

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

A. Landasan Teori

1. Kebangkrutan

Kebangkrutan merupakan kondisi kegagalan keuangan perusahaan yang tidak mampu memenuhi kewajibannya, sebagaimana dikemukakan oleh Edward I. Altman [6]. Fenomena ini banyak terjadi pada perusahaan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia, khususnya dalam periode sebelum terjadinya kegagalan finansial selama lima tahun. Prediksi kebangkrutan penting dilakukan sebagai sistem peringatan dini bagi investor dan manajemen untuk menghindari kerugian yang lebih besar. Menurut Altman [6], kebangkrutan dapat diprediksi melalui analisis terhadap rasio keuangan tertentu yang mencerminkan likuiditas, profitabilitas, solvabilitas, dan aktivitas perusahaan. Model Z-Score digunakan dengan menganalisis rasio keuangan seperti likuiditas, profitabilitas, solvabilitas, dan aktivitas untuk mengukur potensi financial distress

Model Z-Score yang dikembangkan Altman hingga kini masih menjadi salah satu model paling banyak digunakan untuk menilai kemungkinan kegagalan finansial suatu perusahaan. Penelitian Sebelumnya, [26] juga menunjukkan bahwa rasio keuangan dapat berfungsi sebagai alat deteksi dini terhadap kebangkrutan. Penelitian ini membandingkan kinerja perusahaan bangkrut dan tidak bangkrut dalam lima tahun sebelum kegagalan dan menemukan bahwa cash flow to total debt ratio serta net income to total assets memiliki kekuatan prediktif yang tinggi. Kedua teori klasik tersebut kemudian menjadi dasar bagi berbagai pengembangan model prediksi kebangkrutan modern.

2. Financial Distress

Financial distress merupakan kondisi penurunan kinerja keuangan yang terjadi sebelum kebangkrutan perusahaan dan menjadi tahap awal dari kegagalan finansial. Menurut Harlan D. Platt dan Marjorie B. Platt [35], Financial distress dapat digunakan sebagai indikator awal untuk mengidentifikasi perusahaan yang berpotensi mengalami kebangkrutan. Kondisi ini umumnya terjadi dalam beberapa periode sebelum perusahaan benar-benar mengalami kegagalan finansial dan banyak dikaji pada perusahaan yang terdaftar di pasar modal.

Platt dan Platt [35] menunjukkan bahwa perusahaan yang mengalami distress tetapi belum bangkrut dapat dibedakan dari perusahaan yang sehat melalui model peringatan dini (*early warning system*). Namun demikian, mereka juga menekankan bahwa pemilihan dan desain sampel yang tidak tepat dapat menimbulkan bias dalam evaluasi model prediksi financial distress. *Financial distress* menjadi fokus utama dalam penelitian prediksi kebangkrutan karena mampu memberikan sinyal dini bagi manajemen dan investor untuk mengambil langkah preventif sebelum kondisi perusahaan semakin memburuk.

3. Suspensi Saham

Suspensi saham merupakan kebijakan pengawasan yang diterapkan oleh Bursa Efek Indonesia (BEI) untuk menjaga agar perdagangan efek berlangsung secara teratur, wajar, dan efisien serta melindungi kepentingan investor. Berdasarkan Peraturan Bursa Efek Indonesia Nomor I-L tentang Suspensi Efek, suspensi saham didefinisikan sebagai penghentian sementara perdagangan efek perusahaan tercatat di Bursa. Suspensi diberlakukan ketika perusahaan mengalami kondisi tertentu yang berpotensi menimbulkan ketidakpastian informasi atau risiko bagi investor, seperti permasalahan keuangan yang signifikan, ketidakpatuhan terhadap keterbukaan informasi, opini audit going concern, proses pailit atau Penundaan Kewajiban Pembayaran Utang (PKPU), serta indikasi gangguan kelangsungan usaha perusahaan. Dalam praktiknya, suspensi saham berfungsi sebagai

mekanisme perlindungan investor sekaligus sarana pengawasan pasar modal untuk mendorong perusahaan menyampaikan informasi secara transparan dan melakukan perbaikan atas permasalahan yang dihadapi. Status suspensi juga sering dipandang sebagai sinyal negatif terkait kondisi kesehatan keuangan dan tata kelola perusahaan sehingga dapat digunakan sebagai indikator awal adanya potensi financial distress pada perusahaan tercatat.

4. Rasio Keuangan sebagai Indikator Prediksi

Rasio keuangan adalah alat analisis keuangan yang membantu pengguna laporan keuangan dalam menilai posisi keuangan dan kinerja perusahaan secara menyeluruh [36]. Rasio keuangan membantu dalam menilai kemampuan perusahaan dalam memenuhi kewajiban, menghasilkan laba, serta mengelola aset secara efisien. Analisis rasio keuangan umumnya digunakan pada perusahaan, baik perusahaan publik maupun nonpublik, dalam periode tertentu untuk mengetahui perkembangan kondisi keuangan perusahaan. Penggunaan rasio keuangan penting dilakukan karena dapat membantu investor, kreditur, dan manajemen dalam pengambilan keputusan ekonomi serta mendeteksi potensi masalah keuangan perusahaan sejak dini. Menurut [37], Rasio keuangan dianalisis dengan membandingkan data pada laporan keuangan dan dikelompokkan menjadi rasio likuiditas, profitabilitas, leverage, dan aktivitas sesuai dengan tujuan analisis yang dilakukan

5. Model Altman Z-Score

Model Edward I. Altman Z-Score merupakan model prediksi kebangkrutan yang pertama kali diperkenalkan oleh Altman pada tahun 1968 dan kemudian disempurnakan pada tahun 1984 untuk digunakan pada berbagai jenis perusahaan, baik perusahaan publik maupun nonpublik. Model ini dikembangkan oleh Edward I. Altman dengan tujuan untuk menilai kesehatan keuangan perusahaan dan memprediksi potensi kebangkrutan berdasarkan analisis rasio keuangan. Model Altman Z-Score banyak diterapkan pada perusahaan yang terdaftar di pasar modal maupun perusahaan non-terbuka di berbagai negara karena dianggap memiliki

tingkat akurasi yang tinggi dalam mendeteksi risiko kebangkrutan hingga beberapa tahun sebelum kegagalan terjadi [38]. Pada tabel 2.1 model ini menggunakan kombinasi rasio keuangan yang terdiri dari ;

Tabel 2. 1 Kombinasi Rasio Keuangan

Komponen	Rumus	Keterangan
X1	Working Capital / Total Assets	Mengukur likuiditas dan efisiensi modal kerja
X2	Retained Earnings / Total Assets	Mengukur akumulasi laba dan kemampuan bertahan jangka panjang
X3	EBIT / Total Assets	Mengukur kemampuan menghasilkan laba dari aset
X4	Market Value of Equity / Book Value of Debt	Mengukur solvabilitas dan leverage perusahaan

Sumber: Edward Altman (1984)

$$Z = 6,56X1 + 3,26X2 + 6,72X3 + 1,05X4$$

Nilai Z-Score digunakan untuk menentukan kategori perusahaan:

- $Z < 1.10 \rightarrow$ Berpotensi bangkrut (*distress*).
- $\leq Z \leq 2.60 \rightarrow$ Zona abu-abu (*grey area*)
- $Z > 2.60 \rightarrow$ Sehat

Model ini terbukti memiliki tingkat akurasi yang tinggi dalam memprediksi risiko kebangkrutan hingga dua tahun ke depan, sehingga dianggap kredibel dalam berbagai penelitian (Altman et al., 2019) dalam [38] . Menurut [39], Dalam beberapa tahun terakhir banyak penelitian telah mengeksplorasi penerapan model pembelajaran mesin untuk prediksi kebangkrutan dengan rasio keuangan sebagai predictor. Penelitian ini, model Altman Z-Score tidak digunakan sebagai alat klasifikasi utama, melainkan sebagai dasar teoritis dalam pemilihan dan perhitungan rasio keuangan. Rasio-rasio yang terdapat dalam model Altman digunakan sebagai variabel input dalam pemodelan Support Vector Machine (SVM) guna mengembangkan model prediksi yang lebih adaptif dan non-linear.

6. Machine Learning

Machine learning merupakan bidang studi dalam ilmu komputer yang memungkinkan sistem atau komputer belajar dari data tanpa diprogram secara eksplisit. Menurut Arthur Samuel (1959) dan Tom M. Mitchell (1997) [40]; [41], machine learning bekerja dengan mempelajari pola dan hubungan dari data historis untuk menghasilkan prediksi atau klasifikasi terhadap data baru. Teknologi ini digunakan dalam berbagai bidang, termasuk sektor keuangan dan penelitian perusahaan, terutama pada era perkembangan data digital dan komputasi modern yang membutuhkan pengolahan data secara cepat dan akurat. Penggunaan machine learning menjadi penting karena mampu menangani hubungan data yang kompleks, non-linear, dan berdimensi tinggi yang sering kali sulit dianalisis menggunakan metode statistik tradisional. Proses penerapannya, algoritma machine learning mempelajari pola data melalui proses pelatihan (*training*) sehingga model dapat mengenali karakteristik tertentu dan digunakan untuk memprediksi kondisi perusahaan, termasuk financial distress dan kebangkrutan perusahaan.

7. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma *machine learning* berbasis teori statistik yang dikembangkan oleh Vladimir Vapnik pada tahun 1982 [42]. Algoritma ini dirancang untuk melakukan klasifikasi data dengan menemukan *hyperplane* optimal yang mampu memisahkan dua kelompok data dengan margin terbesar, seperti perusahaan sehat dan perusahaan bangkrut. SVM banyak digunakan dalam berbagai bidang, termasuk sektor keuangan dan pasar modal, karena mampu menangani pola data yang kompleks dan non-linear. Penggunaan SVM menjadi penting dalam penelitian keuangan karena metode ini memiliki tingkat akurasi yang tinggi dibandingkan model statistik tradisional, terutama dalam memprediksi kebangkrutan perusahaan, risiko kredit, dan kondisi financial distress.

Support Vector Machine SVM bekerja dengan memetakan data ke ruang berdimensi lebih tinggi menggunakan fungsi kernel seperti Linear Kernel, Polynomial Kernel, dan Radial Basis Function (RBF) untuk menghasilkan pemisahan data yang optimal. Menurut beberapa penelitian, algoritma SVM terbukti efektif dalam mengklasifikasikan perusahaan bangkrut dan tidak bangkrut, bahkan memiliki performa yang lebih baik dibandingkan metode regresi logistik tradisional. Penerapan SVM pada perusahaan yang mengalami suspensi di Bursa Efek Indonesia menjadi langkah strategis dalam meningkatkan efektivitas sistem deteksi dini kebangkrutan perusahaan [43].

8. WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis)

WEKA merupakan perangkat lunak *machine learning* dan *data mining* yang dikembangkan oleh University of Waikato untuk mendukung analisis data, pemodelan prediktif, serta penelitian di bidang kecerdasan buatan dan data mining [44]. WEKA mulai dikembangkan sebagai *machine learning workbench* yang menyediakan berbagai algoritma klasifikasi, clustering, regresi, pra-pemrosesan data, visualisasi, dan evaluasi model. Perangkat lunak ini banyak digunakan dalam penelitian akademik, termasuk penelitian di bidang keuangan dan prediksi kebangkrutan perusahaan, karena mampu membantu peneliti dalam membangun dan mengevaluasi model prediksi secara lebih mudah dan sistematis. WEKA menyediakan berbagai metode pengujian model seperti *10-fold cross-validation* untuk mengukur stabilitas dan tingkat akurasi algoritma. Pada penelitian ini, WEKA digunakan untuk melatih model *machine learning* berupa Support Vector Machine (SVM) dengan menggunakan Polykernel guna mengklasifikasikan perusahaan yang berpotensi mengalami kebangkrutan berdasarkan data keuangan periode 2021–2023.

9. Hubungan Altman Z-Score dan Support Vector Machine

Altman Z-Score dan Support Vector Machine (SVM) memiliki keterkaitan dalam penelitian prediksi *financial distress*. Model Altman Z-Score yang dikembangkan oleh Edward I. Altman menggunakan kombinasi

rasio keuangan untuk mengidentifikasi kondisi kesehatan perusahaan dan memprediksi potensi kebangkrutan. Rasio-rasio tersebut mencerminkan aspek likuiditas, profitabilitas, dan solvabilitas perusahaan yang terbukti efektif sebagai indikator *financial distress* [6]. Model Altman dibangun menggunakan pendekatan statistik linear berupa *Multiple Discriminant Analysis* (MDA), sehingga memiliki keterbatasan dalam menangkap hubungan yang kompleks dan non-linear antar variabel keuangan. Algoritma SVM yang diperkenalkan oleh Vladimir Vapnik dan Corinna Cortes digunakan untuk meningkatkan kemampuan klasifikasi dengan membentuk *hyperplane* optimal yang mampu memisahkan data secara lebih akurat, termasuk pada data yang memiliki pola non-linear [42]. Teori prediksi kebangkrutan modern, rasio keuangan yang berasal dari model Altman sering digunakan sebagai variabel masukan (*input features*) pada algoritma SVM karena kombinasi keduanya mampu menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan metode statistik tradisional [45]. Altman Z-Score berfungsi sebagai dasar pemilihan indikator keuangan, sedangkan SVM berperan sebagai metode klasifikasi untuk memprediksi perusahaan yang mengalami *financial distress* maupun *non-financial distress*.

B. Penelitian Terdahulu

Tabel 2. 2 Penelitian Terdahulu

No	Nama Peneliti, Tahun, Judul	Fokus dan tujuan penelitian	Objek Penelitian dan Analisis Data	Temuan penelitian
1.	Abdelhamid Tamouh, Mouna Tarik, Ayoub Mniai, dan Khalid Jebari, 2025, Fuzzy Shadowed Support Vector	Fokus: Penelitian ini berfokus pada solusi untuk memprediksi kebangkrutan perusahaan di tengah kondisi data yang tidak	Objek: Dataset keuangan dunia nyata yang berisi riwayat perusahaan bangkrut dan sehat. Analisis Data:	FS-SVM lebih akurat dibanding SVM standar dengan akurasi 96,99% dalam mendeteksi

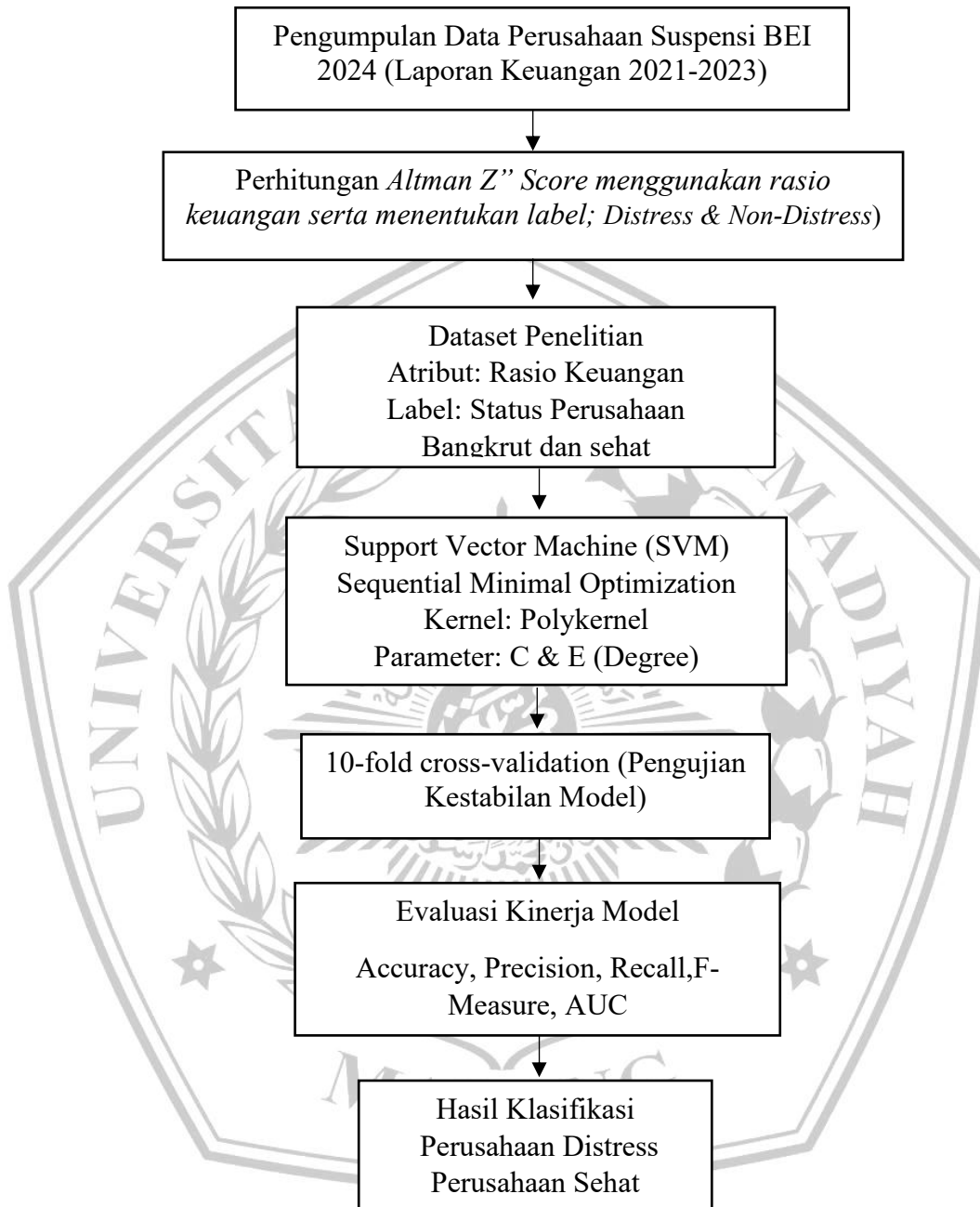
No	Nama Peneliti, Tahun, Judul	Fokus dan tujuan penelitian	Objek Penelitian dan Analisis Data	Temuan penelitian
	Machine for Bankruptcy Prediction.	seimbang (<i>imbalanced data</i>). Tujuan: Menciptakan algoritma baru yang lebih tangguh dengan menggabungkan teori <i>fuzzy</i> dan <i>shadowed sets</i> untuk meningkatkan akurasi deteksi risiko finansial.	Analisis data dilakukan menggunakan metode hibrida Fuzzy Shadowed Support Vector Machine (FS-SVM).	perusahaan bangkrut.
2.	Abdelhamid Tamouh, Mouna Tarik, Ayoub Mnai, Khalid Jebari, 2025, <i>Granular Support Vector Machine for Bankruptcy Prediction</i> .	Fokus: Mengatasi masalah ketidakseimbangan data (<i>imbalanced data</i>) dan kompleksitas pola non-linear pada data keuangan. Tujuan: Mengembangkan kerangka kerja klasifikasi baru berbasis <i>Granular Computing</i> (melalui <i>Fuzzy</i> , <i>Rough</i> , dan <i>Shadowed Sets</i>) untuk meningkatkan akurasi prediksi kebangkrutan perusahaan.	Objek: Data laporan keuangan dari berbagai dataset kebangkrutan dunia nyata. Analisis Data: Menggunakan metode Granular Support Vector Machine (GSVM). Analisis ini melibatkan pembentukan granul data untuk mengurangi <i>noise</i> , penggunaan fungsi keanggotaan <i>fuzzy</i> untuk pembobotan, serta <i>Shadowed</i>	Pendekatan berbasis granulasi (GSVM) terbukti secara signifikan lebih unggul dibandingkan model SVM tradisional. Model ini sangat efektif dalam mendeteksi perusahaan yang akan bangkrut (kelas minoritas) dengan nilai metrik <i>G-mean</i> dan <i>AUC</i> yang lebih tinggi, sekaligus mengurangi tingkat

No	Nama Peneliti, Tahun, Judul	Fokus dan tujuan penelitian	Objek Penelitian dan Analisis Data	Temuan penelitian
			<i>Sets</i> untuk menangani ambiguitas pada batas keputusan klasifikasi.	kesalahan klasifikasi pada data yang tumpang tindih.
3.	Jie Sun, Hamido Fujita, Yujiao Zheng, dan Wenguo Ai, 2021, <i>Multi-class financial distress prediction based on support vector machines integrated with the decomposition and fusion methods</i> .	Fokus: Klasifikasi prediksi kesulitan keuangan (<i>financial distress</i>) yang bersifat multi-kelas (bukan hanya biner/dua kelas). Tujuan: Mengembangkan kerangka kerja klasifikasi multi-kelas menggunakan SVM yang diintegrasikan dengan metode dekomposisi dan fusi untuk memberikan dukungan keputusan manajemen risiko yang lebih mendalam.	Objek: Perusahaan publik (perusahaan terbuka) yang terdaftar di bursa. Analisis Data: Menggunakan Support Vector Machine (SVM) yang dikombinasikan dengan metode dekomposisi One-Versus-One (OVO) dan One-Versus-All (OVA).	Metode integrasi SVM dengan strategi dekomposisi OVO dan OVA menunjukkan performa yang jauh lebih baik dalam membedakan berbagai tingkatan kesulitan keuangan dibandingkan model multi-kelas standar.
4.	Lestari Handayani, Fitriandini, 2012, Prediksi Kebangkrutan Perusahaan Menggunakan Support Vector	Fokus: Menganalisis dan memprediksi kebangkrutan perusahaan menggunakan metode Support Vector Machine berdasarkan rasio keuangan model	Objek: Perusahaan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) periode 2007–2010. Analisis data:	Hasil penelitian menunjukkan kernel RBF pada metode SVM menghasilkan tingkat akurasi tertinggi

No	Nama Peneliti, Tahun, Judul	Fokus dan tujuan penelitian	Objek Penelitian dan Analisis Data	Temuan penelitian
	Machine (SVM)	Altman Z-Score untuk mengklasifikasikan perusahaan bangkrut dan tidak bangkrut. Tujuan: Memprediksi kebangkrutan perusahaan menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) berdasarkan rasio keuangan model Altman Z-Score.	Analisis data menggunakan rasio Altman Z-Score yaitu X1, X2, X3, X4, dan X5 sebagai atribut input pada model SVM dengan bantuan aplikasi WEKA.	sebesar 91,50% dibandingkan polynomial kernel sebesar 90,44% dalam memprediksi perusahaan bangkrut dan tidak bangkrut.
5.	Asep Hendiansyah dan Rendi Kusuma Natita, 2025, <i>Financial Distress Analysis Using the Altman Modified Z-Score, Springate, and Zmijewski Methods (Empirical Study on Technology Sector Companies Listed on the Indonesia Stock Exchange</i>	Fokus: Analisis perbandingan model prediksi kebangkrutan konvensional pada sektor teknologi di Indonesia. Tujuan: Membandingkan efektivitas metode Altman Modifikasi, Springate, dan Zmijewski dalam memprediksi kesulitan keuangan serta menentukan model mana yang paling akurat untuk perusahaan sektor teknologi.	Objek: 20 perusahaan sektor teknologi yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) periode 2020-2023 (80 observasi). Analisis Data: Analisis statistik deskriptif, uji normalitas, uji <i>paired sample t-test</i> (atau <i>Wilcoxon signed-rank</i>), dan perhitungan tingkat akurasi model untuk	Terdapat perbedaan signifikan dalam hasil prediksi antara metode Altman, Springate, dan Zmijewski. Model Zmijewski ditemukan sebagai model yang paling akurat dan efektif dalam memprediksi <i>financial distress</i> pada perusahaan sektor teknologi

No	Nama Peneliti, Tahun, Judul	Fokus dan tujuan penelitian	Objek Penelitian dan Analisis Data	Temuan penelitian
	(IDX) in 2020-2023).		melihat perbedaan signifikan antar metode.	dibandingkan dua model lainnya.
6.	Ernita Febriyanti, Santosa Tri Prabawa, dan Dian Noor Citra Perdana, 2025, <i>Analisis Financial Distress dengan Menggunakan Model Prediksi Altman Z-Score, Springate dan Zmijewski (Studi Empiris pada Perusahaan Manufaktur Sektor Barang Konsumsi yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia Periode 2021-2023)</i> .	Fokus: Evaluasi dan perbandingan akurasi model prediksi kebangkrutan konvensional di tengah ketidakpastian ekonomi global. Tujuan: Menganalisis perbedaan hasil prediksi antara model Altman Z-Score, Springate, dan Zmijewski serta menentukan model dengan tingkat akurasi tertinggi untuk sektor barang konsumsi.	Objek: 60 perusahaan manufaktur sektor barang konsumsi yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) periode 2021-2023. Analisis Data: Pendekatan kuantitatif deskriptif menggunakan uji statistik non-parametrik Kruskal-Wallis dan Mann-Whitney untuk melihat perbedaan antar model, serta perhitungan tingkat akurasi, <i>Type I Error</i>, dan <i>Type II Error</i>.	Terdapat perbedaan signifikan secara statistik antara hasil prediksi model Altman, Springate, dan Zmijewski. Model Zmijewski merupakan model yang paling akurat dalam memprediksi kondisi <i>financial distress</i> pada sektor barang konsumsi dibandingkan model lainnya.

C. Kerangka Pikir



Gambar 2. 1 Kerangka Pikir

Sumber: Data Olahan Peneliti