 0.98, menunjukkan keseimbangan yang baik antara precision dan recall.

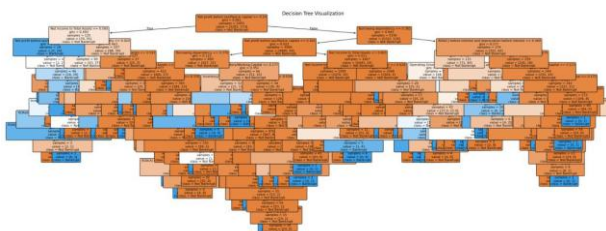
4. Support:

- Kelas 0 memiliki 1317 dukungan, menunjukkan bahwa sebagian besar data terdiri dari perusahaan yang tidak bangkrut
- Kelas 1 hanya memiliki 47 dukungan, menunjukkan bahwa jumlah perusahaan yang bangkrut dalam dataset sangat kecil.

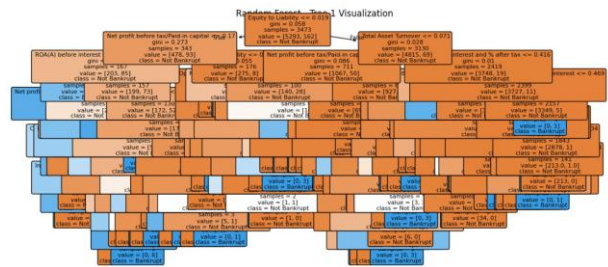
Hasil di atas menunjukkan bahwa model Logistic Regression cenderung memberikan hasil yang baik untuk kelas mayoritas, yang berarti perusahaan yang tidak bangkrut, tetapi sulit untuk menemukan kelas minoritas, yang berarti perusahaan yang bangkrut. Meskipun model ini memiliki akurasi yang tinggi, yaitu 96 persen, masih perlu diperbaiki untuk mengatasi ketidakseimbangan data saat ini dalam menemukan perusahaan yang bangkrut.

3.2 Visualisasi Pohon Decision Tree dan Random Forest

Selanjutnya adalah visualisasi dari Pohon Decision Tree dan Random Forest.



Gambar 1 Visualisasi Decision Tree



Gambar 2 Visualisasi Random Forest

4. Kesimpulan

Tujuan penelitian ini adalah untuk menggunakan tiga algoritma klasifikasi—Decision Tree, Random Forest, dan Logistic Regression—untuk melakukan prediksi kebangkrutan perusahaan. Data rasio keuangan digunakan sebagai indikator risiko kebangkrutan. Berikut adalah kesimpulan penelitian:

- **Kinerja Model:** Berdasarkan evaluasi akurasi, ketiga model menunjukkan kinerja yang cukup baik dalam menentukan perusahaan yang tidak mengalami kebangkrutan. Logistic Regression memiliki akurasi tertinggi sebesar 96 persen, diikuti oleh Random Forest sebesar 96 persen dan Decision Tree sebesar 95 persen. Namun, akurasi tinggi ini tidak sepenuhnya mencerminkan kemampuan model untuk mendeteksi kebangkrutan.
- **Masalah Kelas Minoritas:** Ketiga model menunjukkan bahwa mengidentifikasi perusahaan yang bangkrut adalah masalah besar. Nilai recall dan F1-Score untuk kelas bangkrut yang sangat rendah pada semua model menunjukkan hal ini, terutama pada model Logistic Regression, yang hanya dapat mengidentifikasi 2% dari total perusahaan yang bangkrut. Ini menunjukkan bahwa performa model sangat dipengaruhi oleh ketidakseimbangan data antara perusahaan bangkrut dan tidak bangkrut.
- **Model Terbaik:** Tidak ada satu model pun yang secara signifikan lebih baik dari yang lain dalam mendeteksi kebangkrutan (recall dan F1-Score untuk kelas bangkrut), meskipun Logistic Regression tetap memberikan akurasi tertinggi secara keseluruhan. Akibatnya, metode tambahan diperlukan, seperti penyeimbangan data atau penggunaan teknik yang lebih mampu menangani ketidakseimbangan kelas.
- **Pengaruh Rasio Keuangan:** Penelitian ini menggunakan rasio keuangan seperti ROA, Operating Gross Margin, dan Liability to Equity untuk memprediksi kebangkrutan perusahaan. Namun, model perlu ditingkatkan lebih lanjut untuk menentukan perusahaan mana yang berada dalam risiko kebangkrutan.

Untuk meningkatkan performa prediksi pada bisnis yang berisiko bangkrut, penelitian ini menyarankan untuk menyelidiki metode tambahan seperti resampling, metode

kelompok, atau algoritma yang lebih khusus untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas.

REFERENSI

- [1] A. Altman, "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy," *The Journal of Finance*, vol. XXIII, no. 4, pp. 589-609, 2018.
- [2] B. Jones and C. Smith, "Machine learning models for bankruptcy prediction: A systematic review," *Journal of Financial Risk Management*, vol. XLV, no. 3, pp. 103-118, 2019.
- [3] C. Z. Li and X. W. M. Qiu, "Predicting corporate bankruptcy: A comparison of traditional models and modern machine learning algorithms," *Finance and Data Science*, vol. XII, no. 3, pp. 67-79, 2020.
- [4] E. L. D. Lin, "Financial ratios and the prediction of corporate failure: A reassessment," *Accounting Review*, vol. XCI, no. 2, pp. 567-590, 2021.
- [5] E. Z. Tan and H. J. Yang, "A comparative analysis of machine learning algorithms in predicting corporate bankruptcy," *AI & Finance*, vol. XIV, no. 3, pp. 233-245, 2022.
- [6] F. Russo, "The role of financial ratios and machine learning in bankruptcy prediction," *Journal of Applied Economics*, vol. XXXVIII, no. 4, pp. 418-432, 2021.
- [7] G. Clark, M. Fisher and J. Wang, "Machine learning and financial health predictions: Recent advances," *Journal of Applied Finance*, vol. XL, no. 2, pp. 201-215, 2023.
- [8] T. K. Lee, "Machine Learning Approaches for Bankruptcy Prediction: A Comparative Study," *IEEE Access*, vol. VIII, no. 8, pp. 165943-165953, 2020.
- [9] M. P. C. Leal, "Using Machine Learning for Financial Distress Prediction," *Applied Sciences*, vol. XI, no. 2, p. 771, 2021.
- [10] A. Gupta and S. Kumar, "A Review of Predictive Models for Bankruptcy Prediction," *International Journal of Financial Studies*, vol. IX, no. 3, p. 33, 2021.
- [11] J. M. Hwang and S. J. Lee, "Data Mining Techniques for Bankruptcy Prediction," *Information Sciences*, vol. DLXXVI, pp. 153-163, 2021.
- [12] R. S. Sahu and D. K. Gupta, "Financial Distress Prediction Using Machine Learning Techniques," *Journal of Risk and Financial Management*, vol. XIV, no. 7, p. 335, 2021.
- [13] M. H. Afshari, "Understanding the Role of Financial Ratios in Predicting Bankruptcy," *International Journal of Economics and Financial Issues*, vol. XI, no. 2, pp. 80-89, 2021.
- [14] R. Mahesh and A. D. Desai, "Prediction of Bankruptcy Using Financial Ratios and Machine Learning," *Journal of Business Research*, pp. 144-155, 2021.
- [15] E. C. Yi, "A Study on the Efficiency of Machine Learning Techniques for Bankruptcy Prediction," *Expert Systems with Applications*, p. 115471, 2021.
- [16] B. S. A. Kharin and E. V. Shapovalova, "Algorithms of Financial Analysis and Bankruptcy Prediction," *International Journal of Open Information Technologies*, vol. VIII, no. 2, pp. 56-63, 2021.
- [17] K. S. Kumari and M. G. Manikandan, "Role of Machine Learning in Financial Distress Prediction," *International Journal of Engineering Research and Technology*, vol. X, no. 6, pp. 101-108, 2021.
- [18] N. T. Almansoori, "Evaluation of Machine Learning Models in Predicting Financial Distress," *Computers in Human Behavior*, vol. CXXX, p. 107149, 2022.
- [19] A. I. D. Naeem and B. R. Choudhury, "Model Evaluation Metrics for Bankruptcy Prediction Models," *Journal of Data Science*, vol. XX, no. 1, pp. 23-35, 2022.
- [20] K. G. V. Shrestha, "Predictive Models for Bankruptcy: A Machine Learning Approach," *Computational Economics*, no. 2, pp. 245-265, 2022.
- [21] L. M. Huang and J. Wang, "Decision Trees for Bankruptcy Prediction: A Comparative Study," *Information Sciences*, pp. 1-15, 2022.
- [22] J. H. Chen and H. Zhang, "Random Forest for Bankruptcy Prediction: Insights and Analysis," *Journal of Financial Stability*, 2022.
- [23] F. X. Silva and S. Pereira, "Random Forest-Based Methods for Predicting Bankruptcy," *Business Research*, pp. 65-77, 2023.
- [24] P. M. Fernandes, "Logistic Regression in Financial Distress Prediction," *Journal of Financial Risk Management*, vol. XI, no. 1, pp. 109-121, 2023.
- [25] T. P. Ryner and C. A. Valle, "Bankruptcy Prediction Using Logistic Regression: An Empirical Approach," *Finance Research Letters*, 2023.
- [26] N. Jones and K. T. He, "ROC Curves and Model Evaluation for Bankruptcy Prediction Models," *European Journal of Operational Research*, pp. 511-522, 2023.
- [27] Y. A. Lau and S. T. Lee, "Evaluation of Model Performance in Financial Risk Prediction," *International Journal of Financial Studies*, pp. 88-99, 2023.
- [28] J. M. Kim and K. Park, "A Comparative Analysis of Machine Learning Models for Bankruptcy Prediction," *Artificial Intelligence Review*, pp. 1937-1951, 2023.
- [29] H. D. Nguyen, "Evaluating the Efficiency of Machine Learning Models in Bankruptcy Prediction," *Journal of Applied Finance*, pp. 79-94, 2023.