



*Article Type: empirical, review (conceptual and viewpoints).*

## Evaluasi Metode Deteksi *Financial Distress* pada Perusahaan LQ45

Dian Islamiyati\*



**Afiliasi:**

Universitas Muhammadiyah Kendal  
Batang

**\*Korespondensi:**

[dianislamiyati789@gmail.com](mailto:dianislamiyati789@gmail.com)

DOI: 10.24853/jago.5.2.166-181

**SITASI:**

Islamiyati., D., (2025). Evaluasi Metode Deteksi *Financial Distress* pada Perusahaan LQ45. *Jurnal Akuntansi dan Governance*, 5(2), 166-181

**Proses Artikel:**

**Diterima:**

18/11/2024

**Revisi:**

21/01/2025

**Disetujui:**

24/01/2025



Attribution-NonCommercial  
4.0 International (CC BY-NC  
4.0)

JAGo Website:



**Abstract**

**Objectives:** This study aims to evaluate the accuracy of three financial distress prediction models (Springate, Zmijewski, Grover) on LQ45 companies listed on the Indonesia Stock Exchange (IDX) during the 2020–2023 period. The focus is to assess the models' effectiveness in addressing contemporary financial challenges such as debt restructuring and financial distress indicators amidst dynamic global economic conditions.

**Design/method/approach:** This quantitative research utilizes secondary data from 37 LQ45 companies selected through purposive sampling, resulting in 148 financial statements for the 2020–2023 observation period. The analysis employs financial ratios and prediction scores from each model using Microsoft Excel for computation.

**Results/findings:** The Grover model demonstrates the highest accuracy rate (95%) with a type error of 6%, outperforming Zmijewski (accuracy 89%, type error 11%) and Springate (accuracy 59%, type error 41%). This suggests that the Grover model is superior in detecting financial distress.

**Theoretical contribution:** This study identifies the Grover model as the most accurate method for predicting financial distress in Indonesia. It contributes to the development of more relevant financial distress prediction models for the capital market.

**Practical contribution:** The findings provide critical insights for shareholders and stakeholders to detect financial risks in LQ45 companies.

**Limitations:** The study is limited by its reliance on classical prediction models, focus on LQ45 companies, and analysis restricted to the 2020–2023 period. Modern approaches like machine learning, which could enhance prediction accuracy, are not explored.

**Keywords:** Financial Distress, Springate, Zmijewski, Grover

**Abstrak.**

**Tujuan penelitian:** Penelitian ini bertujuan mengevaluasi keakuratan tiga model prediksi krisis keuangan (Springate, Zmijewski, Grover) pada perusahaan LQ45 Bursa Efek Indonesia periode 2020–2023. Fokus utama adalah mengidentifikasi kemampuan model dalam menghadapi tantangan keuangan kontemporer, seperti restrukturisasi utang dan indikator kesulitan finansial, yang semakin relevan dalam dinamika ekonomi global.

**Desain/metode/pendekatan:** Penelitian kuantitatif ini menggunakan data sekunder dari 37 perusahaan LQ45 yang dipilih dengan purposive sampling, menghasilkan 148 laporan keuangan untuk periode 2020–

2023. Analisis dilakukan melalui perhitungan rasio keuangan dan skor prediksi dari masing-masing model menggunakan Microsoft Excel.

**Hasil penelitian:** Model Grover memiliki tingkat akurasi tertinggi (95%) dengan type error 6%, dibandingkan dengan Zmijewski (akurasi 89%, type error 11%) dan Springate (akurasi 59%, type error 41%). Hal ini menunjukkan bahwa Grover lebih unggul dalam mendeteksi financial distress.

**Kontribusi teori:** Penelitian ini mengidentifikasi model Grover sebagai metode paling akurat untuk prediksi financial distress di Indonesia. Temuan ini memberikan kontribusi pada pengembangan model prediksi keuangan yang lebih relevan di pasar modal.

**Kontribusi praktik/kebijakan:** Hasil penelitian dapat menjadi acuan penting bagi pemegang saham dan pemangku kepentingan untuk mendeteksi risiko finansial pada perusahaan LQ45.

**Keterbatasan:** Keterbatasan penelitian meliputi penggunaan model klasik, fokus pada perusahaan LQ45, serta periode analisis terbatas (2020–2023), sehingga belum mengadopsi pendekatan modern seperti machine learning.

**Kata Kunci:** Financial Distress, Springate, Zmijewski, Grover

---

## PENDAHULUAN

*Financial distress* adalah suatu keadaan dimana perusahaan tidak mampu untuk melaksanakan seluruh kewajiban jangka pendek dan panjang dimana suatu kondisi buruk dimana perusahaan mengalami kebangkrutan atau liquidasi. Dimulai pada saat perusahaan mengalami ketidakmampuan untuk membayar seluruh utang yang dimiliki atau perusahaan mengalami kerugian besar. Tentu saja, semakin dini kita mengetahui situasi keuangan, maka perusahaan masih dapat mengejar atau melakukan tindakan bagi perusahaan untuk mendapatkan uang pada saat perusahaan mengalami krisis keuangan yang sangat buruk (Supriati et al., 2019). Perusahaan yang menjadi objek penelitian ini adalah perusahaan LQ45. Perusahaan yang termasuk LQ 45 dinilai perusahaan besar dan terkenal yang sering melakukan perdagangan untuk menarik investor agar menanamkan modalnya dan perusahaan tersebut memiliki liquiditas dan kapitalisasi pasar yang tinggi dari kepemilikan sahamnya (Olivia et al., 2023).

Selama periode 2020 – 2023, sejumlah perusahaan di Indonesia menghadapi tantangan keuangan serius yang ditandai dengan restrukturisasi utang, penundaan pembayaran dividen, dan indikator kesulitan finansial lainnya. Salah satu kasus menonjol adalah PT Garuda Indonesia (Persero) Tbk (GIAA), yang memiliki utang sebesar USD 9,8 miliar dan harus menjalani restrukturisasi kompleks dengan kreditur dan penyewa pesawat (Rosana, 2021). PT Krakatau Steel (Persero) Tbk (KRAS) juga terus melanjutkan restrukturisasi utangnya yang mencapai lebih dari Rp 40 triliun untuk mengurangi beban keuangan. Situasi serupa dialami oleh PT Waskita Karya (Persero) Tbk (WSKT), yang mengubah skema pembayaran bunga menjadi bagian dari utang pokok dan memperpanjang jangka waktu pembayaran (Smith, 2023). Selain itu, PT Sri Rejeki Isman Tbk (SRIL) atau Sritex terpaksa mengajukan Penundaan Kewajiban Pembayaran Utang (PKPU) pada tahun 2021 akibat tekanan utang domestik dan internasional. Langkah-langkah restrukturisasi ini menjadi strategi penting bagi perusahaan untuk menghadapi tekanan keuangan yang diperburuk oleh inflasi global, krisis energi, dan perubahan kebijakan moneter, sekaligus mempertahankan keberlanjutan bisnis di tengah ketidakpastian ekonomi dunia.

Ada banyak model yang telah digunakan untuk memprediksi kesulitan keuangan yang dapat disebut *Financial Distress*, dan contoh model seperti Altman Z-Score, *Springate*, *Ohlson*, metode Logit, *Zmijewski*, dan metode *Grover*. Masing-masing model menunjukkan hubungan yang berbeda dan ketiga model tersebut menunjukkan akurasi yang berbeda pula. Karenanya, penting untuk mempertahankan analisis menggunakan beberapa model tersebut agar model analisis yang digunakan tidak menyesatkan dan dapat diterapkan di Indonesia (Azizah, 2017).

Menurut Meliawati dan Isharijadi (2017), model *Springate* merupakan model yang paling akurat dalam memprediksi potensi *financial distress* pada perusahaan industri kosmetik yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia dengan tingkat akurasi sebesar 91,66%, sedangkan model Altman menunjukkan tingkat akurasi hanya sebesar 60,41%. Studi Suryati et. al. (2023) yang menyatakan bahwa model *Springate* merupakan model dengan tingkat akurasi paling tinggi dan akurat dalam memprediksi kebangkrutan dibandingkan metode *Grover* dan Altman Z-Score. Model *Springate* menggunakan rasio laba sebelum pajak terhadap kewajiban lancar (EBTCL). Rasio ini dinilai lebih dominan mencerminkan keadaan perusahaan industri kosmetik yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (Meliawati & Isharijadi, 2017). Berbeda dengan penelitian Ambarwati & Sriwardany (2021) yang menyatakan bahwa Model prediksi yang paling akurat dalam memprediksi kebangkrutan PT. Bintang Persada Satelit adalah *Zmijewski* dengan tingkat akurasi 100%. Hal tersebut juga diperkuat oleh penelitian Muhammad Faisal Arif (2022) serta Islamiyati & Meilandri (2024) yang menyatakan bahwa Model *zmijewski* merupakan model terbaik dalam mendeteksi *financial distress* dibandingkan dengan model lainnya. Sedangkan penelitian Oktaviani (2024) yang menunjukkan bahwa tingkat akurasi tertinggi pada model pendektesian *financial distress* yaitu model *Grover* dari pada Altman, Ohlson, Taffler, Fulmer, hal ini didukung oleh penelitian Kembu, et al (2024) yang menunjukkan bahwa model *Grover* merupakan yang paling akurat untuk memprediksi kebangkrutan pada perusahaan sektor konsumen nonsiklis yang terdaftar di BEI selama tahun 2020-2022. Tingkat akurasinya adalah 90,41%. Keunggulan ini disebabkan oleh penekanannya pada likuiditas dan profitabilitas, yang sangat penting bagi sektor ini, dan penggunaan variabel keuangan yang sangat relevan dan sensitif yang secara langsung mencerminkan kondisi keuangan perusahaan-perusahaan ini (Kembu et al., 2024).

Berdasarkan survei internasional selama dekade terakhir, model *Springate* adalah pilihan yang lebih baik karena kesederhanaannya. Model *Zmijewski* sering digunakan dalam penelitian pada perusahaan besar dan sektor keuangan, namun terdapat kritik mengenai efektivitasnya pada usaha kecil dan menengah. Garrido & Paredes (2018) membandingkan Z-Score dan *Zmijewski* di sektor keuangan Amerika Latin dan menemukan bahwa *Zmijewski* lebih efektif untuk perusahaan besar. Studi terkini yang membandingkan ketiga model ini meliputi: *Springate* lebih cocok untuk UKM. Garrido & Paredes (2018) membandingkan Z-Score dan *Zmijewski* di sektor keuangan Amerika Latin dan menemukan bahwa *Zmijewski* lebih efektif untuk perusahaan besar. Kliestik et al. (2020) menganalisis berbagai model prediksi kebangkrutan dan menemukan bahwa model *Grover* memiliki tingkat akurasi yang signifikan dalam konteks perusahaan di Eropa Tengah. Selain itu, penelitian oleh Alaka et al. (2021) membandingkan model prediksi tradisional dengan teknik machine learning dan menyebutkan bahwa model *Grover* masih relevan sebagai *benchmark* dalam evaluasi kinerja model prediksi kebangkrutan.

Penelitian ini memiliki kebaruan yang terletak pada fokusnya terhadap tantangan keuangan kontemporer, seperti restrukturisasi utang, penundaan pembayaran dividen, dan indikator kesulitan finansial lainnya, yang semakin relevan di tengah kondisi ekonomi global yang dinamis. Dengan menggunakan dan membandingkan model prediksi klasik seperti Springate, Zmijewski, dan Grover, penelitian ini mengevaluasi efektivitas model tersebut dalam menghadapi tantangan bisnis modern. Fokus pada perusahaan di indeks LQ45 juga memberikan kontribusi unik, karena mencakup perusahaan besar di pasar Indonesia yang sering menjadi acuan bagi pelaku pasar. Selain itu, penelitian ini mengintegrasikan wawasan dari studi terkini, termasuk tren penggunaan variabel non-keuangan dan pendekatan berbasis teknologi, sehingga dapat menjembatani kesenjangan antara teori klasik dan kebutuhan bisnis saat ini. Pendekatan ini tidak hanya memperkaya literatur akademik tetapi juga memberikan panduan praktis yang relevan bagi pengambilan keputusan di lingkungan bisnis modern.

Dalam studi ini, model Springate, Zmijewski, dan Grover dipilih karena dinilai lebih mampu mencerminkan situasi keuangan yang relevan dengan tantangan bisnis masa kini, seperti restrukturisasi utang dan berbagai indikator kesulitan finansial. Model Springate unggul dalam menyajikan indikator keuangan mendasar dengan sederhana, Zmijewski mengadopsi pendekatan regresi yang menitikberatkan pada profitabilitas dan leverage, sedangkan Grover lebih fleksibel dalam mengakomodasi variabel keuangan yang sesuai dengan kebutuhan analisis keuangan modern.

Pengujian terhadap ketiga model ini sangat penting untuk mengevaluasi tingkat akurasi dan efektivitasnya dalam mendeteksi *financial distress* pada perusahaan yang masuk dalam indeks LQ45. Indeks ini mencakup perusahaan dengan kapitalisasi pasar tinggi dan likuiditas yang baik, sering dijadikan acuan oleh investor lokal maupun asing. Melalui penelitian ini, diharapkan dapat dihasilkan kontribusi signifikan bagi pengembangan literatur akademik sekaligus memberikan panduan praktis yang relevan bagi perusahaan dan pemangku kepentingan dalam menghadapi dinamika keuangan modern.

## **KAJIAN LITERATUR.**

### **Teori *Signaling***

Penelitian ini didasarkan pada teori sinyal yang pertama kali diperkenalkan Akerlof (1970) dan menyoroti dampak kualitas serta ketidakpastian dalam pasar. Akerlof mengidentifikasi adanya asimetri informasi antara pembeli dan penjual di mana penjual memiliki pengetahuan yang lebih mendalam tentang barang yang dijual dibandingkan pembeli. Untuk mengurangi risiko *adverse selection*, penjual memberikan informasi kepada pembeli terkait kualitas produk, sehingga membantu pembeli membuat keputusan yang lebih tepat.

Pada teori sinyal, manajer perusahaan bertindak memberikan sinyal untuk mengurangi ketidakseimbangan informasi antara mereka dan pemegang saham. Ketika manajemen memiliki pemahaman lebih baik tentang kondisi dan prospek perusahaan dibandingkan dengan pemegang saham, mereka dapat menggunakan akrual diskresioner sebagai sinyal. Jika prospek perusahaan menguntungkan, manajemen mungkin mencatat akrual diskresioner positif untuk menunjukkan bahwa kondisi keuangan dan laba perusahaan, baik saat ini maupun di masa depan, akan lebih baik dibandingkan dengan pendapatan non-diskresioner. Sebaliknya, jika prospek perusahaan tidak

menguntungkan, mereka dapat mencatat akrual diskresioner negatif untuk memberikan sinyal bahwa kondisi atau pendapatan perusahaan, baik saat ini maupun di masa depan, cenderung memburuk. Dengan demikian, manajemen memberikan berbagai sinyal kepada pemegang saham, baik sinyal positif maupun negatif (Aryani, 2022).

Relevansi teori sinyal dalam penelitian ini terletak pada perannya dalam menyampaikan informasi melalui hasil prediksi krisis ekonomi. Jika analisis menunjukkan bahwa perusahaan berisiko menghadapi kesulitan keuangan, ini akan menghasilkan sinyal negatif kepada pengguna, mencerminkan potensi masalah finansial. Sebaliknya, jika prediksi menunjukkan bahwa perusahaan tidak menghadapi risiko kesulitan keuangan, maka perusahaan akan memberikan sinyal positif, yang mencerminkan kondisi keuangan yang stabil dan menguntungkan bagi para pemangku kepentingan.

### ***Financial Distress***

Memburuknya kondisi keuangan merupakan tanda peringatan dini sebelum suatu perusahaan mengalami kebangkrutan. Menurut Plat dan Platt, *financial distress* adalah tahap memburuknya kondisi keuangan suatu perusahaan sebelum terjadi likuidasi atau kebangkrutan. Hal ini dapat terjadi pada berbagai perusahaan dan dapat menjadi tanda bahwa suatu perusahaan akan bangkrut. Manajer harus berhati-hati karena ada risiko kebangkrutan jika perusahaan jatuh ke dalam manajemen yang buruk. Manajer perusahaan yang mengalami krisis keuangan harus mengambil tindakan untuk mengatasi masalah keuangan tersebut dan mencegah kebangkrutan (Ramly & Amilia, 2023).

Faktor-faktor yang menyebabkan perusahaan mengalami masalah keuangan antara lain:

1. Di Dalam Perusahaan Permasalahan yang terjadi di dalam suatu perusahaan seperti sumber daya manusia, produk, harga, teknologi, pemasaran dan penjualan dapat menimbulkan permasalahan keuangan bagi perusahaan.
2. Eksternal perusahaan Faktor eksternal meliputi kondisi sosial budaya dan makroekonomi, teknologi, hukum dan bencana alam (Aswirah et al., 2024).

### ***Springate S-Score***

Gordon L.V. Springate adalah pendiri model Springate Score. Springate Score juga merupakan perpanjangan dari model Altman Z-Score. Metode ini juga digunakan sebagai acuan dalam memprediksi kebangkrutan perusahaan (Islamiyati & Meilandri, 2023). Setelah berbagai tahap pengujian, *Springate* akhirnya memutuskan empat metrik untuk menentukan apakah suatu perusahaan sehat atau bangkrut. Saat mengambil sampel 40 perusahaan, model tersebut memiliki akurasi 92,5%. Model *Springate* yang dikembangkan dengan rumus sebagai berikut :

$$S = 1,03 A + 3,07 B + 0,66 C + 0,4 D \text{ (Springate, 1978)}$$

Dimana:

S : Indeks nilai S-Score

A : Modal Kerja Bersih terhadap Total Aktiva

B : Laba Sebelum Bunga dan Pajak Terhadap Total Aktiva

C : Laba Sebelum Pajak terhadap Total Kewajiban Lancar

D : Penjualan terhadap Total Aktiva

Berdasarkan hasil nilai S indeks dari seluruh persamaan fungsi di atas. Model ini mengklasifikasikan nilai S untuk menentukan kondisi perusahaan distress dan non distress (sehat). Titik batas nilai S dikategorikan sebagai berikut:

- a. Jika nilai  $S < 0,862$  maka perusahaan dalam keadaan *distress*.
- b. Jika nilai  $S > 0,862$  maka perusahaan tidak distress (sehat).

### **Model Zmijewski**

Model *Zmijewski* menggunakan rasio keuangan untuk mengukur kinerja, *leverage*, dan likuiditas perusahaan untuk mengembangkan model. Model *Zmijewski* pertama kali digunakan dalam penelitian terhadap 40 perusahaan bangkrut dan 800 perusahaan tidak bangkrut. Keakuratan model ini dalam mengestimasi sampel yang digunakan adalah 99% (Ambarwati & Sriwardany, 2021). Rumus model *Zmijewski* antara lain:

$$X = -4,3 - 4,5X_1 + 5,7 X_2 - 0,004 X_3 \text{ (Zmijewski, 1984)}$$

Dimana:

$X_1$  = Net income/ total asset

$X_2$  = Total liabilities/total asset

$X_3$  = Current assets/current liabilities

Dalam model ini, kami menetapkan batas pada suatu nilai sehingga jika X lebih besar dari 0, suatu perusahaan dianggap kemungkinan bangkrut. Selain itu, nilai X yang kurang dari 0 menunjukkan bahwa perusahaan tidak berisiko mengalami kebangkrutan (Munawarah, 2020).

### **Model Grover**

Model Glover ditemukan oleh Jeffrey S. Glover. Grover adalah desain dan evaluasi model Z-score. Model mencontoh dari model sebelumnya tetapi menambahkan perbandingan baru nilai moneter. Studi ini mensurvei secara acak 35 perusahaan bangkrut dan 35 perusahaan sehat selama periode 14 tahun. Rumusnya sama dengan yang digunakan (Oktaviani, 2024)

$$G = 1,650X_1 + 3,404X_2 + 0,016X_3 + 0,057$$

Dimana

G= Indeks kebangkrutan

$X_1$  = Modal Kerja / Total aset

$X_2$  = Laba sebelum bunga dan pajak / Total aset

$X_3$  = Laba Bersih / Total aset

Jika nilai G kurang dari atau sama dengan -0,02, perusahaan tersebut diklasifikasikan sebagai bangkrut. Perusahaan dengan nilai G sebesar 0,01 atau lebih dianggap sehat.

### **Perhitungan Tingkat Akurasi**

Keakuratan dan tipe error analisis prediksi kebangkrutan dapat diketahui dengan melihat laba negatif perusahaan (tanda bangkrutnya perusahaan) dari laporan keuangan perusahaan. Diperlukan juga hasil perhitungan dari kesalahan tipe I dan tipe II. Kesalahan tipe I terjadi ketika model memprediksi bahwa sampel tidak mengalami distress, padahal sebenarnya mengalami distress. Sebaliknya, kesalahan tipe II terjadi ketika model memprediksi bahwa sampel mengalami distress, padahal kenyataannya tidak mengalami distress (Kustianto et al., 2016). Perhitungan tingkat akurasi dan type error dapat dihitung dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$\text{Tingkat Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi Benar}}{\text{Jumlah Sampel}} \times 100\%$$

$$\text{Type Error I} = \frac{\text{Jumlah Kesalahan type I}}{\text{Jumlah Sampel}} \times 100\%$$

$$\text{Type Error II} = \frac{\text{Jumlah Kesalahan type II}}{\text{Jumlah Sampel}} \times 100\%$$

Dari hasil perhitungan tingkat akurasi dan tipe error dapat disimpulkan metode mana yang paling akurat atau cocok untuk prediksi kebangkrutan (Kusdiana, Yuyu, Lisa Tinaria, Nusyirwan, 2023).

## METODE PENELITIAN

Penelitian dilakukan antara tahun 2020 hingga 2023 pada perusahaan LQ45 terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI). Data penelitian ini merupakan data sekunder diambil dari laporan keuangan perusahaan yang diterbitkan dan tersedia di [www.idx.co.id](http://www.idx.co.id). Melalui penggunaan metode purposive sampling dalam pengambilan sampel, dengan kriteria sebagai berikut:

**Tabel 1.**

### Prosedur Pemilihan Sampel Perusahaan

Kriteria	Jumlah
Perusahaan LQ45 yang sahamnya terdaftar di BEI selama periode 2021-2023.	49
Data yang berkaitan dengan variabel penelitian disajikan secara lengkap (data secara keseluruhan tersedia pada publikasi selama periode 2021-2023).	(12)
<b>Sampel perusahaan</b>	<b>37</b>
<b>Sampel perusahaan selama tiga tahun ( x 4 Tahun)</b>	<b>148</b>
<b>Total Objek Pengamatan</b>	<b>148</b>

Sumber: Data Diolah, 2024

Penelitian ini merupakan metode kuantitatif – komparatif. Teknik pengumpulan data menggunakan teknik dokumentasi dan studi kepustakaan. Penelitian ini menganalisis rasio dan rating yang dihitung secara matematis dari setiap model dengan menggunakan aplikasi *Microsoft Excel Office 2019* dan melakukan perhitungan untuk menemukan model prediksi kebangkrutan yang paling akurat. Analisis daya menggunakan model Springate (S-score), Zmijewski, dan Grove untuk menganalisis potensi posisi keuangan perusahaan. Masing-masing model tersebut menggunakan perhitungan analisis rasio untuk mengetahui tingkat kesulitan keuangan suatu perusahaan.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan Springate dan Zmijewski untuk mengetahui dan menganalisis perhitungan presentase perusahaan yang mengalami *Financial Distress* dan yang tidak, serta membandingkan kedua model tersebut pada perusahaan LQ45 yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia. Sampel yang digunakan berjumlah 148 perusahaan untuk periode 2020 – 2023 dengan dasar tertentu. Hasil perhitungan indeks ketiga model pendeteksian *financial distress* dengan menggunakan indeks rasio Springate Zmijewski dan Grover adalah sebagai berikut:

### Hasil Perhitungan dan Penggolongan *Springate*

Springate Score juga merupakan perpanjangan dari model Altman Z-Score. Metode ini juga digunakan sebagai acuan dalam memprediksi kebangkrutan perusahaan. Setelah berbagai tahap pengujian, *Springate* akhirnya memutuskan empat metrik untuk menentukan apakah suatu perusahaan sehat atau bangkrut. Berikut merupakan hasil perhitungan metode *springate*:

**Tabel 2.****Hasil Perhitungan metode *Springate***

<b>SPRINGATE</b>									
No	Nama Perusahaan	2020		2021		2022		2023	
		Score	Golongan	Score	Golongan	Score	Golongan	Score	Golongan
1	ADRO	0,48	Distress	1,60	Sehat	2,77	Sehat	1,62	Sehat
2	AKRA	1,14	Sehat	0,74	Distress	1,24	Sehat	1,14	Sehat
3	ANTM	0,76	Distress	1,10	Sehat	1,56	Sehat	0,93	Sehat
4	BRPT	0,64	Distress	0,79	Distress	0,52	Distress	0,51	Distress
5	BSDE	0,20	Distress	0,18	Distress	0,26	Distress	0,27	Distress
6	CPIN	1,64	Sehat	1,41	Sehat	1,41	Sehat	1,37	Sehat
7	CTRA	0,49	Distress	0,61	Distress	0,55	Distress	0,52	Distress
8	ERAA	1,78	Sehat	2,35	Sehat	1,69	Sehat	1,61	Sehat
9	EXCL	0,29	Distress	0,31	Distress	0,28	Distress	0,32	Distress
10	GIAA	-0,84	Distress	-1,95	Distress	4,04	Sehat	0,47	Distress
11	GGRM	1,37	Sehat	0,99	Sehat	0,72	Distress	0,93	Sehat
12	ICBP	1,23	Sehat	0,89	Sehat	1,13	Sehat	1,37	Sehat
13	INCO	0,73	Distress	1,16	Sehat	1,58	Sehat	1,61	Sehat
14	INDF	0,74	Distress	0,75	Distress	0,85	Distress	0,88	Sehat
15	INDY	0,27	Distress	1,40	Sehat	2,30	Sehat	1,11	Sehat
16	INKP	0,73	Distress	0,89	Sehat	1,07	Sehat	0,77	Distress
17	ISAT	0,26	Distress	0,84	Distress	0,41	Distress	0,55	Distress
18	ITMG	1,22	Sehat	3,35	Sehat	4,52	Sehat	2,95	Sehat
19	JPFA	1,12	Sehat	1,34	Sehat	1,05	Sehat	0,93	Sehat
20	JSMR	0,23	Distress	0,40	Distress	0,55	Distress	0,57	Distress
21	KRAS	0,60	Distress	0,59	Distress	0,70	Distress	0,52	Distress
22	LPKR	-0,64	Distress	0,28	Distress	0,14	Distress	0,60	Distress
23	LPPF	1,40	Sehat	1,37	Sehat	1,94	Sehat	1,29	Sehat
24	MEDC	0,21	Distress	0,61	Distress	1,20	Sehat	0,90	Sehat
25	MNCN	1,75	Sehat	2,06	Sehat	1,84	Sehat	1,42	Sehat
26	PGAS	0,23	Distress	0,73	Distress	0,86	Distress	0,76	Distress
27	PTBA	1,21	Sehat	2,11	Sehat	2,43	Sehat	1,54	Sehat
28	SCMA	1,85	Sehat	1,54	Sehat	0,98	Sehat	0,52	Distress
29	SMGR	0,85	Distress	0,54	Distress	0,52	Distress	0,49	Distress
30	SRIL	0,83	Distress	-2,73	Distress	-2,55	Distress	-1,01	Distress
31	TKIM	0,54	Distress	0,66	Distress	0,83	Distress	0,57	Distress
32	TLKM	1,15	Sehat	1,17	Sehat	1,01	Sehat	1,08	Sehat



**Tabel 2.**  
**Hasil Perhitungan metode *Springate* (lanjutan)**

<b>SPRINGATE</b>									
No	Nama Perusahaan	2020		2021		2022		2023	
		Score	Golongan	Score	Golongan	Score	Golongan	Score	Golongan
33	TPIA	0,36	Distress	0,65	Distress	0,09	Distress	0,23	Distress
34	UNTR	1,08	Sehat	1,14	Sehat	1,58	Sehat	1,49	Sehat
35	UNVR	2,71	Sehat	1,14	Sehat	2,46	Sehat	2,45	Sehat
36	WIKA	0,18	Distress	0,19	Distress	0,22	Distress	0,10	Distress
37	WSKT	-0,14	Distress	0,17	Distress	0,12	Distress	-0,01	Distress

Sumber: Data diolah, 2024

Setelah mendapatkan hasil dari perhitungan metode *springate* (Tabel 2), maka dilakukan rekapitulasi hasil penggolongan metode *springate*. Hasilnya sebagai berikut.

**Tabel 3.**  
**Hasil Penggolongan metode *Springate***

No	Golongan	2020		2021		2022		2023	
		Jumlah	%	Jumlah	%	Jumlah	%	Jumlah	%
1	<i>Distress</i>	23	62%	19	51%	17	46%	18	49%
2	Sehat	14	38%	18	49%	20	54%	19	51%

Sumber: Data Diolah, 2024

Menurut hasil perhitungan metode *Springate*, pada tahun 2020 terdapat 23 perusahaan atau 62% dari total sampel perusahaan digolongkan sebagai perusahaan *distress* atau bangkrut dan 14 perusahaan atau 38% dari total sampel perusahaan digolongkan sebagai perusahaan sehat. Tahun 2021 terdapat 19 perusahaan atau 51% dari total perusahaan digolongkan sebagai perusahaan bangkrut dan 18 perusahaan (49%) dari total sampel digolongkan sehat. Tahun 2022 terdapat 17 perusahaan atau 46% dari total sampel digolongkan *distress* dan 20 perusahaan atau 54% digolongkan sehat. Tahun 2023 terdapat 18 perusahaan atau 49% dari total sampel perusahaan digolongkan *distress* dan 19 perusahaan atau 51% dari total sampel perusahaan digolongkan sebagai perusahaan sehat.

**Hasil Perhitungan dan Penggolongan *Zmijewski***

Model *Zmijewski* menggunakan rasio keuangan untuk mengukur kinerja, *leverage*, dan likuiditas perusahaan untuk mengembangkan model. Model *Zmijewski* pertama kali digunakan dalam penelitian terhadap 40 perusahaan bangkrut dan 800 perusahaan tidak bangkrut. Dalam model ini, kami menetapkan batas pada suatu nilai sehingga jika X lebih besar dari 0, suatu perusahaan dianggap kemungkinan bangkrut. Selain itu, nilai X yang kurang dari 0 menunjukkan bahwa perusahaan tidak berisiko mengalami kebangkrutan. Berikut merupakan hasil perhitungan metode *zmijewski*:

**Tabel 4.**  
**Hasil Perhitungan metode Zmijewski**

<b>ZMIJEWSKI</b>									
No	Nama Perusahaan	2020		2021		2022		2023	
		Score	Golongan	Score	Golongan	Score	Golongan	Score	Golongan
1	ADRO	-2,25	Sehat	-2,57	Sehat	-3,24	Sehat	-3,44	Sehat
2	AKRA	0,92	Bangkrut	-1,56	Sehat	-1,77	Sehat	-1,71	Sehat
3	ANTM	-2,19	Sehat	-2,52	Sehat	-3,14	Sehat	-3,08	Sehat
4	BRPT	-0,89	Sehat	-1,39	Sehat	-0,92	Sehat	-0,97	Sehat
5	BSDE	-1,87	Sehat	-2,05	Sehat	-2,13	Sehat	-2,28	Sehat
6	CPIN	-3,43	Sehat	-3,11	Sehat	-2,70	Sehat	-2,62	Sehat
7	CTRA	-1,30	Sehat	-1,56	Sehat	-1,67	Sehat	-1,73	Sehat
8	ERAA	-1,77	Sehat	-2,29	Sehat	-1,30	Sehat	-1,06	Sehat
9	EXCL	-0,24	Sehat	-0,26	Sehat	-0,34	Sehat	-0,39	Sehat
10	GIAA	3,46	Bangkrut	8,85	Bangkrut	0,10	Bangkrut	2,32	Bangkrut
11	GGRM	-3,32	Sehat	-2,65	Sehat	-2,47	Sehat	-2,63	Sehat
12	ICBP	-1,70	Sehat	-1,48	Sehat	-1,76	Sehat	-1,90	Sehat
13	INCO	-3,75	Sehat	-3,89	Sehat	-4,01	Sehat	-4,04	Sehat
14	INDF	-1,61	Sehat	-1,64	Sehat	-6,33	Sehat	-1,95	Sehat
15	INDY	0,11	Bangkrut	-0,05	Sehat	-1,37	Sehat	-1,35	Sehat
16	INKP	-1,62	Sehat	-1,89	Sehat	-2,32	Sehat	-2,17	Sehat
17	ISAT	0,27	Bangkrut	-0,01	Sehat	-0,39	Sehat	-0,46	Sehat
18	ITMG	-2,92	Sehat	-4,01	Sehat	-4,87	Sehat	-4,30	Sehat
19	JPFA	-1,33	Sehat	-1,56	Sehat	-1,19	Sehat	-1,10	Sehat
20	JSMR	0,04	Bangkrut	-0,08	Sehat	-0,32	Sehat	-0,55	Sehat
21	KRAS	0,63	Bangkrut	0,53	Bangkrut	0,37	Bangkrut	0,61	Bangkrut
22	LPKR	-0,37	Sehat	-0,93	Sehat	-0,59	Sehat	-0,93	Sehat
23	LPPF	1,50	Bangkrut	-0,28	Sehat	45,86	Bangkrut	0,85	Bangkrut
24	MEDC	0,38	Bangkrut	0,12	Bangkrut	-0,39	Sehat	-0,39	Sehat
25	MNCN	1,50	Bangkrut	-4,21	Sehat	-3,97	Sehat	-4,09	Sehat
26	PGAS	-0,71	Sehat	-1,32	Sehat	-1,57	Sehat	-1,94	Sehat
27	PTBA	-3,07	Sehat	-3,44	Sehat	-3,51	Sehat	-2,51	Sehat
28	SCMA	-2,66	Sehat	-3,51	Sehat	-3,37	Sehat	-3,05	Sehat
29	SRIL	-0,89	Sehat	7,18	Bangkrut	12,01	Bangkrut	8,68	Bangkrut
30	TKIM	-1,70	Sehat	-2,06	Sehat	-2,76	Sehat	-2,59	Sehat
31	SMGR	-1,50	Sehat	-1,83	Sehat	-2,16	Sehat	-2,22	Sehat
32	TLKM	-1,93	Sehat	-2,14	Sehat	-2,15	Sehat	-2,22	Sehat
33	TPIA	-2,32	Sehat	-2,09	Sehat	-1,73	Sehat	-1,63	Sehat
34	UNTR	-2,47	Sehat	-2,67	Sehat	-2,98	Sehat	-2,36	Sehat
35	UNVR	-1,54	Sehat	-1,25	Sehat	-1,16	Sehat	-1,06	Sehat
36	WIKA	-0,02	Sehat	-0,05	Sehat	0,07	Bangkrut	1,10	Bangkrut
37	WSKT	1,17	Bangkrut	0,62	Bangkrut	0,64	Bangkrut	0,88	Bangkrut

Sumber: Data diolah, 2024

Setelah mendapatkan hasil dari perhitungan metode Zmijewski (Tabel 4), maka dilakukan rekapitulasi hasil penggolongan metode Zmijewski. Berikut hasil penggolongan perusahaan bangkrut dan sehat adalah sebagai berikut.

**Tabel 5.****Hasil Penggolongan metode Zmijewski**

No	Golongan	2020		2021		2022		2023	
		jumlah	%	Jumlah	%	Jumlah	%	Jumlah	%
1	Bangkrut	10	27%	5	14%	6	16%	6	16%
2	Aman	27	73%	32	86%	31	84%	31	84%

Sumber: Data Diolah, 2024

Hasil perhitungan metode Zmijewski menunjukkan bahwa pada tahun 2020 terdapat 10 perusahaan atau 27% perusahaan digolongkan sebagai perusahaan bangkrut dan 27 perusahaan atau 73% perusahaan digolongkan sehat. Pada tahun 2021 terdapat 5 perusahaan atau 14% dari total perusahaan digolongkan bangkrut dan 32 perusahaan atau 86% digolongkan sebagai perusahaan sehat. Pada tahun 2022 terdapat 6 perusahaan atau 16% dari total sampel perusahaan digolongkan sebagai perusahaan *distress* dan 31 perusahaan atau 84% perusahaan digolongkan perusahaan sehat. Pada tahun 2023 terdapat 6 perusahaan atau 16% dari total sampel perusahaan digolongkan perusahaan *distress* dan 31 perusahaan atau 84% dari total sampel perusahaan digolongkan sebagai perusahaan sehat.

**Hasil Perhitungan dan Penggolongan Grover.**

Model Glover ditemukan oleh Jeffrey S. Glover. Grover adalah desain dan evaluasi model Z-score. Model mencontoh dari model sebelumnya tetapi menambahkan perbandingan baru nilai moneter. Studi ini mensurvei secara acak 35 perusahaan bangkrut dan 35 perusahaan sehat selama periode 14 tahun. Berikut merupakan hasil perhitungan metode Grover:

**Tabel 6.****Hasil Perhitungan metode Grover**

No	Nama Perusahaan	2020		2021		2022		2023	
		Score	Golongan	Score	Golongan	Score	Golongan	Score	Golongan
1	ADRO	0,30	Sehat	0,82	Sehat	1,47	Sehat	0,81	Sehat
2	AKRA	0,19	Sehat	0,29	Sehat	0,47	Sehat	0,50	Sehat
3	ANTM	0,40	Sehat	0,46	Sehat	0,58	Sehat	0,36	Sehat
4	BRPT	0,53	Sehat	0,52	Sehat	0,40	Sehat	0,40	Sehat
5	BSDE	0,22	Sehat	0,12	Sehat	0,13	Sehat	0,15	Sehat
6	CPIN	0,63	Sehat	0,54	Sehat	0,41	Sehat	0,37	Sehat
7	CTRA	0,48	Sehat	0,53	Sehat	0,49	Sehat	0,46	Sehat
8	ERAA	0,63	Sehat	0,79	Sehat	0,57	Sehat	0,49	Sehat
9	EXCL	0,21	Sehat	0,19	Sehat	0,19	Sehat	0,20	Sehat
10	GIAA	-0,44	Bangkrut	-1,53	Bangkrut	2,79	Sehat	0,34	Sehat
11	GGRM	0,52	Sehat	0,35	Sehat	0,23	Sehat	0,35	Sehat
12	ICBP	0,45	Sehat	0,48	Sehat	0,54	Sehat	0,55	Sehat
13	INCO	0,31	Sehat	0,46	Sehat	0,49	Sehat	0,49	Sehat
14	INDF	0,34	Sehat	0,39	Sehat	0,44	Sehat	0,42	Sehat
15	INDY	0,25	Sehat	0,93	Sehat	1,46	Sehat	0,69	Sehat
16	INKP	0,70	Sehat	0,79	Sehat	0,83	Sehat	0,68	Sehat

**Tabel 6.**  
**Hasil Perhitungan metode Grover (lanjutan)**

No	Nama Perusahaan	2020		2021		2022		2023	
		Score	Golongan	Score	Golongan	Score	Golongan	Score	Golongan
17	ISAT	0,20	Sehat	0,63	Sehat	0,38	Sehat	0,37	Sehat
18	ITMG	0,73	Sehat	2,00	Sehat	2,55	Sehat	1,26	Sehat
19	JPFA	0,50	Sehat	0,59	Sehat	0,44	Sehat	0,37	Sehat
20	JSMR	0,26	Sehat	0,34	Sehat	0,40	Sehat	0,40	Sehat
21	KRAS	0,69	Sehat	0,55	Sehat	0,61	Sehat	0,62	Sehat
22	LPKR	-0,05	Bangkrut	0,38	Sehat	0,30	Sehat	0,55	Sehat
23	LPPF	1,65	Sehat	0,79	Sehat	1,23	Sehat	0,81	Sehat
24	MEDC	0,27	Sehat	0,43	Sehat	0,70	Sehat	0,56	Sehat
25	MNCN	1,07	Sehat	1,07	Sehat	0,94	Sehat	0,71	Sehat
26	PGAS	0,27	Sehat	0,32	Sehat	0,42	Sehat	0,42	Sehat
27	PTBA	0,49	Sehat	1,05	Sehat	1,24	Sehat	0,74	Sehat
28	SCMA	1,12	Sehat	0,78	Sehat	0,51	Sehat	0,27	Sehat
29	SMGR	0,59	Sehat	0,29	Sehat	0,26	Sehat	0,25	Sehat
30	SRIL	0,53	Sehat	-2,67	Bangkrut	-0,97	Bangkrut	-0,17	Bangkrut
31	TKIM	0,46	Sehat	0,48	Sehat	0,44	Sehat	0,43	Sehat
32	TLKM	0,69	Sehat	0,67	Sehat	0,58	Sehat	0,61	Sehat
33	TPIA	0,31	Sehat	0,44	Sehat	0,19	Sehat	0,23	Sehat
34	UNTR	0,74	Sehat	0,67	Sehat	0,91	Sehat	0,86	Sehat
35	UNVR	1,64	Sehat	1,44	Sehat	1,38	Sehat	1,35	Sehat
36	WIKA	0,15	Sehat	0,16	Sehat	0,18	Sehat	0,17	Sehat
37	WSKT	-0,02	Sehat	0,24	Sehat	0,17	Sehat	0,14	Sehat

Sumber: Data diolah, 2024

Setelah mendapatkan hasil dari perhitungan metode grover diatas, maka dilakukan rekapitulasi hasil penggolongan metode grover. Berikut hasil penggolongan perusahaan distress dan sehat pada perusahaan LQ45 tahun 2020-2023:

**Tabel 7.**  
**Hasil Penggolongan metode Grover**

No	Golongan	2020		2021		2022		2023	
		Jumlah	%	Jumlah	%	Jumlah	%	Jumlah	%
1	Bangkrut	2	5%	2	5%	1	3%	1	3%
2	Aman	35	95%	35	95%	36	97%	36	97%

Sumber: Data diolah, 2024

Menurut hasil perhitungan metode *Grover*, pada tahun 2020 terdapat 2 perusahaan atau 5% dari total sampel digolongkan sebagai perusahaan *distress* atau bangkrut; 35 perusahaan (95%) digolongkan sebagai perusahaan aman atau sehat. Pada tahun 2021, terdapat 2 perusahaan atau 5% dari total perusahaan digolongkan sebagai perusahaan bangkrut dan 35 perusahaan atau 95% perusahaan digolongkan perusahaan sehat. Pada tahun 2022 terdapat 1 perusahaan (3%) sebagai perusahaan *distress* dan sisanya, 36 perusahaan (97%) digolongkan sebagai perusahaan sehat. Tahun 2023 terdapat 1 perusahaan (3% dari total sampel) digolongkan sebagai perusahaan *distress* dan 36 perusahaan atau 97% dari total sampel perusahaan digolongkan sebagai perusahaan sehat.

### Perhitungan Tingkat Akurasi dan *Type Error*

Setelah memperoleh hasil dari penggolongan dari masing-masing metode, selanjutnya dilakukan perhitungan tingkat akurasi dan type error dari metode-metode tersebut. Dari hasil perhitungan tingkat akurasi dan tipe error dapat disimpulkan metode mana yang paling akurat atau cocok untuk prediksi kebangkrutan.

**Tabel 8.**

**Hasil Penghitungan Tingkat Keakuratan dan Jenis Kesalahan Model.**

Model	Keterangan	Score
Springate	Total Sampel	37
	Prediksi benar	22
	Total Kesalahan Type I	15
	Total Kesalahan Type II	0
	Type Error I	41%
	Type Error II	0
	Akurasi	59%
Zmijewski	Total Sampel	37
	Prediksi benar	33
	Total Kesalahan Type I	4
	Total Kesalahan Type II	0
	Type Error I	11%
	Type Error II	0
	Akurasi	89%
Grove	Total Sampel	37
	Prediksi benar	35
	Total Kesalahan Type I	0
	Total Kesalahan Type II	2
	Type Error I	0
	Type Error II	6%
	Akurasi	95%

Sumber: Data diolah 2024

Hasil perhitungan tingkat akurasi dan *type of error* menunjukkan bahwa tingkat akurasi model *Springate* 59% dengan *type error* 41%; *Zmijewski* 89% dengan *type error* 11%; dan tingkat akurasi model *Grover* 95% dengan *type error* 6%. Hasil ini menunjukkan bahwa model *Grover* lebih akurat daripada model prediksi lainnya dalam memprediksi *financial distress*. Keunggulan ini diperkuat oleh tingkat *Type I Error* yang sangat rendah pada model *Grover* (0%), menunjukkan kemampuannya dalam mengidentifikasi perusahaan yang benar-benar mengalami kesulitan keuangan secara lebih tepat. Temuan ini relevan dengan teori *signaling*, yang menekankan pentingnya informasi keuangan, seperti likuiditas dan profitabilitas, sebagai sinyal utama bagi pemangku kepentingan dalam menilai kondisi keuangan perusahaan. Hal ini mendukung studi *Kliestik et al. (2020)*, *Alaka et al. (2021)*, *Oktaviani (2024)* dan *Kembi, et al (2024)* yang menyimpulkan bahwa model *Grover* memiliki tingkat akurasi tertinggi dari pada model lainnya untuk memprediksi kebangkrutan.

Namun demikian, meskipun model Grover menunjukkan hasil yang unggul, tingkat *Type II Error* sebesar 6% menunjukkan bahwa masih ada peluang untuk meningkatkan keandalan model, terutama dalam memastikan perusahaan yang sebenarnya tidak bermasalah tidak terdeteksi secara keliru. Selain itu, penelitian ini dapat mengeksplorasi lebih lanjut bagaimana perusahaan dengan laporan keuangan berbasis mata uang asing menghadapi risiko spesifik, seperti risiko translasi mata uang atau ketergantungan pada pasar global.

Secara keseluruhan, penelitian ini selain memberikan kontribusi bagi pengembangan literatur akademik, tetapi juga memberikan manfaat praktis bagi investor, manajemen perusahaan, dan pemangku kepentingan dalam pengambilan keputusan strategis. Keunggulan model Grover dalam menangkap sinyal keuangan awal dapat dimanfaatkan untuk mendeteksi potensi *financial distress* sejak dini, terutama dalam lingkungan bisnis yang semakin terhubung secara global dan kompleks. Penelitian ini juga telah memperluas cakupan dengan memasukkan perusahaan yang menggunakan mata uang selain rupiah dalam laporan keuangannya. Langkah ini meningkatkan relevansi penelitian dalam mencerminkan kondisi pasar Indonesia yang lebih beragam. Dengan memperhitungkan perusahaan yang terpapar risiko mata uang asing, analisis ini menjadi lebih representatif terhadap dinamika pasar yang kompleks di Indonesia, termasuk risiko tambahan akibat fluktuasi nilai tukar.

## KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *Grove* memiliki akurasi tertinggi sebesar 95% dan tingkat kesalahan (*typing error*) yang rendah sebesar 6%. Hasil analisis menunjukkan bahwa model *Grover* lebih akurat daripada model prediksi lainnya dalam memprediksi *financial distress*. Ini disebabkan oleh Keunggulan model Grover dalam mendeteksi *financial distress* pada perusahaan besar, seperti yang terdapat dalam indeks LQ45, dapat dijelaskan melalui teori signaling. Dalam teori ini, informasi keuangan yang relevan, seperti likuiditas dan profitabilitas, berperan sebagai sinyal bagi investor dan pemangku kepentingan untuk menilai kesehatan keuangan perusahaan. Model Grover, yang lebih sensitif terhadap variabel-variabel tersebut, mampu menangkap sinyal-sinyal awal dari potensi *financial distress*, seperti berkurangnya kemampuan perusahaan dalam memenuhi kewajiban jangka pendek atau menurunnya tingkat profitabilitas. Secara keseluruhan, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi bagi pengembangan literatur akademik, tetapi juga memberikan manfaat praktis bagi investor, manajemen perusahaan, dan pemangku kepentingan lainnya dalam pengambilan keputusan strategis. Keunggulan model Grover dalam menangkap sinyal keuangan awal dapat dimanfaatkan untuk mendeteksi potensi *financial distress* sejak dini, terutama dalam lingkungan bisnis yang semakin terhubung secara global dan kompleks.

Namun, studi ini memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, penggunaan model prediksi klasik seperti Springate, Zmijewski, dan Grover membatasi adopsi pendekatan modern seperti machine learning, yang dapat meningkatkan akurasi prediksi. Kedua, fokus penelitian pada perusahaan LQ45 membuat hasilnya kurang dapat digeneralisasi untuk perusahaan kecil, menengah, atau sektor industri lain. Ketiga, penelitian ini hanya menggunakan variabel keuangan, tanpa mempertimbangkan variabel non-keuangan yang dapat memberikan wawasan lebih holistik

terkait *financial distress*. Terakhir, periode analisis yang terbatas pada 2020 – 2023 dan keterbatasan data tertentu juga membatasi ruang lingkup penelitian.

Berdasarkan keterbatasan tersebut menjadi peluang untuk studi mendatang guna memperdalam analisis dan memperluas pendekatan. Sejumlah rekomendasi penelitian di masa mendatang adalah sebagai berikut. Pertama, memperluas sampel dengan memasukkan perusahaan di luar indeks LQ45. Upaya ini akan meningkatkan representasi hasil penelitian terhadap kondisi pasar Indonesia yang lebih beragam. Kedua, menambahkan model prediktif lainnya, seperti Ohlson O-Score, dapat memperkaya analisis dengan sudut pandang yang lebih luas dan memperkuat validitas temuan. Ketiga, memperpanjang periode penelitian akan memungkinkan pengamatan pola prediksi *financial distress* dalam jangka lebih panjang sehingga dapat memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai risiko keuangan perusahaan dari waktu ke waktu. Keempat, penerapan teknologi mutakhir seperti *machine learning* dan kecerdasan buatan dapat meningkatkan kemampuan model prediktif. Teknologi ini juga menawarkan analisis yang lebih canggih, efisien, dan akurat dalam mendeteksi potensi *financial distress*. Penelitian mendatang sebaiknya juga mempertimbangkan faktor eksternal, seperti kondisi makroekonomi, kebijakan pemerintah, dan dinamika pasar global, agar hasil analisis lebih relevan dengan realitas bisnis. Implementasi berbagai langkah ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang lebih berarti bagi pengembangan literatur akademik maupun aplikasi praktis.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Akerlof, G. A. (1970). No Title The Market for “Lemons”: Quality Uncertainty and the Market Mechanism. *The Quarterly Journal of Economics*, 84(3), 488. <https://doi.org/10.2307/1879431>
- Alaka, H. A., Oyedele, L. O., Owolabi, H. A., & Akinade, O. O. (2021). Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection. *Applied Intelligence*, 51(3), 1892–1910. <https://doi.org/10.1007/s10489-020-01985-1>
- Ambarwati, K. F., & Sriwardany. (2021). Analisis Perbandingan Model Springate Dan Model Zmijewski Dalam Mengukur Tingkat Kesehatan Perusahaan Pada PT. Bintang Persada Satelit. *Indonesian Journal of Business Analytics*, 1(2), 261–270. <https://doi.org/10.54259/ijba.v1i2.81>
- Aryani, E. M. (2022). Analisis Komparasi Model Altman Z- Score, Springate, Dan Zmijewski Untuk Memprediksi Financial Distress Pada Perusahaan Subsektor Properti Dan Real Estate Yang Terdaftar Di Issi Periode 2018-2020. *Skripsi Intitut AGAMA Islam Negeri Kudus*, 1–14.
- Aswirah, Mas’ud, M., & Budiandriani. (2024). Analisis Perbandingan Z-Score, Springate, Grover dan Zmijewski sebagai alat untuk memprediksi Financial Distress Pada Perusahaan Sektor. *Movere Journal*, 6(1), 120–132. <http://ojs.stie-tdn.ac.id/index.php/mv>
- Azizah, F. (2017). Analisis Perbandingan Model Altman Z-Score dan Springate Dalam Memprediksi Financial Distress Pada Perusahaan Tekstil Yang Terdaftar Di Bursa Efek Indonesia. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Fakultas Ekonomi Dan Bisnis Universitas Brawijaya*, 8(1).
- Hariadi, F. A. (2021). *Perbandingan Model Altman (Z-Score) dan Springate (S-Score) untuk Memprediksi Potensi Kebangkrutan pada Perusahaan Food and Beverage*. 1–110. <https://repository.dinamika.ac.id/id/eprint/5910/>
- Hastuti, R. T. (2018). Analisis Komparasi Model Prediksi Financial Distress Altman, Springate, Grover Dan Ohlson Pada Perusahaan Manufaktur Yang Terdaftar Di Bursa Efek Indonesia Periode 2011-2013. *Jurnal Ekonomi*, 20(3), 446. <https://doi.org/10.24912/je.v20i3.405>
- Islamiyati, D., & Meilandri, D. (2023). Mendeteksi Financial Distress Dengan Metode Z-Score Dan Springate (Studi pada Perusahaan LQ45 yang Terdaftar di BEI tahun 2021-2023). *JURHUM: Jurnal Humaniora*, 23–36. <https://jurhum.umkaba.ac.id/index.php/jamhi>

- Kembi, L. D., Morasa, J., & Wokas, H. R. N. (2024). Comparative analysis of models (Altman, Grover, Zmijewski, Springate) in predicting company bankruptcy potential in the non-cyclical consumer sector. *The Contrarian: Finance, Accounting, and Business Research*, 3(2), 180–191. <https://doi.org/10.58784/cfabr.165>
- Kusdiana, Yayu, Lisa Tinaria, Nusyirwan, M. (2023). Model Altman's Z-Score dan Springate Memprediksi Financial Distress (Studi Kasus Perusahaan Sub Migas yang Tercatat di BEI Tahun 2017 - 2020). *Jurnal Akuntansi, Manajemen, Bisnis Dan Teknologi (AMBITEK)*, 3(1), 127–135. <https://doi.org/10.56870/ambitek.v3i1.78>
- Kustianto, F. I., Joyo, R., & Octavianus, N. (2016). *Grover Terhadap Perusahaan Manufaktur Di Indonesia Periode 2013-2016*.
- Meiliawati, A., & Isharijadi, I. (2017). Analisis Perbandingan Model Springate Dan Altman Z Score Terhadap Potensi Financial Distress (Studi Kasus Pada Perusahaan Sektor Kosmetik Yang Terdaftar Di Bursa Efek Indonesia). *Assets: Jurnal Akuntansi Dan Pendidikan*, 5(1), 15. <https://doi.org/10.25273/jap.v5i1.1183>
- Olivia, L. P. M., Chintya Wangsih, I., & Kalbuana, N. (2023). The Effect Of Profitability And Board Size On Financial Distress In LQ 45 Companies Pengaruh Profitabilitas Dan Board Size Terhadap Financial Distress Pada Perusahaan LQ 45. *Management Studies and Entrepreneurship Journal*, 4(4), 3748–3754. <http://journal.yrpiiku.com/index.php/msej>
- Oktaviani, P. (2024). Analisis Komparatif Model Altman, Ohlson, Taffler, Fulmer, Dan Grover Dalam Memprediksi Financial Distress (Studi pada Perusahaan Farmasi yang Terdaftar di BEI Periode 2019-2022). *Skripsi Fakultas Ekonomi Dan Bisnis Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah Jakarta 2024*.
- Panai, R. S. H. H., & Bailusy, M. N. (2023). Analisis Perbandingan Ketepatan Prediksi Fi-Nancial Distress Perusahaan Menggunakan Metode Altman, Springate, Zmijewski, Dan .... *JIMAT (Jurnal Ilmiah ...*, 66–80. <https://ejournal.undiksha.ac.id/index.php/S1ak/article/view/20543%0Ahttps://ejournal.undiksha.ac.id/index.php/S1ak/article/download/20543/12526>
- Ramly, R., & Amilia, A. A. (2023). Perbandingan Ketepatan Prediksi Financial Distress Antara Model Altman Z-Score Dengan Model Zmijewski X- Score. *Tangible Journal*, 8(1), 55–63. <https://doi.org/10.53654/tangible.v8i1.340>
- Rosana, F. C. (2021). *Restrukturisasi Utang Garuda Diklaim Tak Segampang Waskita, Mengapa?* Tempo.Co. [https://www.tempo.co/ekonomi/restrukturisasi-utang-garuda-diklaim-tak-segampang-waskita-mengapa--456037?utm\\_source=chatgpt.com](https://www.tempo.co/ekonomi/restrukturisasi-utang-garuda-diklaim-tak-segampang-waskita-mengapa--456037?utm_source=chatgpt.com)
- Smith, A. W. J. (2023). *Bisnis Indonesia - Restrukturisasi utang: Babak baru GIAA & KRAS*. PwC Indonesia. Com. <https://www.pwc.com/id/en/media-centre/infrastructure-news/january-2023/debt-restructuring-a-new-chapter-for-giaa-kras>.
- Springate, G. L. V. (1978). Predicting the Possibility of Failure in a Canadian Firm. *Unpublished MBA Research Project, Simon Fraser University, Canada*.
- Supriati, D., Bawono, I. R., & Anam, K. C. (2019). Analisis Perbandingan Model Springate, Zmijewski, Dan Altman Dalam Memprediksi Financial Distress. *Journal of Business Administration*, 3(2), 2548–9909. [www.okezone.com](http://www.okezone.com)
- Wahyuni EDT, R., & Seriska, H. (2022). Altman Z-Score Dan Springate: Metode Komparasi Dalam Memprediksi Kemungkinan Kebangkrutan Suatu Perusahaan. *Akuntabilitas*, 15(2), 229–240. <https://doi.org/10.15408/akt.v15i2.28600>
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59–82.