

Klasifikasi Kondisi Finansial pada Perusahaan Sektor Finansial yang Terdaftar di BEI Periode Tahun 2020 Menggunakan *Support Vector Machine*

Anang Kurniawan, dan Mike Prastuti

Departemen Statistika Bisnis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

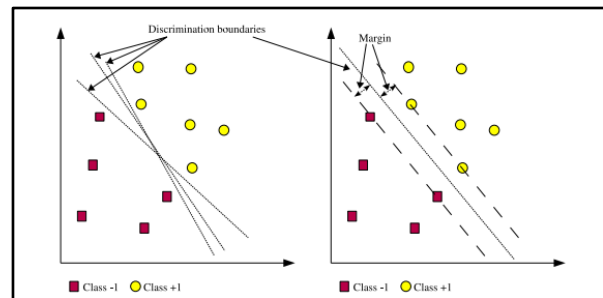
e-mail: mike_p@statistika.its.ac.id

Abstrak—Saham menjadi instrumen investasi yang paling di gemari oleh pemodal, karena menurut OJK atau otoritas jasa keuangan pertumbuhan investor saham pada agustus 2021 sebesar 50,7% lebih tinggi dibanding dengan tahun 2020. Kesempatan ini disalahgunakan oleh organisasi investasi untuk menjadi modus penipuan baru terhadap investor pemula. Oleh karena itu diperlukan suatu analisis klasifikasi kondisi finansial perusahaan yang dapat membantu investor dalam menentukan perusahaan tujuan investasi. Menurut Mark E Zmijewski, kondisi finansial dikategorikan menjadi 2 yaitu financial distress dan non financial distress. Penelitian ini dianalisis untuk mengetahui hasil klasifikasi kondisi finansial perusahaan sektor finansial yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia periode tahun 2020 berdasarkan rasio keuangan yaitu rasio likuiditas, rasio solvabilitas, dan rasio profitabilitas. Seluruh variabel tersebut diklasifikasikan menggunakan metode support vector machine (SVM). Metode SVM digunakan karena mampu memunculkan pembatas yang efektif antar data. Hasil analisis menunjukkan mayoritas perusahaan sektor finansial di Indonesia dikategorikan sebagai perusahaan dengan kondisi finansial yang sehat dengan Proporsi sebanyak 75,5%, sedangkan 24,5% lainnya memiliki kondisi finansial yang kurang sehat. Rata-rata perusahaan sektor finansial di Indonesia adalah perusahaan yang likuid, mampu memenuhi kewajiban apabila terjadi pembubaran perusahaan, serta mampu menghasilkan keuntungan dari modal dan aset yang dimiliki, hal itu dapat dilihat dari rasio keuangan yang bernilai positif. Hasil klasifikasi terbaik yaitu menggunakan kernel linear dan proporsi training-testing 80:20 yang menghasilkan akurasi sebesar 0,952, recall sebesar 1, dan presisi sebesar 0,938.

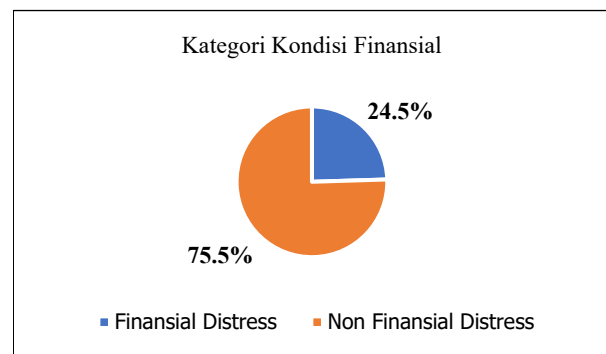
Kata Kunci—Klasifikasi, Kondisi Finansial, *Support Vector Machine*.

I. PENDAHULUAN

SEIRING perkembangan zaman kebutuhan hidup manusia mengalami pertumbuhan. Akibatnya setiap orang dituntut untuk melakukan segala upaya agar dapat memenuhi kebutuhan, salah satunya dengan memilih jalan investasi dalam pengelolaan dana yang dimiliki. Menurut Kasmir dan Jakfar, investasi adalah suatu kegiatan yang dianalisis dalam bentuk penanaman modal pada sebuah kegiatan dalam periode tertentu yang nantinya akan memberikan keuntungan. Perkembangan zaman menyebabkan terciptanya berbagai instrumen investasi, salah satunya adalah saham. Saham adalah bukti penyertaan modal pada suatu perusahaan, artinya dengan membeli saham, maka kita memberikan modal kepada perusahaan yang digunakan untuk kebutuhan operasional perusahaan. Saham menjadi instrumen investasi yang paling di gemari oleh pemodal, karena menurut OJK atau otoritas jasa keuangan pertumbuhan investor saham pada agustus 2021 sebesar 50,7% lebih tinggi dibanding dengan tahun 2020. Sebelum melakukan investasi, investor dituntut



Gambar 1. *Hyperlane SVM*.



Gambar 2. *Kategori kondisi finansial*.

untuk melakukan analisa kondisi perusahaan, tuntutan ini menimbulkan adanya berbagai organisasi yang menawarkan jasa investasi. Kesempatan ini disalah gunakan oleh organisasi investasi untuk menjadi modus penipuan baru terhadap investor pemula. OJK telah menutup 425 perusahaan investasi ilegal, 1.734 perusahaan fintech ilegal dan 88 perusahaan gadai ilegal. Investor lebih baik jika dapat menganalisa kondisi perusahaan yang akan dijadikan tujuan investasi.

Kondisi finansial perusahaan dapat digolongkan menjadi dua yaitu financial distress dan non financial distress. Financial distress merupakan suatu kondisi dimana perusahaan memiliki aliran khas yang tidak cukup memuaskan untuk memenuhi kewajiban-kewajiban perusahaan (seperti pemberian profit kepada peegang saham, dan lain-lain). Dalam hal ini financial distress juga dapat dikatakan sebagai kondisi kegagalan bagi perusahaan karena tidak mampu membayar kewajiban [1]. Penelitian tentang kondisi finansial pernah dianalisis oleh Wardoyo dan Setiawan (2009) mengenai pengaruh rasio keuangan terhadap kondisi financial distress perusahaan otomotif menunjukkan bahwa rasio likuiditas dan rasio profitabilitas berpengaruh terhadap kondisi financial distress perusahaan. Sementara itu penelitian yang dianalisis oleh Alifia dan Rikumahu (2020) mengenai prediksi financial distress perusahaan pertambangan batubara di Bursa Efek Indonesia

Tabel 1.
Karnel SVM

Kernel	Fungsi
<i>Linear Kernel</i>	$K(x, x_i) = x^T \cdot x_i$
<i>Hyperbolic tangent (sigmoid)</i>	$K(x, x_i) = \tanh(\beta x^T x_i + \beta_1)$
<i>Gaussian Radial Basis Function (RBF)</i>	$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\ x - x_i\ ^2}{\sigma^2}\right)$

Tabel 2.
Confusion Matrix

Classification	Actually Positive	Actually Negative
<i>Predicted Positive</i>	<i>True Positive (TP)</i>	<i>False Positive (FP)</i>
<i>Predicted Negative</i>	<i>False Negative (FN)</i>	<i>True Negative (TN)</i>

Tabel 3.
Variabel penelitian

Variabel	Deskripsi	Skala Data
Y	Kodisi Keuangan Keterangan: Kategori 0 : <i>Financial Distress</i> Kategori 1 : <i>Non Financial Distress</i>	Nominal
X ₁	Rasio Lancar (<i>Current Ratio</i>)	Rasio
X ₂	Rasio Kas (<i>Cash Ratio</i>)	Rasio
X ₃	Rasio Hutang terhadap Aktiva (DAR)	Rasio
X ₄	Rasio Hutang dengan Modal (DER)	Rasio
X ₅	Pengembalian Modal (ROE)	Rasio
X ₆	Pengembalian Aset (ROA)	Rasio

Tabel 4.
Eksplorasi rasio keuangan perusahaan

Variabel	Rata-rata	Varians	Minimum	Maksimum
<i>Current ratio</i>	39,9	48342,5	0,0011	1917,1
<i>Cash ratio</i>	3,48	376,3	0,01	152,63
DAR	0,759	1,277	0,003	8,659
DER	318,7	113392,8	-371,9	1707,1
ROE	2,61	572,63	-115,15	185,57
ROA	6,95	6116,3	-72,85	780,87

menggunakan Support vector machine, K-nearest neighbor dan Naïve bayes classifier menunjukkan bahwa metode yang memberikan akurasi klasifikasi terbesar adalah Support vector machine yaitu sebesar 94,7% [2]. Berdasarkan hasil pada penelitian sebelumnya diperoleh kesimpulan bahwa metode Support vector Machine (SVM) memberikan hasil akurasi klasifikasi tertinggi. Metode SVM merupakan metode klasifikasi yang dikemukakan oleh Boser, Guyon, Vapnik tahun 1992. Konsep dasar SVM adalah kombinasi harmonis dari beberapa teori komputasi yang berkembang pada tahun-tahun sebelumnya. SVM didasari oleh prinsip linear, namun saat ini SVM telah berkembang sehingga dapat bekerja pada masalah non linear. Pemisah dalam SVM disebut dengan hyperplane. Hyperplane dapat dapat memaksimalkan jarak atau margin antara kelas data [3].

Penelitian ini menggunakan kondisi keuangan perusahaan sektor finansial yang telah dikategorikan menjadi 2 berdasarkan model yang dikemukakan oleh Mark E Zmijewski pada tahun 1984 karena model mampu menunjukkan perbedaan yang signifikan antara perusahaan yang sehat dan yang tidak sehat. Pemilihan perusahaan sektor finansial didasarkan bahwa semua sektor usaha selalu membutuhkan pembiayaan sektor finansial dalam memperluas usahanya sehingga kedepannya perusahaan sektor finansial diharapkan untuk terus berkembang. Perusahaan

Tabel 5.
Hasil klsifikasi menggunakan karnel linear

Proporsi	Akurasi	Spesificity	Presisi
70:30	0,936	1	0,92
80:20	0,952	1	0,938
90:10	0,727	0,8	0,667

Tabel 6.
Confusion matrix kernel linear

Kelas Prediksi	Kelas Aktual	
	<i>Financial Distress</i>	<i>Non Financial Distress</i>
<i>Financial Distress</i>	5	1
<i>Non Financial Distress</i>	0	15

Tabel 7.
Hasil klasifikasi menggunakan kernel RBF

Proporsi	Gamma	Akurasi	Recall	Presisi
70:30	1	0,774	1	0,767
	2	0,774	1	0,767
	3	0,742	1	0,742
	4	0,742	1	0,742
80:20	5	0,742	1	0,742
	1	0,762	1	0,75
	2	0,762	1	0,75
	3	0,714	1	0,714
90:10	4	0,714	1	0,714
	5	0,714	1	0,714
	1	0,545	1	0,5
	2	0,454	1	0,454
	3	0,454	1	0,454

Tabel 8.
Confusion matrix kernel RBF

Kelas Prediksi	Kelas Aktual	
	<i>Financial Distress</i>	<i>Non Financial Distress</i>
<i>Financial Distress</i>	1	7
<i>Non Financial Distress</i>	0	23

sektor finansial yang terdaftar di BEI sebanyak 105 perusahaan dengan 3 perusahaan melakukan pencatatan pada 2020 sehingga pada penelitian ini hanya menggunakan 102 perusahaan sebagai objek penelitian. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya yaitu menggunakan beberapa variabel yang tidak digunakan pada penelitian sebelumnya diantaranya seperti rasio hutang terhadap aktiva (DAR), rasio hutang terhadap modal (DER) serta objek penelitian yang digunakan yaitu perusahaan sektor finansial yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Support Vector Machine

Support vector machine (SVM) merupakan metode klasifikasi yang dikemukakan oleh Boser, Guyon, Vapnik tahun 1992. Konsep dasar SVM adalah kombinasi harmonis dari beberapa teori komputasi yang berkembang pada tahun-tahun sebelumnya [4]. SVM dikembangkan untuk memecahkan masalah klasifikasi karena memiliki kemampuan yang lebih baik dalam menggeneralisasi data bila dibandingkan dengan teknik yang sudah ada sebelumnya

Tabel 9.

Hasil Klasifikasi menggunakan kernel sigmoid				
Proporsi	Gamma	Akurasi	Recall	Presisi
70:30	1	0,742	1	0,742
	2	0,742	1	0,742
	3	0,742	1	0,742
	4	0,742	1	0,742
	5	0,742	1	0,742
80:20	1	0,714	1	0,714
	2	0,714	1	0,714
	3	0,714	1	0,714
	4	0,714	1	0,714
	5	0,714	1	0,714
90:10	1	0,636	1	0,555
	2	0,636	1	0,555
	3	0,636	1	0,555
	4	0,636	1	0,555
	5	0,636	1	0,555

Tabel 10.

Confusion matrix kernel sigmoid			
		Kelas Aktual	
		Financial Distress	Non Financial Distress
Kelas Prediksi	Financial Distress	0	8
	Non Financial Distress	0	23

Tabel 11.

Hasil klasifikasi terbaik					
Kernel	γ	Proporsi	Akurasi	Spesificity	Presisi
Linear	-	80:20	0,952	1	0,938
RBF	1	70:30	0,774	1	0,767
Sigmoid	1	70:30	0,742	1	0,742

(Regresi logistik). SVM ditujukan untuk mencari pembatas antar kelas yang didasari oleh prinsip linear, namun saat ini SVM telah berkembang sehingga dapat bekerja pada masalah non linear. Pemisah dalam SVM disebut dengan *hyperplane*. *Hyperplane* dapat memaksimalkan jarak atau margin antara kelas data seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1 [2].

Gambar 1 sebelah kanan menunjukkan hyperplane yang terbaik, yaitu terletak tepat pada tengah-tengah kedua kelas, sedangkan titik merah dan kuning yang berada dalam lingkaran hitam yang berpotongan dengan garis putus-putus adalah support vector. Usaha untuk mencari lokasi hyperplane ini merupakan inti dari proses pembelajaran pada SVM.

1) *Klasifikasi Linear SVM*

Pemisahan secara linear memisahkan data dari kelas yang berbeda. Diberikan data berdimensi m , data yang diamati n , yaitu x_i dengan $i = 1, 2, \dots, n$ yang termasuk dalam kelas pertama atau kedua sehingga fungsi pemisahannya ditunjukkan pada persamaan 1.

$$g(x) = \text{sign}(d(x)) \tag{1}$$

dengan nilai $d(x)$ ditunjukkan pada persamaan 2.

$$d(x) = \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b \tag{2}$$

Dimana w adalah vektor berdimensi m , b adalah suatu konstanta bias dan $y_i = \{1, -1\}$ adalah label kategori untuk data set. Karena data tersebut dipisahkan secara linear maka persamaan pemisah antar *hyperplane* dapat ditulis seperti persamaan 3.

$$\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b = 1 \quad \text{atau} \quad \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b = -1 \tag{3}$$

Data x_i termasuk kategori 1 jika $\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b > 0$ dan Data x_i termasuk kategori -1 jika $\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b < 0$. Nilai *margin* merupakan jarak terdekat *hyperplane* dengan data yang paling dekat dengan *hyperplane* tiap kelas. Persamaan jarak antara data x pada tiap kelas dengan *hyperplane* ditunjukkan pada persamaan 4.

$$d(\mathbf{w}, b; \mathbf{x}) = \frac{|\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b|}{\|\mathbf{w}\|} \tag{4}$$

Jarak terdekat antara data x dengan *hyperplane* pada kelas 1 dan 2 masing-masing adalah $1/\|\mathbf{w}\|$ sehingga nilai margin antara bidang pembatas (berdasarkan jarak garis ke titik pusat) adalah $2/\|\mathbf{w}\|$. *Hyperplane* yang optimum diperoleh dengan memaksimalkan nilai *margin*. Nilai *margin* akan

maksimal jika nilai $\|\mathbf{w}\|$ minimal. Maka pencarian bidang pemisah terbaik dengan margin terbesar dapat dilihat pada persamaan 5.

$$\min \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \tag{5}$$

dengan syarat yang ditunjukkan pada persamaan 6:

$$y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1, \quad i = 1, 2, \dots, n \tag{6}$$

Solusi untuk formula optimasi SVM dengan fungsi batasan berupa pertidaksamaan tersebut dapat diperoleh dengan menggunakan metode *Lagrange Multipliers*, sehingga didapatkan persamaan 7.

$$L(\mathbf{w}, b, \alpha) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) - 1] \tag{7}$$

Dimana w dan b adalah primal variabel, dan α adalah Lagrange Multipliers. Solusi dari optimasi diatas dapat dicari dengan meminimalkan nilai w dan b , dan memaksimalkan nilai α yakni dengan mencari turunan pertama dari fungsi $L(w,b,\alpha)$ terhadap variabel w , b dan disamadengankan 0, sehingga Penurunan terhadap variabel w menghasilkan persamaan 8.

$$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \mathbf{x}_i \tag{8}$$

Penurunan terhadap variabel b menghasilkan persamaan 9.

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \tag{9}$$

Persamaan 8 dan 9 di masukan kedalam persamaan 2 sehingga menghasilkan persamaan 10

$$\max_{\alpha} \sum_{i=1}^n \alpha_i - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (\mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j) \tag{10}$$

dimana:

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 ; \alpha \geq 0 \text{ untuk } i = 1, 2, \dots, n$$

2) *Klasifikasi Non-Linear SVM*

Ketika masalah yang dipecahkan berupa input non linear maka *hard margin* SVM tidak dapat menentukan *hyperplane* secara efektif. Sehingga pada kasus ini diperlukan suatu *margin* yang dapat memisahkan data secara nonlinear atau juga disebut *soft margin*. Maka pencarian *soft margin* dirumuskan pada persamaan 11.

$$d(\mathbf{w}, t) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^N t_i \tag{11}$$

Dimana t_i merupakan variabel *slack* yang dapat memaksimalkan *margin* dan C adalah parameter yang ditentukan untuk mengontrol hubungan antara variabel *slack* dengan $\|w\|^2$, saat C dinaikkan nilainya maka ketebalan margin akan meningkat sehingga meminimalkan kesalahan klasifikasi.

Untuk lebih mengoptimalkan hasil klasifikasi maka dapat digunakan kernel *trick*. Kernel dapat digunakan sebagai penyelesaian dalam memodifikasi SVM dengan cara mentransformasikan data ke ruang dimensi yang lebih tinggi yang disebut ruang kernel. Ruang kernel akan menjadikan data terpisah secara linear [5]. Data ditransformasi dengan fungsi pemetaan φ_i , hasil yang didapatkan ditunjukkan pada persamaan 12.

$$K(x, x_i) = \sum_r \varphi_r(x) \cdot \varphi_r(x_i) \quad (12)$$

Keterangan :

$\varphi_r(x)$: Fungsi pemetaan x

$\varphi_r(x_i)$: Fungsi pemetaan x_i

Sehingga berdasarkan persamaan 10 formulasi hasil penyelesaian optimasi menjadi.

$$g(x) = \text{sign}(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i^T x_j) + b) \quad (13)$$

Dimana matriks $K(x_i^T x_j)$ merupakan matriks kernel. Beberapa fungsi pembentuk matriks kernel yang sering digunakan untuk menyelesaikan permasalahan nonlinear ditunjukkan pada Tabel 1.

B. Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan metode yang digunakan untuk menghitung ketepatan akurasi pada konsep data mining. Confusion matrix memetakan hasil dalam bentuk tabel yang menyatakan jumlah data hasil uji yang benar diklasifikasikan dan jumlah data uji yang salah diklasifikasikan yang ditampilkan pada Tabel 2 [6].

Ukuran ketepatan klasifikasi yang akan digunakan yaitu *accuracy*, *precision*, dan *recall*. *Accuracy* adalah salah satu ukuran yang umum digunakan untuk evaluasi model, *accuracy* menunjukkan performa kedekatan hasil klasifikasi dengan data aktual. *Recall* adalah keberhasilan sistem dalam menemukan kembali informasi. Sedangkan *Precision* adalah evaluasi model dengan melihat tingkat ketepatan antara jumlah yang berhasil diprediksi dengan hasil pengujian. Alasan penggunaan tiga ukuran evaluasi model adalah ketiga ukuran berfokus pada keberhasilan algoritma dalam memprediksi data positif. Berikut rumus perhitungan ketepatan klasifikasi.

Accuracy :

$$\frac{TP + TN}{P + N}$$

Recall :

$$\frac{TP}{TP + FN}$$

Precision :

$$\frac{TP}{TP + FP}$$

Keterangan:

P : Jumlah data positif

N : Jumlah data negatif

TP : Jumlah record data positif yang diklasifikasikan kedalam nilai positif

FP : Jumlah record data negatif yang diklasifikasikan kedalam nilai positif

FN : Jumlah record data positif yang diklasifikasikan kedalam nilai negatif

TN : Jumlah record data negatif yang diklasifikasikan kedalam nilai negatif

C. Financial Distress

Financial Distress merupakan suatu kondisi dimana perusahaan memiliki aliran khas yang tidak cukup memuaskan untuk memenuhi kewajiban-kewajiban perusahaan (seperti pemberian profit kepada pemegang saham dll.). Dalam hal ini financial distress juga dapat dikatakan sebagai kondisi kegagalan bagi perusahaan karena tidak mampu membayar kewajiban. Terjadinya financial distress mengakibatkan perusahaan untuk segera mengambil tindakan, salah satunya adalah restrukturisasi finansial [1].

Kondisi *financial distress* perusahaan dapat diprediksi dengan menggunakan model yang dikemukakan oleh Mark E Zmijewski pada tahun 1984, Mark E Zmijewski melakukan penelitian terhadap 800 perusahaan sehat dan 41 perusahaan bangkrut yang dimodelkan dengan probit sehingga mendapatkan model prediksi klasifikasi. Model yang dikemukakan dapat dilihat pada persamaan 14 [7].

$$X = -4,336 - 4,513X_1 + 5,679X_2 - 0,004X_3 \quad (14)$$

dimana:

X_1 : Return on assets (ROA)

X_2 : Debit ratio

X_3 : Current ratio

Hasil pemodelan akan dikategorikan menjadi dua berdasarkan nilai X-score, jika X-score kurang dari 0 akan dikategorikan perusahaan non *financial distress*, sedangkan jika X-score lebih dari 0 akan dikategorikan perusahaan *financial distress*.

D. Rasio Likuiditas

Rasio likuiditas adalah salah satu jenis rasio keuangan perusahaan yang digunakan untuk mengukur tingkat likuiditas perusahaan, tingkat likuiditas perusahaan adalah kemampuan perusahaan dalam memenuhi kewajiban finansialnya dengan segera. Rasio likuiditas dibagi lagi menjadi beberapa jenis rasio yaitu rasio lancar (*current ratio*) dan rasio kas (*cash ratio*).

1) Rasio Lancar (Current Rasio)

Rasio lancar merupakan salah satu rasio likuiditas yang digunakan untuk mengukur kemampuan perusahaan dalam melakukan pemenuhan kewajiban jangka pendek atau hutang yang segera jatuh tempo dengan aktiva lancar. Aktiva lancar sendiri meliputi kas, surat berharga, piutang dan persediaan, sedangkan utang lancar yaitu utang pajak, utang bunga, utang wesel, utang gaji, dan utang jangka pendek lainnya. Rumus rasio ditunjukkan pada persamaan 15.

$$\text{Rasio Lancar} = \frac{\text{Aktiva Lancar}}{\text{Utang lancar}} \times 100\% \quad (15)$$

2) Rasio Kas (Cash Rasio)

Rasio kas merupakan salah satu rasio likuiditas yang digunakan untuk mengukur kemampuan perusahaan dalam

melakukan pemenuhan kewajiban jangka pendek dengan kas yang tersedia ataupun tabungan di Bank. Rumus rasio kas ditunjukkan pada persamaan 16.

$$\text{Rasio Kas} = \frac{\text{Kas} + \text{Bank}}{\text{Utang lancar}} \times 100\% \quad (16)$$

E. Rasio Solvabilitas

Rasio solvabilitas adalah kemampuan suatu perusahaan untuk memenuhi semua kewajiban finansial pada saat perusahaan akan dilikuidasi atau dibubarkan. Rasio solvabilitas juga dapat diartikan sebagai kemampuan perusahaan dalam memenuhi kewajiban jangka pendek maupun jangka panjang. Rasio solvabilitas dibagi menjadi beberapa bagian yaitu rasio hutang terhadap aktiva (*debt to asset ratio* atau *debt ratio*) dan rasio hutang dengan modal (*debt to equity ratio*).

1) Rasio Hutang Terhadap Aktiva (*Debt to Asset Ratio* atau *Debt Ratio*)

Rasio hutang terhadap aktiva adalah salah satu rasio solvabilitas yang digunakan untuk mengukur seberapa besar aktiva perusahaan dibiayai oleh hutang atau seberapa besar hutang perusahaan berpengaruh terhadap pengelolaan aktiva. Semakin rendah rasio ini maka kondisi keuangan perusahaan akan semakin baik. Rumus untuk mencari rasio hutang terhadap aktiva ditunjukkan pada persamaan 17.

$$\text{Debt Ratio} = \frac{\text{Total hutang}}{\text{Total Aktiva}} \times 100\% \quad (17)$$

2) Rasio Hutang dengan Modal (*Debt to Equity Ratio*)

Rasio hutang dengan modal merupakan salah satu rasio solvabilitas yang digunakan untuk mengukur perbandingan antara total hutang dengan modal perusahaan. Rasio ini berfungsi untuk mengetahui seberapa besar perusahaan dibiayai oleh hutang. Semakin rendah rasio ini maka kondisi perusahaan akan semakin baik. Rumus untuk mencari rasio hutang dengan modal ditunjukkan pada persamaan 18.

$$\text{Debt to Equity Ratio} = \frac{\text{Total hutang}}{\text{Total Modal}} \times 100\% \quad (18)$$

F. Rasio Profitabilitas

Rasio profitabilitas atau juga sering disebut sebagai rasio rentabilitas merupakan kemampuan suatu perusahaan dalam menghasilkan laba atau keuntungan selama periode tertentu. Rasio profitabilitas juga dapat diartikan sebagai tingkat imbalan atau perolehan (keuntungan) dibanding dengan penjualan atau aktiva. Rasio profitabilitas dapat dibagi menjadi pengembalian investasi (*Return on Investment*), Pengembalian Modal (*Return on Equity*), dan Pengembalian Aset (*Return on Assets*).

1) Pengembalian Modal (*Return on Equity*)

Return on Equity merupakan salah satu rasio profitabilitas yang digunakan untuk mengukur efektifitas perusahaan didalam menghasilkan keuntungan dengan memanfaatkan total modal yang dimilikinya. ROI merupakan rasio antara laba setelah pajak terhadap total modal. Semakin besar nilai ROE, maka semakin besar pula kinerja perusahaan, karena *return* yang didapat perusahaan semakin besar. Rumus untuk mengukur ROE ditunjukkan pada persamaan 19.

$$\text{Return on Equity} = \frac{\text{Laba Bersih}}{\text{Total Modal}} \times 100\% \quad (19)$$

2) Pengembalian Aset (*Return On Asset*)

Return on Asset merupakan salah satu rasio profitabilitas yang digunakan untuk mengukur efektifitas perusahaan yang digunakan untuk mengukur efektifitas perusahaan didalam menghasilkan keuntungan dengan memanfaatkan total aset yang dimilikinya. ROA merupakan rasio antara laba sebelum pajak terhadap total aset bank tersebut. Semakin besar nilai ROA, maka semakin besar pula kinerja perusahaan, karena *return* yang didapat perusahaan semakin besar. ditunjukkan pada persamaan 20.

$$\text{ROA} = \frac{\text{Laba sebelum pajak}}{\text{Rata-rata total asset}} \times 100\% \quad (20)$$

III. METODOLOGI PENELITIAN

A. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa laporan keuangan perusahaan sektor finansial yang terdaftar pada Bursa Efek Indonesia periode tahun 2020 melalui halaman web www.rti.co.id.

B. Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini dijelaskan pada Tabel 3.

C. Langkah Analitis

Langkah-langkah analisis pada penelitian ini diantaranya yaitu sebagai berikut:

1. Melakukan eksplorasi data rasio keuangan perusahaan sektor finansial yang terdaftar di Bursa efek Indonesia tahun 2020 untuk menggambarkan kondisi data yang digunakan dalam penelitian.
2. Mengkategorikan kondisi keuangan perusahaan sektor finansial yang terdaftar di Bursa efek Indonesia tahun 2020 menjadi kategori *financial distress* dan non *financial distress* menggunakan persamaan *Zmijewski*.
3. Membagi data keuangan perusahaan sektor finansial yang terdaftar di Bursa efek Indonesia tahun 2020 menjadi 2 bagian yaitu data *training* dan data *testing*. Proporsi data *training* lebih besar dari data *testing*. Data *training* digunakan untuk pembentukan model, sedangkan data *testing* digunakan untuk melihat keakuratan model yang terbentuk. Penentuan proporsi data *training* dan data *testing* dianalisis dengan membuat beberapa kombinasi yaitu 70:30, 80:20, dan 90:10, selanjutnya akan dipilih kombinasi yang memberikan hasil terbaik.
4. Melakukan klasifikasi data *training* dengan menggunakan 3 kernel yaitu kernel linear, kernel RBF, dan kernel sigmoid pada model *Support Vector Machine*, pada kernel RBF dan *sigmoid* menggunakan level parameter gamma sebesar 1, 2, 3, 4, dan 5.
5. Melakukan evaluasi klasifikasi menggunakan data *testing* dengan menggunakan 3 kernel yaitu kernel linear, kernel RBF, dan kernel sigmoid pada model *Support Vector Machine*, pada kernel RBF dan *sigmoid* menggunakan level parameter gamma sebesar 1, 2, 3, 4, dan 5.
6. Melakukan pembentukan *confusion matrix* menggunakan hasil klasifikasi data *testing* untuk menghitung nilai akurasi, *recall* dan presisi dari hasil klasifikasi.

7. Memilih kernel terbaik dari model *Support Vector Machine* yang mampu mengklasifikasikan data keuangan perusahaan sektor finansial yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia tahun 2020.
8. Menghasilkan kesimpulan dan saran.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Eksplorasi Data

Kondisi finansial perusahaan sektor finansial dikategorikan menjadi 2, yaitu financial distress dan non financial distress menggunakan persamaan yang dikemukakan oleh mark E Zmijewski. Hasil kategori kondisi finansial seluruh perusahaan yang digunakan disajikan dalam bentuk pie chart pada Gambar 2.

Gambar 2 menunjukan bahwa proporsi perusahaan dengan kategori non financial distress adalah sebanyak 75.5% atau setara dengan 77 perusahaan dengan kondisi keuangan yang sehat. Sedangkan 24.5% lainnya atau setara dengan 25 perusahaan memiliki kondisi financial distress atau dapat dikatakan sebagai perusahaan dengan kondisi keuangan kurang sehat. Selanjutnya ditampilkan eksplorasi data rasio keuangan perusahaan, hasil eksplorasi ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4 Menunjukkan bahwa rata-rata current ratio perusahaan sektor finansial adalah sebesar 39,9, dengan nilai current ratio minimum sebesar 0,0011 dan nilai current ratio maksimum sebesar 1917,1 dan memiliki standar deviasi sebesar 219,87. Rata-rata cash ratio perusahaan sektor finansial adalah sebesar 3,48, dengan nilai cash ratio minimum sebesar 0,01 dan nilai cash ratio maksimum sebesar 152,63 dan memiliki standar deviasi sebesar 19,40.

Rata-rata DAR perusahaan sektor finansial adalah sebesar 0,759, dengan nilai DAR minimum sebesar 0,003 dan nilai DAR maksimum sebesar 8,659 dan memiliki standar deviasi sebesar 1,13. Rata-rata DER perusahaan sektor finansial adalah sebesar 318,7, dengan nilai DER minimum sebesar -371,9 dan nilai DER maksimum sebesar 1707,1 dan memiliki standar deviasi sebesar 336,74.

Rata-rata ROE perusahaan sektor finansial adalah sebesar 2,61, dengan nilai ROE minimum sebesar -115,15 dan nilai ROE maksimum sebesar 185,57 dan memiliki standar deviasi sebesar 23,93. Rata-rata ROA perusahaan sektor finansial adalah sebesar 6,95, dengan nilai ROA minimum sebesar -72,85 dan nilai ROA maksimum sebesar 780,87 sehingga memiliki standar deviasi sebesar 78,21.

B. Klasifikasi Kondisi Finansial Perusahaan Menggunakan Support Vector Machine

Klasifikasi kondisi keuangan perusahaan dianalisis dengan menggunakan tiga jenis kernel dari model support vector machine yaitu kernel linear, kernel radial basis function, dan kernel sigmoid.

1) Kernel Linear

Hasil klasifikasi kondisi keuangan perusahaan menggunakan kernel linear dari model support vector machine yang dicoba dengan proporsi *training:testing* sebesar 70:30, 80:20, dan 90:10 disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5 menunjukan hasil evaluasi klasifikasi kondisi keuangan perusahaan menggunakan kernel linear didapatkan bahwa klasifikasi terbaik yaitu dengan proporsi

training:testing sebesar 80:20 yang memberikan nilai akurasi sebesar 0,952, nilai recall sebesar 1, dan nilai presisi sebesar 0,938. Selanjutnya disajikan confusion matrix dari hasil klasifikasi menggunakan kernel linear dengan proporsi *training:testing* 80:20.

Tabel 6 menunjukan hasil klasifikasi kondisi finansial perusahaan dengan menggunakan kernel linear proporsi data *training:testing* 80:20 didapatkan bahwa perusahaan yang memiliki kondisi keuangan *financial distress* dan tepat diprediksi *financial distress* sebanyak 5 perusahaan. Perusahaan yang memiliki kondisi *non financial distress* dan tepat diprediksi *non financial distress* sebanyak 15 perusahaan.

2) Kernel Radial Basis Function

Hasil klasifikasi kondisi keuangan perusahaan menggunakan kernel RBF dari model support vector machine yang dicoba dengan proporsi *training:testing* sebesar 70:30, 80:20, dan 90:10 disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7 menunjukan hasil evaluasi klasifikasi kondisi finansial perusahaan menggunakan kernel Radial basis function dengan proporsi 70:30 didapatkan bahwa klasifikasi terbaik yaitu dengan parameter gamma sebesar 1 yang memberikan nilai akurasi sebesar 0,774, nilai recall sebesar 1, dan nilai presisi sebesar 0,767. Selanjutnya disajikan confusion matrix dari hasil klasifikasi menggunakan kernel Radial basis function dengan proporsi 70:30 dengan parameter gamma sebesar 1 yang ditunjukkan oleh Tabel 8.

Tabel 8 menunjukan hasil klasifikasi kondisi finansial perusahaan menggunakan kernel Radial basis function dengan proporsi 70:30 dengan parameter gamma sebesar 1 didapatkan 1 perusahaan yang memiliki kondisi financial distress tepat diprediksi sesuai data aktual perusahaan yang memiliki kondisi financial distress. Perusahaan yang memiliki kondisi keuangan non financial distress dan tepat diprediksi non financial distress sebanyak 23 perusahaan.

3) Kernel Sigmoid

Hasil klasifikasi kondisi keuangan perusahaan menggunakan kernel sigmoid dari model support vector machine yang dicoba dengan proporsi *training:testing* sebesar 70:30, 80:20, dan 90:10 disajikan pada Tabel 9.

Tabel 9 menunjukan hasil evaluasi klasifikasi kondisi keuangan perusahaan menggunakan kernel sigmoid dengan proporsi *training:testing* 70:30 didapatkan bahwa klasifikasi terbaik yaitu yang memberikan nilai akurasi sebesar 0,742, nilai recall sebesar 1, dan nilai presisi sebesar 0,742. Selanjutnya disajikan confusion matrix dari hasil klasifikasi menggunakan kernel sigmoid dengan proporsi *training:testing* 70:30 dengan parameter gamma sebesar 1 yang ditunjukkan oleh Tabel 10.

Tabel 10 menunjukan hasil klasifikasi kondisi keuangan perusahaan dengan menggunakan kernel Sigmoid proporsi *training:testing* 70:30 dengan parameter gamma sebesar 1 didapatkan bahwa perusahaan yang memiliki kondisi non financial distress dan tepat diprediksi non financial distress sebanyak 23 perusahaan. Sedangkan 8 perusahaan lain memiliki kondisi non financial distress namun diprediksi memiliki kondisi financial distress.

4) Kernel Terbaik

Pemilihan kernel terbaik dalam mengklasifikasikan kondisi keuangan perusahaan dianalisis dengan

membandingkan hasil klasifikasi 3 kernel dengan proporsi training:testing yang memberikan hasil perhitungan akurasi, recall, dan presisi tertinggi. Hasil perhitungan akurasi, recall, dan presisi ditunjukkan pada Tabel 11.

Tabel 11 menunjukkan hasil perhitungan kebaikan klasifikasi dengan menggunakan ukuran akurasi, recall, dan presisi. Berdasarkan hasil klasifikasi tersebut diperoleh nilai akurasi sebesar 0,952 yang berarti bahwa performa kedekatan hasil klasifikasi kondisi finansial perusahaan menggunakan model SVM kernel linear dengan proporsi training:testing 80:20 dengan data aktual sangat baik, nilai recall sebesar 1 yang berarti sistem berhasil dalam menemukan kembali informasi klasifikasi kondisi finansial perusahaan, dan nilai presisi sebesar 0,938 yang berarti tingkat ketepatan antara jumlah yang berhasil diprediksi dengan hasil pengujian sangat baik.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan yang dapat diambil berdasarkan hasil analisis adalah sebagai berikut: (1) Sebagian besar perusahaan sektor finansial di Indonesia dikategorikan sebagai perusahaan yang sehat dengan proporsi sebanyak 75.5% atau setara dengan 77 perusahaan. Sedangkan 24.5% lainnya atau setara dengan 25 perusahaan memiliki kondisi keuangan kurang sehat. Rata-rata perusahaan sektor finansial di Indonesia adalah perusahaan yang likuid atau mampu memenuhi kewajibannya dengan segera karena memiliki rasio likuiditas yaitu current ratio dan cash ratio yang bernilai positif. Rata-rata perusahaan sektor finansial di Indonesia mampu memebuhi kewajiban apabila terjadi pembubaran perusahaan atau saat akan terjadi kebangkrutan karena memiliki rasio solvabilitas yaitu DER dan DAR yang bernilai positif. Rata-rata perusahaan sektor finansial di Indonesia mampu menghasilkan keuntungan dari modal dan aset yang dimiliki, hal itu dapat dilihat dari rasio

profitabilitas yaitu ROA dan ROE yang bernilai positif. (2) Hasil Klasifikasi terbaik menggunakan kernel linear dengan proporsi training:testing 80:20 yang menghasilkan akurasi sebesar 0,952, recall sebesar 1, dan presisi sebesar 0,938.

Saran yang diberikan adalah menjadikan hasil analisis sebagai dasar pembuatan aplikasi yang mampu mengklasifikasikan kondisi finansial perusahaan sehingga dapat membantu dalam mengambil keputusan untuk melakukan investasi pada saham perusahaan sektor finansial, sedangkan saran lembaga keuangan untuk meningkatkan kinerja perusahaan serta mempertahankan kinerja perusahaannya sehingga saham perusahaan dapat diminati oleh investor.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Z. Arifin, *Manajemen Keuangan*. Yogyakarta: Zahir Publishing, 2018.
- [2] N. Alifia and B. Rikumahu, "Prediksi financial distress perusahaan pertambangan batubara di bursa efek indonesia menggunakan support vector machine, k-nearest neighbor dan naïve bayes classifier," *Jurnal Mitra Manajemen*, vol. 4, no. 6, pp. 967–978, 2020.
- [3] S. A. Yahya, "Klasifikasi Ketepatan Lama Studi Mahasiswa Menggunakan Metode Support Vector Machine dan Random Forest," Departemen Statistika, Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta, 2018.
- [4] W. Widarjo and D. Setiawan, "Pengaruh rasio keuangan terhadap kondisi financial distress perusahaan otomotif," *Jurnal Bisnis dan Akuntansi*, vol. 11, no. 2, pp. 117–109, 2009, doi: 10.34208/jba.v11i2.174.
- [5] M. Awad and R. Khanna, *Efficient Learning Machines: Theories, Concepts, and Applications for Engineers and System Designers*, 1st ed. United States: Apress Berkeley, CA, 2015. doi: 10.1007/978-1-4302-5990-9.
- [6] M. F. Rahman, M. Ilham Darmawidjadja, and D. Alamsah, "Kklasifikasi untuk diagnosa diabetes menggunakan metode bayesian regularization neural network (RBNN)," *Jurnal Informatika*, vol. 11, no. 1, pp. 36–45, 2017.
- [7] M. E. Zmijewski, "Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models," *Journal of Accounting Research*, vol. 22, pp. 59–82, 1984, doi: 10.2307/2490859.