

**PREDIKSI *FINANCIAL DISTRESS* PADA PERUSAHAAN TERBUKA DI SEKTOR KONSTRUKSI DAN PROPERTI YANG TERDAFTAR DI BURSA EFEK INDONESIA DENGAN METODE INTEGRASI *DIFFERENTIAL EVOLUTION* DAN *LEAST SQUARES SUPPORT VECTOR MACHINE***

Marcellino Jason<sup>1</sup> dan Doddy Prayogo<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Mahasiswa Program Magister Teknik Sipil, Universitas Kristen Petra, Surabaya

<sup>2</sup> Dosen Program Magister Teknik Sipil, Universitas Kristen Petra, Surabaya

<sup>1</sup> b21220005@john.petra.ac.id, <sup>2</sup> prayogo@peter.petra.ac.id

**ABSTRAK:** Mengetahui perusahaan akan mengalami *financial distress* adalah hal yang penting bagi banyak pihak. Banyak metode yang digunakan dalam memprediksi *financial distress*, seperti *multivariate discriminant analysis* (MDA), *logistic regression*, hingga yang paling terbaru menggunakan *artificial intelligence*. Dalam membuat model prediksi, akurasi mendekati sempurna adalah hal yang ingin dicapai, sehingga terus dilakukan penelitian agar mampu mendapatkan model prediksi *financial distress* dengan tingkat akurasi setinggi mungkin. Metode yang prediksi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *least squares support vector machine* (LSSVM) yang diintegrasikan dengan algoritma optimasi yaitu *differential evolution* (DE). Metode ini digunakan untuk memilih variabel dengan pengaruh paling tinggi dan parameter yang paling baik agar mendapatkan model prediksi yang mampu melakukan prediksi dengan akurasi yang tinggi. Terbukti, integrasi LSSVM-DE mampu mengalahkan model penelitian terdahulu seperti Altman Z<sup>''</sup>-Score.

Kata kunci: *artificial intelligence*, optimasi, LSSVM, DE, *financial distress*, *machine learning*

**ABSTRACT:** Knowing a company will be in a financial distress phase is an important knowledge for many stakeholders. Many methods used to predict financial distress, for instance Multivariate Discriminant Analysis (MDA), logistic regression, and the newest one artificial intelligence. Prediction model with high accuracy is aimed in all prediction research. This research is using integrated methods between Least Squares Support Vector Machine (LSSVM) and an Evolutionary Algorithm named Differential Evolution (DE). These methods is used to choose the best fitted variables and parameters to get the highest possible accuracy. In conclusion, LSSVM-DE can produce higher prediction accuracy than previous research, like Altman Z<sup>''</sup>-Score.

Keywords: *artificial intelligence*, optimization, LSSVM, DE, *financial distress*, *machine learning*

## 1. PENDAHULUAN

Dunia telah melewati berbagai macam peristiwa yang membuat hampir semua negara mengalami resesi bahkan depresi, mulai dari Great Depression (1929), Oil Crisis (1973), Black Monday (1987), Monetary Crisis (1998), Subprime Mortgage (2008) hingga COVID-19 yang masih melanda sampai saat ini. Peristiwa ini menyebabkan berbagai perusahaan besar di Indonesia bahkan dunia mengalami kesulitan keuangan, seperti PT. Bank Central Asia yang mengalami krisis finansial saat Krisis Moneter 1998. Mendeteksi tanda-tanda kegagalan dalam suatu bisnis adalah hal penting yang ada dalam dunia profesional, seperti petugas kredit bank, kreditur, pemegang saham, pemegang surat hutang, analis finansial, pemerintah, dan juga masyarakat karena memberi mereka peringatan yang tepat waktu (Ko & Lin, 2006). Kegagalan dalam suatu perusahaan atau kebangkrutan diawali dengan kesulitan keuangan atau yang lebih dikenal dengan sebutan *financial distress* (Platt & Platt, 2006). Hal ini dapat diketahui berdasarkan keadaan keuangan perusahaan setahun atau beberapa tahun sebelum kebangkrutan terjadi (Platt & Platt, 2002).

Sejak tahun 1966, Beaver telah meneliti bagaimana memprediksi kebangkrutan dari suatu perusahaan dengan menggunakan keadaan finansial di tahun sebelumnya dengan metode *univariate analysis* (Beaver, 1966). Dua tahun berselang, Altman melanjutkan dengan metode *multivariate discriminant analysis* (MDA) dan melahirkan Altman Z-Score yang banyak digunakan hingga sekarang (Altman, 1968). Seiring berjalannya waktu, teknologi semakin berkembang dan upaya dalam membuat model prediksi *financial distress* ataupun kebangkrutan yang paling ideal semakin banyak, seperti penggunaan *multiple regression* (Meyer & Pifer, 1970), *logistic regression* (Dimitras, Zanakis & Zopounidis, 1996), dan juga penggunaan *machine learning* seperti *support vector machine* (Min & Lee, 2005), *genetic algorithm* dan *particle swarm optimization* yang dikombinasikan dengan Logit, *discriminant analysis*, dan *neural network* (Ko & Lin, 2006), serta mengintegrasikan *decision tree* dan *logistic regression* (Chen, 2011).

Banyak penelitian yang dilakukan dengan judul prediksi *financial distress*, sebenarnya adalah model prediksi kebangkrutan. Kebangkrutan seringkali diawali oleh fase *financial distress*, yang berarti apabila kebangkrutan akan terjadi dalam waktu dekat, kini perusahaan sedang mengalami *financial distress*. Hal ini dirasa terlambat bagi manajemen untuk mengoreksi kinerjanya agar terhindar dari kebangkrutan (Platt & Platt, 2002). *Financial distress* sendiri terjadi karena tiga hal, yaitu tekanan ekonomi, penurunan pada industri perusahaan, serta buruknya manajemen (Wruck, 1990). Akan tetapi, lebih banyak perusahaan yang mengalami *financial distress* karena buruknya manajemen perusahaan, yang tergambar dalam laporan keuangan. Oleh karena itu, lebih penting untuk memprediksi apakah di masa yang akan datang suatu perusahaan akan mengalami fase *financial distress* dibandingkan dengan memprediksi kebangkrutan.

Dari berbagai penelitian yang telah dilakukan, terbukti model prediksi menggunakan *support vector machine* (SVM) memiliki tingkat akurasi yang tinggi dan mengungguli metode yang lain seperti *logistic regression*, MDA dan *back propagation network* (BPN). Hal ini membuktikan bahwa SVM adalah salah satu metode yang paling baik dalam memodelkan model prediksi *financial distress* suatu perusahaan. Metode lain yang pernah dijadikan kombinasi dengan SVM dalam penelitian sebelumnya adalah *principle component analysis* (PCA), *particle*

*swarm optimization* (PSO), dan *genetic algorithm* (GA). Belum ada yang menggunakan algoritma *differential evolution* (DE) sebagai algoritma optimasi yang diintegrasikan dengan SVM. Selain itu, Platt juga mengatakan bahwa karakteristik *financial distress* pada tiap negara berbeda-beda, bergantung pada kebijakan pemerintah dan keadaan ekonomi negara tersebut (Platt & Platt, 2008). Sampai saat ini, belum ada yang membuat model prediksi *financial distress* dengan integrasi algoritma optimasi dan SVM yang diaplikasikan ke perusahaan yang ada di Indonesia. Yang pernah dilakukan hanyalah menggunakan SVM yang dikombinasikan dengan metode statistik konvensional untuk metode pemilihan variabelnya.

Dari hasil berbagai penelitian tersebut, penggabungan metode optimasi dan prediksi memiliki tingkat akurasi tertinggi (Ko & Lin, 2006). Fakta lainnya adalah SVM, yang merupakan *machine learning* adalah metode prediksi yang memiliki tingkat akurasi paling tinggi. Oleh karena itu, penelitian ini akan membuat model prediksi *financial distress* dengan menggunakan metode optimasi dan *machine learning*. Algoritma optimasi yang digunakan adalah DE dan *machine learning* yang digunakan adalah *least squares-support vector machine* (LS-SVM). LSSVM dipilih karena memiliki hasil yang tidak jauh berbeda dengan SVM, namun memiliki *time complexity* yang lebih rendah dari SVM (Wang & Hu, 2005), sedangkan DE dipilih karena merupakan algoritma optimasi yang sudah cukup sering dipakai dan salah satu algoritma terbaik untuk memecahkan skenario optimasi yang cukup rumit. Kedua metode ini (DE dan LSSVM) akan diintegrasikan agar dapat memperoleh model yang terbaik dan memiliki tingkat akurasi yang tinggi. Algoritma optimasi bertugas sebagai *feature selector* untuk menyeleksi variabel-variabel apa yang digunakan dengan acak dan akan diujicobakan oleh LSSVM yang juga diintegrasikan dengan DE dalam mencari *hyperparameters* terbaik, lalu dinilai berapakah tingkat akurasinya. Model prediksi dengan tingkat akurasi yang paling tinggi akan disimpan dan menjadi model prediksi *financial distress* pada penelitian ini.

## 2. LANDASAN TEORI

### 2.1. *Financial Distress*

*Financial distress* adalah fase kesulitan keuangan yang terjadi sebelum kebangkrutan atau likuidasi (Platt & Platt, 2002). Kondisi ini ditandai dengan ketidakmampuan perusahaan untuk membayar kewajibannya karena *cash flow* yang minim. Dari berbagai penelitian yang pernah dilakukan, tidak ada satupun definisi paten dari fase *financial distress*. Salah satu formula atau definisi yang paling terkenal dan marak digunakan adalah Altman Z-Score yang sebenarnya digunakan untuk memprediksi kebangkrutan. Altman sendiri mengeluarkan 3 tipe penilaian untuk berbagai keadaan yang berbeda, yaitu Z-Score untuk perusahaan publik dalam bidang manufaktur, Z'-Score untuk perusahaan privat atau swasta, serta Z''-Score untuk perusahaan pada negara-negara berkembang (Ongkowidjojo, 2020).

Altman mendefinisikan perusahaan yang mengalami kebangkrutan adalah perusahaan yang mengajukan petisi kebangkrutan di bawah pasal X atau yang lebih dikenal dengan *bankruptcy under chapter X of the National Bankruptcy Act* pada tahun 1946 – 1965. *National Bankruptcy Act* yang berlaku di Amerika pada saat penelitian Altman dibuat adalah *Chandler Act 1938*, sementara pada tahun 1978 saat dikeluarkannya *Bankruptcy Reform Act, chapter X* pada *Chandler Act 1938* dieliminasi karena dinilai terlalu rumit. Pada peraturan yang modern,

definisi kebangkrutan yang lebih sering dipakai terbagi menjadi dua, yaitu *bankruptcy under chapter 7* dan *bankruptcy under chapter 11*. *Bankruptcy under chapter 7* lebih mengarah ke likuidasi, sedangkan *bankruptcy under chapter 11* lebih mengarah ke *financial distress*. *Chapter 11 Bankruptcy Code* lebih dikenal dengan *reorganization bankruptcy* karena perusahaan akan tetap beroperasi sambil merestrukturisasi utang-utang yang ada. Apabila disetarakan dengan Indonesia, hal ini serupa dengan penundaan kewajiban pembayaran utang (PKPU), pailit, ataupun restrukturisasi utang. Oleh karena itu, pada penelitian ini perusahaan dianggap mengalami *financial distress* apabila telah disahkan oleh pengadilan bahwa sedang mengalami PKPU, pailit, maupun restrukturisasi utang.

## 2.2. Rasio Keuangan

Rasio keuangan adalah rasio yang menghubungkan dua angka akuntansi dan diperoleh dengan membagi satu angka dengan angka lain yang merupakan alat analisis yang digunakan untuk menjelaskan hubungan tertentu antara elemen satu dengan elemen lain dalam suatu laporan keuangan (Horne & Wachowicz, 2005). Dalam penelitian ini, rasio keuangan dibagi menjadi 5 kategori rasio, yaitu likuiditas, profitabilitas, solvabilitas, aktivitas, dan faktor non finansial.

## 2.3. Differential Evolution

DE adalah algoritma yang ditemukan oleh Rainer Storn dan Kenneth Price pada tahun 1997 (Storn & Price, 1997). Algoritma ini diciptakan berdasarkan *evolutionary algorithm* (EA) dengan 3 operasi penting dalam setiap proses iterasi yaitu mutasi, *crossover*, dan *selection*. Menurut Storn & Price (1997), terdapat beberapa kelebihan dari algoritma DE terhadap algoritma lain yaitu:

1. Kemampuan untuk menyelesaikan persamaan *non-differentiable*, nonlinear, dan multimodal.
2. Dapat bekerja secara terpisah dengan program utama sehingga dapat mempercepat proses komputasi secara keseluruhan.
3. Kemudahan untuk digunakan misalnya dengan menggunakan variabel kontrol yang sedikit namun cukup berpengaruh pada algoritma tersebut.
4. Mempunyai parameter konvergensi yang baik.

## 2.4. Least Squares – Support Vector Machine (LSSVM)

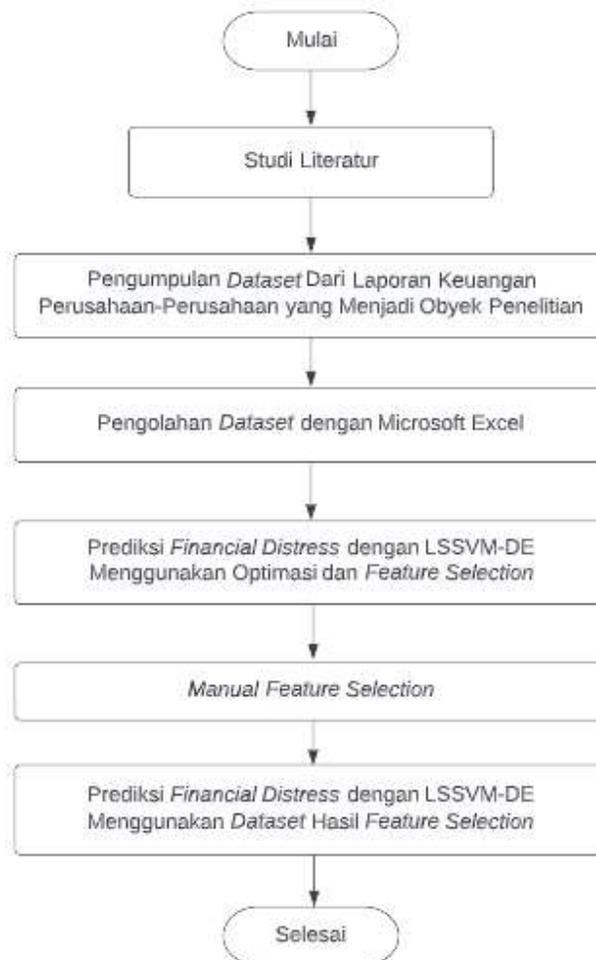
LS-SVM merupakan sebuah pengembangan dari algoritma *support vector machine* (SVM). Algoritma ini digunakan sebagai metode klasifikasi pada *data mining* yang bekerja dengan cara mencari *hyperplane* dengan margin optimum. *Hyperplane* merupakan garis batas pemisah antar kelas sementara margin adalah jarak antara *hyperplane* dengan data terdekat pada masing-masing kelas.

LS-SVM juga berguna untuk menyelesaikan permasalahan regresi dalam skala besar karena memiliki prosedur penyelesaian dengan tingkat efisiensi yang sangat tinggi (Wang & Hu, 2005). LS-SVM juga memiliki performa yang sangat baik dalam menyelesaikan berbagai permasalahan yang tidak dapat dipisahkan dengan menggunakan persamaan linear. LS-SVM

juga memiliki performa prediksi yang lebih baik dibandingkan metode prediksi sejenis seperti SVM dan ANN dari segi kecepatan konvergensi (Samui & Kothari, 2011).

### 3. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian dimulai dengan melakukan studi literatur dari penelitian terdahulu untuk mempelajari lebih dalam mengenai metode prediksi dan optimasi dengan menggunakan *artificial intelligence*. Perusahaan yang menjadi objek penelitian adalah perusahaan terbuka di sektor properti, konstruksi, dan sektor yang berkaitan dan pernah terdaftar di Bursa Efek Indonesia dari 2008 – 2021. Jumlah perusahaan yang diteliti sebanyak 111 perusahaan, dengan komposisi 95 perusahaan sehat dan 16 perusahaan yang mengalami *financial distress*. Akan dilakukan *trial and error* dalam menentukan variabel-variabel yang cocok digunakan untuk memprediksi *financial distress*. Setelah mampu mendapatkan dataset variabel yang cocok, maka prediksi dilakukan dengan menggunakan LSSVM-DE. Hasil prediksi akan dibandingkan dengan Altman Z"-Score. Perbandingan ini akan menunjukkan seberapa baik performa dari model prediksi yang dihasilkan dari integrasi LSSVM-DE dalam memprediksi *financial distress* perusahaan di sektor properti, konstruksi, dan sektor terkait. Diagram alir penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.

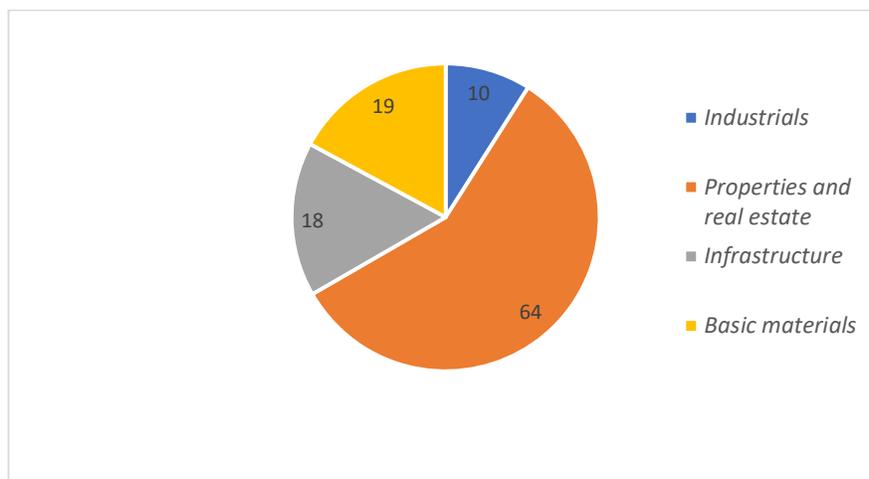


Gambar 1. Diagram alir penelitian

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini, perusahaan yang diteliti merupakan perusahaan yang berasal dari sektor properti dan konstruksi, serta sektor terkait seperti industri semen, keramik, serta kaca. Jumlah perusahaan yang menjadi objek penelitian sebanyak 111 perusahaan dengan pembagian 78 data untuk training dataset dan 33 perusahaan untuk testing dataset. Data laporan keuangan dari 111 perusahaan ini diambil pada periode 2008 – 2021. Bila ada data laporan keuangan yang tidak lengkap, maka perusahaan tidak akan dieliminasi namun digolongkan sebagai perusahaan yang mengalami kesulitan keuangan. Komposisi sektoral perusahaan dapat dilihat pada Gambar 2.

Suatu perusahaan dikatakan mengalami *financial distress* apabila tidak dapat membayar utang pada saat jatuh tempo. Hal tersebut dapat diartikan bahwa perusahaan yang mengalami *financial distress* adalah perusahaan yang mengalami penundaan kewajiban pembayaran utang (PKPU), dinyatakan pailit, atau sedang melakukan restrukturisasi utang. Selain itu, bisa juga perusahaan tidak memiliki laporan keuangan yang lengkap juga akan dimasukkan ke dalam kategori ini. Dari 111 perusahaan yang ada, terdapat 16 perusahaan yang mengalami *financial distress* dengan komposisi 5 perusahaan mengalami PKPU, 1 perusahaan dinyatakan pailit, 4 perusahaan sedang melakukan restrukturisasi utang, serta 6 perusahaan tidak memiliki laporan keuangan yang lengkap.



Gambar 2. Komposisi sektoral objek penelitian

Dalam penelitian ini, digunakan metode *artificial intelligence* yang dikombinasikan dengan algoritma optimasi sebagai metode prediksi. Metode *artificial intelligence* yang digunakan adalah *least squares-support vector machine*, sedangkan algoritma optimasi yang digunakan adalah *differential evolution*. Meskipun menggunakan metode kecerdasan buatan, bukan berarti semua data bisa dimasukkan begitu saja tanpa diseleksi terlebih dahulu. Oleh karena itu, dilakukan *trial and error* dalam upaya menemukan variabel-variabel yang cocok untuk dijadikan *input*, serta batas atas dan batas bawah parameter kecerdasan buatan yaitu  $\gamma$  (gamma) dan  $\sigma$  (sigma). Proses *trial and error* adalah proses *feature selection* secara manual. Proses *trial and error* dilakukan dengan berbagai kumpulan data penelitian terdahulu yang diuji dan dibandingkan performanya dengan formula Altman Z"-Score (Altman, 1968; Hua et al., 2007; Tserng, 2011). Dataset hasil *feature selection* dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset hasil *feature selection*

Variabel	Keterangan
X1	<i>Current Assets / Current Liabilities</i>
X2	<i>Cash / Current Liabilities</i>
X3	<i>Inventory / Total Assets</i>
X4	<i>Total Liabilities / Total Assets</i>
X5	<i>Net Profit / Total Equity</i>
X6	<i>Net Profit / Total Assets</i>
X7	<i>Net Profit / Sales</i>
X8	<i>Gross Profit / Sales</i>
X9	<i>Sales / Fixed Assets</i>
X10	<i>Gross Profit / Costs of Goods Sold</i>
X11	<i>Net Profit / Working Capital</i>
X12	<i>Cost of Goods Sold / Inventory</i>
X13	<i>Sales / Account Receivables</i>
X14	<i>Operating Cash Flow / Short Term Borrowing</i>
X15	<i>Operating Cash Flow / Long Term Borrowing</i>
X16	<i>Operating Cash Flow / Total Liabilities</i>

Tabel 2. Perbandingan hasil model prediksi dengan Altman Z"-Score

<i>Prediction</i>	<i>Best</i>	<i>Worst</i>	<i>Mean</i>	<i>Std. Dev.</i>
LSSVM-DE	93.94%	78.79%	85.91%	4.10%
Altman Z"-Score	90.91%	75.76%	83.18%	4.40%

Tingkat akurasi dari LSSVM-DE mampu mengungguli Altman Z"-Score. Hal ini mengartikan bahwa variabel-variabel yang digunakan memang memiliki tingkat signifikansi yang cukup tinggi. Hasil model prediksi dari LSSVM-DE dapat dilihat pada Tabel 2. Hasilnya akurasi dari LSSVM-DE lebih baik dari Altman Z"-Score dengan selisih 2.6%. *Random variable* yang tidak terlalu banyak menyebabkan performa prediksi cukup stabil. Hal ini ditunjukkan dengan standar deviasi yang bernilai hanya 4.1% dibandingkan Altman Z"-Score 4.4%.

Misklasifikasi yang terjadi ada 2 jenis, yaitu perusahaan yang tidak mengalami financial distress namun diprediksi mengalami financial distress maupun sebaliknya. Dalam penelitian ini, perusahaan yang dimisklasifikasikan oleh LSSVM-DE pasti diikuti dengan kesalahan Altman Z"-Score. Hal ini terjadi karena adanya rasio keuangan yang cukup berbeda dibanding

dengan kelompoknya. Dengan kata lain, misklasifikasi terjadi karena adanya perbedaan pada data masukkan.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil percobaan yang telah dilakukan, terbukti bahwa LSSVM yang diintegrasikan dengan DE mampu memberikan akurasi yang lebih baik dalam memprediksi suatu perusahaan akan mengalami *financial distress* atau tidak di masa depan. LSSVM-DE mampu mengungguli metode lain seperti Altman Z"-Score.

Penelitian yang mengintegrasikan metode prediksi dan optimasi masih terbilang cukup jarang di Indonesia, terlebih digunakan dalam memprediksi kondisi keuangan suatu perusahaan. Melihat hal tersebut, tentunya masih banyak hal yang bisa dikembangkan dari penelitian ini. Beberapa saran yang bisa dilakukan untuk penelitian selanjutnya adalah:

1. Penelitian selanjutnya bisa menggunakan metode prediksi yang lain dalam memprediksi kesulitan keuangan suatu perusahaan.
2. Penelitian selanjutnya bisa membandingkan performa DE dengan metode optimasi yang lain dalam mencari parameter terbaik.
3. Penelitian selanjutnya bisa memasukkan metode *time series* ke dalam metode prediksi, karena data yang berkelanjutan bisa menjadi salah satu faktor yang mempengaruhi akurasi prediksi.

## 6. DAFTAR REFERENSI

- Altman, E. I. (1968). "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy." *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Beaver, W. H. (1966). "Financial Ratios as Predictors of Failure." *Journal of Accounting Research*, 71-111.
- Chen, M. Y. (2011). "Predicting Corporate Financial Distress Based on Integration of Decision Tree Classification and Logistic Regression." *Expert Systems With Applications*, 38(9), 11261-11272.(doi: 10.1016/j.eswa.2011.02.173).
- Dimitras, A. I., Zanakis, S. H., & Zopounidis, C. (1996). "A Survey of Business Failures with an Emphasis on Prediction Methods and Industrial Applications." *European Journal of Operational Research*, 90(3), 487-513.(doi: 10.1016/0377-2217(95)00070-4).
- Ko, P. C., & Lin, P. C. (2006). "An Evolution-Based Approach with Modularized Evaluations to Forecast Financial Distress." *Knowledge-Based Systems*, 19(1), 84-91.(doi: 10.1016/j.knsys.2005.11.006).
- Hua, Z., Wang, Y., Xu, X., Zhang, B., & Liang, L. (2007). "Predicting Corporate Financial Distress Based on Integration of Support Vector Machine and Logistic Regression." *Expert Systems with Applications*, 33(2), 434-440.(doi: 10.1016/j.eswa.2006.05.006).
- Meyer, P. A., & Pifer, H. W. (1970). "Prediction of Bank Failures." *The Journal of Finance*, 25(4), 853-868.

- Min, J. H., & Lee, Y. C. (2005). "Bankruptcy Prediction Using Support Vector Machine with Optimal Choice of Kernel Function Parameters." *Expert Systems with Applications*, 28(4), 603-614.(doi: 10.1016/j.eswa.2004.12.008).
- Ongkowitzodjo, A.O. (2020). *Prediksi Kesulitan Keuangan pada Perusahaan Properti, Konstruksi, dan Real Estat yang Terdaftar di BEI*. Thesis Petra Christian University. Surabaya.
- Platt, H. D., & Platt, M. B. (2002). "Predicting Corporate Financial Distress: Reflections on Choice-Based Sample Bias." *Journal of Economics And Finance*, 26(2), 184-199.(doi: 10.1007/BF02755985).
- Platt, H. D., & Platt, M. B. (2006). "Understanding Differences between Financial Distress and Bankruptcy." *Review of Applied Economics*, 2(1076-2016-87135), 141-157.(doi:10.22004/ag.econ.50146).
- Platt, H. D., & Platt, M. B. (2008). "Financial Distress Comparison across Three Global Regions." *Journal of Risk and Financial Management*, 1(1), 129-162.(doi: 10.3390/jrfm1010129).
- Samui, P., & Kothari, D. P. (2011). "Utilization of A Least Square Support Vector Machine (LSSVM) For Slope Stability Analysis." *Scientia Iranica*, 18(1), 53-58.
- Storn, R., & Price, K. (1997). "Differential Evolution—A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization Over Continuous Spaces." *Journal of Global Optimization*, 11(4), 341-359.(doi: 10.1023/A:1008202821328).
- Tserng, H. P., Lin, G. F., Tsai, L. K., & Chen, P. C. (2011). "An Enforced Support Vector Machine Model for Construction Contractor Default Prediction." *Automation in Construction*, 20(8), 1242-1249.(doi: 10.1016/j.autcon.2011.05.007).
- Wang, H., & Hu, D. (2005, October). "Comparison of SVM and LS-SVM for Regression." In 2005 *International Conference on Neural Networks and Brain* (Vol. 1, pp. 279-283). IEEE.
- Wruck, K. H. (1990). "Financial Distress, Reorganization, and Organizational Efficiency." *Journal of Financial Economics*, 27(2), 419-444.(doi: 10.1016/0304-405X(90)90063-6).