DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

JUDUL

PENGUJIAN MODEL *SPRINGATE* DENGAN *STACKING ENSEMBLE LEARNING* UNTUK DETEKSI *FINANCIAL DISTRESS* INDUSTRI TEKSTIL DAN GARMEN

Diajukan untuk memenuhi sebagian persyaratan memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi S1 Akuntansi.

SKRIPSI

Oleh

Muhammad Arief Saputra

220810301082

KEMENTERIAN PENDIDIKAN TINGGI, SAINS, DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS JEMBER

FAKULTAS EKONOMI DAN BISNIS

PROGRAM STUDI S1 AKUNTANSI

JEMBER

2025

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

PERSEMBAHAN

Dengan segala rasa syukur, kerendahan hati, serta penghargaan yang setulus-tulusnya, karya ini saya persembahkan kepada mereka yang telah menjadi sumber cahaya, kekuatan, dan inspirasi dalam setiap langkah perjalanan akademik dan kehidupan saya:

1. Ayah saya, Agus Sumantri, dan Ibu saya tercinta, (Almh) Siti Aisyah, yang telah menanamkan nilai kerja keras, keikhlasan, dan cinta tanpa syarat sejak saya kecil. Setiap doa yang Ayah panjatkan dan setiap pengorbanan Ibu semasa hidupnya menjadi alasan terbesar bagi saya untuk terus melangkah dan tidak pernah menyerah. Semoga karya kecil ini menjadi wujud bakti dan doa yang tak pernah putus untuk almarhumah Ibu, serta kebanggaan bagi Ayah yang selalu mendukung dengan tulus.
2. Seluruh keluarga besar, yang selalu menjadi tempat bernaung penuh kehangatan, tempat pulang yang menenangkan hati, serta sumber motivasi yang tiada habisnya. Terima kasih atas dukungan moral, nasihat, dan kasih sayang yang menguatkan saya dalam suka maupun duka.
3. Dosen pembimbing, Dr. Wahyu Agus Winarno, S.E., M.Sc., Ak., beserta dosen penguji, Dr. Alfi Arif, S.E., M.Ak., Ak., dan Rochman Effendi, S.E., M.Si., Ak., yang dengan penuh dedikasi memberikan arahan, bimbingan, dan masukan berharga. Ilmu serta teladan yang diberikan menjadi pondasi penting dalam penyempurnaan skripsi ini, sekaligus menjadi bekal berharga bagi perjalanan profesional saya ke depan.
4. Seluruh dosen Program Studi S1 Akuntansi dan seluruh staf serta jajaran Fakultas Ekonomi dan Bisnis Universitas Jember, yang telah mencurahkan ilmu, pelayanan, serta pengalaman selama masa studi. Setiap pelajaran dan interaksi menjadi bagian penting dari proses pembentukan diri saya hingga dapat menyelesaikan karya ini.
5. Teman-teman seperjuangan S1 Akuntansi dalam grup WhatsApp "Pejuang Cumlaude", yang telah menjadi tempat berbagi cerita, tekanan,

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

tawa, perjuangan, dan semangat selama masa perkuliahan. Terima kasih atas kebersamaan yang menguatkan dan persahabatan yang tak ternilai.

6. Teman-teman seperjuangan dari masa SMA dalam grup WhatsApp "OK" maupun yang tidak, yang selalu hadir memberi dukungan, candaan penyemangat, serta menjadi pengingat perjalanan panjang yang telah saya lalui sejak sebelum memasuki dunia perkuliahan.
7. Almamater tercinta, Universitas Jember, yang telah memberi ruang bagi saya untuk tumbuh, belajar, dan mengembangkan potensi. Semoga karya kecil ini dapat menjadi bagian dari kontribusi saya untuk menjaga nama baik serta kebanggaan pada universitas ini.

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

MOTTO

"Cahaya harapan akan selalu datang kepada orang yang berusaha meraih mimpinya."

(*Muhammad Arief Saputra*)

"不可能を可能にし、最後まで成し遂げる."

(*Mebius*)

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

PERNYATAAN ORISINALITAS

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Muhammad Arief Saputra
NIM : 220810301082

Menyatakan dengan sesungguhnya bahwa skripsi yang berjudul: *Pengujian Model Springate dengan Stacking Ensemble Learning untuk Deteksi Financial Distress Industri Tekstil dan Garmen* adalah benar-benar hasil karya sendiri, kecuali jika dalam pengutipan substansi disebutkan sumbernya, dan belum pernah diajukan pada institusi manapun, serta bukan karya jiplakan. Saya bertanggung jawab atas keabsahan dan kebenaran isinya sesuai dengan sikap ilmiah yang harus dijunjung tinggi.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya, tanpa adanya tekanan dan paksaan dari pihak manapun serta bersedia mendapat sanksi akademik jika ternyata di kemudian hari pernyataan ini tidak benar.

Jember, 13 November 2025

Yang menyatakan,

(Muhammad Arief Saputra)

NIM. 220810301082

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

HALAMAN PERSETUJUAN

Skripsi berjudul Pengujian Model *Springate* dengan *Stacking Ensemble Learning* untuk Deteksi *Financial Distress* Industri Tekstil dan Garmen, telah diuji dan disetujui oleh Fakultas Ekonomi dan Bisnis Universitas Jember pada:

Hari : Selasa
Tanggal : 09 Desember 2025
Tempat : Fakultas Ekonomi dan Bisnis Universitas Jember

Pembimbing

No	Pembimbing	Tanda Tangan
1	Nama : Dr. Wahyu Agus Winarno, S.E., M.Sc., Ak. NIP : 198308102006041001	.....

Penguji

No	Penguji	Tanda Tangan
1	Nama : Dr. Alfi Arif, S.E., M.Ak., Ak. NIP : 197210041999031001	.....
2	Nama : Rochman Effendi, S.E., M.Si., Ak. NIP : 197102172000031001	.....

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

ABSTRACT

This study aims to evaluate the performance of the Springate (S-Score) model and to improve its predictive accuracy through the application of the Stacking Ensemble Learning approach in detecting potential financial distress in textile and garment companies listed on the Indonesia Stock Exchange (IDX) during the 2019–2023 period. This study uses 19 companies as samples with a total of 95 observations from audited annual financial statements. The main variables consist of financial ratios forming the Springate model, namely working capital to total assets (WC/TA), earnings before interest and tax to total assets (EBIT/TA), earnings before tax to current liabilities (EBT/CL), and sales to total assets (S/TA). The analytical method employs Stacking Ensemble Learning using three base learners Decision Tree, K-Nearest Neighbor, and Naive Bayes with Logistic Regression as the meta learner. The results show that the standalone Springate model classified 60 out of 95 observations as financially distressed firms with an actual accuracy rate of 41%. After being tested using the Stacking Ensemble Learning approach, the accuracy increased slightly to 42%, while the internal model performance reached 94.74% based on cross-validation results. The McNemar test indicates that there is no statistically significant difference between the prediction results of the Springate model before and after being tested with the Stacking Ensemble Learning approach. Although the improvement in accuracy is not statistically significant, the Stacking approach is proven to produce more stable classifications and is more adaptive to the non-linear patterns of financial data. This study confirms that the integration of classical prediction models and machine learning approaches can be utilized as an early warning system for financial distress risk in the textile and garment industry.

Keywords: Financial Distress, Springate, Stacking Ensemble Learning, Textile and Garment Industry.

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

RINGKASAN

Pengujian Model *Springate* dengan *Stacking Ensemble Learning* untuk Deteksi *Financial Distress* Industri Tekstil dan Garmen; Muhammad Arief Saputra; 220810301082; 2025; 48 halaman; Program Studi S1 Akuntansi Fakultas Ekonomi dan Bisnis Universitas Jember.

Penelitian ini berfokus pada deteksi *financial distress* pada industri tekstil dan garmen di Indonesia yang menghadapi tekanan berat akibat turunnya permintaan, meningkatnya biaya produksi, dan dominasi produk impor terutama dari Tiongkok yang menyebabkan penurunan penjualan, efisiensi, serta profitabilitas. Kondisi tersebut berdampak pada menurunnya likuiditas dan kemampuan perusahaan memenuhi kewajiban jangka pendek, sehingga risiko kebangkrutan dapat meningkat. Model *Springate* (S-*Score*) digunakan sebagai alat awal prediksi karena kesederhanaannya dalam memanfaatkan empat rasio utama, namun pada penelitian terdahulu akurasinya terbukti rendah pada sektor ini. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan menguji apakah akurasi *Springate* dapat ditingkatkan melalui pengujian ulang menggunakan pendekatan *Stacking Ensemble Learning*.

Penelitian ini menggunakan 19 perusahaan tekstil dan garmen yang terdaftar di BEI selama 2019–2023, dengan total 95 observasi laporan keuangan auditan. Tahapan analisis mengikuti tahapan *Big Data Analytics* mulai dari *business understanding* hingga *deployment*. Nilai S-*Score* dihitung terlebih dahulu menggunakan rasio WC/TA, EBIT/TA, EBT/CL, dan S/TA. Selanjutnya, nilai tersebut diuji menggunakan *Stacking Ensemble Learning* yang terdiri dari tiga *base learner* (*Decision Tree*, KNN, dan *Naive Bayes*) serta *Logistic Regression* sebagai *meta learner*. Model-model ini dipilih karena saling melengkapi: *Decision Tree* mampu menangkap pola aturan, KNN mendeteksi kedekatan antar-sampel, dan *Naive Bayes* menghitung probabilitas berdasarkan distribusi fitur. Seluruh model digabungkan dalam *Stacking* dengan performa diuji melalui

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

cross-validation dan dibandingkan dengan hasil *Springate* tunggal menggunakan Uji *McNemar*.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *Springate* secara tunggal mengklasifikasikan 60 dari 95 observasi sebagai perusahaan *distress*, namun akurasi aktualnya hanya *41%*. Setelah diuji melalui *Stacking Ensemble Learning*, akurasinya meningkat meskipun hanya menjadi 42%, namun model menunjukkan performa internal yang jauh lebih baik dengan akurasi *model-based* yang mencapai 94,74% melalui kombinasi *base learner* dan optimasi parameter. Uji *McNemar* menunjukkan tidak ada perbedaan signifikan antara *Springate* sebelum dan sesudah pengujian *Stacking*, tetapi pendekatan *Stacking* mampu memberikan klasifikasi yang lebih stabil, kuat terhadap *noise*, dan lebih representatif dalam menangkap pola non-linear pada data keuangan industri tekstil. Penelitian ini menegaskan pentingnya integrasi model klasik dan modern dalam mendeteksi *financial distress* sebagai sistem peringatan dini bagi perusahaan tekstil dan garmen.

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

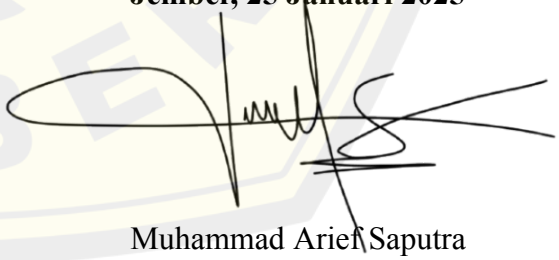
PRAKATA

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT, karena atas rahmat-Nya, penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul *"Pengujian Model Springate dengan Stacking Ensemble Learning untuk Deteksi Financial Distress Industri Tekstil dan Garmen."* Skripsi ini disusun untuk memenuhi persyaratan kelulusan program sarjana. Penulis menyadari bahwa proposal ini tidak akan selesai tanpa bimbingan, dukungan, dan bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada dosen pembimbing yang telah memberikan bimbingan, arahan untuk menyelesaikan skripsi ini.

Penulis berharap skripsi ini dapat memberikan kontribusi positif dalam pengembangan ilmu pengetahuan, khususnya dalam bidang analisis keuangan dan prediksi *financial distress* pada perusahaan dengan pemanfaatan teknologi yang berbasis *machine learning*. Penulis juga menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari sempurna, oleh karena itu kritik dan saran yang membangun sangat di harapkan demi perbaikan di masa mendatang.

Akhir kata, semoga kedepannya skripsi ini dapat berlanjut dan akan bermanfaat bagi pembaca serta memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai model prediksi *financial distress* pada sektor industri tekstil dan garmen yang berada di tengah tekanan impor.

Jember, 25 Januari 2025



Muhammad Arief Saputra

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DAFTAR ISI

JUDUL 1
PERSEMBAHAN 2
MOTTO 4
PERNYATAAN ORISINALITAS 5
HALAMAN PERSETUJUAN 6
ABSTRACT 7
RINGKASAN 8
PRAKATA 10
DAFTAR ISI 11
DAFTAR TABEL 13
DAFTAR GAMBAR 14
DAFTAR LAMPIRAN 15
BAB I. PENDAHULUAN 1
1.1. Latar Belakang 1
1.2. Rumusan Masalah 4
1.3. Tujuan Penelitian 5
1.4. Manfaat Penelitian 5
1.5. Batasan Penelitian 5
BAB II. TINJAUAN TEORI 6
2.1. Pecking Order Theory 6
2.2. Financial Distress 6
2.3. Model Springate (S-Score) 8
2.4. Ensemble Learning 9
2.5. Penelitian Terdahulu 10
2.6. Hipotesis 12
2.7. Tingkat Akurasi 13
2.8. Kerangka Konseptual 13
BAB III. METODOLOGI PENELITIAN 14
3.1. Populasi dan Sampel/Subjek Penelitian 14

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

3.2. Prosedur Penelitian....15
3.3. Definisi Operasional (Financial Distress)....15
3.4. Pengumpulan Data Penelitian....16
3.5. Metode Analisis....16
BAB IV. PEMBAHASAN....18
4.1. Gambaran Umum....18
4.2. Analisis Data Original Springate....21
4.3. Analisis Data Springate dengan Stacking....23
4.4. Tingkat Akurasi Aktual....29
4.5. Analisis Data Uji Beda McNemar....30
BAB V. KESIMPULAN DAN SARAN....31
5.1. Kesimpulan....31
5.2. Saran....31
DAFTAR PUSTAKA....32
LAMPIRAN-LAMPIRAN....35

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DAFTAR TABEL

Tabel 2.5.1. Penelitian Terdahulu.....10
Tabel 2.6.1. Hipotesis Uji Beda MCNemar..... 12
Tabel 3.1.1. Kriteria Purposive Sampling..... 14
Tabel 3.3.1. Definisi Operasional (Financial Distress)..... 15
Tabel 4.1.1. Statistik Deskriptif.....18
Tabel 4.1.2. Rule Of Thumb Based IQR..... 19
Tabel 4.3.5.1. Performance Testing Model Stacking dan Logistic Regression.....27
Tabel 4.5.1. Hasil Uji McNemar..... 30

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.8.1. Kerangka Konseptual..... 13
Gambar 4.3.1.1. Hasil Model Decision Tree.....23
Gambar 4.3.2.1. Hasil Model KNN..... 24
Gambar 4.3.3.1. Hasil Model Naive Bayes.....25
Gambar 4.3.5.1. Salah Satu Bukti Adanya Outlier/Noise.....28

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1.1.1. Total Nilai Transaksi Impor dari Tiongkok..... 35
Lampiran 1.1.2. Rata-rata Penjualan Pada 6 Perusahaan Sampel.....35
Lampiran 1.1.3. Rata-rata BPP Pada 6 Perusahaan Sampel..... 36
Lampiran 1.1.4. Persentase Margin Kotor Pada 6 Perusahaan Sampel..... 36
Lampiran 3.1.1. Data Perusahaan Sampel..... 37
Lampiran 3.2.1. Prosedur Penelitian 1: Pemodelan dengan Springate..... 37
Lampiran 3.2.2. Prosedur Penelitian 2: Pemodelan dengan Stacking.....38
Lampiran 3.5.1. Metode Analisis.....38
Lampiran 4.2.1. Hasil Model Springate.....40
Lampiran 4.3.1. Proses Pembelajaran Data..... 44
Lampiran 4.3.2. Proses Cross Validation..... 44
Lampiran 4.3.4.1. Proses Stacking.....44
Lampiran 4.4.1. Hasil Perhitungan Akurasi Berdasarkan BEI..... 45

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

BAB I. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Industri tekstil dan garmen merupakan salah satu sektor strategis dalam perekonomian Indonesia yang berkontribusi pada ekspor dan penyerapan tenaga kerja. Sektor ini sempat terkontraksi akibat pandemi COVID-19, namun telah berhasil menunjukkan pemulihan pada tahun 2022. Data Badan Pusat Statistik (BPS) mencatat adanya pertumbuhan industri tekstil dan garmen sebesar 9,34% sepanjang tahun 2022, yang disebabkan oleh *low base effect* dari tahun sebelumnya yang ada pada posisi negatif (Islamiati, 2023). Kondisi ini memunculkan adanya kemungkinan bahwa pemulihan pada industri ini hanya akan dirasakan oleh beberapa perusahaan saja karena beberapa perusahaan mungkin tidak memiliki kemampuan pemulihan yang sama jika dihadapkan beberapa tantangan. Hal ini disebabkan karena kontraksi yang terjadi pada masa COVID-19 memiliki faktor lain, salah satunya peningkatan arus impor pada industri ini sejak 2020-2022, menurut data dari BPKP terdapat tren peningkatan total nilai transaksi perdagangan yang tercatat dan yang terbesar adalah dari negara RRT dengan rincian 3,08 miliar USD (2020), 4,06 miliar USD (2021), dan 4,37 miliar USD (2022) (Rohman et al., 2025).

Selain total nilai transaksi yang meningkat, terdapat dugaan adanya praktik undervaluasi harga yang tercatat dalam data perdagangan. Contohnya pada tahun 2022, Indonesia secara resmi mencatat impor tekstil dan garmen dari Tiongkok sebesar 4,37 miliar USD. Namun, menurut data ekspor dari Tiongkok ke Indonesia, nilainya mencapai 6,5 miliar USD. Selisih ini menunjukkan potensi undervaluasi harga sebesar 2,1 miliar USD atau sekitar 69,34% (Rohman et al., 2025). Data ini juga menunjukkan kemungkinan besar adanya praktik impor ilegal atau manipulasi harga untuk menghindari pajak dan bea masuk. Kemudian, produk tekstil Tiongkok yang disubsidi juga menekan harga pasar global, dan mengurangi daya saing produk lokal (antaranews.com, 2025). Akibatnya, produk impor dapat dijual lebih murah, serta permintaan hasil produksi dan pendapatan perusahaan tekstil lokal berpotensi mengalami penurunan. Sementara itu,

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

perusahaan tetap harus menanggung berbagai biaya tetap, seperti gaji pegawai, biaya penyusutan mesin produksi, dan biaya lainnya, yang merupakan komponen biaya tetap dalam struktur biaya produksi.

Seiring dengan menurunnya volume produksi dan penjualan, biaya tetap ini menjadi tidak sebanding dengan pendapatan yang diperoleh, sehingga memungkinkan perusahaan untuk tidak dapat mencapai titik impasnya lagi. Hal ini dibuktikan dengan rata-rata penurunan dan tidak stabilnya penjualan, serta tidak stabilnya rata-rata beban pokok penjualan 6 perusahaan sampel pada rentang tahun 2020-2022. Rincian rata-rata penjualan terhitung sebesar Rp4,04 triliun (2020), Rp3,18 triliun (2021), dan Rp2,49 triliun (2022) (lampiran 1.1.2), sedangkan rata-rata BPP yang terhitung sebesar Rp3,48 triliun (2020), Rp3,98 triliun (2021), dan Rp3,11 triliun (2022) (lampiran 1.1.3). Data tersebut menunjukkan bahwa adanya penurunan efisiensi produksi serta tekanan terhadap margin laba kotor perusahaan. Tekanan ini tercermin dari margin laba kotor perusahaan yang menurun drastis, yakni sebesar 13,86% pada 2020 dan berubah menjadi negatif masing-masing -25,16% (2021) dan -24,90% (2022) (lampiran 1.1.4). Kondisi tersebut mengindikasikan bahwa hasil penjualan tidak lagi mampu menutup beban pokok penjualan (BPP), dengan proporsi BPP terhadap penjualan yang berada pada kisaran 46% hingga 56% selama periode tersebut. Kondisi ini juga tidak berhenti pada rentang tahun itu saja, melainkan semakin memburuk karena tren penurunan penjualan dan efisiensi produksi juga terus berlanjut sehingga berdampak pada 8 perusahaan sampel lainnya, serta 2 perusahaan sampel (HDTX dan SRIL) yang terancam *delisting* (cnnindonesia.com, 2023), padahal arus impor sudah ditekan pada tahun 2023 yang harapannya terjadi pemulihan pada industri ini secara menyeluruh. Kondisi buruk yang terus berlanjut ini dapat berdampak terhadap kemampuan perusahaan dalam menghasilkan arus kas operasional. Jika pendapatan tidak cukup untuk menutupi beban operasional dan kewajiban finansial seperti pembayaran bunga dan pokok utang, maka perusahaan akan mengalami kesulitan likuiditas. Dalam jangka panjang, kondisi ini dapat meningkatkan risiko *financial distress*, yang berarti perusahaan tidak dapat memenuhi kewajibannya, dan berakhir pada kebangkrutan

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

(Wahyuni & Rubiyah, 2021). Namun, tidak semua penurunan penjualan secara otomatis menyebabkan *financial distress,* tetapi harus tetap diwaspadai karena dampaknya juga tergantung pada seberapa besar penurunan tersebut dibandingkan dengan struktur biaya tetap dan posisi keuangan perusahaan secara keseluruhan.

Untuk mengevaluasi apakah suatu perusahaan dalam kondisi *financial distress*, kinerja keuangan menjadi sangat penting untuk diidentifikasi lebih lanjut (Burhanuddin et al., 2023). Oleh karena itu, dibutuhkan alat analisis yang dapat membantu mengidentifikasi masalah ini sejak awal. Model prediksi seperti *Springate (S-Score)* adalah salah satu solusi sederhana yang diharapkan dapat mengidentifikasi potensi *distress* keuangan sejak dini meskipun memiliki tingkat akurasi yang rendah pada beberapa penelitian. Contohnya hasil penelitian (Armenda & Hertina, 2023) pada industri tekstil dan garmen, yang menunjukkan akurasi *Springate* hanya 16,67%, lebih rendah dibanding *Grover* (72,22%) dan *Zmijewski* (38,89%). *Springate* menggunakan langkah analisis diskriminan berulang dari 19 rasio keuangan awal (yang meliputi berbagai ukuran likuiditas, profitabilitas, solvabilitas jangka pendek, dan aktivitas), hingga hanya empat rasio yang terbukti paling membedakan perusahaan sehat dan bangkrut. S*pringate*, seperti *Altman*, keduanya menggunakan *MDA stepwise* untuk memilih rasio yang secara statistik paling memisahkan dua kelompok (bangkrut & tidak bangkrut) (Tan & Wibisana, 2020). Secara matematis, *Springate* menggunakan koefisien regresi diskriminan yang meliputi (1,03; 3,07; 0,66; 0,40), koefisien tersebut dapat mencerminkan bobot relatif yang menunjukkan pola linear pada setiap rasio untuk membedakan kondisi keuangan perusahaan. Semakin besar bobotnya berarti variabel tersebut semakin signifikan secara statistik dalam model. Model ini kemudian diuji oleh Gordon L.V menggunakan sampel asli (40 perusahaan di kanada) dan mencapai \~92.5% akurasi klasifikasi (Springate, 1978).

Jika dilihat dari proses pengembangannya, model prediksi *Springate (S-Score)* dapat mengidentifikasi risiko *financial distress* secara sederhana. Namun, di era modern seperti saat ini, terutama dalam konteks industri tekstil dan garmen yang terdampak oleh fluktuasi permintaan, tekanan impor, serta volatilitas keuangan, diperlukan pendekatan yang lebih adaptif dan akurat. Oleh karena itu,

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

pendekatan modern seperti *Stacking Ensemble Learning* dapat digunakan untuk meningkatkan akurasi prediksi *distress* pada perusahaan tekstil dan garmen. Pendekatan *Stacking Ensemble Learning* yang bersifat non-linear dinilai lebih mampu menangani kompleksitas dan ketidakteraturan data pada beberapa penelitian. Pendekatan ini dapat sesuai jika digunakan untuk mempelajari pola data komponen rasio keuangan pada *Springate (S-Score)*, karena beberapa komponen rasio keuangan pada *Springate (S-Score)* mungkin memiliki pola yang tidak konsisten dan tidak selalu mengikuti hubungan linear sebagaimana diasumsikan dalam model *Springate (S-Score)*. Model ini menggabungkan beberapa model prediktif seperti, *K-Nearest Neighbor* (KNN) yang dapat menangkap pola lokal tanpa asumsi distribusi, *Decision Tree* yang dapat membentuk aturan keputusan dan menangani interaksi variabel, *Naïve Bayes* dengan asumsi independensi kondisionalnya dan efisien dalam mengelola data, dan *Logistic Regression* yang dipilih sebagai *meta learner* karena mampu menyatukan *output* model secara linear dengan probabilitas atau skor, serta model tambahannya adalah *Cross Validation* yang dapat mengelola data pada dataset kecil (Hastie et al., 2013). Seluruh model ini dipilih untuk menangkap pola non-linear dalam data keuangan perusahaan pada dataset kecil.

Pendekatan *Stacking* didukung oleh hasil penelitian serupa dari (Putri & Hari Suparwito, 2023), yang menunjukkan bahwa penggunaan *Stacking Ensemble* dengan kombinasi beberapa *base learner* seperti *Random Forest, Decision Tree, K-Nearest Neighbor, Support Vector Machine*, dan *Neural Network*, serta *Logistic Regression* sebagai *meta learner*, dapat menghasilkan *f1-score* yang konsisten pada angka 88% di setiap *n-fold cross-validation*. Tetapi SVM dan *Random Forest* tidak dipilih karena sensitif terhadap *outlier* dan sulit mengetahui pohon mana yang memberi pengaruh terbesar (gabungan). Penelitian ini bertujuan memberikan wawasan dalam mendeteksi risiko kebangkrutan lebih awal, dengan integrasi model klasik dan modern pada industri tekstil dan garmen.

1.2. Rumusan Masalah

1.2.1. Apakah pengujian hasil model *Springate (S-Score)* dengan model *Stacking Ensemble Learning* dapat digunakan untuk memprediksi

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

financial distress pada perusahaan tekstil dan garmen periode 2019–2023?

1.2.2. Apakah terdapat perbedaan signifikan pada tingkat akurasi prediksi antara model *Springate (S-Score)* sebelum dan sesudah diuji dalam model *Stacking Ensemble Learning*?

1.3. Tujuan Penelitian

1.3.1. Untuk menguji hasil model *Springate (S-Score)* dalam prediksi *financial distress* menggunakan *Stacking Ensemble Learning* pada perusahaan tekstil dan garmen periode 2019–2023.

1.3.2. Untuk menguji signifikansi perbedaan akurasi antara model *Springate (S-Score)* sebelum dan sesudah diuji dalam *Stacking Ensemble Learning.*

1.4. Manfaat Penelitian

Penelitian ini memperkaya wawasan dalam prediksi *financial distress* dengan pengujian model *Springate* dalam arsitektur *Stacking Ensemble*, dijadikan acuan bagi penelitian selanjutnya yang mengkaji integrasi model prediktif, dan berkontribusi dalam penyediaan model untuk mengantisipasi kebangkrutan.

1.5. Batasan Penelitian

Penelitian ini dibatasi pada perusahaan-perusahaan sektor industri Tekstil dan Garmen yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) selama periode 2019–2023. Data yang digunakan merupakan data laporan keuangan tahunan perusahaan yang diperoleh dari situs resmi BEI dan sumber publikasi resmi lainnya. Variabel yang dianalisis hanya mencakup rasio-rasio keuangan yang digunakan dalam model *Springate (S-Score)* sebagai indikator awal potensi *Financial Distress*, yang selanjutnya digunakan sebagai input dalam model *Stacking Ensemble Learning* untuk diuji kembali. Faktor-faktor non-keuangan seperti arus impor, kondisi makroekonomi, dan aspek manajerial hanya dibahas secara deskriptif sebagai konteks penelitian, namun tidak dimasukkan sebagai variabel dalam analisis model prediksi karena fokusnya pada peningkatan akurasi model.

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

BAB II. TINJAUAN TEORI

2.1. *Pecking Order Theory*

Pecking Order Theory yang dikembangkan oleh Myers dan Majluf (1984) menyatakan bahwa perusahaan memiliki hierarki preferensi dalam pembiayaan, yakni dimulai dari penggunaan dana internal, kemudian utang, dan terakhir ekuitas (Majiuf, 1984). Teori ini berawal dari adanya asimetri informasi antara manajemen dan investor, di mana manajemen dianggap memiliki informasi yang lebih lengkap mengenai kondisi internal perusahaan. Dalam konteks penelitian ini, perusahaan tekstil dan garmen yang menghadapi tekanan impor pada periode 2020–2022, dihadapkan pada pilihan-pilihan pendanaan yang mencerminkan respons perusahaan terhadap kondisi eksternal yang tidak menguntungkan. Ketika perusahaan mengalami tekanan dari produk impor yang lebih murah, keputusan untuk menggunakan utang dapat menjadi tanda bahwa perusahaan menghadapi keterbatasan dana internal, dan potensi *financial distress* dapat diidentifikasi rasio *leverage* atau beberapa rasio lainnya.

Lebih lanjut, model *Springate (S-Score)* dapat digunakan untuk mendeteksi *financial distress* dengan beberapa rasio keuangan seperti likuiditas, profitabilitas, dan efisiensi, yang dapat mencerminkan urutan pilihan pendanaan sesuai dengan *Pecking Order Theory*. Misalnya, penurunan laba bersih atau rasio likuiditas yang memburuk dapat menandakan bahwa perusahaan telah menguras sumber dana internalnya dan mulai bergantung pada utang sebagai alternatif pendanaan. Model *Stacking Ensemble Learning* digunakan untuk menggabungkan prediksi dari model dasar dengan *S-Score* sebagai salah satu fiturnya, sistem ini dapat menangkap adanya potensi *distress* dan pola pembiayaan perusahaan.

2.2. *Financial Distress*

Financial distress adalah suatu kondisi dimana perusahaan tidak dapat memenuhi kewajibannya kepada kreditur karena kurangnya dana yang dimiliki, hal ini seringkali terjadi karena penurunan penjualan dan profitabilitas (Prihanthini & Sari, 2013). Salah satu tanda bahwa perusahaan sedang mengalami masalah keuangan adalah ketidakmampuan untuk membayar kewajibannya atau

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

proyeksi arus kas yang buruk. Kondisi ini dapat menyebabkan kebangkrutan atau likuidasi jika terus berlanjut. Hal ini sejalan dengan gagasan (Wilamsari et al., 2022), bahwa *"Financial distress* terjadi ketika likuidasi total aset perusahaan lebih kecil daripada total klaim kreditur, yang dapat mempengaruhi kinerja bisnis di masa depan." Dengan kata lain, kebangkrutan dapat terjadi ketika kondisi keuangan perusahaan semakin memburuk dan ketika asetnya tidak lagi mencukupi untuk menutupi kewajiban kepada kreditur.

Menurut (M. Hanafi & Halim, 2012), *financial distress* dapat disebabkan oleh tiga model utama. *Neoclassical Model* terjadi karena alokasi sumber daya yang tidak tepat, menyebabkan kesulitan keuangan yang dapat diprediksi dengan laporan laba rugi. *Financial Model* terjadi karena struktur keuangan yang tidak optimal, hal ini dapat mengancam likuiditas dalam jangka pendek meskipun perusahaan masih berpotensi bertahan. *Corporate Governance Model* terjadi ketika aset dan struktur keuangan memadai, tetapi karena pengelolaan yang buruk menyebabkan alokasi aset menjadi tidak efektif. Dalam konteks tekanan impor, penurunan pendapatan akibat menurunnya permintaan terhadap produk lokal dapat memperburuk likuiditas dan mengarah pada *financial distress*, terutama jika perusahaan tekstil dan garmen tidak memiliki sistem tata kelola yang kuat untuk menghadapi krisis persaingan pasar. Hal ini sejalan dengan pandangan (Winarno & Slamin, 2022) yang menyatakan bahwa stabilitas kinerja keuangan sangat penting karena menunjukkan bahwa perusahaan memiliki pendapatan yang bersumber dari aktivitas ekonomi yang sehat. Dengan demikian, ketika stabilitas kinerja tersebut terganggu, hal itu mencerminkan lemahnya kemampuan perusahaan dalam mempertahankan kualitas pendapatannya, yang pada akhirnya meningkatkan risiko kesulitan keuangan dalam jangka panjang.

Menurut (Irham Fahmi, 2012) dalam (Sembiring & Sinaga, 2022), terdapat empat jenis *financial distress*. Tingkat tertinggi termasuk kategori A, yang berisiko menyebabkan kebangkrutan dan membutuhkan intervensi dari pihak eksternal. Tingkat berbahaya kedua termasuk kategori B, yang memerlukan strategi penyelamatan seperti merger atau akuisisi. Tingkat sedang termasuk kategori C, di mana perombakan manajemen dan suntikan dana masih dapat

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

membantu menyelamatkan perusahaan. Tingkat terendah termasuk kategori D, yang bersifat sementara dan dapat diatasi dengan cadangan keuangan yang dimiliki perusahaan. Perusahaan tekstil dan garmen dapat menghadapi *financial distress* yang lebih tinggi akibat tekanan impor, terutama bagi perusahaan yang tidak mampu bersaing dari segi harga dan kualitas. Jika situasi ini tidak ditangani dengan tepat, hal tersebut dapat mempercepat transisi kondisi keuangan perusahaan dari kategori *distress* yang rendah ke tingkat yang lebih berisiko.

2.3. Model *Springate (S-Score)*

Menurut (Marlinda & Yulia, 2020), model *Springate* adalah suatu pemodelan yang dikembangkan oleh Gordon L.V pada tahun 1978 yang ditujukan untuk membantu dalam memprediksi kebangkrutan. (Ananda, 2019) menjelaskan bahwa, model *Springate* memiliki konsep pendekatan yang sama dengan model Altman (1968), yaitu dengan penggunaan *Multiple Discriminant Analysis* (MDA). *Multiple Discriminant Analysis* (MDA) adalah suatu teknik statistik yang digunakan untuk mengklasifikasikan observasi ke dalam beberapa kelompok berdasarkan karakteristik individunya. Pendekatan ini digunakan untuk membuat klasifikasi dan prediksi di mana variabel dependen bersifat kualitatif, seperti kategori "*distress*" atau "non *distress*".

Lebih lanjut, (Ananda, 2019) juga menjelaskan kelebihan metode MDA yang terletak pada kemampuannya dalam mempertimbangkan seluruh rasio yang relevan terhadap kinerja perusahaan sebelum melakukan penyaringan. Awalnya, *Springate* menguji 19 rasio keuangan populer, namun setelah dilakukan pengujian ulang dan seleksi berdasarkan signifikansi statistik, hanya empat rasio utama yang dipertahankan. Sejalan dengan itu, BAPEPAM dalam (Nurcahyanti, 2015) juga menjelaskan kelebihan *Springate (S-Score)* yang dapat dilihat pada kemampuannya dalam menggabungkan berbagai rasio keuangan, menyediakan koefisien yang sesuai, mudah diterapkan, serta menjadikan rasio laba sebelum bunga dan pajak terhadap total aset sebagai indikator terbaik untuk mendeteksi *financial distress*. Kekurangannya adalah nilai rasio yang dihasilkan dapat direkayasa dengan prinsip akuntansi yang tidak tepat atau manipulasi keuangan.

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

Namun, tidak ada penjelasan secara eksplisit terkait daftar 19 rasio awal yang digunakan dalam proses pengujian, baik dalam publikasi maupun pada kajian sekunder yang banyak digunakan hingga saat ini karena sumber utama memang dibatasi dari pihak universitas dimana menjadi tempat Gordon L.V mempublikasikan penelitiannya. Oleh karena itu, penyebutan angka "19 rasio" dalam berbagai literatur lebih bersifat historis dari penelitian pihak ketiga dan lebih terfokus pada metodologi perhitungannya.

2.4. *Ensemble Learning*

Ensemble Classifier menggabungkan beberapa *classifier* untuk meningkatkan akurasi yang dihasilkan model tunggal (Liang et al., 2020). Dua teknik umum yang seringkali digunakan adalah *Bagging* dan *Boosting*. *Bagging* adalah model *ensemble* yang diperkenalkan oleh (Breiman, 1996), dengan membentuk beberapa model dari sampel *bootstrap* dan menggabungkan prediksinya untuk mengurangi varians dan meningkatkan akurasi. Sedangkan *Boosting* menyusun beberapa *weak learner* secara berurutan untuk memperbaiki kesalahan model sebelumnya (Freund & Schapire, 1997). Selain kedua model tersebut, terdapat model lain yang dapat digunakan, yakni *Stacking Ensemble.*

S*tacking Ensemble* diciptakan oleh (Wolpert, 1992) dengan pendekatan dua tingkat untuk meningkatkan akurasi. Ketika beberapa *Base Learners* (Tingkat 1) menghasilkan *output*, maka *output* tersebut dapat digabungkan dengan *Meta Learners* (Tingkat 2) untuk menghasilkan *output* yang lebih optimal. Lebih lanjut, Wolpert juga menjelaskan konsep *base learner* dan *meta learner* melalui istilah *level-0 generalizer* dan *level-1 generalizer*. Wolpert mendefinisikan bahwa *level-0 generalizers* (atau *base learners*) adalah kumpulan model awal yang masing-masing dilatih menggunakan data pelatihan asli untuk menghasilkan prediksi terhadap variabel target. Hasil prediksi dari semua *level-0 generalizer* kemudian menjadi *input baru* bagi model tingkat berikutnya. Model pada tingkat ini disebut *level-1 generalizer* (atau *meta learner*), yang berfungsi untuk menggabungkan, menyesuaikan, dan memperbaiki bias dari model-model *level-0* guna menghasilkan prediksi akhir yang lebih akurat. Dengan kata lain, *base learner* bertugas mengekstraksi berbagai pola dari data dengan pendekatan yang

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

berbeda-beda, sedangkan *meta learner* belajar dari hasil prediksi *base learner* untuk meminimalkan kesalahan generalisasi keseluruhan

Berdasarkan penjelasan tersebut, dapat disimpulkan bahwa *Stacking* memiliki potensi kemampuan generalisasi yang lebih optimal dari model tunggal. Bahkan, penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa *Stacking*, termasuk pendekatan prediksi kebangkrutan yang lebih baik daripada *Bagging* dan *Boosting* (Liang et al., 2020). Namun, hanya sedikit penelitian yang menggunakan *Springate (S-Score)* dan *Stacking Ensemble* untuk memprediksi keadaan *financial distress*. Jadi, penelitian ini akan menguji lebih lanjut hasil *Springate (S-Score)* dengan *Stacking Ensemble* agar dapat lebih efektif dan akurat untuk mendeteksi keadaan *financial distress*.

2.5. Penelitian Terdahulu

Tabel 2.5.1. Penelitian Terdahulu

Peneliti	Judul	Hasil	Perbedaan
(Armenda & Hertina, 2023)	Analisis *Financial Distress* Dampak Pandemi COVID-19 Berdasarkan Model *Grover, Springate* dan *Zmijewski* pada Perusahaan Tekstil dan Garmen	Penelitian ini membandingkan prediksi kebangkrutan dengan model *Grover, Springate,* dan *Zmijewski* pada 18 perusahaan tekstil dan garmen. Uji *Kruskal-Wallis* menunjukkan tidak ada perbedaan signifikan antar model. *Grover* memiliki akurasi tertinggi (72,22%), sedangkan *Springate* terendah (16,67%).	Penelitian sebelumnya membandingkan akurasi model *Grover, Springate*, dan *Zmijewski*, dengan *Grover* sebagai yang paling akurat. Penelitian ini, sebaliknya, membandingkan *Springate* dengan model pengujian *Stacking Ensemble Learning*, menggunakan uji *McNemar* dan pendekatan *Signalling Theory*, fokusnya pada peningkatan akurasi prediksi *financial distress*.
(Putri & Hari Suparwito , 2023)	Uji Algoritma *Stacking Ensemble Classifier* pada Kemampuan Adaptasi Mahasiswa Baru dalam Pembelajaran Online	Penelitian ini menggunakan *Stacking Ensemble* untuk mengklasifikasikan adaptasi mahasiswa baru dalam pembelajaran *online*. Meskipun f-1 *score*-nya (88,86%) tidak melampaui *Random Forest* atau SVM, model menunjukkan performa yang stabil dan andal dengan hasil konsisten pada validasi dan uji data acak kecil.	Penelitian sebelumnya mengklasifikasikan adaptasi mahasiswa terhadap pembelajaran *online* menggunakan *Stacking Ensemble*, sedangkan penelitian ini memprediksi *financial distress* pada perusahaan tekstil dan garmen akibat tekanan impor, dengan membandingkan hasil sebelum dan setelah pengujian model *Springate* dan *Stacking* untuk meningkatkan akurasi prediksi.
(Hadi et	*Financial Distress*	Penelitian ini menguji dampak	Penelitian sebelumnya menambahkan

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

Peneliti	Judul	Hasil	Perbedaan
al., 2022)	*Prediction with Stacking Ensemble Learning*	pemisahan variabel *Altman* serta penambahan *Beneish (M-Score)* dalam *Stacking Ensemble* untuk prediksi *financial distress*. Hipotesisnya menilai (*M-Score)* sebagai indikator jangka panjang karena manipulasi keuangan dapat bersifat halus dan berkelanjutan.	*Beneish (M-Score)* dalam *Stacking Ensemble*, sementara penelitian ini menguji hasil *Springate (S-Score)* dengan *Stacking Ensemble Learning* untuk meningkatkan akurasi prediksi *financial distress*.
(Graczyk et al., 2010)	*Comparison of Bagging, Boosting and Stacking Ensembles Applied to Real Estate Appraisal*	Penelitian ini menguji enam model *machine learning* dengan tiga model *meta learning* di WEKA, menunjukkan bahwa *Stacking* memiliki kesalahan prediksi rendah, *Bagging* stabil namun kurang akurat, dan *Additive Regression* konsisten, dengan *Ensemble* MLP dan RBF mengurangi kesalahan secara signifikan.	Penelitian sebelumnya menguji enam model dengan tiga model *meta-learning*, sementara penelitian ini fokusnya untuk pengujian *Springate (S-Score)* dengan *Stacking Ensemble Learning* sebagai upaya meningkatkan prediksi *financial distress* dengan melakukan uji beda *McNemar* untuk mengetahui perbedaan hasil sebelum dan sesudah pengujian.
(Pisula, 2020)	*An Ensemble Classifier-Based Scoring Model for Predicting Bankruptcy of Polish Companies in the* Podkarpackie Voivodeship	Model *scoring* dengan klasifikasi *Ensemble* efektif dalam memprediksi risiko kebangkrutan bisnis di Podkarpackie, Polandia. Penelitian ini menghasilkan bahwa usaha kecil lebih rentan dibandingkan usaha menengah atau besar, sementara sektor usaha dan karakteristiknya juga mempengaruhi tingkat risiko kebangkrutan.	Penelitian sebelumnya menganalisis risiko kebangkrutan usaha kecil di Podkarpackie, Polandia, dengan model *Ensemble*, sedangkan penelitian ini memprediksi *financial distress* perusahaan tekstil dan garmen di Indonesia menggunakan pengujian *Springate (S-Score)* dengan *Stacking Ensemble Learning*.
(Liang et al., 2020)	*Combining Corporate Governance Indicators with Stacking Ensembles for Financial Distress Prediction*	Penelitian ini menggunakan *Stacking Ensemble* untuk memprediksi kebangkrutan dengan 40 rasio keuangan dan 21 indikator tata kelola di AS. Hasil eksperimen kedua, menggunakan 6 FR dan 6 CGI terpilih, menunjukkan kinerja lebih baik, terutama saat biaya salah klasifikasi tinggi.	Penelitian sebelumnya menggunakan 40 rasio keuangan dan 21 indikator tata kelola, sedangkan penelitian ini fokus pada *Springate (S-Score)* dan *Stacking Ensemble* untuk perusahaan tekstil dan garmen.
(Choirunnisak et al., 2024)	Analisis Metode Prediksi *Financial Distress* pada Perusahaan Transportasi yang Terdaftar di BEI	Penelitian ini menganalisis prediksi *financial distress* pada perusahaan transportasi menggunakan lima model: *Altman (Z-Score), Grover, Zmijewski, Springate,* dan *Fulmer (Z-Score)*. Hasilnya menunjukkan bahwa	Penelitian sebelumnya fokus pada perusahaan transportasi dengan lima model prediksi, sementara penelitian ini menguji hasil *Springate (S-Score)* dengan *Stacking Ensemble Learning* untuk perusahaan tekstil dan garmen.

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

Peneliti	Judul	Hasil	Perbedaan
	Tahun 2020-2021	*Zmijewski* memiliki akurasi tertinggi (79%), sementara *Springate* memiliki akurasi terendah (32%)	

(Sumber : Data Diolah Peneliti., 2025)

2.6. Hipotesis

Model *Springate* digunakan untuk memprediksi kondisi *financial distress* melalui analisis beberapa rasio keuangan, di mana skor yang rendah mencerminkan meningkatnya risiko kesulitan keuangan perusahaan. Berdasarkan *Pecking Order Theory*, perusahaan cenderung mengutamakan pendanaan internal sebelum mencari sumber eksternal seperti utang atau penerbitan saham baru. Ketika perusahaan tidak mampu menghasilkan dana internal yang memadai untuk membiayai operasionalnya, ketergantungan terhadap pendanaan eksternal dapat meningkat dan memperbesar potensi tekanan keuangan. Beberapa model umum digunakan untuk mendeteksi kondisi ini, seperti *Springate (S-Score), Grover (G-Score)* dan *Zmijewski Score*, yang menunjukkan tingkat akurasi berbeda pada beberapa penelitian terdahulu. Penelitian (Armenda & Hertina, 2023) menunjukkan bahwa model *Grover* memiliki akurasi tertinggi sebesar 72,22%, sementara *Springate* terendah dengan akurasi 16,67%. Maka dari itu, *Springate* dipilih untuk ditingkatkan akurasinya dengan pendekatan *Stacking*. Penelitian (Hadi et al., 2022) juga menunjukkan bahwa pengujian *Stacking* terhadap kombinasi 5 rasio *Altman* dengan *Beneish (M-Score)* dapat meningkatkan akurasi dan memiliki perbedaan signifikan, artinya model memiliki peningkatan akurasi yang kuat secara statistik. Oleh karena itu, penelitian ini juga melakukan uji beda, dan yang digunakan adalah Uji *McNemar* untuk menilai performa model prediksi.

Tabel 2.6.1. Hipotesis Uji Beda *MCNemar*

$H_0 : \mu d = 0$	Jika p-*value* < 0,05, maka H_0 ditolak, yang berarti terdapat perbedaan signifikan antara hasil prediksi atau akurasi dari sebelum dan setelah pengujian.
$H_1 : \mu d \neq 0$	Jika p-value ≥ 0,05, maka H_0 diterima, yang berarti tidak terdapat perbedaan signifikan antara hasil prediksi atau akurasi dari sebelum dan setelah pengujian

(Sumber : Data Diolah Peneliti., 2025)

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

2.7. Tingkat Akurasi

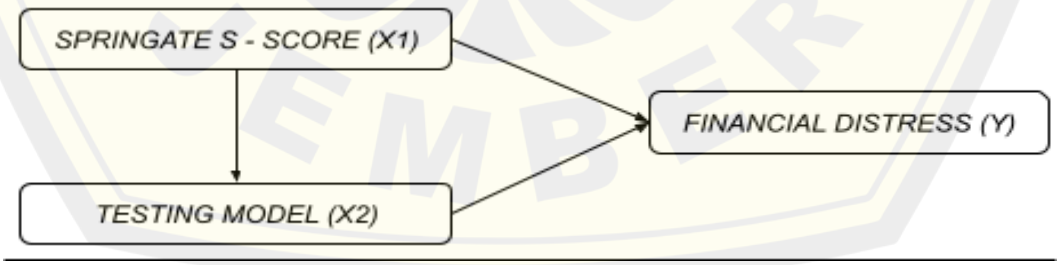
Setiap model prediksi dapat memiliki kemungkinan untuk menghasilkan kesalahan dan setiap model terdapat perbedaan hasil tingkat akurasinya. Model prediksi yang paling tepat dapat dilihat dari tingkat akurasinya yang tertinggi dari pembandingnya. Menurut (Setiawati, 2017), rumus untuk mengukur akurasi adalah:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi Benar}}{\text{Jumlah Sampel}}$$

Kemudian, kriteria yang digunakan untuk menilai validitas hasil prediksi didasari pada hasil prediksi tabel pemantauan khusus BEI, tabel ini akan mengidentifikasi perusahaan yang mengalami masalah atau *distress* berdasarkan kriteria yang telah ditentukan BEI (Choirunnisak et al., 2024).

2.8. Kerangka Konseptual

Penggunaan *Springate (S-Score)* (X1) dan *Testing Model* (X2) yang berbasis *Stacking Ensemble Learning*, dapat dijelaskan pada kerangka konseptual di bawah ini. Kerangka tersebut menggambarkan penggunaan 2 model prediksi krisis keuangan yang akan diterapkan pada perusahaan tekstil dan garmen sebagai respons adanya dampak dari tekanan impor, dan tekanan lainnya. Tujuannya untuk meningkatkan akurasi prediksi *Financial Distress* (Y) dan membandingkan kinerja atau akurasi *Testing Model* dan *Springate (S-Score)*. Oleh karena itu *Springate (S-Score)* dijadikan sebagai fitur tambahan ke model pengujian.



Gambar 2.8.1. Kerangka Konseptual

(Sumber : Gambar Diolah Peneliti., 2025)

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

BAB III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Populasi dan Sampel/Subjek Penelitian

Unit analisis penelitian ini adalah perusahaan tekstil dan garmen. Populasi mencakup seluruh perusahaan sub sektor tekstil dan garmen di BEI, dengan pemilihan sampel dengan teknik *purposive sampling* berdasarkan kriteria tertentu sebagai berikut:

Tabel 3.1.1. Kriteria *Purposive Sampling*

1	Perusahaan memiliki laporan tahunan auditan yang dipublikasikan di BEI dan lengkap pada periode 2019-2023.
2	Perusahaan memiliki periode pelaporan keuangan yang sama (berakhir pada 31 Desember) setiap tahunnya selama periode penelitian.

(Sumber : Data Diolah Peneliti., 2025)

Penelitian ini menggunakan 19 perusahaan tekstil dan garmen sebagai sampel, dengan total 95 laporan tahunan auditan (19 perusahaan × 5 tahun). Tahun 2019 digunakan sebagai titik acuan awal dalam penelitian ini karena mencerminkan total nilai transaksi impor tekstil dan garmen dari Tiongkok ke Indonesia yang tertinggi sebelum terjadi penurunan signifikan di tahun 2020. Selain itu, tahun tersebut juga bertepatan dengan rata-rata penjualan tertinggi dalam rentang observasi 2019–2023 pada perusahaan-perusahaan sampel, sehingga relevan untuk digunakan sebagai *baseline* perbandingan dalam menilai perubahan performa industri domestik yang kemungkinan dipengaruhi oleh dinamika arus impor. Sebagai kelanjutan dari kondisi tersebut, pada tahun 2020 terjadi penurunan tajam total nilai transaksi impor daripada tahun sebelumnya, tetapi penurunan penjualan tetap terjadi. Penurunan ini diyakini bukan disebabkan oleh faktor struktural dalam industri, melainkan lebih karena gangguan sementara pada sistem perdagangan global. Gangguan ini menandai fase transisi yang kemudian diikuti oleh tren peningkatan arus impor secara signifikan pada tahun 2021 dan mencapai puncaknya di tahun 2022. Sejalan dengan itu, performa penjualan domestik mulai menunjukkan penurunan secara bertahap. Untuk memberikan gambaran yang lebih lengkap mengenai keberlanjutan dampak tersebut, tahun 2023 ditambahkan dalam ruang lingkup penelitian. Tahun ini

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

digunakan untuk mengevaluasi apakah penurunan penjualan tetap terjadi meskipun arus impor mulai mengalami koreksi. Sampel yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada (lampiran 3.1.1).

3.2. Prosedur Penelitian

Prosedur penelitian ini mengikuti alur kerja *Big Data Analytics* yang mencakup tahap *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modeling*, *evaluation*, dan *deployment* (Sharda et al., 2020). Prosedur ini dibagi dua bagian: (1) memahami karakteristik bisnis dan mengumpulkan laporan keuangan, lalu menghitung rasio keuangan (X1–X4) untuk memperoleh nilai *Springate (S-Score)*; (2) menyiapkan hasil perhitungan tersebut sebagai input untuk tahap *data preparation* selanjutnya. Pada tahap *modeling*, data diproses menggunakan pendekatan *Stacking Ensemble Learning* yang diawali dengan *cross-validation* dan pemodelan dasar menggunakan model *Naive Bayes, Decision Tree,* dan KNN. *Output* dari ketiga model tersebut kemudian digabungkan dengan model *meta learner* yakni, *Logistic Regression*. Pada tahap *evaluation,* hasil akhir model *Springate* yang diuji pada model *Stacking* akan dibandingkan dengan model *Springate* tunggal menggunakan uji beda *McNemar* untuk menguji signifikansi perbedaan prediksi *financial distress* setiap model. Terakhir, pada tahap *deployment*, hasil dari penelitian ini diinterpretasikan dan ditujukan sebagai bahan rekomendasi bagi perusahaan tekstil terkait penggunaan alat deteksi risiko *distress* yang lebih akurat dari model tunggal. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada diagram alir yang ada pada (lampiran 3.2.1) dan (lampiran 3.2.2).

3.3. Definisi Operasional *(Financial Distress)*

Tabel 3.3.1. Definisi Operasional *(Financial Distress)*

Jenis Ukuran	Ukuran	Definisi Operasional
Likuiditas	$\frac{Modal\ Kerja}{Total\ Aset}$	Rasio modal kerja terhadap total aset merupakan ukuran berdasarkan proporsi aset perusahaan yang tersedia dengan selisih antara aset lancar dan kewajiban jangka pendek (modal kerja). Rasio ini digunakan untuk mengevaluasi proporsi bagian dari total aset perusahaan yang terdiri atas modal kerja, sehingga pada saat hasilnya semakin tinggi, maka fleksibilitas keuangan juga semakin tinggi untuk perusahaan dalam jangka

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

Jenis Ukuran	Ukuran	Definisi Operasional
		pendek mendanai aktivitasnya tanpa harus menjual aset tetap atau mencari sumber pembiayaan tambahan (Subramanyam, 2014).
Solvabilitas Jangka Pendek	$\frac{Laba\ Sebelum\ Pajak}{Liabilitas\ Lancar}$	Rasio laba sebelum pajak terhadap liabilitas lancar adalah ukuran yang menunjukkan kemampuan perusahaan dalam menghasilkan laba dari aktivitas operasional normal untuk menutupi kewajiban jangka pendeknya. Rasio ini tidak termasuk dalam kategori likuiditas karena tidak ada aset lancar yang dijadikan sebagai pembilang, namun rasio ini tetap memberikan gambaran mengenai efisiensi dan kemampuan perusahaan dalam memenuhi kewajiban jangka pendek dari kinerja operasionalnya (Subramanyam, 2014).
Profitabilitas	$\frac{Laba\ Sebelum\ Bunga\ dan\ Pajak}{Total\ Aset}$	Rasio laba sebelum bunga dan pajak terhadap total aset merupakan indikator efisiensi yang digunakan untuk mengukur sejauh mana perusahaan dapat menghasilkan keuntungan operasional dari keseluruhan aset yang dimilikinya, tanpa mempertimbangkan adanya perubahan pada struktur pendanaan seperti bunga dan pajak (Subramanyam, 2014).
Aktivitas	$\frac{Penjualan}{Total\ Aset}$	Rasio penjualan terhadap total aset atau *asset turnover ratio*, adalah indikator efisiensi yang mengukur sejauh mana perusahaan mampu menghasilkan pendapatan dari total aset yang dimilikinya. Buku *Financial Statement Analysis (11th Ed)* menyebutkan bahwa penjualan merupakan indikator paling relevan dalam mengevaluasi utilisasi aset karena erat kaitannya dengan laba, dan bahwa tingkat perputaran aset yang tinggi umumnya lebih diinginkan karena dapat mencerminkan efisiensi dalam penggunaan aset untuk kegiatan operasional perusahaan (Subramanyam, 2014).

(Sumber : Data Diolah Peneliti., 2025)

3.4. Pengumpulan Data Penelitian

Data penelitian ini bersumber dari laporan tahunan auditan perusahaan tekstil dan garmen yang dipublikasikan di BEI atau situs resmi perusahaan, serta didukung oleh data tekanan impor dari berita industri dan media ekonomi.

3.5. Metode Analisis

Metode analisis dalam penelitian ini menggunakan pendekatan *Stacking Ensemble Learning* yang terdiri atas tiga model *base learner*, yaitu *Naive Bayes, Decision Tree, dan K-Nearest Neighbor* (KNN), serta satu *meta-learner* yaitu *Logistic Regression*. Pemilihan ketiga model dasar tersebut didasarkan pada karakteristiknya yang saling melengkapi serta relevan untuk jenis data yang

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

memiliki jumlah observasi terbatas dan memiliki hubungan antar variabel yang tidak linear. Kombinasi ini diharapkan mampu meningkatkan kemampuan generalisasi model. Pendekatan serupa juga diterapkan oleh (Satoła & Satoła, 2024), yang menggunakan lima *base learner*, yakni SVM, *Logistic Regression*, *Gaussian Naive Bayes*, KNN, dan *Decision Tree* untuk meningkatkan akurasi prediksi dalam penelitian deteksi mastitis subklinis. Penelitian ini menunjukkan bahwa keberagaman pendekatan algoritmik mampu menangkap pola data yang lebih kompleks.

Lebih lanjut, alasan pemilihan model dasar dalam penelitian ini juga mengacu pada penelitian (Putra & Utami, 2024). Penelitian tersebut secara eksplisit menyatakan bahwa KNN dipilih karena efektif untuk klasifikasi biner dan mampu memberikan prediksi akurat pada data yang kompleks. *Decision Tree* dipilih karena kemampuannya dalam mengidentifikasi pola tidak terduga serta kemampuannya menangani data numerik dengan baik. Sementara itu, *Naive Bayes* dipilih karena kesederhanaannya, waktu pelatihan yang cepat, dan performa yang tetap baik meskipun menggunakan asumsi independensi antar fitur. Oleh karena itu, ketiga *base learner* dalam penelitian ini dipilih karena mewakili keunggulan yang berbeda namun saling melengkapi dalam menangani variasi karakteristik data. Adapun sebagai *meta-learner*, *Logistic Regression* digunakan karena mampu menggabungkan output dari *base learner* secara linear dan probabilistik. Pilihan ini sejalan dengan penelitian (Putri & Hari Suparwito, 2023) yang juga menerapkan *Logistic Regression* sebagai *meta-model* dalam sistem *Stacking* untuk klasifikasi adaptasi mahasiswa. Untuk lebih jelasnya mengenai masing-masing model dapat dilihat pada (lampiran 3.5.1).

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

BAB IV. PEMBAHASAN

4.1. Gambaran Umum

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis efektivitas kombinasi model *Springate (S-Score)* dan *Stacking Ensemble Learning* dalam mendeteksi potensi *financial distress* pada industri tekstil dan garmen periode 2019-2023. Industri ini diketahui mengalami beberapa tekanan akibat penurunan permintaan global, kenaikan biaya produksi, serta persaingan harga dengan produk impor. Oleh karena itu, pendekatan analitis berbasis *machine learning* diharapkan dapat memberikan kemampuan deteksi dini (*early warning system*) terhadap potensi kesulitan keuangan. Model *Springate* digunakan sebagai model dasar karena kesederhanaannya dalam memanfaatkan empat rasio keuangan utama. Namun, sebagaimana ditemukan oleh (Armenda & Hertina, 2023), model ini memiliki tingkat akurasi yang rendah pada sektor tekstil (hanya 16,67%), sehingga perlu dikombinasikan dengan pendekatan yang lebih adaptif seperti *Stacking Ensemble Learning* untuk meningkatkan performa prediksi.

Tabel 4.1.1. Statistik Deskriptif

Variabel	*Mean*	*Median*	*Standard Deviation*
WC/TA	-0,117	0,211	1,104
EBIT/TA	-0,008	0,012	0,125
EBT/CL	0,074	0,026	0,973
S/TA	0,747	0,741	0,428

(Sumber : Data Diolah Peneliti., 2025)

Jika dilihat berdasarkan analisis deskriptif terhadap empat rasio pembentuk model *Springate*, kinerja industri tekstil dan garmen menunjukkan pola yang belum stabil, sebagaimana terlihat dari nilai *median* yang rendah dan variabilitas data yang tinggi. Untuk memberikan penilaian yang lebih objektif terhadap kondisi agregat industri, penelitian ini menggunakan kombinasi *mean, median,* standar deviasi, dan *Interquartile Range* (IQR). *Mean* digunakan untuk menggambarkan posisi rata-rata industri, *median* menunjukkan nilai tipikal yang

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

tidak terpengaruh *outlier*, standar deviasi mengukur tingkat variasi, sedangkan IQR dijadikan dasar penyusunan batas *rule of thumb* (Q1-Q3).

Penggunaan IQR sebagai dasar evaluasi *rule of thumb* dipilih karena IQR memiliki keunggulan metodologis sebagai ukuran penyebaran yang *robust* terhadap *outlier* (Tukey, 1977), terutama dalam konteks data industri tekstil yang tidak berdistribusi normal dan memiliki variasi ekstrem. IQR berfokus pada 50% nilai tengah sehingga memberikan batas normal empiris (Q1–Q3) yang lebih representatif dibandingkan standar deviasi. Dengan menghubungkan mean dan median dengan IQR, penelitian dapat menilai (kategori buruk, normal, atau baik) atau posisi agregat industri secara objektif dan bebas distorsi, sementara standar deviasi tetap memberikan informasi mengenai tingkat variasi keseluruhan. Pendekatan ini menjadi penting karena memberikan gambaran awal yang lebih holistik terhadap kondisi finansial industri.

Tabel 4.1.2. *Rule Of Thumb Based IQR*

Rasio	Q1	Q3	IQR	Buruk	Normal	Baik
WC/TA *(Liquidity)*	0.022	0.304	0.282	< 0.022	0.022 - 0.304	> 0.304
EBIT/TA *(Profitability)*	-0.0335	0.0605	0.094	< -0.0335	-0.0335 - 0.0605	> 0.0605
EBT/CL *(Solvency)*	-0.079	0.1635	0.2425	< -0.079	-0.079 - 0.1635	> 0.1635
S/TA *(Activity)*	0.4745	1.0335	0.559	< 0.4745	0.4745 - 1.0335	> 1.0335

(Sumber : Data Diolah Peneliti., 2025)

Transisi dari gambaran umum menuju rasio pertama menunjukkan bahwa terdapat ketidakstabilan yang paling jelas terlihat pada rasio likuiditas (WC/TA). Nilai *mean* -0,117 dan *median* 0,211 menunjukkan kontradiksi yang mencolok: *median* masih berada dalam kategori normal menurut IQR (0.022-0.304), tetapi *mean* jatuh di bawah Q1 sehingga mencerminkan kondisi rata-rata industri yang tergolong buruk. Perbedaan signifikan antara *mean* dan *median* ini mengindikasikan adanya *outlier* negatif dari perusahaan yang memiliki modal kerja sangat rendah dan menarik *mean* ke arah negatif. Selain itu, standar deviasi yang sangat besar (1.104) memperkuat bukti ketidakstabilan likuiditas di sektor ini. Oleh karena itu, meskipun sebagian perusahaan memiliki posisi modal kerja

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

yang moderat, secara agregat industri masih menghadapi tekanan likuiditas yang cukup serius.

Melanjutkan ke rasio kinerja operasional, kondisi profitabilitas (EBIT/TA) memberikan gambaran yang berbeda namun tetap menunjukkan kelemahan struktural dari industri ini. *Mean* -0,008 dan *median* 0,012 keduanya berada dalam rentang IQR (-0.0335-0.0605), sehingga industri dapat dikategorikan berada pada kondisi normal rendah. Namun, nilai *median* yang sangat dekat dengan nol mengindikasikan bahwa mayoritas perusahaan hanya mampu menghasilkan laba operasional yang tipis. Ditambah dengan standar deviasi yang relatif rendah (0.125), terlihat bahwa profitabilitas rendah merupakan fenomena yang merata, bukan kasus individual. Oleh karena itu, meskipun tidak seberat masalah likuiditas, profitabilitas yang stagnan ini tetap melemahkan ketahanan finansial industri terhadap potensi *distress*.

Profitabilitas yang melemahkan ketahanan industri terhadap potensi *distress* juga dapat dilihat dari hubungan antara profitabilitas dan kemampuan memenuhi kewajiban yang tercermin pada rasio solvabilitas (EBT/CL). Kondisi rasio tersebut menunjukkan adanya kondisi campuran karena nilai *mean* 0.074 dan *median* 0.026 sama-sama berada dalam rentang IQR (-0.079-0.1635), sehingga secara umum industri termasuk kategori normal. Namun, standar deviasi yang sangat tinggi (0.973) menunjukkan adanya disparitas ekstrem antarperusahaan dalam menghasilkan laba untuk menutup kewajiban lancar. Besarnya IQR (0.2425) juga mengindikasikan adanya kelompok perusahaan dengan kondisi solvabilitas sangat kuat dan kelompok lain yang sangat lemah. Oleh karena itu, meskipun nilai rata-rata tampak cukup baik, tingginya variasi tersebut menunjukkan bahwa beberapa perusahaan tetap berada dalam risiko *financial distress* yang signifikan.

Terakhir, jika dilihat pada rasio aktivitas (S/TA), rasio tersebut merupakan rasio yang paling stabil di antara seluruh rasio yang dianalisis. *Mean* 0.747 dan *median* 0.741 sama-sama berada dalam kategori normal menurut IQR (0.4745-1.0335), sementara standar deviasi 0.428 menunjukkan variasi yang moderat. Kedekatan antara *mean* dan *median* memperlihatkan distribusi yang

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

relatif simetris dan minim pengaruh *outlier*. Meskipun demikian, aktivitas aset yang terlihat cukup baik dan stabil dari rasio ini belum cukup kuat untuk mengkompensasi kelemahan struktural pada likuiditas dan profitabilitas serta untuk mengurangi kerentanan industri terhadap *distress*. Secara keseluruhan, hasil statistik deskriptif menunjukkan bahwa keempat rasio keuangan yang membentuk model *Springate* menggambarkan struktur keuangan industri yang tidak seimbang. Oleh karena itu, perlu ditinjau bagaimana model MDA seperti *Springate* mengidentifikasi *distress* atau tidak *distress* nya suatu perusahaan, dan apakah terdapat kekurangan dari model tersebut.

4.2. Analisis Data Original *Springate*

Hasil prediksi awal model *Springate* menunjukkan sebagian besar perusahaan memiliki skor di bawah ambang batas 0,862, dengan 60 dari 95 observasi terklasifikasi sebagai *distress*. Kondisi ini mencerminkan tekanan yang dihadapi industri tekstil dan garmen, sebagai akibat dari ketidakseimbangan antara kemampuan menghasilkan pendapatan, efisiensi penggunaan aset, serta pemenuhan kewajiban jangka pendeknya. Pembahasan deskriptif data mengindikasikan bahwa kondisi keuangan Industri Tekstil dan Garmen menunjukkan volatilitas dan non-linearitas yang tinggi, terlihat dari besarnya nilai standar deviasi pada rasio-rasio kunci seperti EBIT/TA, yang mencerminkan keragaman ekstrem dan pola data yang tidak konsisten antar perusahaan. Oleh karena itu, kombinasi antara rasio ini menjadi sangat penting untuk ditinjau karena jika terdapat salah satu atau lebih rasio yang memiliki nilai ekstrem, maka dapat mempengaruhi keseluruhan nilai *S-Score* perusahaan (terutama yang pembobotan tinggi). Misalnya, meskipun sebuah perusahaan memiliki nilai S/TA dan EBIT/CL yang tinggi (menandakan penjualan efisien terhadap aset dan kemampuan laba dalam memenuhi kewajiban), tetapi jika WC/TA dan EBIT/TA bernilai negatif jauh di bawah interval normal, maka nilai *S-Score*-nya tetap akan rendah dan diklasifikasikan sebagai *distress*. Sebaliknya, jika perusahaan memiliki rasio profitabilitas dan likuiditas yang baik, maka dapat mengimbangi rasio aktivitas yang lemah, sehingga tetap tergolong *non-distress* meskipun kinerjanya tidak sempurna. Pola data yang bergejolak ini membuktikan bahwa koefisien tetap

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

(*fixed coefficients*) pada model tradisional seperti *Springate* memiliki keterbatasan fundamental untuk menangkap anomali tersebut. Akibatnya, ambang batas 0,862 menjadi terlalu sensitif, sehingga akan berpotensi menghasilkan banyak prediksi *False Positive*.

Hal tersebut dapat dilihat pada pembobotan Gordon L.V (S-*Score* = 1,03 X1 + 3,07 X2 + 0,66 X3 + 0,4 X4) yang menitikberatkan bobotnya untuk memprediksi *financial distress* pada kedua pengukuran (WC/TA dan EBIT/TA), sehingga tidak berimbang. Penyebabnya karena hasil pengujian pada 19 rasio keuangan oleh Gordon L.V, menunjukkan bahwa kedua rasio tersebut memiliki relevansi lebih tinggi secara statistik dalam membedakan perusahaan yang *distress* dan non-*distress* (Ananda, 2019). Kedua rasio tersebut, yakni WC/TA dan EBIT/TA dapat mencerminkan kekuatan fundamental perusahaan dalam mengendalikan masalah likuiditas yang kemungkinan merupakan konsekuensi dari profitabilitas yang buruk ataupun sebaliknya. Adanya peninjauan likuiditas perusahaan dapat memberikan *borderline* yang diperlukan untuk menilai kemampuan perusahaan dalam memenuhi kewajiban operasionalnya.

Sebagai contoh konkret, PT Sri Rejeki Isman Tbk (SRIL) pada tahun 2021 memiliki nilai WC/TA sebesar -0,796, jauh di bawah rata-rata industri -0,117 (lampiran 4.2.1), yang menunjukkan kondisi likuiditas yang sangat buruk. Lebih lanjut, SRIL memiliki rasio S/TA yang cukup baik untuk jangka pendek karena berada di bawah rata-rata industri tetapi tetap pada rentang positif (0,687) (lampiran 4.2.1), namun nilai negatif pada WC/TA tetap menandakan ketergantungan yang tinggi terhadap utang jangka pendek dalam menjalankan operasional. Dalam situasi seperti ini, perusahaan mungkin tetap mencatat penjualan tinggi, tetapi sebagian besar hasil penjualan digunakan untuk menutup kewajiban lancar, bukan untuk ekspansi atau peningkatan laba. Akibatnya, laba bersih sebelum pajak (EBT/CL = -0,750) dan laba operasional (EBIT/TA = -0,862) juga mengalami tekanan (lampiran 4.2.1). Kombinasi rasio yang timpang ini menyebabkan skor *Springate* SRIL berada di bawah ambang batas sehingga dikategorikan sebagai perusahaan *financial distress*. Kasus ini menunjukkan bahwa satu rasio yang baik belum tentu mencerminkan kesehatan keuangan secara

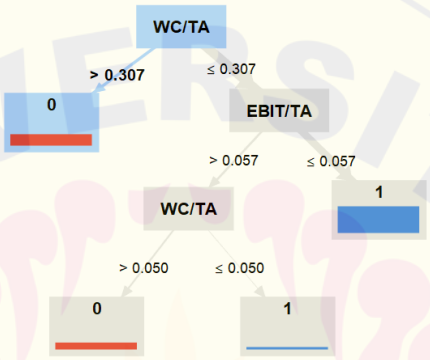
DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

keseluruhan, sehingga dibutuhkan pendekatan agregatif seperti model *Springate* dan *Stacking Ensemble Learning* yang menilai hubungan antar rasio secara komprehensif. Ketidakseimbangan rasio juga menjadi sinyal bagi manajemen untuk meninjau kembali struktur modal dan strategi efisiensi operasional agar terhindar dari kondisi keuangan yang lebih buruk.

4.3. Analisis Data *Springate* dengan *Stacking*

4.3.1. *Base Learner Decision Tree*



Gambar 4.3.1.1. Hasil Model *Decision Tree*

(Sumber : Gambar Diolah Peneliti., 2025)

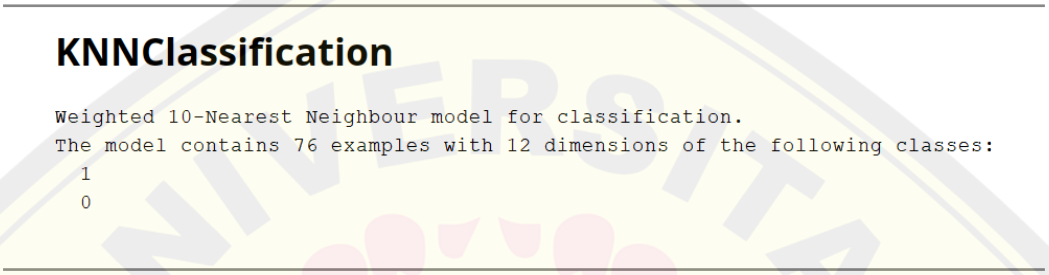
Pendekatan analisis agregatif dengan *Stacking* memungkinkan setiap model untuk mengoptimalkan pembelajaran dari data yang berfluktuatif dengan lebih baik, dibandingkan hanya dengan menggunakan model tunggal saja. Salah satunya, penerapan *Decision Tree* dalam *Stacking* yang dapat membantu memberikan alur keputusan yang jelas tentang bagaimana kombinasi rasio *Springate* menentukan klasifikasi perusahaan. Berdasarkan gambar pohon keputusan, node utama adalah WC/TA: jika nilainya > 0,307 maka perusahaan dikategorikan *non-distress* (likuiditas kuat), sedangkan jika ≤ 0,307, peninjauan dilanjutkan ke EBIT/TA. EBIT/TA memiliki dua node lagi, nilai EBIT/TA ≤ 0,057 yang menunjukkan *distress* karena laba operasional lebih rendah terhadap asetnya, dan EBIT/TA > 0,057 yang perlu ditinjau kembali melalui ambang batas kedua WC/TA. WC/TA > 0,050 mengarah ke non-*distress* (0) sementara WC/TA ≤ 0,050 mengarah ke *distress* (1). Secara ringkas, model ini menegaskan tiga kondisi:

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

likuiditas kuat → aman, likuiditas lemah + profitabilitas rendah → *distress*, serta kondisi *borderline* yang perlu diwaspadai karena sedikitnya modal kerja dan laba operasional yang kemungkinan hanya cukup untuk jangka pendek. Struktur ini menjadikan *decision tree* tidak hanya sebagai klasifikator, melainkan sebagai alat diagnostik sumber utama risiko, apakah berasal dari kelemahan likuiditas atau penurunan profitabilitas.

4.3.2. *Base Learner* KNN



Gambar 4.3.2.1. Hasil Model KNN

(Sumber : Gambar Diolah Peneliti., 2025)

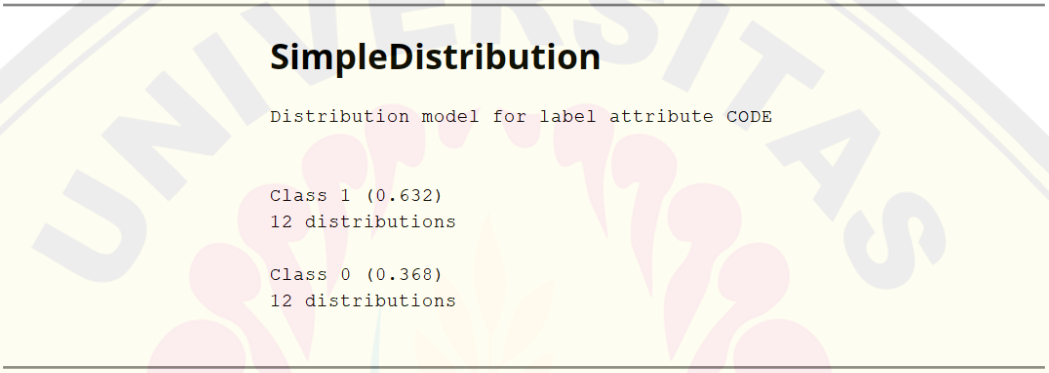
Penggunaan *K-Nearest Neighbor* (KNN) pada penelitian ini juga berperan sebagai model berbasis kedekatan yang melabeli observasi baru menurut mayoritas tetangga terdekatnya (antara data *training* dengan data *testing*), pada kasus ini KNN menggunakan *weighted* 10-NN dengan K = 10, yang berarti setiap prediksi dibentuk dari 10 tetangga terdekat dan kontribusi tiap tetangga diberi bobot menurut jaraknya; semakin dekat tetangga, semakin besar pengaruhnya. Dalam konteks penelitian ini, *K-Nearest Neighbor* (KNN) bekerja dengan cara membandingkan rasio keuangan suatu perusahaan pada tahun tertentu dengan pola historis perusahaan-perusahaan lain yang memiliki karakteristik paling mirip dalam ruang 12 fitur yang digunakan. Misalnya, ketika model diminta memprediksi apakah perusahaan *ADMG tahun 2023* berpotensi mengalami *financial distress*, KNN akan menghitung jarak antara profil ADMG 2023 dengan seluruh 76 data latih, kemudian memilih 10 perusahaan terdekat berdasarkan kemiripan nilai rasio (misalnya WC/TA, EBIT/TA, EBT/CL, S/TA, dan rasio lain). Jika dari 10 tetangga tersebut, misalnya 7 perusahaan dalam kondisi distress dan 3 non-distress, maka KNN memberikan probabilitas *distress* yang lebih

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

tinggi. Karena model ini menggunakan *weighted* KNN, perusahaan yang jaraknya paling dekat dengan ADMG 2023 akan memiliki bobot keputusan yang lebih besar daripada tetangga yang jaraknya lebih jauh. Kelebihan pendekatan ini di skema *Stacking* adalah kemampuannya memberikan estimasi lokal (probabilitas/konfidensi) berdasarkan pola perusahaan yang "serupa" secara historis. Kemampuan tersebut sangat berguna untuk mendeteksi kasus-kasus *borderline* yang tidak mudah ditangkap pohon keputusan dan melengkapi informasi dari *Decision Tree* dan model lain.

4.3.3. *Base Learner Naive Bayes*



Gambar 4.3.3.1. Hasil Model *Naive Bayes*

(Sumber : Gambar Diolah Peneliti., 2025)

Sementara *Naive Bayes* adalah model probabilistik yang berperan untuk menilai kemungkinan (*likelihood*) sebuah pengamatan termasuk kelas *distress* atau *non-distress* berdasarkan produk probabilitas kondisional tiap fitur, dengan asumsi independensi setiap kelasnya. Pada ringkasan model terlihat prior kelas: *Class 1 = 0.632* dan *Class 0 = 0.368*, serta 12 distribusi fitur untuk masing-masing kelas (artinya terdapat 12 atribut/fitur yang dipakai). Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa model *Naive Bayes* mendeteksi proporsi data yang lebih dominan pada *Class 1*, sehingga kemungkinan besar mayoritas perusahaan dalam sampel cenderung berada pada kondisi *financial distress*. Distribusi ini juga menjadi dasar probabilistik bagi *Naive Bayes* dalam menentukan prediksi kelas pada data baru, dengan menghitung peluang tertinggi dari kombinasi atribut terhadap masing-masing kelas.

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

4.3.4. *Meta Learner Logistic Regression*

Terakhir, hasil dari ketiga model dasar tersebut digabungkan secara probabilistik oleh *meta learner* yaitu *Logistic Regression* dalam model *Stacking* (lampiran 4.3.4.1). Berbeda dengan *Logistic Regression* tunggal, *Logistic Regression* pada tahap ini berfungsi sebagai penggabung (*blender*), model ini tidak lagi belajar langsung dari fitur mentah tetapi dari keluaran probabilitas/skor yang dihasilkan oleh ketiga model dasar, sehingga tugasnya adalah memetakan kombinasi sinyal-sinyal tersebut menjadi probabilitas akhir *distress* yang lebih terkalibrasi dan stabil. Proses pelatihan *meta-learner* idealnya menggunakan *out-of-fold predictions* (prediksi model dasar pada data yang tidak dilatih oleh model dasar tersebut) untuk menghindari kebocoran informasi dan *overfitting*; dengan demikian *Logistic Regression meta* mempelajari korelasi antar-model (misalnya kapan model A + model B bersama-sama mengindikasikan *distress* meskipun masing-masing lemah). Interpretasi koefisien dalam konteks ini bergantung pada bagaimana target dikodekan: jika label 1 = *distress*, maka koefisien positif meningkatkan *log-odds* (meningkatkan probabilitas) *distress*, sedangkan koefisien negatif menurunkannya; sebaliknya, bila label 1 = *non-distress* maka interpretasinya terbalik. Kekurangan *Logistic Regression meta* terletak pada kemampuannya dalam menghasilkan *output* yang tidak bisa secara langsung pada panel hasilnya, tetapi tetap dapat dilihat jika diikuti penggunaan *Logistic Regression* tunggal (langsung mempelajari data mentahnya), maka model tunggal tersebut akan menghasilkan nilai *weighted* (bobot kontribusi) pada setiap atribut dalam menentukan klasifikasi *financial distress*.

Hal ini dapat dilihat pada nilai *weighted* setiap rasio komponen *Springate*. Rasio WC/TA (0,278) dan EBT/CL (0,358) yang menunjukkan bobot positif dan cenderung sedang, menandakan kedua rasio dapat menurunkan risiko *distress*. Sebaliknya, rasio S/TA (-0,003) memiliki pengaruh negatif dan cenderung kecil nilainya, menunjukkan bahwa rasio kurang berperan signifikan dalam model ini. Sementara rasio EBIT/TA (0,759) memiliki pengaruh paling kuat, mencerminkan pentingnya kemampuan perusahaan dalam menghasilkan laba dari asetnya untuk menjaga kesehatan keuangannya. Jadi, interpretasi antar

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

model tunggal atau gabungan akan berbeda tergantung untuk apa data tersebut dipelajari.

Selain itu, baik *Logistic Regression* tunggal maupun *Logistic Regression* sebagai *meta learner* dalam model *Stacking* sama-sama menggunakan mekanisme regularisasi Untuk menjaga kestabilan, baik *Logistic Regression* tunggal maupun *Logistic Regression* sebagai *meta-learner* menerapkan regularisasi (L2 atau L1) yang membatasi *magnitudo* koefisien sehingga model tidak menghafal *noise* dari data pelatihan; L1 juga dapat melakukan seleksi fitur (mendorong koefisien menjadi nol) sedangkan L2 menyebarkan penalti secara halus. Dengan penerapan regularisasi ini, kedua model dapat menghasilkan prediksi *financial distress* yang lebih stabil, akurat, serta tetap mampu melakukan generalisasi dengan baik terhadap data baru.

4.3.5. *Model Based Accuracy*

Tabel 4.3.5.1. *Performance Testing Model Stacking* dan *Logistic Regression*

Performance Testing Stacking Ensemble Learning

accuracy: 94.74%

	true 1	true 0	class precision
pred. 1	11	0	100.00%
pred. 0	1	7	87.50%
class recall	91.67%	100.00%	

Performance Testing Logistic Regression

accuracy: 89.47%

	true 1	true 0	class precision
pred. 1	12	2	85.71%
pred. 0	0	5	100.00%
class recall	100.00%	71.43%	

(Sumber : Data Diolah Peneliti., 2025)

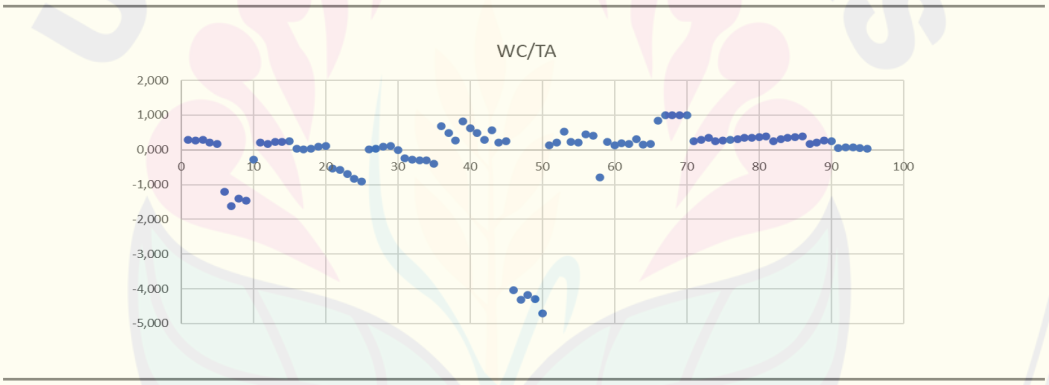
Hasil prediksi menunjukkan tingkat akurasi internal model *Stacking Ensemble Learning* mencapai 94,74%. Akurasi tersebut juga lebih besar nilainya dibandingkan prediksi menggunakan model tunggal dari *machine learning*, yakni *Logistic Regression* terpisah, yakni hanya mencapai 89,47%. Namun, nilai

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

tersebut menunjukkan akurasi prediksi terhadap data pelatihan dan pengujian internal (*model-based accuracy*), bukan terhadap kondisi aktual perusahaan di dunia nyata.

Secara teknis, tingkat akurasi yang didapatkan pada model *Stacking* juga dipengaruhi oleh modifikasi penggunaan nilai K pada algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan *Cross-Validation*. Nilai K dimodifikasi menjadi lebih besar dari K *default* untuk mendapatkan hasil yang optimal. Berdasarkan penelitian (Amer et al., 2025), dijelaskan bahwa *"*K yang lebih besar pada KNN lebih disukai daripada yang lebih kecil karena akan menghaluskan batas-batas kelas dan menahan gangguan (*noise*)*"*, yang berarti nilai K yang lebih besar lebih disukai karena dapat memperhalus batas antar kelas dan lebih tahan terhadap *noise*. Hal ini terbukti dalam penelitian ini, di mana percobaan peningkatan K *default* dapat membantu menstabilkan hasil prediksi dan mengurangi *overfitting*.



Gambar 4.3.5.1. Salah Satu Bukti Adanya Outlier/*Noise*

(Sumber : Gambar Diolah Peneliti., 2025)

Namun, untuk *Cross-Validation,* (Nti et al., 2021), menjelaskan bahwa semakin tinggi nilai K, semakin besar pula kompleksitas komputasi yang dibutuhkan. Peneliti tersebut merekomendasikan nilai K antara 3 hingga 5 untuk dataset kecil, tetapi juga menekankan bahwa efektivitas nilai K sangat bergantung pada karakteristik dataset dan model yang digunakan. Dataset penelitian ini memiliki ukuran kecil hingga menengah dengan pola keuangan kompleks, sehingga penggunaan K yang lebih besar pada *cross-validation* dapat membantu menghasilkan pembagian data yang lebih merata dan menurunkan risiko

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

overfitting pada model dasar dalam skema *Stacking*. Hasil empiris penelitian ini menunjukkan bahwa peningkatan *fold* dari 5 menjadi 20 (*Cross Validation*) dan K = 5 menjadi K =10 (KNN*)* mampu mengoptimalkan performa model dengan stabil. Hal ini menandakan bahwa nilai K yang lebih tinggi dapat berperan dalam menstabilkan performa model, jika model atau data yang digunakan telah sesuai dengan jumlah nilai K yang akan digunakan. Kondisi ini sesuai dengan prinsip *bias-variance tradeoff*, di mana peningkatan K mampu mengurangi bias tanpa menambah varians secara signifikan. Pengurangan efek *overfitting* dan bias dengan model tersebut dapat dilihat pada selisih akurasi data *testing* dan *training* pada *performance Stacking* yang tidak terlalu besar. Hasil menunjukkan bahwa *performance* data *training* (98,75%) dan data *testing* (94,74%), artinya model masih memiliki kemampuan generalisasi yang cukup baik dan tidak hanya sekedar menyalin data sebelumnya.

4.4. Tingkat Akurasi Aktual

Setelah diterapkannya model *Stacking Ensemble Learning*, akurasi model tunggal mengalami peningkatan dari 41% pada *Springate* menjadi 42% setelah diujikan pada *Stacking*. Kemudian, sebagai pembanding lagi, model tunggal versi *machine learning* (*Logistic Regression* terpisah) juga digunakan, dan hanya memperoleh akurasi sebesar 39% (lampiran 4.4.1), sedikit lebih rendah dari *Springate* dan model *Stacking*. Penggabungan beberapa model dasar dalam skema *Stacking* terbukti memberikan hasil yang cukup stabil dalam mengklasifikasikan kondisi *distress* dan non-*distress* perusahaan. Fenomena ini menggambarkan bahwa model *Stacking* mampu memanfaatkan kelebihan masing-masing algoritma untuk menghasilkan prediksi yang lebih representatif, sejalan dengan prinsip *wisdom of crowds* yang menekankan bahwa gabungan berbagai sudut pandang model dapat meningkatkan ketepatan keputusan akhir.

Tingkat akurasi tersebut menggambarkan seberapa tepat pola itu merepresentasikan kenyataan pasar. Hal ini digunakan karena model seperti *Springate* maupun *Stacking Ensemble Learning* hanya memanfaatkan data rasio keuangan yang bersifat kuantitatif, sedangkan *distress* aktual di pasar (menurut BEI) dipengaruhi oleh faktor yang cukup berbeda berdasarkan kriteria yang telah

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

ditentukannya (contohnya, harga rata rata saham per hari kurang dari Rp51 dan likuiditas rendah, permohonan PKPU, serta tidak stabilnya pendapatan). Contohnya SRIL, pada pengamatan tahun 2021, SRIL masuk dalam kategori *distress* pada ketiga model prediksi, dan setelah dibandingkan dengan tabel pemantauan khusus, ternyata keempatnya cocok. Tabel pemantauan khusus pada tahun tersebut juga melabeli SRIL sebagai perusahaan yang sedang mengajukan permohonan PKPU, berarti memang ada upaya dari SRIL untuk melakukan penundaan pembayaran utang yang menjadi salah satu tanda dari *financial distress* pada perusahaan tersebut. Dapat dikatakan bahwa, akurasi 94,74% atau 89,47% mencerminkan seberapa baik model memahami pola dalam data, sedangkan 42% atau 39% mencerminkan kesesuaian model dengan kondisi aktual perusahaan (lampiran 4.4.1). Jadi, tujuannya bukan semata-mata meniru hasil BEI, melainkan meningkatkan ketepatan prediksi berbasis rasio finansial.

4.5. Analisis Data Uji Beda *McNemar*

Pengujian statistik menunjukkan, hasil perhitungan akurasi dari perbandingan tabel pemantauan khusus BEI, terdapat peningkatan akurasi, tetapi tidak signifikan secara statistik. Artinya peningkatan akurasi dari model prediksi belum dapat dikatakan cukup kuat jika dibandingkan dengan kondisi aktual perusahaan.

Tabel 4.5.1. Hasil Uji *McNemar*

N	95
Exact Sig. (2-tailed)	1,000

(Sumber : Data Diolah Peneliti., 2025)

Hal ini dapat terjadi karena hasil uji *McNemar* menunjukkan tingkat signifikansi sebesar 1,000. Uji ini digunakan untuk membandingkan dua kelompok sampel yang saling berhubungan (dependen), seperti hasil klasifikasi sebelum dan sesudah penerapan model pada penelitian ini. Nilai signifikansi tersebut juga dapat menandakan bahwa kedua model menghasilkan klasifikasi yang relatif sama, meskipun terdapat satu perbedaan pola keputusan.

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

BAB V. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Model *Springate (*S-*Score)* masih relevan untuk mendeteksi potensi *financial distress* pada perusahaan tekstil dan garmen dengan akurasi 41%, namun kurang mampu menangkap pola non-linear dalam hubungan rasio keuangan yang kompleks. Melalui pengujian *Stacking Ensemble Learning* yang menggabungkan *Decision Tree*, *KNN*, *Naive Bayes*, dan *Logistic Regression* sebagai *meta learner*, akurasi ditingkatkan menjadi 42%. Meskipun peningkatan ini tidak signifikan secara statistik ($p \geq 0{,}05$), model *Stacking* terbukti lebih stabil, mampu mengurangi bias model tunggal, dan menekan risiko *overfitting* melalui *cross-validation* yang lebih optimal.

Penelitian ini menegaskan bahwa integrasi model klasik *Springate* (S-*Score*) dengan pendekatan *machine learning* melalui *Stacking Ensemble Learning* mampu meningkatkan efektivitas deteksi dini risiko kebangkrutan. Meskipun peningkatan akurasi belum signifikan atau belum cukup kuat, model ini lebih tangguh terhadap *noise* dan *outlier*, serta memberikan kontribusi praktis dalam pengembangan model prediksi *financial distress* yang lebih stabil dan adaptif.

5.2. Saran

Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan sampel dan variabel yang lebih luas, termasuk faktor non-keuangan seperti tata kelola, sentimen pasar, dan kondisi makroekonomi. Selain itu, dapat mempertimbangkan algoritma *ensemble* yang lebih kompleks seperti *Random Forest*, *Gradient Boosting*, atau *Deep Learning*, serta menggunakan data panel jangka panjang dan matrik evaluasi tambahan seperti *precision*, *recall*, dan *f1-score* untuk hasil yang lebih komprehensif.

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DAFTAR PUSTAKA

Amer, A. A., Ravana, S. D., & Habeeb, R. A. A. (2025). Effective K-Nearest Neighbor Models for Data Classification Enhancement. *Journal of Big Data*, *12*(1), 86. https://doi.org/10.1186/s40537-025-01137-2

Ananda, P. (2019). *Analisis Potensi Kebangkrutan Menggunakan Metode Springate pada Perusahaan Plastik dan Kemasan yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia* [Skripsi]. Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.

antaranews.com. (2025). *Kode Merah Industri Tekstil dan Garmen Nasional*. ANTARA News Megapolitan. https://megapolitan.antaranews.com/berita/369809/kode-merah-industri-tekstil-dan-garmen-nasional

Armenda, D., & Hertina, D. (2023). *Analisis Financial Distress Dampak Pandemi Covid-19 Berdasarkan Model Grover, Springate dan Zmijewski pada Perusahaan Tekstil dan Garmen*. *5*(6).

Breiman, L. (1996). Bagging Predictors. *Machine Learning*, *24*(2), 123–140. https://doi.org/10.1007/BF00058655

Burhanuddin, Rasmi Nur Anggraeni, Mohammad Rahul Syaifullah, Farid, & Guasmin. (2023). Financial Distress Analysis of Textile and Garment Companies Listed on The Indonesian Stock Exchange. *International Journal of Health, Economics, and Social Sciences (IJHESS)*, *5*(2), 77–82. https://doi.org/10.56338/ijhess.v5i2.3409

Choirunnisak, A. F., Miqdad, M., & Wahyuni, N. I. (2024). Analisis Metode Prediksi Financial Distress pada Perusahaan Transportasi yang Terdaftar di BEI Tahun 2020-2021. *JIAI (Jurnal Ilmiah Akuntansi Indonesia)*, *9*(1), Article 1. https://doi.org/10.32528/jiai.v9i1.22247

cnnindonesia.com. (2023). *Daftar Saham Terancam Delisting 2023, WSKT hingga SRIL Bakal Didepak*. ekonomi. https://www.cnnindonesia.com/ekonomi/20231228065901-92-1042483/daftar-saham-terancam-delisting-2023-wskt-hingga-sril-bakal-didepak

Freund, Y., & Schapire, R. E. (1997). A Decision-Theoretic Generalization of On-Line Learning and an Application to Boosting. *Journal of Computer and System Sciences*, *55*(1), 119–139. https://doi.org/10.1006/jcss.1997.1504

Graczyk, M., Lasota, T., Trawiński, B., & Trawiński, K. (2010). Comparison of Bagging, Boosting and Stacking Ensembles Applied to Real Estate Appraisal. In N. T. Nguyen, M. T. Le, & J. Świątek (Eds.), *Intelligent Information and Database Systems* (Vol. 5991, pp. 340–350). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-12101-2_35

Hadi, M. F., Liang, D.-R., Priyambodo, T. K., & Sn, A. (2022). Financial Distress Prediction with Stacking Ensemble Learning. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, *16*(3), 281. https://doi.org/10.22146/ijccs.76575

Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2013). *The Elements of Statistical*

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. Springer Science & Business Media.

Islamiati, W. (2023, February 9). *Pertumbuhan Semu Industri Tekstil, PHK Masih Terus Berlanjut*. Bisnis.com. https://ekonomi.bisnis.com/read/20230209/257/1626312/pertumbuhan-semu-industri-tekstil-phk-masih-terus-berlanjut

Liang, D., Tsai, C.-F., Lu, H.-Y. (Richard), & Chang, L.-S. (2020). Combining Corporate Governance Indicators with Stacking Ensembles for Financial Distress Prediction. *Journal of Business Research*, *120*, 137–146. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.07.052

M. Hanafi, M., & Halim, A. (2012). *Analisis Laporan Keuangan*. https://elibrary.bsi.ac.id/readbook/211041/analisis-laporan-keuangan?form=MG0AV3

Majiuf, N. S. (1984). *Corporate Financing and Investment Decisions When Firms Have Information The Investor Do Not Have*.

Marlinda, D., & Yulia, A. (2020). Analisis Potensi Financial Distress Dengan Metode Springate pada Bank Umum Syariah di Indonesia. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Ekonomi Akuntansi*, *5*(1), 36–49. https://doi.org/10.24815/jimeka.v5i1.15427

Nti, I. K., Nyarko-Boateng, O., & Aning, J. (2021). Performance of Machine Learning Algorithms with Different K Values in K-fold CrossValidation. *International Journal of Information Technology and Computer Science*, *13*(6), 61–71. https://doi.org/10.5815/ijitcs.2021.06.05

Nurcahyanti, W. (2015). Studi Komparatif Model Z-Score Altman, Springate dan Zmijewski dalam Mengindikasikan Kebangkrutan Perusahaan yang Terdaftar di BEI. *Jurnal Akuntansi*, *3*(1), Article 1. https://ejournal.unp.ac.id/students/index.php/akt/article/view/1625

Pisula, T. (2020). An Ensemble Classifier-Based Scoring Model for Predicting Bankruptcy of Polish Companies in The Podkarpackie Voivodeship. *Journal of Risk and Financial Management*, *13*(2), 37. https://doi.org/10.3390/jrfm13020037

Prihanthini, N. M. E. D., & Sari, M. M. R. (2013). Prediksi Kebangkrutan dengan Model Grover, Altman Z-Score, Springate dan Zmijewski pada Perusahaan Food and Beverage di Bursa Efek Indonesia. *E-Jurnal Akuntansi*, *5*(2), 417–435.

Putra, M. R. P., & Utami, E. (2024). Comparative Analysis of Hybrid Model Performance Using Stacking and Blending Techniques for Student Drop Out Prediction In MOOC. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, *8*(3), 346–354. https://doi.org/10.29207/resti.v8i3.5760

Putri, A. K. & Hari Suparwito. (2023). Uji Algoritma Stacking Ensemble Classifier pada Kemampuan Adaptasi Mahasiswa Baru dalam Pembelajaran Online. *KONSTELASI: Konvergensi Teknologi dan Sistem Informasi*, *3*(1), 1–12. https://doi.org/10.24002/konstelasi.v3i1.7009

Rohman, I. K., Luviyanto, A. N., & Ginting, E. G. P. (2025). Economic

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

Bulletin—Issue 61: The Textile and Garment Industry's Fate: Inevitable Decline or Structural Shift? *IFG Progress Financial Research*, 33.

Satoła, A., & Satoła, K. (2024). Performance Comparison of Machine Learning Models Used for Predicting Subclinical Mastitis in Dairy Cows: Bagging, Boosting, Stacking, and Super-Learner Ensembles Versus Single Machine Learning Models. *Journal of Dairy Science*, *107*(6), 3959–3972. https://doi.org/10.3168/jds.2023-24243

Sembiring, S., & Sinaga, H. W. C. (2022). Analisis Akurasi Model Altman, Grover, Springate, Zmijewski dalam Memprediksi Kondisi Financial Distress (Studi Empiris pada Perusahaan Ritel yang Terdaftar di Bursa EFEK Indonesia. *Jurnal Riset Akuntansi & Keuangan*, 299–311. https://doi.org/10.54367/jrak.v8i2.1662

Setiawati, M. H. (2017, February 24). *Analisis Metode Altman Z-Score, Springate, dan Zmijewski untuk Memprediksi Financial Distress pada Perusahaan Food and Beverage yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) Periode 2011-2015* [Skripsi]. Fakultas Ilmu Sosial dan Ilmu Politik. https://digilib.unila.ac.id/26015/

Sharda, R., Delen, D., & Turban, E. (2020). *Analytics, Data Science, & Artificial Intelligence: Systems for Decision Support*. Pearson.

Springate, G. L. V. (1978). *Predicting the Possibility of Failure in a Canadian Firm: A Discriminant Analysis*. Simon Fraser University (Unpublished).

Subramanyam, K. R. (2014). *Financial Statement Analysis* (Eleventh edition). McGraw Hill Education.

Tan, E., & Wibisana, T. A. (2020). *A Comparative Analysis Altman (Z-Score) Revision and Springate (S- Score) Model in Predicting Financial Distress in The Manufacturing Company—Indonesia Stock Exchange*.

Trimawartinah. (2020). *Bahan Ajar Statistik Non Parametrik*.

Tukey, J. W. (1977). *Exploratory Data Analysis*. Addison Wesley Publishing Company.

Wahyuni, S. F., & Rubiyah, R. (2021). Analisis Financial Distress Menggunakan Metode Altman Z-Score, Springate, Zmijeski Dan Grover Pada Perusahaan Sektor Perkebunan yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia. *Maneggio: Jurnal Ilmiah Magister Manajemen*, *4*(1), Article 1. https://doi.org/10.30596/maneggio.v4i1.6714

Wilamsari, F., Wardayati, S. M., & Winarno, A. W. (2022). Financial Distress and Earnings Management: The Role of Internal Control as Moderating Variable. *International Journal of Social Science and Business*, *6*(3), 304–309. https://doi.org/10.23887/ijssb.v6i3.46510

Winarno, W. A., & Slamin. (2022). IT Investment and Financial Performance Volatility: The Moderating Role of Industry Environment and IT Strategy Emphasis. *Asia Pacific Journal of Information Systems*, *32*(4), 707–727. https://doi.org/10.14329/apjis.2022.32.4.707

Wolpert, D. (1992). Stacked Generalization. *Neural Networks*, *5*, 241–259.

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

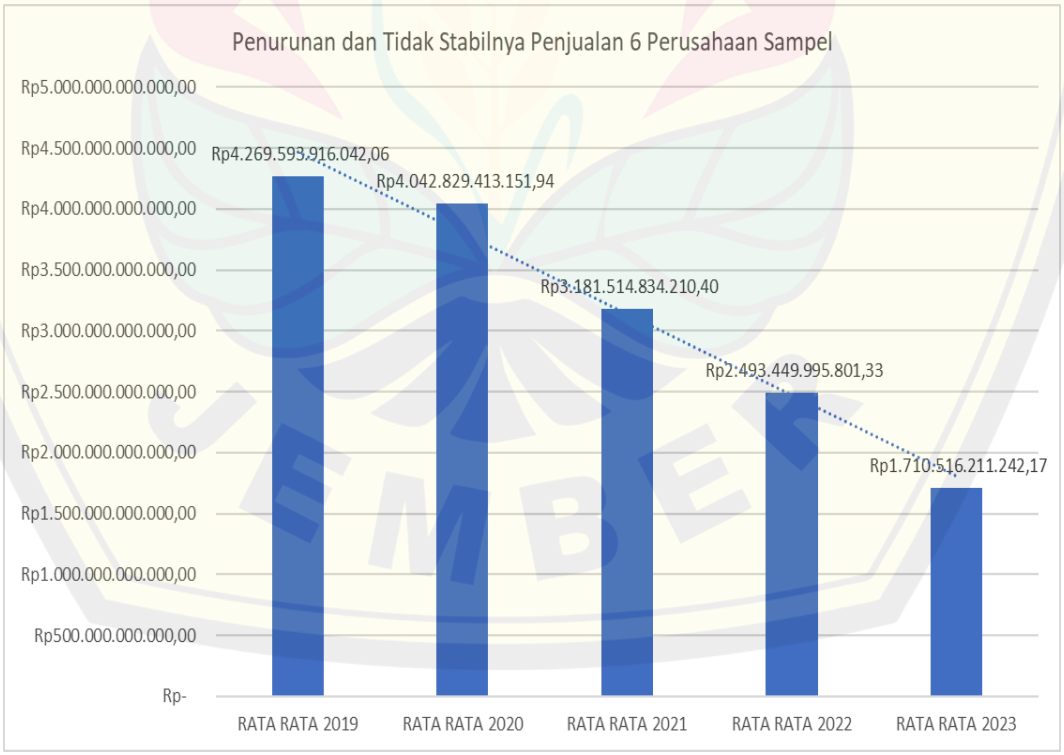
LAMPIRAN-LAMPIRAN

Lampiran 1.1.1. Total Nilai Transaksi Impor dari Tiongkok

Keterangan	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023
Ekspor Tekstil & Pakaian dari RRT ke Indonesia (USD, 000)	4.249.026	5.067.055	5.091.239	3.793.180	5.862.417	6.502.141	5.288.736
Impor Tekstil & Pakaian Indonesia dari RRT (USD, 000)	3.315.673	4.088.810	3.968.054	3.087.094	4.064.984	4.374.284	3.817.960
Selisih	933.353	978.245	1.123.185	706.086	1.797.433	2.127.857	1.470.776
Undervaluation (%)	70,91	78,03	80,69	77,94	81,39	69,34	67,27

Sumber: BPKP (2024)

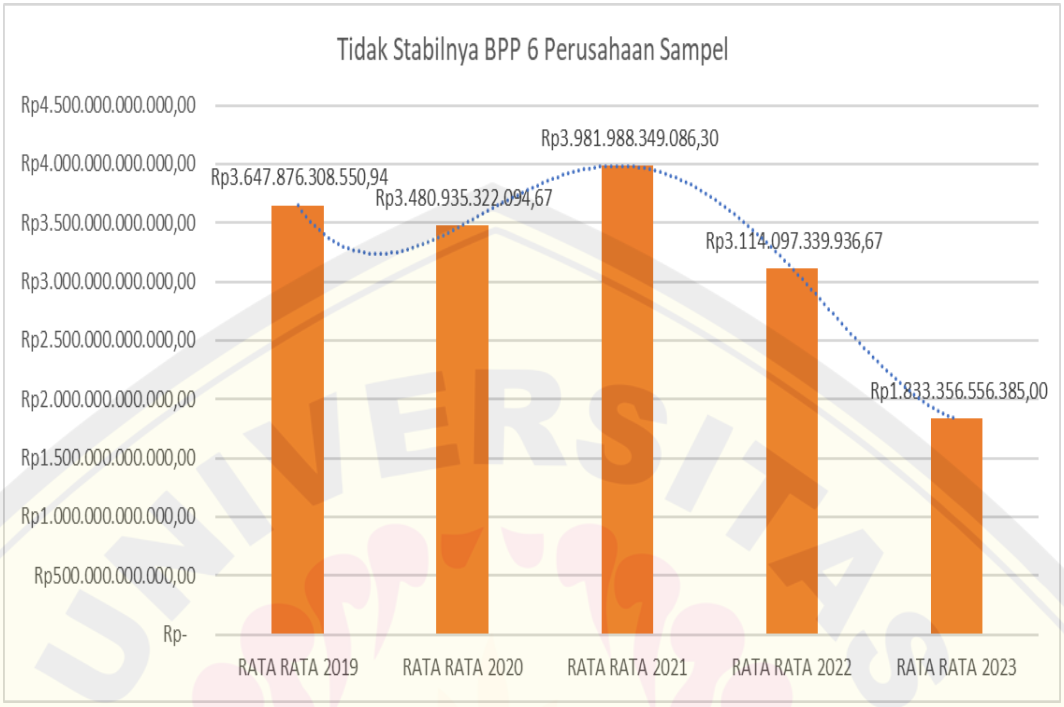
Lampiran 1.1.2. Rata-rata Penjualan Pada 6 Perusahaan Sampel



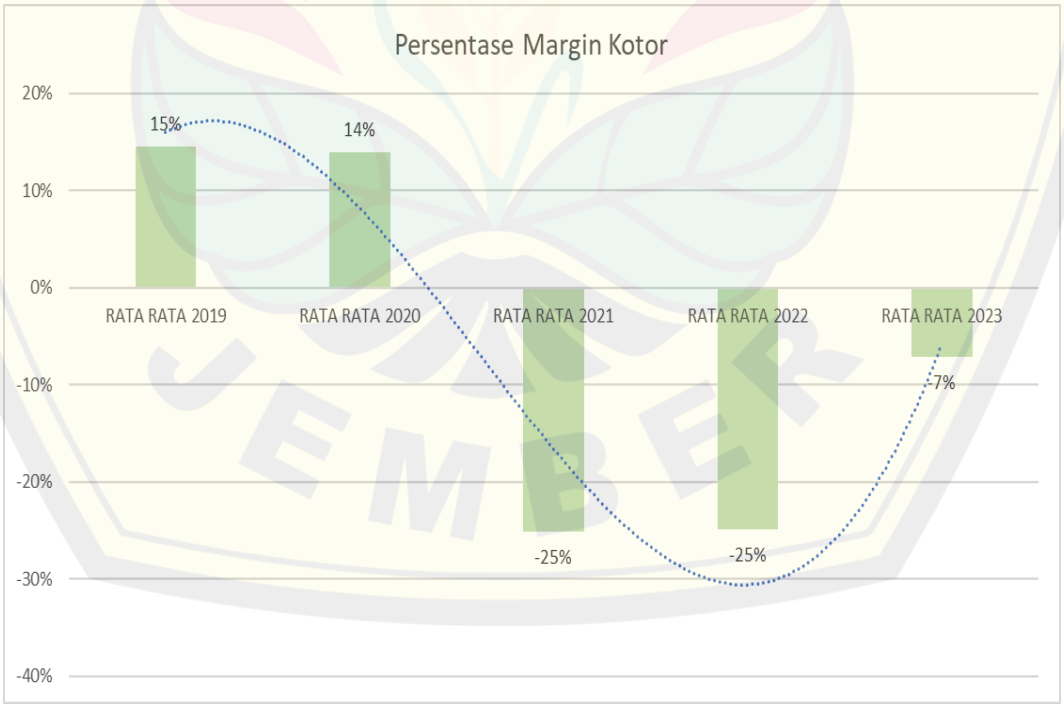
DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

Lampiran 1.1.3. Rata-rata BPP Pada 6 Perusahaan Sampel



Lampiran 1.1.4. Persentase Margin Kotor Pada 6 Perusahaan Sampel



DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

Lampiran 3.1.1. Data Perusahaan Sampel

No	Kode Perusahaan	No	Kode Perusahaan	No	Kode Perusahaan	No	Kode Perusahaan
1	ADMG	7	MYTX	13	SSTM	19	ESTI
2	ARGO	8	PBRX	14	STAR		
3	BELL	9	POLU	15	TFCO		
4	ERTX	10	POLY	16	TRIS		
5	HDTX	11	RICY	17	UCID		
6	INDR	12	SRIL	18	ZONE		

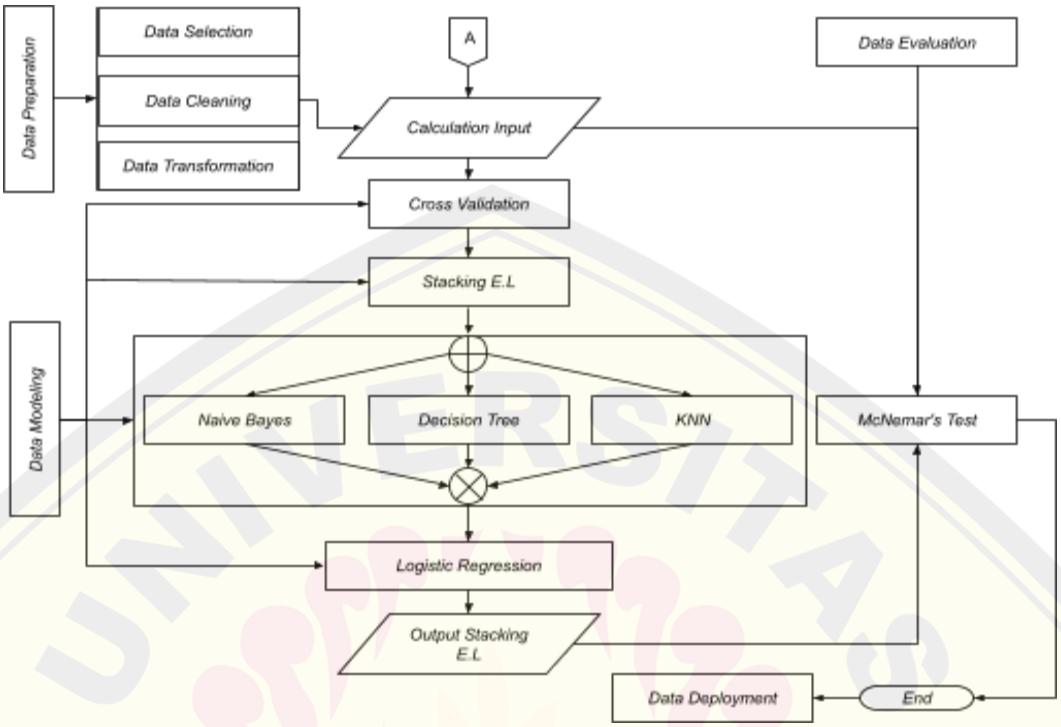
Lampiran 3.2.1. Prosedur Penelitian 1: Pemodelan dengan *Springate*



DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

Lampiran 3.2.2. Prosedur Penelitian 2: Pemodelan dengan *Stacking*



Lampiran 3.5.1. Metode Analisis

Metode Analisis	Keterangan	Rumus
Springate (S-Score)	Pada penelitian ini, variabel *financial distress* pertama kali akan diprediksi berdasarkan indikator keuangan *Springate (S-Score)*. Pendekatan ini digunakan untuk mengukur variabel dependen dengan hasil diklasifikasikan sebagai *distress* (1) jika <0,862 atau *non-distress* (0) jika >0,862 (Ananda, 2019).	$S = 1.03(X1) + 3.07(X2) + 0.66(X3) + 0.4(X4)$ **Keterangan:** X1 = $\frac{Modal\ Kerja}{Total\ Aset}$ X2 = $\frac{Laba\ Sebelum\ Bunga\ dan\ Pajak}{Total\ Aset}$ X3 = $\frac{Laba\ Sebelum\ Pajak}{Liabilitas\ Lancar}$ X4 = $\frac{Penjualan}{Total\ Aset}$
Cross Validation	*Cross Validation* digunakan untuk membagi dataset menjadi K *subset*, di mana setiap *subset* bergantian menjadi data uji, sementara sisanya digunakan untuk pelatihan. Proses ini dilakukan K kali untuk mengurangi *overfitting* dan memberikan evaluasi model yang lebih akurat (Hastie et al., 2013). Pada penelitian ini, dataset dibagi berdasarkan K	$CV_{score} = \frac{1}{K}\sum_{i=1}^{K} Accuracy_i$ **Keterangan:** CVscore = Nilai rata-rata akurasi dari seluruh *fold* K = Jumlah *fold* dalam cross-validation $Accuracy_i$ = Akurasi pada fold ke-*i*

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

Metode Analisis	Keterangan	Rumus
	terbaik untuk pembelajaran pola data yang optimal pada dataset kecil dan untuk mengurangi adanya efek dari data outlier.	
K-*Nearest Neighbor* (KNN)	*K-Nearest Neighbor* (KNN) adalah model *supervised learning* yang digunakan untuk mengklasifikasikan objek berdasarkan mayoritas kelas dari K tetangga terdekat, menggunakan jarak antara data uji dan data pelatihan (Hastie et al., 2013).	$d(x,y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i - y_i)^2}$ **Keterangan:** d(x,y) = Jarak antara dua titik x dan y x_i, y_i = Nilai fitur ke-i dari dua titik n = Jumlah fitur
Decision Tree	*Decision Tree* adalah model berbasis *supervised learning* yang digunakan untuk merepresentasikan keputusan dengan *node* dan cabang, menggantikan pengalaman manusia dalam pengambilan keputusan (Hastie et al., 2013).	$Entropy(S) = -\sum_{i=1}^{c} p_i \log_2 p_i$ **Keterangan:** S = Himpunan data pada suatu *node* c = Jumlah kelas p_i = Probabilitas kelas ke-i dalam dataset
Naive Bayes	*Naive Bayes* adalah model yang digunakan untuk pembelajaran induktif yang efisien dan efektif dalam klasifikasi, meskipun mengasumsikan independensi antar atribut. Asumsi ini jarang terpenuhi, tetapi model ini tetap menunjukkan performa tinggi dalam berbagai penelitian empiris (Hastie et al., 2013).	$P(C_k\|X) = \frac{P(X\|C_k)P(C_k)}{P(X)}$ **Keterangan:** $P(C_k \mid X)$ = Probabilitas kelas C_k diberikan data fitur X (probabilitas *posterior*) $P(X \mid C_k)$ = Probabilitas data fitur X muncul jika kelasnya C_k (*likelihood*) $P(C_k)$ = Probabilitas awal dari kelas C_k (*prior*) P(X) = Probabilitas data fitur X muncul di seluruh dataset (*evidence*)
Logistic Regression	*Regresi logistik* adalah model yang digunakan untuk menganalisis probabilitas suatu kejadian yang hasilnya bersifat kategorikal (kelas), umumnya menggunakan bilangan *biner* (2 kelas) (Hastie et al., 2013). Untuk mengurangi *overfitting*, model akan di *setting* secara regularisasi dan $\lambda = 0$.	$P(y = 1\|X) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$ **Keterangan:** $z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_n X_n$ β_0 = *Intercept* (bias) $\beta_1, \beta_2, \ldots, \beta_n$ = Koefisien dari fitur-fitur $X_1, X_2, \ldots, X_n$ e = Bilangan eksponensial

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

Metode Analisis	Keterangan	Rumus
MCNemar	Uji ini dapat membandingkan dua kelompok sampel yang berhubungan (dependen), umumnya sebelum dan sesudah adanya perlakuan, di mana setiap objek dijadikan sebagai kontrol bagi dirinya sendiri. Tujuannya adalah untuk mengetahui apakah terdapat perbedaan signifikan antara dua kondisi yang diuji, dengan fokus pada data berpasangan dan hasil yang saling berlawanan, contoh "benar atau salah", "ikut atau tidak ikut", atau "distress dan non-distress" (Trimawartinah, 2020).	$x^2 = \frac{(\lvert A - D \rvert - 1)^2}{(A + D)}$ **Keterangan:** χ^2 = Nilai hasil perhitungan kai kuadrat (*chi square*) D = Objek yang menampilkan perubahan jawaban dari positif menjadi negatif A = Objek yang menampilkan perubahan jawaban dari negatif menjadi positif 1 = df (*degree of freedom*) → koreksi *yates*

Lampiran 4.2.1. Hasil Model *Springate*

Year	Company Code	WC/TA	EBIT/TA	EBT/CL	S/TA	S-Score	Indicator	Code
2019	ADMG	0,299	-0,114	-0,876	0,914	-0,255	Distress	1
2020	ADMG	0,270	-0,167	-1,551	0,742	-0,961	Distress	1
2021	ADMG	0,287	0,004	0,015	0,934	0,690	Distress	1
2022	ADMG	0,213	-0,154	-1,250	0,830	-0,746	Distress	1
2023	ADMG	0,175	-0,120	-0,697	0,660	-0,383	Distress	1
2019	ARGO	-1,212	-0,044	-0,068	0,228	-1,338	Distress	1
2020	ARGO	-1,621	-0,043	-0,046	0,050	-1,813	Distress	1
2021	ARGO	-1,394	-0,010	-0,017	0,062	-1,454	Distress	1
2022	ARGO	-1,470	-0,059	-0,055	0,067	-1,705	Distress	1
2023	ARGO	-0,275	-0,003	-0,080	0,094	-0,309	Distress	1
2019	BELL	0,211	0,083	0,126	1,209	1,039	Non Distress	0
2020	BELL	0,174	0,019	-0,054	0,971	0,591	Distress	1
2021	BELL	0,229	0,042	0,037	0,816	0,717	Distress	1
2022	BELL	0,226	0,056	0,038	0,878	0,780	Distress	1
2023	BELL	0,252	0,060	0,075	1,016	0,900	Non Distress	0
2019	ERTX	0,038	0,036	0,037	1,209	0,659	Distress	1

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

Year	Company Code	WC/TA	EBIT/TA	EBT/CL	S/TA	S-Score	Indicator	Code
2020	ERTX	0,010	0,039	-0,022	1,103	0,558	Distress	1
2021	ERTX	0,042	0,040	0,055	1,289	0,717	Distress	1
2022	ERTX	0,086	0,084	0,133	1,398	0,993	Non Distress	0
2023	ERTX	0,122	0,075	0,095	1,513	1,024	Non Distress	0
2019	HDTX	-0,530	-0,134	-0,280	0,020	-1,133	Distress	1
2020	HDTX	-0,585	-0,150	-0,236	0,028	-1,208	Distress	1
2021	HDTX	-0,698	-0,155	-0,174	0,034	-1,297	Distress	1
2022	HDTX	-0,834	-0,179	-0,327	0,023	-1,615	Distress	1
2023	HDTX	-0,918	-0,168	-0,078	0,000	-1,513	Distress	1
2019	INDR	0,014	0,069	0,165	1,019	0,744	Distress	1
2020	INDR	0,031	0,019	0,026	0,771	0,415	Distress	1
2021	INDR	0,087	0,114	0,313	0,976	1,036	Non Distress	0
2022	INDR	0,116	0,061	0,199	1,076	0,870	Non Distress	0
2023	INDR	0,004	-0,055	-0,165	0,957	0,108	Distress	1
2019	MYTX	-0,249	-0,051	0,162	0,501	-0,106	Distress	1
2020	MYTX	-0,285	-0,014	0,076	0,357	-0,144	Distress	1
2021	MYTX	-0,309	-0,001	-0,057	0,455	-0,179	Distress	1
2022	MYTX	-0,309	0,043	0,042	0,410	0,005	Distress	1
2023	MYTX	-0,390	-0,052	-0,134	0,324	-0,522	Distress	1
2019	PBRX	0,679	0,071	0,300	1,010	1,519	Non Distress	0
2020	PBRX	0,494	0,079	0,111	0,988	1,221	Non Distress	0
2021	PBRX	0,278	0,059	0,053	0,990	0,899	Non Distress	0
2022	PBRX	0,813	0,062	0,178	0,952	1,525	Non Distress	0
2023	PBRX	0,631	0,049	-0,012	0,835	1,126	Non Distress	0
2019	POLU	0,485	0,061	0,103	1,362	1,300	Non Distress	0
2020	POLU	0,284	-0,003	-0,106	0,697	0,494	Distress	1
2021	POLU	0,561	-0,277	-2,226	0,516	-1,535	Distress	1

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

Year	Company Code	WC/TA	EBIT/TA	EBT/CL	S/TA	S-Score	Indicator	Code
2022	POLU	0,209	-0,037	-0,218	0,605	0,200	Distress	1
2023	POLU	0,242	-0,059	-0,474	0,461	-0,059	Distress	1
2019	POLY	-4,037	-0,015	-0,008	1,639	-3,554	Distress	1
2020	POLY	-4,307	-0,062	-0,018	1,119	-4,192	Distress	1
2021	POLY	-4,171	0,053	0,006	1,555	-3,507	Distress	1
2022	POLY	-4,293	0,082	0,012	1,730	-3,471	Distress	1
2023	POLY	-4,713	-0,084	-0,020	1,366	-4,579	Distress	1
2019	RICY	0,134	0,082	0,027	1,328	0,938	Non Distress	0
2020	RICY	0,209	0,020	-0,069	0,740	0,527	Distress	1
2021	RICY	0,533	0,027	-0,114	0,812	0,881	Non Distress	0
2022	RICY	0,224	0,005	-0,064	0,741	0,499	Distress	1
2023	RICY	0,213	0,019	-0,059	0,561	0,462	Distress	1
2019	SRIL	0,457	0,117	0,556	0,758	1,500	Non Distress	0
2020	SRIL	0,406	0,095	0,255	0,693	1,156	Non Distress	0
2021	SRIL	-0,796	-0,862	-0,750	0,687	-3,686	Distress	1
2022	SRIL	0,227	-0,359	-2,974	0,686	-2,558	Distress	1
2023	SRIL	0,129	-0,202	-1,336	0,501	-1,168	Distress	1
2019	SSTM	0,189	-0,019	-0,128	0,688	0,326	Distress	1
2020	SSTM	0,169	-0,022	-0,118	0,457	0,211	Distress	1
2021	SSTM	0,307	-0,028	0,512	0,481	0,762	Distress	1
2022	SSTM	0,158	-0,029	-0,043	0,589	0,282	Distress	1
2023	SSTM	0,172	-0,030	-0,052	0,530	0,263	Distress	1
2019	STAR	0,844	0,012	0,075	0,135	1,010	Non Distress	0
2020	STAR	0,995	-0,010	3,554	0,006	3,341	Non Distress	0
2021	STAR	0,994	-0,006	6,529	0,008	5,318	Non Distress	0
2022	STAR	0,997	-0,006	1,761	0,009	2,175	Non Distress	0
2023	STAR	0,995	-0,007	2,545	0,009	2,687	Non Distress	0

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

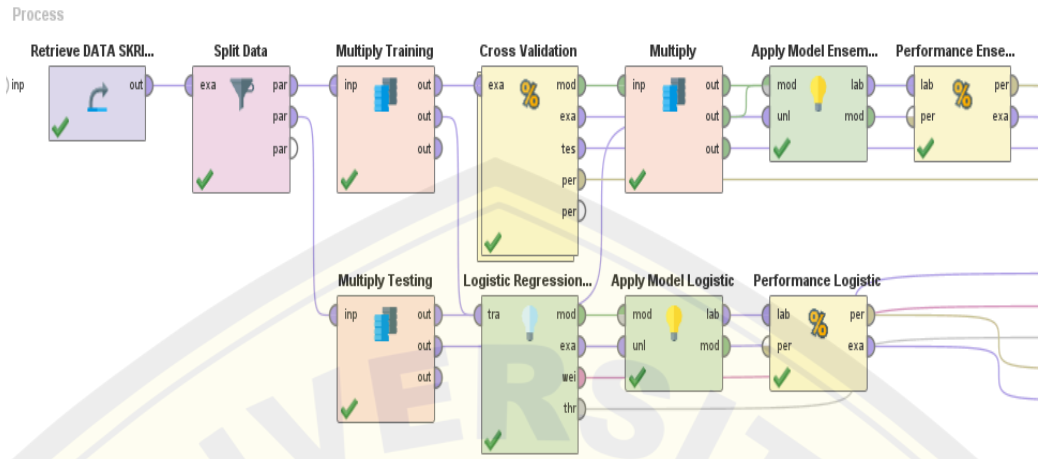
DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

Year	Company Code	WC/TA	EBIT/TA	EBT/CL	S/TA	S-Score	Indicator	Code
2019	TFCO	0,258	-0,015	-0,204	0,603	0,326	Distress	1
2020	TFCO	0,293	-0,001	0,026	0,468	0,503	Distress	1
2021	TFCO	0,340	0,049	0,702	0,640	1,221	Non Distress	0
2022	TFCO	0,247	0,004	0,152	0,675	0,639	Distress	1
2023	TFCO	0,278	0,004	0,182	0,585	0,652	Distress	1
2019	TRIS	0,297	0,079	0,153	1,289	1,166	Non Distress	0
2020	TRIS	0,301	0,031	0,033	1,068	0,855	Distress	1
2021	TRIS	0,341	0,041	0,097	1,035	0,957	Non Distress	0
2022	TRIS	0,345	0,091	0,224	1,272	1,291	Non Distress	0
2023	TRIS	0,360	0,085	0,237	1,259	1,292	Non Distress	0
2019	UCID	0,390	0,068	0,237	1,024	1,177	Non Distress	0
2020	UCID	0,258	0,060	0,181	1,103	1,011	Non Distress	0
2021	UCID	0,312	0,080	0,259	1,172	1,206	Non Distress	0
2022	UCID	0,351	0,051	0,152	1,231	1,111	Non Distress	0
2023	UCID	0,361	0,066	0,226	1,207	1,207	Non Distress	0
2019	ZONE	0,385	0,155	0,451	1,117	1,616	Non Distress	0
2020	ZONE	0,180	-0,039	-0,256	0,580	0,127	Distress	1
2021	ZONE	0,216	0,103	0,213	0,824	1,010	Non Distress	0
2022	ZONE	0,269	0,177	0,487	1,032	1,557	Non Distress	0
2023	ZONE	0,249	0,107	0,254	0,977	1,143	Non Distress	0
2019	ESTI	0,053	-0,009	-0,095	0,489	0,159	Distress	1
2020	ESTI	0,070	0,002	-0,039	0,440	0,228	Distress	1
2021	ESTI	0,081	0,052	0,069	0,600	0,530	Distress	1
2022	ESTI	0,056	0,023	0,011	0,593	0,373	Distress	1
2023	ESTI	0,030	0,030	0,061	0,458	0,348	Distress	1

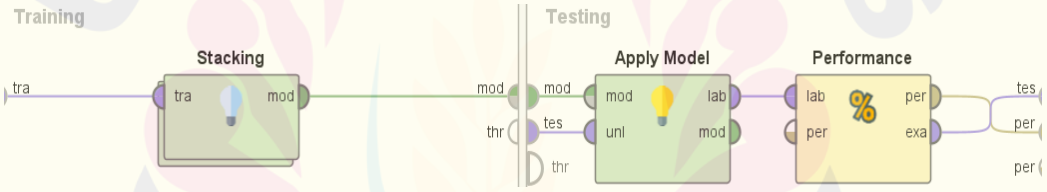
DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

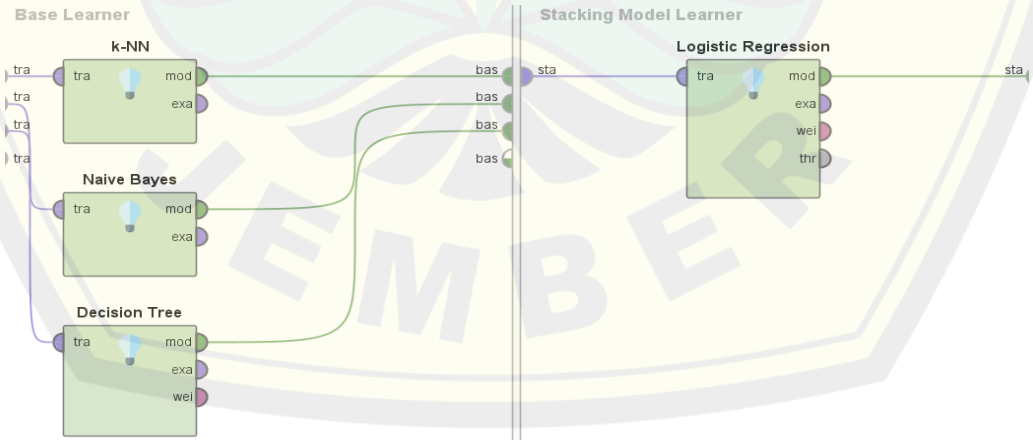
Lampiran 4.3.1. Proses Pembelajaran Data



Lampiran 4.3.2. Proses *Cross Validation*



Lampiran 4.3.4.1. Proses *Stacking*



DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

Lampiran 4.4.1. Hasil Perhitungan Akurasi Berdasarkan BEI

Tahun	Kode Perusahaan	Springate	Logistic	Stack	Bei	Akurasi SP	Akurasi LO	Akurasi ST
2019	ADMG	1	1	1	0	❌	❌	❌
2020	ADMG	1	1	1	0	❌	❌	❌
2021	ADMG	1	1	1	0	❌	❌	❌
2022	ADMG	1	1	1	0	❌	❌	❌
2023	ADMG	1	1	1	0	❌	❌	❌
2019	ARGO	1	1	1	1	✅	✅	✅
2020	ARGO	1	1	1	1	✅	✅	✅
2021	ARGO	1	1	1	0	❌	❌	❌
2022	ARGO	1	1	1	0	❌	❌	❌
2023	ARGO	1	1	1	0	❌	❌	❌
2019	BELL	0	0	0	0	✅	✅	✅
2020	BELL	1	1	1	0	❌	❌	❌
2021	BELL	1	1	1	0	❌	❌	❌
2022	BELL	1	1	1	0	❌	❌	❌
2023	BELL	0	0	0	0	✅	✅	✅
2019	ERTX	1	1	1	0	❌	❌	❌
2020	ERTX	1	1	1	0	❌	❌	❌
2021	ERTX	1	1	1	0	❌	❌	❌
2022	ERTX	0	0	0	0	✅	✅	✅
2023	ERTX	0	0	0	0	✅	✅	✅
2019	HDTX	1	1	1	0	❌	❌	❌
2020	HDTX	1	1	1	0	❌	❌	❌
2021	HDTX	1	1	1	0	❌	❌	❌
2022	HDTX	1	1	1	0	❌	❌	❌
2023	HDTX	1	1	1	0	❌	❌	❌
2019	INDR	1	1	1	0	❌	❌	❌
2020	INDR	1	1	1	0	❌	❌	❌

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

Tahun	Kode Perusahaan	Springate	Logistic	Stack	Bei	Akurasi SP	Akurasi LO	Akurasi ST
2021	INDR	0	0	0	0	✅	✅	✅
2022	INDR	0	0	0	0	✅	✅	✅
2023	INDR	1	1	1	0	❌	❌	❌
2019	MYTX	1	1	1	0	❌	❌	❌
2020	MYTX	1	1	1	0	❌	❌	❌
2021	MYTX	1	1	1	0	❌	❌	❌
2022	MYTX	1	1	1	0	❌	❌	❌
2023	MYTX	1	1	1	0	❌	❌	❌
2019	PBRX	0	0	0	0	✅	✅	✅
2020	PBRX	0	0	0	0	✅	✅	✅
2021	PBRX	0	0	0	1	❌	❌	❌
2022	PBRX	0	0	0	0	✅	✅	✅
2023	PBRX	0	0	0	1	❌	❌	❌
2019	POLU	0	0	0	0	✅	✅	✅
2020	POLU	1	1	1	0	❌	❌	❌
2021	POLU	1	1	1	0	❌	❌	❌
2022	POLU	1	1	1	0	❌	❌	❌
2023	POLU	1	1	1	0	❌	❌	❌
2019	POLY	1	1	1	1	✅	✅	✅
2020	POLY	1	1	1	1	✅	✅	✅
2021	POLY	1	1	1	0	❌	❌	❌
2022	POLY	1	1	1	0	❌	❌	❌
2023	POLY	1	1	1	0	❌	❌	❌
2019	RICY	0	0	0	0	✅	✅	✅
2020	RICY	1	1	1	0	❌	❌	❌
2021	RICY	0	1	0	0	✅	❌	✅
2022	RICY	1	1	1	0	❌	❌	❌

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

Tahun	Kode Perusahaan	Springate	Logistic	Stack	Bei	Akurasi SP	Akurasi LO	Akurasi ST
2023	RICY	1	1	1	0	❌	❌	❌
2019	SRIL	0	0	0	0	✅	✅	✅
2020	SRIL	0	0	0	0	✅	✅	✅
2021	SRIL	1	1	1	1	✅	✅	✅
2022	SRIL	1	1	1	0	❌	❌	❌
2023	SRIL	1	1	1	0	❌	❌	❌
2019	SSTM	1	1	1	0	❌	❌	❌
2020	SSTM	1	1	1	0	❌	❌	❌
2021	SSTM	1	1	0	0	❌	❌	✅
2022	SSTM	1	1	1	0	❌	❌	❌
2023	SSTM	1	1	1	0	❌	❌	❌
2019	STAR	0	0	0	0	✅	✅	✅
2020	STAR	0	0	0	0	✅	✅	✅
2021	STAR	0	0	0	0	✅	✅	✅
2022	STAR	0	0	0	0	✅	✅	✅
2023	STAR	0	0	0	0	✅	✅	✅
2019	TFCO	1	1	1	0	❌	❌	❌
2020	TFCO	1	1	1	0	❌	❌	❌
2021	TFCO	0	0	0	0	✅	✅	✅
2022	TFCO	1	1	1	0	❌	❌	❌
2023	TFCO	1	1	1	0	❌	❌	❌
2019	TRIS	0	0	0	0	✅	✅	✅
2020	TRIS	1	1	1	0	❌	❌	❌
2021	TRIS	0	1	0	0	✅	❌	✅
2022	TRIS	0	0	0	0	✅	✅	✅
2023	TRIS	0	0	0	0	✅	✅	✅
2019	UCID	0	0	0	0	✅	✅	✅

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER

Tahun	Kode Perusahaan	Springate	Logistic	Stack	Bei	Akurasi SP	Akurasi LO	Akurasi ST
2020	UCID	0	0	0	0	✅	✅	✅
2021	UCID	0	0	0	0	✅	✅	✅
2022	UCID	0	0	0	0	✅	✅	✅
2023	UCID	0	0	0	0	✅	✅	✅
2019	ZONE	0	0	0	0	✅	✅	✅
2020	ZONE	1	1	1	0	❌	❌	❌
2021	ZONE	0	0	0	0	✅	✅	✅
2022	ZONE	0	0	0	0	✅	✅	✅
2023	ZONE	0	0	0	0	✅	✅	✅
2019	ESTI	1	1	1	0	❌	❌	❌
2020	ESTI	1	1	1	0	❌	❌	❌
2021	ESTI	1	1	1	0	❌	❌	❌
2022	ESTI	1	1	1	0	❌	❌	❌
2023	ESTI	1	1	1	1	✅	✅	✅
Jumlah Prediksi Benar						39	37	40
Akurasi						41%	39%	42%

DIGITAL REPOSITORY UNIVERSITAS JEMBER