

# Analisis Rasio Keuangan Untuk Memprediksi Financial Distress Menggunakan Support Vector Machine

## Financial Ratio For Predicting Financial Distress Using Support Vector Machine

Aliyya Rifanda Putri Yuwandhani<sup>1</sup>, Nora Amelda Rizal<sup>2</sup>

1 Manajemen Bisnis Telekomunikasi & Informatika, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Telkom, Indonesia, aliyarifanda@student.telkomuniversity.ac.id

2 Manajemen Bisnis Telekomunikasi & Informatika, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Telkom, Indonesia, norarizal@telkomuniversity.ac.id

### Abstract

Financial distress is a conditions that company used to before bankruptcy. Financial distress can be seen in a lower performance of the company. It can be measured by analyzing financial ratio to define the condition of the company for the early warning about their financial condition and to minimize the risk. This paper aims to predict financial distress model of sector energy companies that listed in Indonesian Stock Exchange. This paper composed by financial statement, financial ratio, and financial distress conditions, and the method of predict financial distress model. Knowing the correlations between financial ratio and financial distress ensure that financial ratio can be use as feature in the model of prediction financial distress. Data collection techniques have deep observed and using secondary data of the company. The object of the research is sector energy companies that listed in Indonesia Stock Exchange period 2009-2020, that selected by using purposive sampling technique and give 14 data sample to observe. Methodology that used in this paper is support vector machine to acquire best result as prediction model. Based on the result liquidity rasio, profitability ratio, solvability ratio, activity ratio, and growth ratio can be use as input variables for prediction financial distress model. Prediction model using support vector machine with kernel polynomial  $C=1$ ,  $D=1$  give best score to predict financial distress with accuracy 88%. That means this model can be recommended for sector energy to predict financial distress. These result hopefully can be used to reference for predict financial distress model using support vector machine in sector energy that listed in Indonesian Stock Exchange. Besides that, this research can be used as a guide for investors and managers of the companies in sector energy that listed in Indonesian Stock Exchange to make a better decision for investment planning and for predicting financial distress in their companies.

*Keywords*-financial ratio, financial distress, support vector machine

### Abstrak

Financial distress merupakan gejala awal yang dialami oleh suatu perusahaan sebelum mengalami kebangkrutan. Financial distress tercermin melalui kinerja perusahaan yang menurun. Kinerja perusahaan yang menurun ini dapat diukur menggunakan rasio keuangan untuk menggambarkan kondisi kinerja perusahaan. Financial distress penting untuk diteliti karena dapat membantu perusahaan maupun investor untuk mendeteksi secara dini kondisi keuangan perusahaan dan meminimalisir risiko yang ada. Penelitian ini memiliki tujuan untuk mengetahui tingkat ketepatan model prediksi financial distress perusahaan sektor energi yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia. Penelitian ini meliputi laporan keuangan perusahaan, rasio keuangan dan kondisi financial distress perusahaan, serta penggunaan metode dari model prediksi financial distress. Dengan mengetahui korelasi antara rasio keuangan dengan financial distress maka rasio keuangan dapat dijadikan sebagai variabel input dalam model prediksi financial distress. Teknik pengambilan data dengan observasi secara mendalam dan pengumpulan data sekunder. Objek penelitian ini adalah perusahaan sektor energi yang terdaftar di BEI periode 2009-2020, dengan teknik purposive sampling maka diperoleh sebanyak 14 sampel data observasi. Metodologi yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode Support Vector

*Machine* (SVM) yang memperbaiki metode sebelumnya. Berdasarkan hasil penelitian bahwa rasio likuiditas, rasio profitabilitas, rasio solvabilitas, rasio aktivitas, dan rasio pertumbuhan dapat dijadikan variabel input untuk model prediksi *financial distress* pada perusahaan sektor energi yang terdaftar di BEI. Model prediksi *financial distress* pada perusahaan sektor energi yang memberikan nilai akurasi 88% diberikan oleh kernel polynomial C=1, D=1. Hasil penelitian ini diharapkan dapat dijadikan referensi untuk model prediksi *financial distress* menggunakan metode *support vector machine* pada perusahaan sektor energi yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia. Selain itu, penelitian ini dapat dijadikan arahan untuk investor dan manajer perusahaan pada sektor energi yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia untuk melakukan perencanaan investasi lebih baik dan acuan untuk memprediksi *financial distress* pada perusahaannya.

Kata Kunci-kesulitan keuangan, rasio keuangan, *support vector machine*

---

## I. PENDAHULUAN

Perlambatan perekonomian global akibat krisis ekonomi global dan beberapa konflik yang belakangan terjadi menghambat neraca perdagangan kegiatan ekspor dan impor migas di Indonesia. Kegiatan perdagangan ekspor impor yang terjadi meliputi pengadaan bahan baku, barang modal maupun barang konsumsi akan minyak dan gas bumi. Fluktuasi harga minyak bumi berpengaruh terhadap tingkat penerimaan negara dalam neraca perdagangan. Neraca perdagangan Indonesia masih bergantung pada kegiatan ekspor impor sektor komoditas dan harga minyak. Timbulnya krisis ekonomi pada perekonomian yang tidak stabil dapat mempengaruhi kegiatan dan kinerja perusahaan [4]. Perusahaan kemudian perlu menyadari kondisi *financial distress* untuk langkah antisipasi sebelum terjadi kebangkrutan. *Financial distress* menjadi topik yang menarik bagi peneliti untuk menganalisis kemampuan bertahan perusahaan dalam suatu industri sektor energi.

*Financial distress* merupakan suatu kondisi dimana perusahaan mengalami penurunan kondisi keuangan sebelum kebangkrutan [8]. Tidak ada pengertian yang baku berkaitan perusahaan yang mengalami kondisi *financial distress*, namun inti dari pengertian *financial distress* adalah sama, yakni terkait dengan kondisi perusahaan yang sedang mengalami kesulitan keuangan. Penelitian yang dilakukan oleh Platt dan Platt untuk mengetahui suatu perusahaan mengalami *financial distress* dapat diukur dengan salah satu faktornya berupa laba bersih negatif [3]. Pendapatan laba bersih menjadi salah satu indikator terpenting bagi manajemen untuk mengukur tingkat keberhasilan perusahaan dalam menghasilkan laba. Sedangkan bagi investor laba bersih digunakan untuk menganalisa kinerja keuangan perusahaan dalam keadaan sehat atau *distress*.

Penelitian mengenai *financial distress* merupakan upaya untuk mengetahui lebih awal gejala *financial distress* menyebabkan banyak metode dan penelitian yang berkembang dari tahun ke tahun. Berawal dari pendekatan kuantitatif seperti analisis univariate yang dilakukan oleh Beaver (1966), analisis multi diskriminasi (MDA) yang dilakukan oleh Altman (1986), regresi logistik (LR) yang dilakukan oleh Ohlson (1980), dan analisis model probit oleh Zmijewski (1984). Penelitian yang dilakukan oleh Altman mengkaji pemanfaatan rasio keuangan sebagai alat untuk memprediksi *financial distress*. Model penelitian Altman dikenal dengan *Z-Score* dimana nilai ditentukan dari hitungan standar faktor keuntungan di setiap jenis industri dari rasio keuangan untuk menunjukkan tingkat kemungkinan perusahaan mengalami kebangkrutan [2].

Seiring berkembangnya ilmu pengetahuan, para peneliti mulai menggunakan teknik berbasis *machine learning* seperti artificial neural network (ANN) yang dilakukan oleh Odom dan Sharda (1990), support vector machine (SVM) yang dilakukan oleh Cortes dan Vapnik (1995), naive bayesian classifier (NBC), K-nearest neighbor (KNN), adaptive boosting yang dikembangkan oleh Freund dan Schapire (1996), Random Forest yang dilakukan oleh Breiman (2001). Kelebihan analisa prediksi *financial distress* menggunakan *machine learning* peneliti dapat mengambil banyak rasio keuangan untuk memperkaya pengetahuan akan factor-faktor yang mempengaruhi dan memperbaiki metode analisis *financial distress* [9].

Penggunaan metode *machine learning* dalam model prediksi *financial distress* dapat menambah cakupan dalam Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat keberhasilan model *machine learning* dalam mengklasifikasikan atau memprediksi perusahaan mengalami kondisi *financial distress* menggunakan analisis rasio keuangan. Rasio keuangan sebagai variabel input yang dapat membantu menentukan perusahaan termasuk ke dalam kondisi *distress* atau tidak. Diharapkan dalam penelitian ini dapat menjadi referensi untuk penelitian lebih lanjut mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi perusahaan dalam kondisi *financial distress* menggunakan metode *Support Vector Machine*.

## II. TINJAUAN LITERATUR

### A. Kinerja Perusahaan

Kinerja perusahaan merupakan tingkat Keberhasilan perusahaan dalam mencapai tujuan bisnisnya bergantung pada manajer dalam mengelola sumber daya yang dimiliki oleh perusahaan, salah satunya posisi keuangan perusahaan. H.J Boswell [10] menjelaskan untuk melakukan analisis kinerja keuangan perusahaan dilakukan dengan menganalisa laporan keuangan perusahaan. Laporan keuangan adalah suatu penyajian terstruktur dari posisi keuangan dan kinerja keuangan suatu entitas. Tujuan laporan keuangan adalah memberikan informasi mengenai posisi keuangan, kinerja keuangan, dan arus kas entitas yang bermanfaat bagi sebagian besar kalangan pengguna laporan keuangan dalam membuat keputusan ekonomi [6]. Laporan keuangan menjadi indikator dan objek utama dalam penelitian mengenai financial distress [2]. Analisis laporan keuangan merupakan sebuah alat ukur untuk mengetahui posisi keuangan dan hasil yang telah dicapai oleh suatu perusahaan. Tujuan dasar dari analisis laporan keuangan untuk mengetahui dan menilai ketepatan model dalam memprediksi kondisi keuangan perusahaan.

### B. Rasio Keuangan

Rasio keuangan merupakan data akuntansi yang disajikan kembali dalam bentuk perbandingan dalam rangka mengidentifikasi kekuatan dan kelemahan perusahaan [10]. Rasio keuangan menjadi alat dasar analisis laporan keuangan untuk membantu seluruh pihak yang sesuai dengan area fungsional masing-masing dalam mengambil keputusan. Rasio keuangan dapat ditemukan dalam laporan keuangan perusahaan. Bentuk-bentuk rasio keuangan yang digunakan untuk memprediksi *financial distress* perusahaan yang dijadikan parameter ukur, diantaranya.

1. Rasio Likuiditas, merupakan rasio untuk mengukur kemampuan perusahaan dalam memenuhi kewajiban sebelum masa jatuh tempo [10]. Rasio ini mengukur seberapa besar uang kas yang tersedia untuk membayar hutang lancar.
2. Rasio Solvabilitas, mengukur kemampuan perusahaan dalam melunasi seluruh kewajibannya apabila perusahaan diberhentikan aktivitas operasionalnya [10]. Rasio ini untuk mengetahui kemampuan suatu bisnis dalam mengembalikan utang pada kreditur baik dalam jangka pendek atau panjang.
3. Rasio Profitabilitas, mengukur kemampuan perusahaan dalam menghasilkan laba perusahaan [10]. Pengukuran rasio untuk mengevaluasi pengembalian investasi perusahaan.
4. Rasio Aktivitas, mengukur efisiensi perusahaan dalam memanfaatkan sumber daya yang dimiliki [10].
5. Rasio Pertumbuhan, mengukur peluang dan kinerja pertumbuhan perusahaan. Rasio pertumbuhan dapat membantu berbagai pihak untuk mengetahui tren dari pertumbuhan perusahaan melalui total aset dan kekayaan bersih yang dimiliki oleh perusahaan. Hal ini guna untuk mengukur kinerja perusahaan, ukuran perusahaan, dan faktor risiko yang dimiliki oleh perusahaan [5].

Rasio keuangan rasio keuangan yang digunakan dalam penelitian, yaitu: rasio likuiditas (*current ratio, quick ratio, current asset to total asset, cash from operation to total liabilities*), rasio profitabilitas (*return on asset, gross profit margin, net profit margin*), rasio solvabilitas (*debt to asset ratio*), rasio aktivitas (*total asset turnover, receivable turnover, inventory turnover, cash return on asset ratio, current asset turnover*), dan rasio pertumbuhan (*rate of primary earning per share, rate of main business revenue, rate of operating profit, rate of total profit, rate of net income attributed to shareholders, rate of cashflow from operating activities, net asset growth rate, total asset growth rate, dan net profit growth rate*).

### C. Financial Distress

*Financial distress* adalah kondisi dimana perusahaan menghadapi masalah kesulitan keuangan. Menurut Platt dan Platt, *financial distress* merupakan penurunan kondisi keuangan yang terjadi sebelum kebangkrutan ataupun likuidasi [B]. Jika kondisi kesehatan keuangan melemah, perusahaan sedang mengalami kondisi *financial distress* dimana dapat mengarah pada krisis keuangan dan pailit [7]. Kondisi *financial distress* terjadi sebelum perusahaan mengalami kegagalan ataupun kebangkrutan. *Financial distress* dapat diprediksikan berdasarkan ketidakmampuan perusahaan atau tidak tersedianya suatu dana untuk membayar kewajibannya yang telah melewati masa jatuh tempo [3]. *Financial distress* dapat dialami oleh semua perusahaan, gejala *financial distress* sangat penting untuk diketahui sedini mungkin. Hal ini dilakukan agar manajer dapat mengambil tindakan pencegahan untuk meminimalisir risiko menuju kebangkrutan [2]. Salah satu bentuk prediksi *financial distress* dalam mengidentifikasi terkait kondisi dan kinerja perusahaan adalah melakukan analisis laporan keuangan. Model prediksi ini menganggap bahwa bukti *distress* muncul

dalam rasio keuangan yang dapat ditemukan dalam laporan keuangan dan dapat diprediksi lebih awal untuk menghindari risiko kerugian.

#### D. *Support Vector Machine*

*Support Vector Machine* (SVM), yakni sebuah algoritma yang diusulkan oleh Vapnik tahun 1995. SVM tergolong metode klasifikasi baru dan telah banyak dijadikan untuk metode penelitian, seperti pola, identifikasi (*recognition*), regresi, dan prediksi. SVM menggunakan atribut *input* dari data *training* untuk menemukan batas nilai keputusan (*hyperplane*) yang dapat mengklasifikasikan dua atau lebih tipe data untuk kemudian memproses atribut input dalam klasifikasi. Menurut Nisa [2]. SVM menghasilkan pengklasifikasian biner yang memperhatikan *hyperplane* atau batas nilai keputusan sebagai pemisah terbaik melalui pemetaan data dari vektor input ke dalam ruang *feature* (atribut) yang lebih kompleks. Hal ini membangun model linear untuk memperkirakan fungsi pengambilan keputusan menggunakan batas kelas non linear berdasar *support vector* [9].

Pada dasarnya, SVM merupakan klasifikasi linier. Namun, dalam praktiknya kondisi tersebut terkadang tidak terpenuhi bahkan setelah data ditransformasikan kedalam ruang *feature*. Kendala (*slack*)  $\xi$  pada variabel  $x$  diperkenalkan dalam fungsi objektif SVM yang memungkinkan terjadinya kesalahan dalam klasifikasi (misklasifikasi). Pada akhirnya, SVM dikembangkan menjadi model klasifikasi nonlinier dengan menggunakan konsep kernel trick pada ruang berdimensi lebih tinggi [1].

Parameter C digunakan untuk mengontrol *trade off* antara margin ( $w$ ) dan misklasifikasi ( $\xi$ ). Parameter C ditentukan dengan mencoba beberapa nilai dan dievaluasi efeknya terhadap akurasi atau ketepatan model dalam mengklasifikasikan data kedalam kelas data yang dicapai oleh SVM, misalnya dengan *cross validation*.

Kernel dapat digunakan untuk mentransformasi data kedalam ruang berdimensi tinggi, dimana data yang tidak dapat dipisahkan secara linear akan dipisahkan secara nonlinear. Tujuan dari penggunaan fungsi kernel adalah mengimplementasikan suatu model untuk menggeneralisasi data. Kernel dapat dibangun untuk berbagai objek data baik data kontinu maupun data diskrit. SVM memiliki 3 model kernel, diantaranya sebagai berikut.

##### 1. SVM-Kernel Linear

Fungsi kernel yang paling sederhana ketika data yang dianalisis sudah terpisah secara linear. Kernel ini dapat digunakan ketika data yang dianalisis terdapat banyak *feature* atau variabel input.

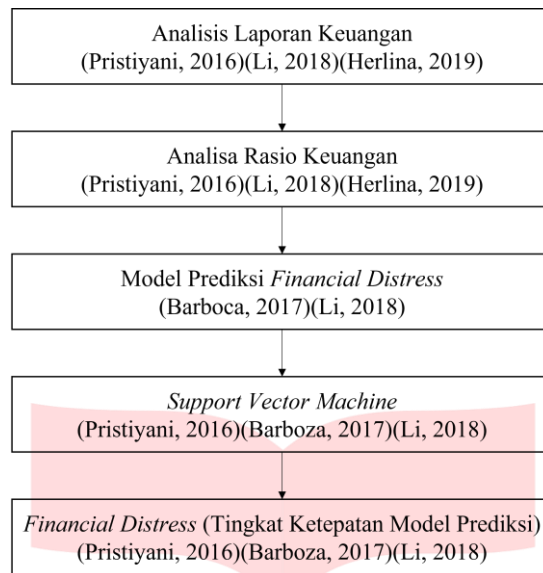
##### 2. SVM-Kernel *Polynomial*

Fungsi kernel yang digunakan ketika permasalahan data tidak terpisah secara linear serta keseluruhan data latihan telah dinormalisasi.

##### 3. SVM-Kernel *Radial Basis Function* (RBF)

Fungsi kernel yang tidak dapat dipisahkan secara linear kemudian dianalisis kembali menggunakan fungsi rbf. Kernel RBF mengoptimalkan model dengan parameter C dan gamma. Parameter gamma untuk menentukan seberapa jauh pengaruh dari satu sampel latihan dengan nilai terendah (titik terjauh) dan nilai tertinggi (titik terdekat). Ketika gamma tinggi berarti nodes berada disekitar garis yang masuk akal akan dipertimbangkan dalam perhitungan.

E. Kerangka Pemikiran



Gambar 2.1 Kerangka Pemikiran  
Sumber : Hasil Olahan Penulis (2022)

III. METODOLOGI PENELITIAN

A. Populasi dan Sampel

Populasi dari penelitian ini adalah perusahaan sektor energi yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI). Terdapat 73 perusahaan sektor energi yang terdaftar di BEI terhitung Maret tahun 2022. Penelitian ini menetapkan kriteria pengambilan sampel menggunakan teknik *purposive sampling*, mempertimbangkan:

1. Perusahaan sektor energi yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia periode 2009-2020.
2. Perusahaan sektor energi yang konsisten menerbitkan laporan keuangan lengkap pada tanggal 31 Desember tahun 2009-2020.

Berdasarkan kriteria tersebut, didapatkan sebanyak 14 sektor energi yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia tahun 2009-2020, yang digunakan sebagai data uji. Sampel ini merupakan perusahaan yang akan dilakukan prediksi *financial distress*.

B. Teknik Analisis

1. Data Collection : pada tahap ini indikator rasio keuangan dikumpulkan kemudian dihitung rasio keuangannya
2. Data Preprocessing: pada tahap ini dilakukan transformasi data guna meningkatkan kinerja model prediksi SVM dengan melakukan standarisasi data rasio keuangan. Kemudian melakukan label encoder untuk memudahkan model memahami pola data. Setelah dilakukan standarisasi data dan pemberian label baru, langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian koefisien korelasi antar variabel (x,y).
3. Data Processing : pada tahap ini dilakukan penentuan fitur (X) dan target (y), kemudian membagi data latih dan data uji dengan proporsi 90:10. Setelah membagi data, kemudian dilakukan pemodelan prediksi menggunakan SVM dengan parameter C=1,10,100 dan derajat 1, 0.01, 0.001, dan 0.0001. setelah dilakukan pemodelan, model dapat digunakan untuk menganalisa data baru dengan data uji untuk mencari nilai akurasi ketepatan model dalam memprediksi kondisi *financial distress*.
4. Evaluasi Model: mengevaluasi model dengan visualisasi confusion matrix untuk mencari nilai akurasi, presisi, recall, dan rmse (tingkat misklasifikasi), serta f1-score. Menghitung tingkat ketepatan model *machine learning* dalam prediksi dapat dilakukan secara langsung melalui metode yang dijalankan maupun secara tidak langsung dengan perhitungan (Pristiyani *et al.*, 2016) sebagai berikut.

Tabel 3.7 Confussion Matrix

*Prediction Membership*

		<b>1</b>	<b>0</b>
<i>Actual Membership</i>	<b>1</b>	TP	FN
	<b>0</b>	FP	TN

Sumber : Hasil Olahan Penulis (2022)

Dimana :

True Positive (TP) : jumlah item dari 1 terklasifikasi benar sebagai 1

False Negative (FN) : jumlah item dari 1 terklasifikasi sebagai 0

True Negative (TN) : jumlah item dari 0 terklasifikasi benar sebagai 0

False Positive (FP) : jumlah item dari 0 yang terklasifikasi sebagai 1

1 : perusahaan *distress*

0 : perusahaan *nondistress*

Akurasi, merupakan persentase jumlah data yang diprediksi secara benar terhadap jumlah keseluruhan data.

$$Tingkat\ Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP} \quad (3.1)$$

Presi, merupakan persentase jumlah data yang diprediksi benar terhadap jumlah keseluruhan data. Presisi dapat meminimalkan tingkat kesalahan prediksi benar dengan keseluruhan hasil yang diprediksi benar terjadi.

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3.2)$$

Recall, merupakan persentase kehandalan model untuk mendeteksi data berlabel benar dengan nilai nyata label benar. Recall dapat meminimalkan tingkat kesalahan salah (-), atau mengukur tingkat model dalam mendeteksi perusahaan *financial distress*.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.3)$$

F1-Score, merupakan perbandingan rata-rata presisi dan recall yang menitik beratkan pada nilai terkecil komponennya.

$$F1\ Score = \frac{2 \times Presisi \times Recall}{Presisi + Recall} \quad (3.4)$$

Root Mean Square Error, merupakan tingkat rata-rata error model dalam misklasifikasi kelompok data. Perhitungan ini diperoleh dari jumlah mengurangi nilai hasil observasi ( $y_i$ ) dengan nilai hasil prediksi ( $\bar{y}_i$ ) dengan membaginya dengan jumlah data (n)

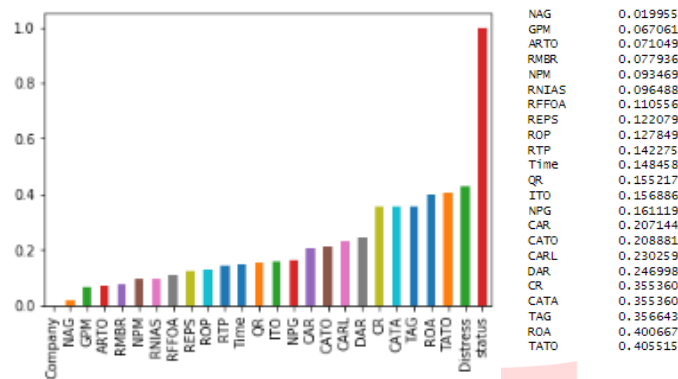
$$RMSE = \left\{ \frac{\sum (y_i - \bar{y}_i)}{n} \right\}^{1/2} \quad (3.5)$$

#### IV. HASIL PEMBAHASAN PENELITIAN

##### A. Pengaruh Rasio Keuangan Terhadap Financial Distress

Pada langkah awal, peneliti menginput seluruh *feature* (X), yakni 22 rasio keuangan pada perusahaan yang menyampaikan karakteristik informasi. Kemudian, menganalisa hubungan antar variabel X dan variabel y menggunakan koefisien korelasi dalam *library* yang terdapat dalam *python*. Pada tahap ini, peneliti melakukan uji koefisien korelasi antar variabel dengan menggunakan interval kepercayaan 95% (0.05) untuk mengetahui seberapa berpengaruh rasio keuangan (X) terhadap kondisi *financial distress* (y) suatu perusahaan. Dalam hal ini perlu ditekankan bahwa nilai koefisien korelasi yang kecil bukan berarti variabel (x,y) tidak saling berhubungan. Akan tetapi, pada hubungan nonlinear kedua variabel (x,y) memiliki hubungan yang kuat erat namun memiliki nilai

koefisien korelasi yang mendekati nol. Ada beberapa hal yang bersifat linear yang tidak dapat dijelaskan yang mengindikasikan antar variabel bukan dari angka korelasi.



Gambar 4.1 Visualisasi Koefisien Korelasi Antar Variabel

Sumber : data yang telah diolah (2022)

Pada Gambar 4.1 yang merupakan visualisasi grafik koefisien korelasi antar variabel yang memiliki pengaruh paling kecil ke besar. Rasio keuangan yang memiliki nilai lebih rendah dari 0.05 mengartikan bahwa rasio tersebut memiliki hubungan yang lemah terhadap variabel y, baik hubungan positif maupun negatif. Pada gambar tersebut, rasio *total asset turnover* (TATO) dan *return on asset* (ROA) memiliki korelasi cukup kuat sebesar 0.405 terhadap kondisi *financial distress* sedangkan sisanya dipengaruhi oleh faktor lain. Sedangkan rasio *net asset growth* (NAG) memiliki korelasi lemah terhadap kondisi *financial distress*. Sehingga dapat disimpulkan bahwa rasio TATO, ROA, TAG, CATA, CR, DAR, CARL, CATO, CAR, NPG, ITO, QR, RTP, ROP, REPS, RFFOA, RNIAS, NPM, RMBR, ARTO, GPM, dan NAG dapat dijadikan variabel input untuk model prediksi *financial distress* pada perusahaan sektor energi yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia.

B. Evaluasi Model Prediksi Financial Distress

Tabel 4.1 Evaluasi Model

Model	Tipe	Kategori		(90:10)	Presisi %	Recall %	F-1 Score %	AUC %	RMSE %
		0	1						
SVM Linear, C=100	0	9	2	11	0.90	0.82	0.86	0.82	0.84
	1	1	5	6	0.71	0.83	0.77		
SVM Poly, C=1, d=1	0	11	0	11	0.85	1.00	0.92	<b>0.88</b>	<b>0.68</b>
	1	2	4	6	1.00	0.67	0.80		
SVM RBF, C=10, Y=0.01	0	9	2	11	0.90	0.82	0.86	0.82	0.84
	1	1	5	6	0.71	0.83	0.77		
SVM RBF, C=10, Y=0.001	0	10	1	11	0.83	0.91	0.87	0.82	0.84
	1	2	4	6	0.80	0.67	0.73		
SVM RBF, C=100, Y=0.001	0	9	2	11	0.90	0.82	0.86	0.82	0.84
	1	1	5	6	0.71	0.83	0.77		

Sumber : Hasil Olahan Penulis (2022)

Berdasarkan hasil analisa data disajikan dalam tabel 4.1 dengan tingkat nilai akurasi atau ketepatan model dalam memprediksi dengan nilai lebih dari 80%. Model SVM menggunakan kernel polynomial dengan parameter C=1 dan derajat=1 memiliki nilai akurasi tertinggi sebesar 88% dengan tingkat rata-rata eror sebesar 69%. Dari model tersebut dapat memprediksi perusahaan dengan benar dimana 11 perusahaan terprediksi benar tidak mengalami *financial distress* dan 4 perusahaan benar terprediksi mengalami *financial distress*.

## V. KESIMPULAN DAN SARAN

### A. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian ini mengenai Analisis Rasio Keuangan Untuk Memprediksi *Financial Distress* Menggunakan *Support Vector Machine* dengan dapat disimpulkan, bahwa

1. Pengujian koefisien korelasi pada variabel rasio keuangan terhadap model prediksi *financial distress* dengan interval kepercayaan 95% memberikan hasil bahwa rasio keuangan berupa rasio likuiditas, rasio profitabilitas, rasio solvabilitas, rasio aktivitas, dan rasio pertumbuhan memiliki hubungan dalam menentukan *financial distress*. Maka rasio keuangan tersebut dapat dijadikan sebagai variabel input untuk model prediksi *financial distress* pada perusahaan sektor energi yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia tahun 2009-2020.
2. Model prediksi *financial distress* pada perusahaan sektor energi di Indonesia tahun 2009-2020 adalah menggunakan SVM kernel polynomial C=1, D=1 memiliki nilai akurasi atau ketepatan model dalam memprediksi *financial distress* sebesar 88%. Dimana model prediksi ini melakukan tepat memprediksi sebanyak 15 data dari 17 sampel data observasi yang diujikan, dengan kata lain tingkat kesalahan prediksi (misklasifikasi) terjadi pada 2 sampel data observasi.

### B. SARAN

Dalam penelitian ini, peneliti hanya menggunakan variabel input berupa rasio keuangan yang mewakili dari setiap kategori dikarenakan ketersediaan data dan keterbatasan waktu., maka berikut adalah saran-saran yang bisa diberikan kepada peneliti selanjutnya, manajemen perusahaan, dan investor untuk memahami sinyal atau peringatan dini akan kondisi perusahaan pada sektor energi yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia.

1. Aspek Teoritis
  - a. Bagi akademis sebagai peneliti selanjutnya penelitian ini dapat dijadikan rujukan atau referensi untuk model prediksi *financial distress* pada perusahaan sektor energi menggunakan metode *machine learning* model *Support Vector Machine* (SVM), dan rasio keuangan sebagai variabel inputnya.
2. Aspek Praktis
  - a. Bagi manajemen perusahaan sektor energi, model prediksi menggunakan rasio likuiditas, rasio profitabilitas, rasio solvabilitas, rasio aktivitas, dan rasio pertumbuhan dapat dijadikan sebagai variabel input dalam memprediksi *financial distress*. Kondisi *financial distress* perusahaan dapat diminimalisir bahkan dihindari, pada kasus dalam penelitian ini, perusahaan sektor energi yang terdaftar di BEI dapat meningkatkan jumlah kas atau aset lancar untuk memaksimalkan pendapatan bersih yang diperoleh oleh perusahaan sehingga perusahaan dapat mempertahankan bisnisnya.
  - b. Bagi investor pada sektor energi dapat menjadikan nilai rasio *total asset turnover* (TATO) dan *return on asset* (ROA) untuk melakukan perencanaan investasi lebih baik pada perusahaan sektor energi di Indonesia. Nilai rasio TATO yang tinggi akan mencukupi kas atau aset perusahaan dalam menghasilkan nilai laba yang tinggi pula. Nilai laba yang tinggi membuat tingkat pengembalian investasi (ROA) kepada pemegang saham meningkat. Model prediksi dalam penelitian ini yang dilakukan dengan menggunakan rasio keuangan diharapkan dapat menjadi salah satu masukan bagi investor sebagai indikator dalam pemilihan instrumen investasi berupa saham.

## REFERENSI

- [1] Budiahartha, W. (2016). *Machine Learning and Computational Intelligence*. Yogyakarta: Andi Offset.
- [2] Cahya, L.M., Daru, A., Andrian, D. (2016) Aplikasi *Data Mining* dengan Metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk Prediksi *Financial distress* pada Industri Jasa *Go Pubic* yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia. Seminar Nasional Inivasu dan Aplikasi Teknologi di Industri.
- [3] Carolina, V., Marpaung, E.I., Pratama, D. (2017). Analisis Rasio Keuangan untuk Memprediksi Kondisi *Financial distress* (Studi Empiris pada Perusahaan Manufaktur yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia Periode 2014-2015). *Jurnal Akuntansi Maranatha* 9(2).
- [4] Darmawan, S. (2017). Analisis Pengaruh Corporate Governance, Variabel Ekonomi Makro Terhadap *Financial distress* Dengan Variabel Kontrol Ukuran Perusahaan dan Jenis Kepemilikan. *Jurnal Ekonomi dan Bisnis*, 7(1), 100-122. Retrived from: <http://e-journal.janabadra.ac.id/index.php/jurnalefektif/article/view/248>



- [5] Debnath, P. (2017). Assaying the Impact of Firm's Growth and Performance on Earning Management: An Empirical Observation of Indian Economy. *International Journal of Research in Business Studies and Management*, 4(2), 30-40. doi: 10.22259/ijrbsm.0402003
- [6] Ikatan Akuntan Indonesia. (2013). Pernyataan Standar Akuntansi Keuangan. Jakarta: Ikatan Akuntan Indonesia.
- [7] Klepac, V. dan Hampel, D. (2017). Predicting *Financial distress* of Agriculture Companies in EU. *Journal of Agriculture Economy*, 63(8). doi: 10.17221/374/2015-AGRIECON.
- [8] Pristiyani, Darsyah, M. Y., dan Nur, I. M. (2016). Performansi Perusahaan *Financial distress* Dengan Metode *Support Vector Machine*. *Jurnal Statistika*, 4(1). Retrived from: researchgate.net
- [9] Salehi M. *et al.*, (2015). Predicting Corporate *Financial distress* Using Data Mining Techniques. *International Journal of Law and Management* 58(2). Doi: 10.1108.IJLMA-06-2015-0028
- [10] Titman, S., Keown, A. J., & Martin, D. J. (2018). *Financial Management: Principles and Applications (13<sup>rd</sup> ed.)*. United Kingdom: Pearson Education.

