

KLASIFIKASI FINANCIAL DISTRESS PADA PERUSAHAAN INDUSTRIALS YANG TERDAFTAR DI BURSA EFEK INDONESIA MENGGUNAKAN ALGORITMA DECISION TREE PERIODE 2022-2024

Kadek Rian Kumaraarta, I Nyoman Purnama, Ni Made Satvika Iswari

Sistem Informasi Akuntansi, Universitas Primakara

Jl. Tukad Badung No.135, Renon, Denpasar Selatan, Kota Denpasar, Bali 80226

riankumaraarta@gmail.com

ABSTRAK

Ketidakpastian perekonomian global pasca pandemi COVID-19 pada periode 2022–2024 meningkatkan risiko terjadinya *financial distress* pada perusahaan, khususnya pada sektor *Industrials* yang memiliki peran strategis dalam perekonomian nasional. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan kondisi *financial distress* dan *non-financial distress* pada perusahaan sektor *Industrials* yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) selama periode 2022–2024 menggunakan algoritma *Decision Tree* C4.5. Data yang digunakan berupa laporan keuangan kuartalan perusahaan yang diperoleh dari BEI dan sumber pendukung, dengan variabel penelitian meliputi rasio solvabilitas, yaitu *Debt to Equity Ratio* (DER) dan *Debt to Asset Ratio* (DAR), serta rasio profitabilitas, yaitu *Return on Equity* (ROE) dan *Return on Assets* (ROA). Metode analisis yang digunakan adalah *data mining* dengan penerapan algoritma *Decision Tree* C4.5 untuk membangun model klasifikasi kondisi keuangan perusahaan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *Decision Tree* C4.5 memiliki kinerja klasifikasi yang sangat baik, yang ditunjukkan oleh nilai *Area Under Curve* (AUC) sebesar 0,993 dan tingkat akurasi yang tinggi. Model mampu mengklasifikasikan perusahaan ke dalam kondisi *financial distress* dan *non-financial distress* secara akurat. Perusahaan dengan kondisi *non-financial distress* umumnya memiliki tingkat profitabilitas yang lebih tinggi serta struktur permodalan yang lebih sehat dibandingkan perusahaan yang mengalami *financial distress*. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi alat bantu bagi investor, manajemen, dan pemangku kepentingan lainnya dalam pengambilan keputusan serta sebagai sistem peringatan dini terhadap potensi *financial distress* perusahaan.

Kata kunci : *Decision Tree C4.5, Bursa Efek Indonesia, Sektor Industrials, Financial Distress, Rasio Keuangan, Data Mining*

1. PENDAHULUAN

Sektor industrials merupakan salah satu sektor yang memiliki peran strategis dalam perekonomian nasional karena berkontribusi dalam proses produksi barang dan jasa serta penciptaan lapangan kerja[1]. Aktivitas sektor ini mencakup pengolahan bahan mentah maupun bahan setengah jadi menjadi produk bernilai ekonomi melalui kegiatan perakitan, pembuatan, dan perbaikan. Produk yang dihasilkan tidak hanya berupa barang, tetapi juga jasa yang mendukung kegiatan ekonomi lainnya. Berdasarkan IDX Industrial Classification yang ditetapkan oleh Bursa Efek Indonesia, sektor industrials mencakup perusahaan yang bergerak di bidang teknologi penerbangan dan pertahanan, produk dan peralatan konstruksi, mesin, kelistrikan, serta layanan komersial dan profesional. Dengan cakupan usaha yang luas tersebut, sektor industrials memiliki peran penting dalam mendukung pembangunan dan pertumbuhan ekonomi Indonesia.

Namun demikian, sejak awal tahun 2020 pandemi COVID-19 memberikan dampak yang signifikan terhadap kondisi perekonomian nasional, khususnya pada sektor industri yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia. Pembatasan aktivitas sosial dan ekonomi menyebabkan terganggunya mobilitas barang dan tenaga kerja, terhambatnya rantai pasok, serta menurunnya permintaan pasar. Kondisi ini

mengakibatkan banyak perusahaan sektor industrials mengalami penurunan pendapatan, tekanan arus kas, dan meningkatnya ketidakpastian usaha, sehingga sektor ini menjadi salah satu sektor yang paling rentan terdampak selama masa pandemi [2].

Dampak pandemi tersebut tidak hanya dirasakan pada masa krisis, tetapi juga berlanjut pada periode pemulihan ekonomi. Pada periode ini, perusahaan sektor industrials masih dihadapkan pada berbagai tantangan eksternal, seperti fluktuasi pasar, perubahan pola permintaan, serta ketidakpastian kondisi ekonomi global. Kondisi tersebut menuntut perusahaan untuk melakukan penyesuaian strategi bisnis dan pengelolaan keuangan secara lebih hati-hati agar mampu mempertahankan keberlangsungan usahanya.

Dalam rangka menjaga stabilitas dan transparansi pasar modal, Bursa Efek Indonesia melakukan pengawasan terhadap emiten yang menunjukkan indikasi permasalahan, terutama yang berkaitan dengan penurunan kinerja keuangan. Salah satu bentuk pengawasan tersebut adalah penerapan notasi khusus pada saham perusahaan tercatat. Perusahaan yang mengalami kerugian selama tiga tahun berturut-turut akan diberikan notasi khusus “E”, yang menandakan adanya permasalahan serius pada kinerja keuangan dan menunjukkan tingkat risiko yang tinggi bagi investor [3]. Dalam kondisi tertentu,

permasalahan tersebut dapat berujung pada suspensi perdagangan hingga delisting dari bursa.

Kondisi penurunan kinerja keuangan yang dialami perusahaan dikenal sebagai financial distress. Financial distress merupakan fase penurunan kondisi keuangan perusahaan sebelum kebangkrutan yang dapat disebabkan oleh berbagai faktor, baik yang berasal dari internal maupun eksternal perusahaan. Faktor internal meliputi manajemen keuangan yang tidak efektif, tingginya beban utang, penurunan profitabilitas, serta rendahnya efisiensi operasional. Sementara itu, faktor eksternal mencakup perubahan kondisi ekonomi makro, fluktuasi pasar, perubahan regulasi, serta dampak krisis global seperti pandemi COVID-19 [4].

Oleh karena itu, deteksi dini terhadap potensi financial distress menjadi sangat penting, khususnya pada sektor industri yang memiliki peran strategis dalam pemulihan ekonomi nasional. Pendekatan berbasis teknologi informasi, seperti data mining, dinilai efektif karena mampu mengolah data keuangan historis dalam jumlah besar dan menemukan pola yang relevan secara sistematis [5]. Salah satu metode klasifikasi yang banyak digunakan dalam penelitian financial distress adalah algoritma Decision Tree C4.5, yang mampu mengklasifikasikan kondisi keuangan perusahaan ke dalam kategori distress dan non-distress dalam bentuk struktur pohon keputusan yang mudah dipahami dan diinterpretasikan [6][7]. Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini memfokuskan pada klasifikasi financial distress pada perusahaan sektor industri yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia selama periode 2022–2024 sebagai dasar pertimbangan pengambilan keputusan bagi investor dan pemangku kepentingan lainnya.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Financial Distress

Financial distress merupakan kondisi ketika perusahaan menghadapi kesulitan keuangan yang serius, yang umumnya ditandai dengan ketidakmampuan dalam memenuhi kewajiban finansial seperti pembayaran utang, bunga, maupun kewajiban lainnya. Kondisi ini merupakan tahap penurunan kinerja keuangan sebelum perusahaan mencapai kebangkrutan atau likuidasi apabila tidak ditangani dengan baik [4]. Tanda-tanda financial distress dapat diidentifikasi melalui analisis laporan keuangan perusahaan karena laporan tersebut mencerminkan kondisi dan kinerja keuangan secara menyeluruh [4]. Selain indikator keuangan, terdapat pula indikator non-keuangan yang dapat menjadi sinyal awal terjadinya financial distress, seperti tidak adanya pembagian dividen, pengurangan tenaga kerja, rendahnya rasio cakupan bunga, tingginya utang jangka panjang yang tidak sebanding dengan arus kas, terjadinya rugi operasi, perubahan harga saham yang signifikan, hingga pelanggaran teknis atas perjanjian utang [4]. Oleh karena itu, deteksi dini terhadap

financial distress menjadi sangat penting agar perusahaan dapat menyusun langkah strategis untuk mencegah terjadinya kebangkrutan.

2.2. Analisis Rasio Keuangan

Rasio keuangan merupakan alat analisis yang digunakan untuk menilai kondisi keuangan dan kinerja perusahaan dengan membandingkan pos-pos tertentu dalam laporan keuangan, baik dari neraca maupun laporan laba rugi. Rasio keuangan yang digunakan dalam penelitian ini meliputi rasio solvabilitas dan rasio profitabilitas.

a. Rasio Solvabilitas

Rasio solvabilitas digunakan untuk mengukur tingkat penggunaan utang dalam pembiayaan aset perusahaan serta kemampuan perusahaan dalam melunasi kewajiban jangka pendek maupun jangka panjang. Debt to Equity Ratio (DER) menunjukkan perbandingan antara total utang dan ekuitas perusahaan, yang mencerminkan tingkat risiko finansial dan struktur permodalan perusahaan. Sementara itu, Debt to Asset Ratio (DAR) menunjukkan proporsi aset perusahaan yang dibiayai melalui utang, di mana nilai rasio yang tinggi mengindikasikan tingkat ketergantungan yang besar terhadap pendanaan berbasis utang.

b. Rasio Profitabilitas

Rasio profitabilitas digunakan untuk mengukur kemampuan perusahaan dalam menghasilkan laba dari aktivitas operasionalnya. Return on Equity (ROE) menggambarkan tingkat pengembalian laba terhadap modal pemilik, sedangkan Return on Assets (ROA) menunjukkan kemampuan perusahaan dalam memanfaatkan seluruh aset yang dimiliki untuk menghasilkan laba. Rasio profitabilitas yang tinggi mengindikasikan kinerja perusahaan yang baik dan tingkat risiko financial distress yang lebih rendah.

Beberapa penelitian menunjukkan bahwa ROA merupakan indikator utama dalam memprediksi financial distress karena mencerminkan efektivitas perusahaan dalam mengelola asetnya. ROA yang rendah menunjukkan meningkatnya risiko perusahaan mengalami kesulitan keuangan (Burnika et al., 2024). Selain itu, rasio leverage yang diukur melalui DER dan DAR juga berpengaruh signifikan terhadap financial distress, di mana tingginya proporsi utang dapat memperbesar risiko kesulitan keuangan, terutama ketika profitabilitas perusahaan menurun [10].

Sementara itu, ROE memiliki pengaruh yang relatif lebih lemah karena dapat dipengaruhi oleh struktur modal perusahaan dan tidak selalu mencerminkan kondisi keuangan yang sehat [11]. Penentuan status keuangan perusahaan dilakukan dengan menilai kondisi agregat rasio keuangan, dan apabila hasilnya seimbang, maka ROA digunakan sebagai indikator penentu karena dianggap paling representatif [12].

2.3. Data Mining

Data mining merupakan proses untuk menemukan pola atau pengetahuan tersembunyi dari kumpulan data berukuran besar dengan memanfaatkan teknik statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan pembelajaran mesin. Tujuan utama data mining adalah menghasilkan informasi yang relevan, akurat, dan bermanfaat untuk mendukung pengambilan keputusan [13]. Dalam data mining terdapat beberapa tugas utama, antara lain klustering, klasifikasi, asosiasi, estimasi, dan prediksi. Dalam konteks penelitian ini, tugas klasifikasi digunakan untuk mengelompokkan perusahaan ke dalam kategori financial distress dan non-distress berdasarkan pola data keuangan historis.

2.4. Decision Tree C4.5

Algoritma Decision Tree C4.5 merupakan salah satu metode klasifikasi yang membentuk model dalam bentuk pohon keputusan dan aturan logika if-then. Algoritma ini bekerja dengan memilih atribut terbaik berdasarkan nilai information gain yang dihitung dari entropy masing-masing atribut, sehingga menghasilkan struktur pohon keputusan yang optimal [18]. Model yang dihasilkan selanjutnya dievaluasi menggunakan confusion matrix untuk mengukur kinerja klasifikasi melalui nilai accuracy, precision, recall, dan F1-score, serta grafik ROC untuk menilai kemampuan model dalam membedakan kelas dengan baik [14][15][16][17].

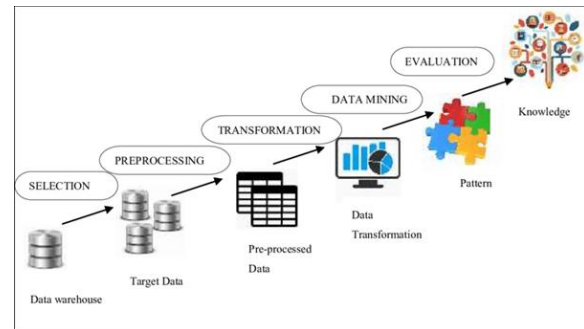
2.5. Tinjauan Pustaka (State of the Art)

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa berbagai metode analisis keuangan dan data mining telah digunakan untuk memprediksi dan mengklasifikasikan financial distress. Bukhori menggunakan regresi logistik dan menunjukkan bahwa rasio keuangan mampu menjelaskan variasi kondisi distress secara signifikan [8]. Nurwahida dan Margasari serta Awalia dan Titik Kristanti membuktikan bahwa pendekatan kuantitatif dan data mining menghasilkan tingkat akurasi yang baik dalam memprediksi financial distress. Penelitian lain menunjukkan bahwa algoritma C4.5 memiliki performa yang stabil dan akurat dalam berbagai konteks klasifikasi, baik pada sektor keuangan maupun non-keuangan. Berdasarkan kajian tersebut, penelitian ini memposisikan diri sebagai pengembangan dari penelitian sebelumnya dengan menerapkan algoritma Decision Tree C4.5 pada sektor industri periode 2022–2024 menggunakan rasio solvabilitas dan profitabilitas sebagai variabel utama.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan data mining dalam kerangka Knowledge Discovery in Databases (KDD). Data mining merupakan proses untuk menemukan pola atau informasi yang bermanfaat dari kumpulan data berukuran besar dengan memanfaatkan teknik statistik, matematika, dan kecerdasan buatan. Sementara itu, KDD

mencakup seluruh tahapan pengolahan data hingga menghasilkan pengetahuan yang dapat digunakan, mulai dari seleksi data, pembersihan data (preprocessing), transformasi data, proses penambangan data (data mining), hingga tahap interpretasi dan evaluasi hasil [20]. Alur proses KDD yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Proses Knowledge Discovery in Databases (KDD)

Tahap pertama adalah selection, yaitu pemilihan data yang relevan dari kumpulan data operasional sebagai dasar analisis. Data yang dipilih kemudian dipisahkan dari basis data utama agar memudahkan proses pengolahan selanjutnya. Tahap kedua adalah preprocessing, yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas data dengan menangani data yang hilang, tidak valid, duplikat, maupun atribut yang tidak relevan, karena keberadaan data tersebut dapat menurunkan akurasi hasil analisis. Tahap ketiga adalah transformation, yaitu proses penyesuaian format dan struktur data agar sesuai dengan kebutuhan algoritma yang digunakan, termasuk pemilihan atribut dan penyesuaian tipe data. Tahap keempat adalah data mining, di mana algoritma Decision Tree C4.5 diterapkan untuk menemukan pola dan aturan klasifikasi berdasarkan data keuangan perusahaan. Tahap terakhir adalah interpretation (evaluation), yaitu penyajian dan evaluasi hasil klasifikasi untuk menilai kesesuaian model dengan tujuan penelitian serta keterkaitannya dengan kondisi nyata perusahaan.

3.1. Alat dan Bahan Penelitian

Alat penelitian yang digunakan terdiri dari perangkat keras dan perangkat lunak. Perangkat keras yang digunakan adalah laptop Asus TUF Gaming A15 dengan prosesor Ryzen 5 4000 series, memori 8 GB, dan SSD 512 GB. Perangkat lunak yang digunakan meliputi sistem operasi Windows 11 Home Single Language, Microsoft Excel 2021 untuk pengolahan awal data, Orange Data Mining sebagai perangkat utama dalam pemodelan dan klasifikasi data, serta Google Chrome untuk mengakses sumber data daring.

Bahan penelitian berupa data sekunder yang diperoleh dari laporan keuangan tahunan perusahaan sektor industri yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) selama periode 2022–2024. Data keuangan tersebut digunakan untuk menghitung rasio

Debt to Equity Ratio (DER), Debt to Asset Ratio (DAR), Return on Equity (ROE), dan Return on Assets (ROA), yang selanjutnya menjadi variabel input dalam algoritma Decision Tree C4.5 untuk mengklasifikasikan kondisi keuangan perusahaan.

3.2. Jenis Data dan Sumber Data

Jenis data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data kuantitatif, yaitu data yang berbentuk angka atau nilai numerik sehingga memungkinkan dilakukan analisis secara objektif dan sistematis [22]. Data kuantitatif dipilih agar hubungan antarvariabel dapat diukur, diuji, dan dibandingkan secara statistik.

Sumber data yang digunakan adalah data sekunder yang diperoleh dari situs resmi Bursa Efek Indonesia berupa laporan keuangan perusahaan sektor industri untuk periode 2022–2024, yang meliputi neraca, laporan laba rugi, dan laporan arus kas. Data sekunder diperoleh secara tidak langsung melalui dokumen yang telah dipublikasikan oleh pihak terkait [22]. Pemilihan sampel dilakukan menggunakan teknik purposive sampling, yaitu metode pengambilan sampel berdasarkan kriteria tertentu yang sesuai dengan tujuan penelitian [21]. Kriteria sampel meliputi: (1) perusahaan sektor industri yang terdaftar di BEI selama periode 2022–2024, (2) perusahaan yang memiliki laporan keuangan lengkap selama periode penelitian, (3) perusahaan yang tidak melakukan listing atau delisting selama periode penelitian, dan (4) perusahaan yang memperoleh notasi khusus “E” dari BEI. Populasi penelitian ini terdiri dari 67 perusahaan sektor industri. Proses penyaringan sampel disajikan pada table – table dibawah ini.

Tabel 1. Populasi Penelitian

No	Nama Perusahaan	Kode Saham
1	Asahimas Flat Glass Tbk.	AMFG
2	Ateliers Mecaniques D Indonesia	AMIN
3	Arita Prima Indonesia Tbk.	APII
4	Arwana Citramulia Tbk.	ARNA
5	Astra Graphia Tbk.	ASGR
6	Astra International Tbk.	ASII
7	MNC Asia Holding Tbk.	BHIT
8	Bakrie & Brothers Tbk	BNBR
9	Citatah Tbk.	CTTH
10	Dyandra Media International Tbk	DYAN
11	Hexindo Adiperkasa Tbk.	HEXA
12	Intan Baru Prana Tbk.	IBFN
13	Island Concepts Indonesia Tbk.	ICON
14	Intikeramik Alamasri Industri	IKAI
15	Sumi Indo Kabel Tbk.	IKBI
16	Impack Pratama Industri Tbk.	IMPC
17	Tanah Laut Tbk	INDX
18	Intraco Penta Tbk.	INTA
19	Jembo Cable Company Tbk.	JECC
20	Jasuindo Tiga Perkasa Tbk.	JTPE
21	KMI Wire & Cable Tbk.	KBLI
22	Kabelindo Murni Tbk.	KBLM

No	Nama Perusahaan	Kode Saham
23	Keramika Indonesia Asosiasi Tbk	KIAS
24	Kobexindo Tractors Tbk.	KOBX
25	Kokoh Inti Arebama Tbk	KOIN
26	Perdana Bangun Pusaka Tbk	KONI
27	Grand Kartech Tbk.	KRAH
28	Lion Metal Works Tbk.	LION
29	Modern Internasional Tbk.	MDRN
30	Multifiling Mitra Indonesia Tbk	MFMI
31	Mulia Industrindo Tbk	MLIA
32	Supreme Cable Manufacturing &	SCCO
33	Tira Austenite Tbk	TIRA
34	Surya Toto Indonesia Tbk.	TOTO
35	Triwira Insanlestari Tbk.	TRIL
36	United Tractors Tbk.	UNTR
37	Voksel Electric Tbk.	VOKS
38	Dosni Roha Indonesia Tbk.	ZBRA
39	Mark Dynamics Indonesia Tbk.	MARK
40	Surya Pertiwi Tbk.	SPTO
41	Steadfast Marine Tbk.	KPAL
42	Superkrane Mitra Utama Tbk.	SKRN
43	Cahayaputra Asa Keramik Tbk.	CAKK
44	Communication Cable Systems In	CCSI
45	Berkah Prima Perkasa Tbk.	BLUE
46	Arkha Jayanti Persada Tbk.	ARKA
47	Singaraja Putra Tbk.	SINI
48	Harapan Duta Pertiwi Tbk.	HOPE
49	Green Power Group Tbk.	LABA
50	Geoprima Solusi Tbk.	GPSO
51	Ace Oldfields Tbk.	KUAS
52	Perma Plasindo Tbk.	BINO
53	Nusatama Berkah Tbk.	NTBK
54	Personel Alih Daya Tbk.	PADA
55	Hoffmen Cleanindo Tbk.	KING
56	Mitra Pack Tbk.	PTMP
57	Multi Makmur Lemindo Tbk.	PIPA
58	Sarana Mitra Luas Tbk.	SMIL
59	Carsurin Tbk.	CRSN
60	Widiant Jaya Krenindo Tbk.	WIDI
61	Multi Garam Utama Tbk.	FOLK
62	Mutuagung Lestari Tbk.	MUTU
63	Ecocare Indo Pasifik Tbk.	HYGN
64	Satu Visi Putra Tbk.	VISI
65	Multi Hanna Kreasindo Tbk.	MHKI
66	Adiwarna Anugerah Abadi Tbk.	NAIK
67	Shield On Service Tbk.	SOSS

Tabel 2. Kriteria Sampel

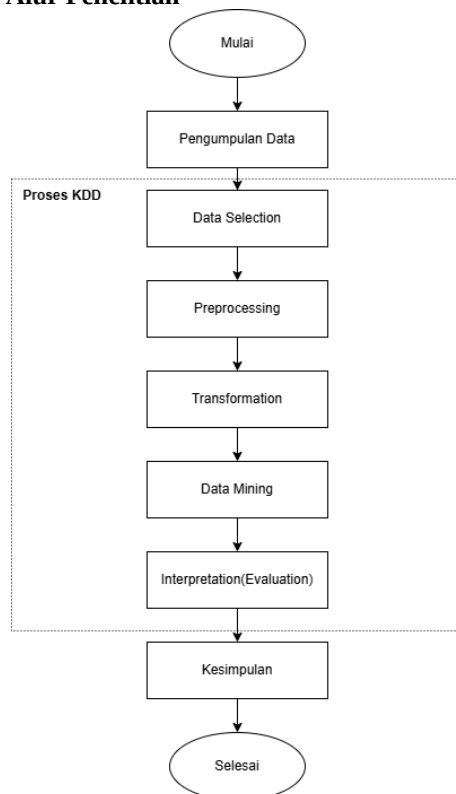
No	Kriteria Sampel	Jumlah
1	Perusahaan sektor <i>Industrials</i> yang terdaftar di BEI periode 2022-2024	67
2	Perusahaan sektor <i>Industrial</i> yang listing setelah tahun 2022	(14)
3	Perusahaan sektor <i>Industrial</i> yang tidak mempublikasikan laporan keuangan lengkap sesuai periode penelitian	(7)
Total Sampel		46

Dari kedua proses diatas sehingga diperoleh total sampel akhir sebanyak 46 perusahaan yang digunakan dalam analisis.

3.3. Tempat dan Waktu Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan di Bursa Efek Indonesia dengan seluruh data diperoleh secara daring melalui situs resmi BEI dan sumber data sekunder lainnya yang relevan. Waktu pelaksanaan penelitian berlangsung dari bulan Maret hingga Desember 2025, yang mencakup tahapan pengumpulan data, pengolahan data, analisis, serta penyusunan laporan penelitian.

3.4. Alur Penelitian



Gambar 2. Alur Penelitian

Penelitian diawali dengan pengumpulan data laporan keuangan perusahaan sektor industrials periode 2022–2024 dari BEI. Selanjutnya dilakukan data selection untuk memilih atribut rasio keuangan yang relevan, yaitu DAR, DER, ROA, dan ROE. Tahap preprocessing dilakukan untuk memastikan kualitas data dengan menghapus data duplikat, tidak valid, dan nilai kosong. Setelah itu, dilakukan transformation untuk menyesuaikan format data dengan kebutuhan algoritma C4.5. Tahap data mining dilakukan dengan menerapkan algoritma Decision Tree C4.5 untuk menghasilkan model klasifikasi. Hasil model kemudian dievaluasi pada tahap interpretation menggunakan confusion matrix dan metrik kinerja berupa accuracy, precision, recall, dan F1-score. Tahap akhir adalah penarikan kesimpulan berdasarkan hasil analisis yang diperoleh.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengumpulan dan Karakteristik Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa laporan keuangan kuartalan perusahaan sektor industrials yang diperoleh dari Bursa Efek Indonesia (BEI) serta situs pendukung StockAnalysis selama periode 2022–2024. Pemilihan periode tersebut bertujuan untuk merepresentasikan kondisi pemulihan ekonomi pasca pandemi COVID-19. Dengan menggunakan data kuartalan, diperoleh 12 periode pengamatan untuk setiap perusahaan. Penelitian ini melibatkan 46 perusahaan, sehingga total data yang digunakan dalam analisis berjumlah 552 observasi ($46 \text{ perusahaan} \times 12 \text{ kuartal}$).

4.2. Penerapan Knowledge Discovery in Databases (KDD)

Penelitian ini menerapkan tahapan Knowledge Discovery in Databases (KDD) yang meliputi data selection, preprocessing, transformation, data mining, dan interpretation.

Pada tahap data selection, data yang digunakan berasal dari hasil perhitungan rasio keuangan perusahaan, yaitu Debt to Equity Ratio (DER), Debt to Asset Ratio (DAR), Return on Equity (ROE), dan Return on Assets (ROA). Sebagian rasio diperoleh langsung dari situs StockAnalysis, sedangkan rasio lainnya dihitung secara manual berdasarkan laporan keuangan perusahaan. Contoh dataset rasio keuangan disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Dataset Rasio Keuangan Perusahaan

No	Kode Perusahaan	DER	DAR	ROE	ROA
1	AMFG 22Q1	73%	35%	15%	6%
2	AMFG 22Q2	71%	35%	26%	8%
3	AMFG 22Q3	66%	33%	14%	5%
4	AMFG 22Q4	65%	32%	20%	7%
5	AMFG 23Q1	51%	27%	-11%	7%
6	AMFG 23Q2	54%	29%	22%	8%
7	AMFG 23Q3	49%	27%	8%	5%
8	AMFG 23Q4	43%	25%	19%	10%
9	AMFG 24Q1	37%	22%	10%	6%
10	AMFG 24Q2	34%	21%	4%	4%
11	AMFG 24Q3	26%	16%	1%	2%
12	AMFG 24Q4	29%	18%	10%	5%
13	AMIN 22Q1	65%	27%	-56%	-14%
14	AMIN 22Q2	52%	23%	-8%	-2%
15	AMIN 22Q3	44%	21%	11%	5%
16	AMIN 22Q4	40%	19%	12%	6%
17	AMIN 23Q1	40%	19%	-4%	-4%
18	AMIN 23Q2	37%	18%	1%	1%
19	AMIN 23Q3	37%	18%	5%	3%
20	AMIN 23Q4	28%	14%	6%	3%
21	AMIN 24Q1	34%	16%	10%	2%
22	AMIN 24Q2	27%	13%	12%	5%
23	AMIN 24Q3	31%	15%	10%	4%
24	AMIN 24Q4	33%	16%	13%	4%

Tahap preprocessing dilakukan untuk memastikan kualitas data. Berdasarkan hasil pemeriksaan terhadap 552 data observasi, tidak ditemukan data yang hilang, duplikat, maupun tidak valid, sehingga seluruh data dapat langsung digunakan pada tahap berikutnya. Contoh data setelah preprocessing ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Data Preprocessing

No	Kode Perusahaan	DER	DAR	ROE	ROA
1	AMFG 22Q1	73%	35%	15%	6%
2	AMFG 22Q2	71%	35%	26%	8%
3	AMFG 22Q3	66%	33%	14%	5%
4	AMFG 22Q4	65%	32%	20%	7%
5	AMFG 23Q1	51%	27%	-11%	7%
6	AMFG 23Q2	54%	29%	22%	8%
7	AMFG 23Q3	49%	27%	8%	5%
8	AMFG 23Q4	43%	25%	19%	10%
9	AMFG 24Q1	37%	22%	10%	6%
10	AMFG 24Q2	34%	21%	4%	4%
11	AMFG 24Q3	26%	16%	1%	2%
12	AMFG 24Q4	29%	18%	10%	5%
13	AMIN 22Q1	65%	27%	-56%	-14%
14	AMIN 22Q2	52%	23%	-8%	-2%
15	AMIN 22Q3	44%	21%	11%	5%
16	AMIN 22Q4	40%	19%	12%	6%
17	AMIN 23Q1	40%	19%	-4%	-4%

No	Kode Perusahaan	DER	DAR	ROE	ROA
18	AMIN 23Q2	37%	18%	1%	1%
19	AMIN 23Q3	37%	18%	5%	3%
20	AMIN 23Q4	28%	14%	6%	3%
21	AMIN 24Q1	34%	16%	10%	2%
22	AMIN 24Q2	27%	13%	12%	5%
23	AMIN 24Q3	31%	15%	10%	4%
24	AMIN 24Q4	33%	16%	13%	4%

Pembagian data dilakukan berdasarkan urutan waktu, bukan secara acak. Data periode 2022–2023 digunakan sebagai data training sebanyak 368 observasi (66,67%), sedangkan data tahun 2024 digunakan sebagai data testing sebanyak 184 observasi (33,33%). Pendekatan ini dipilih agar model mampu mempelajari pola keuangan pada masa pemulihan pasca pandemi dan diuji pada periode yang lebih baru.

Pada tahap transformation, nilai rasio keuangan yang bersifat kontinu dikonversi menjadi kategori sehat dan tidak sehat berdasarkan kriteria yang telah ditetapkan pada Bab II. $DER \leq 90\%$ dan $DAR \leq 35\%$ dikategorikan sehat, sedangkan $ROE \geq 12\%$ dan $ROA \geq 2\%$ menunjukkan kondisi sehat. Transformasi ini digunakan sebagai dasar penentuan status financial distress dan non-distress. Hasil transformasi data ditunjukkan pada Tabel 5.

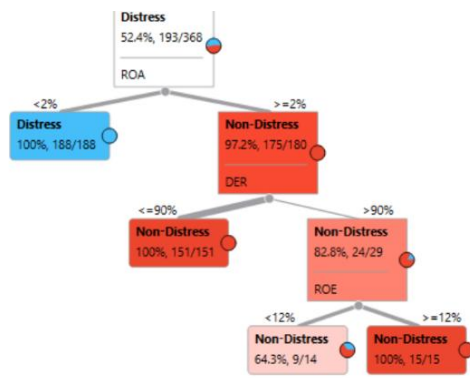
Tabel 5. Transformasi Data Rasio Keuangan

No	Kode	DER	DAR	ROE	ROA	Status
1	AMFG 22Q1	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$\geq 12\%$	$\geq 2\%$	Non-Distress
2	AMFG 22Q2	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$\geq 12\%$	$\geq 2\%$	Non-Distress
3	AMFG 22Q3	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$\geq 12\%$	$\geq 2\%$	Non-Distress
4	AMFG 22Q4	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$\geq 12\%$	$\geq 2\%$	Non-Distress
5	AMFG 23Q1	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$< 12\%$	$\geq 2\%$	Non-Distress
6	AMFG 23Q2	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$\geq 12\%$	$\geq 2\%$	Non-Distress
7	AMFG 23Q3	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$< 12\%$	$\geq 2\%$	Non-Distress
8	AMFG 23Q4	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$\geq 12\%$	$\geq 2\%$	Non-Distress
9	AMFG 24Q1	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$< 12\%$	$\geq 2\%$	Non-Distress
10	AMFG 24Q2	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$< 12\%$	$\geq 2\%$	Non-Distress
11	AMFG 24Q3	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$< 12\%$	$\geq 2\%$	Non-Distress
12	AMFG 24Q4	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$< 12\%$	$\geq 2\%$	Non-Distress
13	AMIN 22Q1	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$< 12\%$	$< 2\%$	Distress
14	AMIN 22Q2	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$< 12\%$	$< 2\%$	Distress
15	AMIN 22Q3	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$< 12\%$	$\geq 2\%$	Non-Distress
16	AMIN 22Q4	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$< 12\%$	$\geq 2\%$	Non-Distress
17	AMIN 23Q1	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$< 12\%$	$< 2\%$	Distress
18	AMIN 23Q2	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$< 12\%$	$< 2\%$	Distress
19	AMIN 23Q3	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$< 12\%$	$\geq 2\%$	Non-Distress
20	AMIN 23Q4	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$< 12\%$	$\geq 2\%$	Non-Distress
21	AMIN 24Q1	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$< 12\%$	$\geq 2\%$	Non-Distress
22	AMIN 24Q2	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$\geq 12\%$	$\geq 2\%$	Non-Distress
23	AMIN 24Q3	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$< 12\%$	$\geq 2\%$	Non-Distress
24	AMIN 24Q4	$\leq 90\%$	$\leq 35\%$	$\geq 12\%$	$\geq 2\%$	Non-Distress

4.3. Hasil Data Mining Menggunakan Algoritma C4.5

Proses data mining dilakukan dengan menerapkan algoritma Decision Tree C4.5

menggunakan perangkat lunak Orange Data Mining. Tahapan pemodelan meliputi pemuatan dataset, pembentukan model Decision Tree, serta visualisasi struktur pohon Keputusan.



Gambar 3. Tampilan Pohon Keputusan

Hasil pemodelan menghasilkan struktur pohon keputusan dengan Return on Assets (ROA) sebagai node akar. Hal ini menunjukkan bahwa ROA merupakan variabel paling dominan dalam menentukan kondisi financial distress perusahaan. Pada kondisi $ROA < 2\%$, seluruh data diklasifikasikan sebagai financial distress. Sebaliknya, pada $ROA \geq 2\%$, perusahaan cenderung diklasifikasikan sebagai non-distress, dengan evaluasi lanjutan menggunakan variabel DER dan ROE. Debt to Equity Ratio (DER) muncul sebagai variabel pemisah berikutnya, sedangkan Return on Equity (ROE) berperan sebagai variabel pendukung. Debt to Asset Ratio (DAR) tidak muncul dalam struktur pohon karena memiliki nilai information gain yang lebih rendah dibandingkan variabel lainnya.

4.4. Evaluasi Model

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan Test and Score, Confusion Matrix, dan ROC Analysis pada Orange Data Mining. Hasil evaluasi data training (368 data) menunjukkan nilai AUC sebesar 0,999, akurasi sebesar 0,986, precision sebesar 0,987, recall sebesar 0,986, F1-score sebesar 0,986, serta MCC sebesar 0,973. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan data.

Confusion Matrix				
Confusion matrix for Tree (showing number of instances)				
Actual	Predicted			
	Distress	Non-Distress		
	Distress	Non-Distress	Σ	
	188	5	193	
	0	175	175	
	Σ	180	368	

Gambar 4. Confusion Matrix data training

Berdasarkan gambar diatas, dari 193 data distress, sebanyak 188 data berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara 5 data salah klasifikasi. Seluruh 175 data non-distress berhasil diklasifikasikan dengan tepat.

Predictions - Orange									
Show probabilities for classes in data									
Show classification errors									
Tree	error	Status Akhir	Kode Perusahaan	DER	DAR	ROE	ROA		
1	0.00 : 1.00 → Non-Distress	Non-Distress	AMFG 24Q1	<=90%	<=35%	<=12%	>=2%		
2	0.00 : 1.00 → Non-Distress	Non-Distress	AMFG 24Q2	<=90%	<=35%	<=12%	>=2%		
3	0.00 : 1.00 → Non-Distress	Non-Distress	AMFG 24Q3	<=90%	<=35%	<=12%	>=2%		
4	0.00 : 1.00 → Non-Distress	Non-Distress	AMFG 24Q4	<=90%	<=35%	<=12%	>=2%		
5	0.00 : 1.00 → Non-Distress	Non-Distress	AMIN 24Q1	<=90%	<=35%	<=12%	>=2%		
6	0.00 : 1.00 → Non-Distress	Non-Distress	AMIN 24Q2	<=90%	<=35%	<=12%	>=2%		
7	0.00 : 1.00 → Non-Distress	Non-Distress	AMIN 24Q3	<=90%	<=35%	<=12%	>=2%		
8	0.00 : 1.00 → Non-Distress	Non-Distress	AMIN 24Q4	<=90%	<=35%	<=12%	>=2%		
9	0.00 : 1.00 → Non-Distress	Non-Distress	API 24Q1	<=90%	<=35%	<=12%	>=2%		
10	0.00 : 1.00 → Non-Distress	Non-Distress	API 24Q2	<=90%	<=35%	<=12%	>=2%		
11	0.00 : 1.00 → Non-Distress	Non-Distress	API 24Q3	<=90%	<=35%	<=12%	>=2%		
12	0.00 : 1.00 → Non-Distress	Non-Distress	API 24Q4	<=90%	<=35%	<=12%	>=2%		
13	0.00 : 1.00 → Non-Distress	Non-Distress	ARNA 24Q1	<=90%	<=35%	<=12%	>=2%		
14	0.00 : 1.00 → Non-Distress	Non-Distress	ARNA 24Q2	<=90%	<=35%	<=12%	>=2%		
15	0.00 : 1.00 → Non-Distress	Non-Distress	ARNA 24Q3	<=90%	<=35%	<=12%	>=2%		
16	0.00 : 1.00 → Non-Distress	Non-Distress	ARNA 24Q4	<=90%	<=35%	<=12%	>=2%		
17	1.00 : 0.00 → Distress	Distress	BHIT 24Q1	<=90%	<=35%	<=12%	<=2%		
18	0.00 : 1.00 → Non-Distress	Non-Distress	BHIT 24Q2	<=90%	<=35%	<=12%	>=2%		
19	1.00 : 0.00 → Distress	Distress	BHIT 24Q3	<=90%	<=35%	<=12%	<=2%		
20	1.00 : 0.00 → Distress	Distress	BHIT 24Q4	<=90%	<=35%	<=12%	<=2%		
21	0.00 : 1.00 → Non-Distress	Non-Distress	BNBR 24Q1	<=90%	<=35%	<=12%	>=2%		
22	1.00 : 0.00 → Distress	Distress	BNBR 24Q2	<=90%	<=35%	<=12%	<=2%		
23	0.00 : 1.00 → Non-Distress	Non-Distress	BNBR 24Q3	<=90%	<=35%	<=12%	>=2%		
24	0.00 : 1.00 → Non-Distress	Non-Distress	BNBR 24Q4	<=90%	<=35%	<=12%	>=2%		
25	1.00 : 0.00 → Distress	Distress	CTTH 24Q1	<=90%	>=35%	<=12%	<=2%		

Gambar 5. Hasil Klasifikasi

Evaluasi menggunakan data testing (184 data) menghasilkan nilai AUC sebesar 0,993, akurasi sebesar 0,967, precision sebesar 0,968, recall sebesar 0,967, F1-score sebesar 0,967, serta MCC sebesar 0,936.

Confusion Matrix				
Confusion matrix for Tree (showing number of instances)				
Actual	Predicted			
	Distress	Non-Distress		
	Distress	Non-Distress	Σ	
	87	5	92	
	1	91	92	
	Σ	88	96	184

Gambar 6. Hasil Confusion Matrix data testing

Gambar diatas menunjukkan bahwa dari 92 data distress, 87 data berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan dari 92 data non-distress, 91 data berhasil diklasifikasikan dengan tepat. Hasil ini menunjukkan bahwa kesalahan klasifikasi relatif kecil dan model memiliki kemampuan generalisasi yang baik.

4.5. Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree C4.5 mampu mengklasifikasikan kondisi financial distress dan non-financial distress perusahaan sektor industri dengan tingkat akurasi yang tinggi. Struktur pohon keputusan yang dihasilkan menempatkan Return on Assets (ROA) sebagai variabel paling dominan, yang mengindikasikan bahwa kemampuan perusahaan dalam menghasilkan laba dari aset yang dimiliki merupakan faktor utama dalam menentukan kondisi keuangan perusahaan.

Temuan ini sejalan dengan penelitian Bukhoriserta Awalia dan Kristanti yang menyatakan bahwa rasio profitabilitas memiliki peran penting

dalam memprediksi financial distress. Selain itu, hasil penelitian ini juga mendukung temuan Nurwahida dan Margasari terkait penggunaan ROA, DER, dan ROE dalam analisis financial distress, meskipun dalam penelitian ini rasio DAR tidak muncul dalam struktur pohon keputusan.

Dari sisi metode, hasil penelitian ini konsisten dengan penelitian Susatyono dan Prihatmoko, Handayani, serta Yuliani yang menyatakan bahwa algoritma C4.5 memiliki performa yang baik dalam permasalahan klasifikasi. Penelitian Rivanto dan Ryanwar juga memperkuat efektivitas algoritma C4.5 meskipun diterapkan pada konteks yang berbeda.

Secara keseluruhan, penelitian ini memperkuat temuan penelitian terdahulu bahwa kombinasi rasio profitabilitas dan solvabilitas efektif digunakan dalam klasifikasi financial distress. Perbedaan pada variabel yang terpilih dalam model menunjukkan bahwa pengaruh rasio keuangan terhadap financial distress dapat bervariasi tergantung pada karakteristik data, periode penelitian, dan metode analisis yang digunakan.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa algoritma Decision Tree C4.5 mampu digunakan secara efektif untuk mengklasifikasikan kondisi financial distress dan non-financial distress pada perusahaan sektor Industrials yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia. Hasil evaluasi model menunjukkan kinerja klasifikasi yang sangat baik, yang tercermin dari nilai akurasi dan AUC yang tinggi serta hasil confusion matrix yang menunjukkan kemampuan model dalam membedakan perusahaan yang mengalami financial distress dan yang tidak secara akurat. Selain itu, penelitian ini menunjukkan bahwa rasio profitabilitas dan solvabilitas memiliki peranan penting dalam menentukan kondisi keuangan perusahaan, di mana perusahaan non-distress umumnya memiliki tingkat profitabilitas yang lebih baik dan struktur permodalan yang lebih sehat, sedangkan perusahaan distress cenderung menunjukkan profitabilitas yang rendah. Oleh karena itu, model yang dibangun dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu analisis awal dalam mengidentifikasi potensi financial distress perusahaan. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar jumlah data dan variabel keuangan diperluas guna meningkatkan akurasi model, dilakukan perbandingan dengan algoritma data mining lain seperti Random Forest, Naïve Bayes, atau Support Vector Machine (SVM), serta memperluas cakupan sektor perusahaan agar hasil penelitian lebih general. Selain itu, bagi pihak perusahaan, hasil penelitian ini dapat digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan awal dalam mengantisipasi risiko financial distress melalui evaluasi strategi keuangan dan pengelolaan risiko secara lebih dini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. Kambono, T. Budiningsih, T. S. Wardoyo, and R. D. Manuputty, "Peranan sektor industri dan jasa dalam perekonomian Indonesia," *Jurnal Ilmu Pendidikan Nonformal*, vol. 10, no. 1, p. 440, 2024.
- [2] Umsida.ac.id, "Pandemi sebabkan naik turunnya perindustrian di Indonesia," 2021. [Online]. Available: <https://umsida.ac.id>
- [3] Bursa Efek Indonesia, *Surat Edaran Nomor SE-00001/BEI/12-2018 tentang Penambahan Tampilan Informasi Notasi Khusus pada Kode Perusahaan Tercatat*, Jakarta, Indonesia, 2018.
- [4] R. P. Nurwahida and N. Margasari, "Analisis financial distress pada perusahaan sektor perdagangan, jasa, dan investasi yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia," *Budgeting: Journal of Business, Management and Accounting*, vol. 5, no. 2, pp. 1332–1343, 2024, doi: 10.31539/budgeting.v5i2.9830.
- [5] R. Awalia and F. T. Kristanti, "Prediksi financial distress menggunakan artificial neural network (ANN) pada perusahaan perbankan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia periode 2017–2021," *Jurnal Kajian Pendidikan Ekonomi dan Ilmu Ekonomi*, vol. 7, no. 2, 2023.
- [6] R. Yuliani, *Application of AdaBoost-Based C4.5 Algorithm to Predict Company Financial Distress*, Pekanbaru, Indonesia: UIN Suska Riau, 2020.
- [7] A. Rivanto, *Algoritma C4.5 untuk Memprediksi Tingkat Pemahaman Materi Peserta Sertifikasi Digital Marketing*, Indonesia, 2022.
- [8] I. Bukhori, R. Kusumawati, and M. Meilani, "Prediction of financial distress in manufacturing companies: Evidence from Indonesia," *Journal of Accounting and Investment*, vol. 23, no. 3, pp. 588–605, 2022, doi: 10.18196/jai.v23i3.15217.
- [9] E. Burnika, I. Pahala, and D. Handarini, "Analisis rasio keuangan untuk memprediksi kondisi financial distress," *Jurnal Akuntansi*, vol. 5, no. 2, pp. 348–365, 2024.
- [10] F. F. Putri, N. Widaninggar, and R. Artikel, "Analisis pengaruh rasio keuangan dan faktor ekonomi makro terhadap financial distress pada perusahaan manufaktur," *Jurnal Akuntansi*, vol. 3, no. 1, pp. 78–95, 2022.
- [11] S. Priyatnasari and U. Hartono, "Rasio keuangan, makroekonomi dan financial distress: Studi pada perusahaan perdagangan, jasa dan investasi di Indonesia," *Jurnal Ilmu Manajemen*, vol. 7, pp. 1005–1016, 2019.
- [12] N. P. R. Handayani, N. W. Utami, and I. G. A. D. P. Putri, "Prediksi financial distress pada perusahaan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia menggunakan algoritma decision tree," in *Proc. SNESTIK*, pp. 53–59, 2023. [Online]. Available: <https://sneistik.itats.ac.id>
- [13] A. C. Rahmat, *Identitas Proposal Penelitian*, Indonesia, 2022.

- [14] Ainurrohma, "Akurasi algoritma klasifikasi pada software RapidMiner dan Weka," *PRISMA: Prosiding Seminar Nasional Matematika*, vol. 4, pp. 493–499, 2021. [Online]. Available: <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma>
- [15] S. Clara, D. L. Prianto, R. Al Habsi, E. F. Lumbantobing, and N. Chamidah, "Implementasi seleksi fitur pada algoritma klasifikasi machine learning untuk prediksi penghasilan pada adult income dataset," in *Proc. Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer dan Aplikasinya (SENAMIKA)*, Jakarta, Indonesia, vol. 2, no. 1, pp. 741–747, 2021.
- [16] R. Nurhidayat and K. E. Dewi, "Penerapan algoritma k-nearest neighbor dan fitur ekstraksi n-gram dalam analisis sentimen berbasis aspek," *Komputa: Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika*, vol. 12, no. 1, pp. 91–100, 2023, doi: 10.34010/komputa.v12i1.9458.
- [17] D. T. Wilujeng, M. Fatekurohman, and I. M. Tirta, "Analisis risiko kredit perbankan menggunakan algoritma k-nearest neighbor dan nearest weighted k-nearest neighbor," *Indonesian Journal of Applied Statistics*, vol. 5, no. 2, p. 142, 2023, doi: 10.13057/ijas.v5i2.58426.
- [18] Ryanwar, *Penerapan Metode Algoritma C4.5 untuk Memprediksi Loyalitas Karyawan pada PT XYZ Berbasis Web*, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Buddhi Dharma, 2020.
- [19] J. D. Susatyo and S. Prihatmoko, "Penerapan algoritma C4.5 untuk memprediksi kredit macet pada sistem pinjaman digital di industri fintech," *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 17, no. 2, pp. 330–341, 2024.
- [20] Q. Widayati, "Penerapan data mining menggunakan metode classification untuk melihat potensi kepatuhan wajib pajak bumi dan bangunan," *Jurnal Ilmiah Matrik*, vol. 20, no. 2, pp. 157–168, 2019, doi: 10.33557/jurnalmatrik.v20i2.119.
- [21] L. P. Sirait and Afrindo, *Metode Penelitian*. Jakarta, Indonesia: Sekolah Tinggi Ilmu Ekonomi Indonesia (STEI), 2021.
- [22] Listiani, "Pengaruh reputasi perusahaan, online customer review, dan online customer rating terhadap tingkat kepercayaan konsumen," *Metode Penelitian*, vol. 1, pp. 24–32, 2023. [Online]. Available: <http://repository.stei.ac.id>
- [23] KBA News, "Menakar ketahanan ekonomi Indonesia: Dari krisis ke pemulihan 2020–2025," 2025. [Online]. Available: <https://kbanews.com>
- [24] I. Stock and E. Building, "Bursa Efek Indonesia," 2024. [Online]. Available: <https://www.idx.co.id>