

## PERFORMANSI PERUSAHAAN FINANSIAL DISTRESS DENGAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE

Pristiyani<sup>1</sup>, Moh. Yamin Darsyah<sup>2</sup>, Indah Manfaati Nur<sup>3</sup>.

<sup>1,2,3</sup>Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Muhammadiyah Semarang  
Jalan Kedungmundu Raya No 18 Semarang  
Email : [Pristylengut@gmail.com](mailto:Pristylengut@gmail.com)

### ABSTRAK

Pasar modal merupakan bagian dari industry keuangan yang mempunyai peranan penting untuk pengembangan pangsa pasar industry keuangan. Investor membutuhkan informasi yang akurat mengenai performansi sebuah perusahaan yang dilihat dari laporan keuangan yang diterbitkan oleh perusahaan. Laporan keuangan dapat menggambarkan kondisi keuangan perusahaan sebelum mengalami kebangkrutan, hal ini sering disebut dengan kondisi finansial distress. Penelitian ini dilakukan untuk mengklasifikasikan perusahaan finansial distress pada sektor manufaktur di Bursa Efek Indonesia (BEI) menggunakan dua metode, yaitu discriminant analysis (DA) dan support vector machine (SVM) dengan fungsi kernel radial basic function (RBF). Pengklasifikasian menggunakan DA dengan variabel prediktor original maupun distandarkan menghasilkan nilai akurasi sebesar 63,07%. Pengklasifikasian menggunakan SVM untuk data original menghasilkan nilai akurasi sebesar 97,44%. Pengklasifikasian menggunakan SVM untuk data terstandarisasi menghasilkan nilai akurasi sebesar 100%. Rasio keuangan yang berpengaruh terhadap pengklasifikasian perusahaan finansial distress adalah rasio keuangan Total Asset Turnover (TAT), Earning Per Share (EPS), Net Profit Margin (NPM) dan Inventory Turnover.

**Kata kunci** : Discriminan Analysis, Finansial distress, SVM, Rasio Keuangan

### PENDAHULUAN

Dalam kondisi perekonomian saat ini, para *investor* membutuhkan informasi yang akurat mengenai *performansi* sebuah perusahaan untuk memastikan mereka telah melakukan *investasi* yang tepat. Performansi perusahaan dapat dilihat dari laporan keuangan yang diterbitkan oleh perusahaan. Perkembangan ekonomi dunia dalam beberapa tahun terakhir mengalami kemajuan yang sangat pesat. Kemajuan yang sangat pesat ini disebabkan oleh arus globalisasi. Kondisi ekonomi yang selalu mengalami perubahan mempengaruhi kinerja perusahaan, baik perusahaan kecil maupun perusahaan besar sehingga banyak perusahaan yang mengalami masalah kesulitan keuangan terutama beberapa perusahaan pada sektor manufaktur. Sektor

manufaktur merupakan pendorong utama pertumbuhan yang cepat dan stabil secara keseluruhan, hal ini disebabkan karena jumlah perusahaan pada sektor manufaktur yang terdaftar di BEI cukup banyak. Perusahaan yang mengalami kesulitan keuangan atau berada pada kondisi *finansial distress* bisa di *de-listing* dari BEI.

*Financial distress* adalah suatu kondisi dimana perusahaan menghadapi masalah kesulitan keuangan. Menurut Platt dan Platt, (2002), menyatakan bahwa *financial distress* didefinisikan sebagai tahap penurunan kondisi keuangan yang terjadi sebelum kebangkrutan ataupun likuidasi. Kesulitan keuangan terjadi atas serangkaian kesalahan, pengambilan keputusan yang kurang tepat dan

kelemahan-kelemahan yang saling berhubungan yang dapat menyumbang secara langsung maupun tidak langsung kepada manajemen serta kurangnya upaya pengawasan kondisi keuangan perusahaan sehingga dalam penggunaannya kurang sesuai dengan apa yang dibutuhkan.

Penelitian terdahulu oleh Hidayat (2013) memprediksi kondisi *finansial distress* pada perusahaan dengan menggunakan metode *Regresi Logistik* dan *rasio leverage (total debt to assets ratio)*, *rasio likuiditas (current ratio)*, *rasio aktivitas (total assets turnover ratio)* merupakan financial ratios yang paling signifikan dalam memprediksi terjadinya financial distress di suatu perusahaan. Syafrida (2012) melakukan pemodelan performansi perusahaan yang memiliki *saham syariah* di Bursa Efek Indonesia berdasarkan 14 jenis rasio keuangan menggunakan metode *Analisis Diskriminan* dengan hasil nilai APER sebesar 10.87 % dan metode SVM dengan nilai UPER 0 % dan rasio keuangan yang mempengaruhi saham syariah adalah *likuiditas, rasio solvabilitas, rasio profitabilitas, dan rasio aktivitas*.

Pemodelan saham umumnya menggunakan data dengan dimensi yang cukup besar sehingga digunakan metode yang mampu mengatasi permasalahan tersebut, salah satunya dengan menggunakan *Support Vector Machine*, yang selanjutnya disingkat SVM. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat akurasi pengelompokan perusahaan finansial distress dan mencari rasio keuangan yang berpengaruh terhadap perusahaan finansial distress menggunakan metode Analisis Diskriminan dan SVM.

### Analisis Diskriminan

*Analisis diskriminan* merupakan salah satu metode yang digunakan dalam analisis *multivariat* dengan metode *dependensi*, yang bertujuan untuk memisahkan objek pengamatan yang berbeda yang mengalokasikan objek pengamatan baru kedalam kelompok yang telah di definisikan. Asumsi utama yang harus di penuhi dalam *analisis diskriminan* adalah bahwa data harus memiliki *distribusimultivariat normal* dan *matruks varians kovarians yang sama*.

Tahap-tahap *analisis diskriminan* adalah melakukan uji *asumsi multivariat normal* dan *kehomogenan matriks* varian kovarians, mengevaluasi signifikansi variabel pembeda, mengestimasi *fungsi diskriminan*, mengevaluasi signifikansi fungsi diskriminan, memilih metode pengelompokkan, mengevaluasi fungsi diskriminan.

Fungsi diskriminan dibentuk dari misal  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_s > 0$  merupakan nonzero eigen values dari  $s \leq \min(k-1, p)$  dari  $e_1, e_2, \dots, e_s$  dan merupakan eigenvector sehingga . Koefisien vektor yang memaksimalkan rasio dihitung dengan rumus

$$\frac{\hat{\ell}' \hat{\mathbf{B}} \hat{\ell}}{\hat{\ell}' \hat{\mathbf{W}} \hat{\ell}} = \frac{\hat{\ell}' \left[ \sum_{i=1}^k (\bar{x}_i - \bar{x})(\bar{x}_i - \bar{x})' \right] \hat{\ell}}{\hat{\ell}' \left[ \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (x_{ij} - \bar{x}_i)(x_{ij} - \bar{x}_i)' \right] \hat{\ell}} \quad (1)$$

Dimana  $\hat{\ell}_1 = \hat{e}_1$  , maka kombinasi linear  $\hat{\ell}'_1 \mathbf{x}$  disebut fungsi diskriminan pertama, selanjutnya  $\hat{\ell}_2 = \hat{e}_2$  ,maka fungsi diskriminan kedua adalah  $\hat{\ell}'_2 \mathbf{x}$  , dan seterusnya hingga  $\hat{\ell}_k = \hat{e}_k$  yang menghasilkan fungsi diskriminan ke-k,  $\hat{\ell}'_k \mathbf{x}$  ( $k \leq s$ ) (Johnson dan Wichern, 2007).

### Support Vector Machine (SVM)

*Support Vector Machine* (SVM) dikembangkan oleh Vapnik dan Boser merupakan salah satu metode yang baik

untuk *klasifikasi* (Darsyah, 2013). SVM adalah *metode learning machine* yang bekerja atas prinsip Structural Risk Minimization (SRM) dengan tujuan menemukan *hyperplane* terbaik yang memisahkan dua buah class pada *input space* (Nugroho dan Witarto, 2003).

**Klasifikasi Linier**

Data yang digunakan pada klasifikasi Linier menggunakan SVM ada dua jenis, yaitu data yang dapat terbagi secara linier (Iseparable) dan *nonSeparable*. Diketahui bahwa  $X$  memiliki pola tertentu, yaitu apabila  $x_i$  termasuk kedalam class maka  $x_i$  diberikan label (target)  $y_i = +1$  dan  $y_i = -1$ . Untuk itu, label masing-masing dinotasikan  $y_i \in \{-1,1\}, i = 1,2, \dots, i$ . Dengan demikian data berupa pasangan  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_i, y_i)$ . Kumpulan pasangan tersebut merupakan data bagi SVM. Melalui proses belajar tersebut, SVM mampu menentukan pola generalisasi dari  $x \in X$ . SVM merupakan metode untuk melakukan klasifikasi himpunan vektor training dari dua kelas,

$$(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_i, y_i), x \in \{-1.1\}, \tag{2}$$

Dengan hyperplant

$$(\omega^T \cdot x) + b = 0 \tag{3}$$

Pemisahan hyperplane dengan bentuk canonical harus memenuhi constraint (kendala) berikut ini.

$$y_i [(\omega \cdot x_i) + b] \geq 1, i = 1,2, \dots, l \tag{4}$$

Jarak  $d(\omega, b; x)$  dari point  $x$  dari hyperplane  $(\omega, b)$  adalah

$$d(\omega, b; x) = \frac{|\omega^T \cdot x + b|}{\|\omega\|} \tag{5}$$

Oleh karena itu hyperplane yang memisahkan data harus meminimalkan

$$\varphi(\omega) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \tag{6}$$

Fungsi lagrange untuk klasifikasi linier adalah :  $L(\omega, b, a) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 - \sum_{i=1}^l a_i \{[(x_i \cdot \omega) + b] y_i - 1\}$  (7)

**Klasifikasi Non-Linier**

Pada umumnya masalah dalam dunia nyata jarang yang bersifat *linier separable* dan kebanyakan bersifat *non linier*. Untuk menyelesaikan masalah *non linier*, SVM dimodifikasi menggunakan *fungsi kernel*. Data  $\vec{x}$  dipetakan oleh fungsi  $\phi(\vec{x})$  ke ruang vektor yang berdimensi lebih tinggi (Darsyah, 2014).

$x$  merupakan data latih dimana  $x_1, x_2, \dots, x_n \in D^q$  merupakan fitur yang akan dipetakan ke fitur dimensi yang lebih tinggi ( $r$ ), misalnya untuk  $n$  sampel data :  $(\phi(x_1), y_1), \phi(x_2), y_2, \dots, \phi(x_n), y_n) \in D^r$  (8)

Selanjutnya dilakukan proses pelatihan yang sama sebagaimana SVM linier. Proses pemetaan pada fase ini memerlukan perhitungan dot-product dua buah data pada ruang fitur baru. *Dot product* kedua buah *vector* ( $x_i$ ) dan ( $x_j$ ) dinotasikan sebagai  $\phi(x_i) \cdot \phi(x_j)$ . Teknik inilah yang kemudian disebut *trik kernel*, yaitu menghitung dot product dua buah *vector* di ruang dimensi baru dengan memakai komponen kedua buah *vector* tersebut di ruang dimensi asal, seperti berikut ini :

$$K(x_i, x_j) = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) \tag{9}$$

Dan prediksi pada data set dengan dimensi fitur yang baru diformulasikan dengan

$$f(\phi(x)) = \text{sign}(w \cdot \phi(z) + b) = \text{sign}(\sum_{n=1}^N a_n y_n \phi(x_i) \phi(z) + b) \tag{10}$$

Dimana

$N$ : jumlah data yang menjadi support vector

$X_i$ : Support vector

$Z$ : data uji yang akan di prediksi.

Fungsi Kernel yang banyak digunakan antara lain.

1. *Kernel Polynomial* :  $K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = ((\mathbf{x}, \mathbf{y}) + 1)^d$  dimana  $d=1, \dots$

2. *Kernel Gaussian Radial Basis Function* (RBF):

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp\left(-\frac{(\mathbf{x} - \mathbf{y})^2}{2\sigma^2}\right)$$

3. *Kernel Linear* :  $K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \mathbf{x} \cdot \mathbf{y}$

**Pengukuran Performansi**

Pengukuran kinerja klasifikasi pada data asli dan data hasil dari model klasifikasi dilakukan dengan menggunakan tabulasi silang (matriks konfusi) yang berisi informasi tentang kelas data asli yang direpresentasikan pada baris matriks dan kelas data hasil prediksi suatu algoritma direpresentasikan pada kolom klasifikasi. Ketepatan klasifikasi dapat dilihat dari akurasi klasifikasi. Akurasi klasifikasi menunjukkan performansi model klasifikasi secara keseluruhan, dimana semakin tinggi akurasi klasifikasi hal ini berarti semakin baik performansi model klasifikasi (Prasetyo, 2012). Misal populasi pertama diberi simbol  $\pi_1$  dan populasi kedua adalah  $\pi_2$ , serta  $n_1$  adalah observasi dari  $\pi_1$  dan  $n_2$  adalah observasi dari  $\pi_2$ . *Confusion matrix* yang terbentuk adalah.

**Tabel 1.** Confusion Matrix

		Prediction Membership		Total
		$\pi_1$	$\pi_2$	
Actual Membership	$\pi_1$	$n_{1C}$	$n_{1M} = n_{1-} - n_{1C}$	$n_1$
	$\pi_2$	$n_{2M} = n_{2-} - n_{2C}$	$n_{2C}$	$n_2$

Dimana :

$n_{1C}$  = jumlah item dari  $\pi_1$  yang terklasifikasi benar sebagai  $\pi_1$

$n_{1M}$  = jumlah item dari  $\pi_1$  yang terklasifikasi sebagai  $\pi_2$

$n_{2C}$  = jumlah item dari  $\pi_2$  yang terklasifikasi benar sebagai  $\pi_2$

$n_{2M}$  = jumlah item dari  $\pi_2$  yang terklasifikasi sebagai  $\pi_1$

Nilai akurasi dapat dihitung sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{n_{1C} + n_{2C}}{n_1 + n_2} \tag{11}$$

**Rasio Keuangan**

*Rasio keuangan* adalah rasio yang menggambarkan suatu hubungan atau perimbangan antara suatu jumlah tertentu dengan jumlah tertentu lainnya (Hanafi, 2000). Analisis ini berguna sebagai analisis intern bagi manajemen perusahaan untuk mengetahui hasil keuangan yang telah dicapai guna perencanaan yang akan datang dan juga untuk analisis intern bagi kreditur dan investor untuk menentukan kebijakan pemberian kredit dan penanaman modal suatu perusahaan.

(Brigham dan Daves, 2001 dalam Meythi, 2005) menggolongkan rasio keuangan menjadi rasio likuiditas, rasio solvabilitas (leverage ratio), rasio aktivitas dan rasio profitabilitas. Rasio likuiditas adalah rasio yang menunjukkan kemampuan perusahaan dalam menyelesaikan kewajiban jangka pendeknya (kurang dari satu tahun). Rasio likuiditas antara lain.

- a. *Current Ratio* (CR)
- b. *Acid Test Ratio* atau *quick ratio* (QR)

Rasio *solvabilitas/ leverage* menunjukkan kemampuan perusahaan untuk memenuhi kewajiban jangka panjangnya. Rasio ini dapat diproyeksikan dengan :

- a. *Debt to Equity Ratio* (DER)
- b. *Debt to Asset Ratio* (DAR),

*Rasio profitabilitas/rentabilitas* digunakan untuk mengukur efisiensi suatu perusahaan dalam menggunakan *aktivanya*, efisiensi ini dikaitkan dengan penjualan yang berhasil diciptakan (Husnan dan Pujiastuti, 1994 dalam Syafrida, 2012). *Rasio profitabilitas* ditunjukkan dengan rasio-rasio di bawah ini.

- a. *Net Profit Margin* (NPM)
- b. *Gross Profit Margin* (GPM).
- c. *Return on Asset* (ROA)
- d. *Return on Equity* (ROE)

e. *Earning Per Share*, (EPS) *Rasio aktivitas* adalah rasio yang mengukur tingkat *efisiensi utilisasi/penggunaan* berbagai harta yang telah diinvestasikan pada perusahaan. Jenis-jenis rasio ini adalah.

- Debt Tunover*
- Total Asset Turnover* (TAT)
- Fixed Asset Turnover*
- Current Asset Turnover*
- Inventory turnover*

Selain lima rasio diatas, ada juga rasio performansi yang menunjukkan perkembangan perusahaan. Rasio performansi ditunjukkan dengan *price/book value*.

## METODOLOGI PENELITIAN

### Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder dari Bursa Efek Indonesia (BEI). Data yang diambil adalah data tentang performansi perusahaan pada sektor manufaktur yaitu berupa rasio-rasio keuangan sebanyak 15 buah rasio (Bursa Efek Indonesia, 2014) .

### Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas variabel respon (Y), variabel prediktor (X). Variabel dependen terdiri dari dua kategori sebagai berikut.

$Y = 1$ , untuk perusahaan yang tidak terprediksi mengalami *finansial distress*.

$Y = -1$ , untuk perusahaan yang terprediksi mengalami *finansial distress*.

Sedangkan yang menjadi variabel prediktor sebagai berikut.

- X1 = *Current Ratio*
- X2 = *Acid Test Ratio*
- X3 = *Debt to Equity Ratio* (DER)
- X4 = *Debt to Asset Ratio* (DAR)
- X5 = *Return on Equity* (ROE)
- X6 = *Return on Asset*(ROA)
- X7 = *Net Profit Margin*(NPM)

- X8 = *Gross ProfitMargin* (GPM)
- X9 = *Earning Per Share* (EPS)
- X10 = *Debt Turnover/Day*
- X12 = *Current AssetTurnover/Day*
- X12 = *Fixed Asset Turnover/Day*
- X13 =  $X1 = \textit{Total Asset Turnover/Day}$
- X14 = *Inventory turnover*
- X15 = *Price/Book Value*

### Langkah Penelitian

Berikut ini langkah-langkah dalam penelitian.

- Melakukan pengumpulan data sekunder, yaitu rasio keuangan perusahaan yaitu sebanyak 15 rasio.
- Melakukan standarisasi variabel prediktor karena variasi data yang besar pada rasio keuangan.
- Melakukan klasifikasi perusahaan yang terprediksi finansial distress dengan metode *analisis diskriminan* menggunakan *variabelprediktor* asli dan *variabel prediktor* yang telah *distandarisasi*.
- Melakukan pengelompokan perusahaan yang terprediksi *finansial distress* dengan metode SVM menggunakan *variabel prediktor* asli dan *variabel prediktor* yang telah *distandarisasi*.
- Mencari faktor-faktor atau rasio keuangan yang berpengaruh terhadap perusahaan yang terklasifikasi mengalami *finansial distress*.

## PEMBAHASAN

Pada pembahasan akan dilakukan pengklasifikasian perusahaan *finansial distress* menggunakan metode *analisis diskriminan* dan *support vector machine* (SVM). Pengklasifikasian dilakukan pada variabel prediktor *original* dan *variabel prediktor* terstandarisasi.

### Analisis Diskriminan dengan Variabel Prediktor Original

Tujuan analisis diskriminan untuk mengelompokan perusahaan ke dalam dua

kelompok. Ada beberapa asumsi yang harus dipenuhi sebelum analisis diskriminan dilakukan, antara lain data berdistribusi multivariate normal dan uji kesamaan matriks varians kovarians.

**Uji Multivariate Normal dengan Variabel Prediktor Original**

Pengujian data distribusi multivariate normal dilakukan dengan menggunakan taraf signifikansi sebesar 0,05 dan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$  = Data berdistribusi multivariate normal  
 $H_1$  = Data tidak berdistribusi multivariate normal.

Dari hasil tes normalitas menggunakan *uji kolmogorov smirnov* diperoleh nilai *sig-2 tailed* sebesar  $(0,057 - 0,971) > 0,05$ . Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai *sig - 2 tiled* lebih besar dari alfa, sehingga dapat dikatakan bahwa data berdistribusi multivariate normal.

**Uji Kesamaan Matriks Varians Kovarians Variabel prediktor Original**

Pengujian kesamaan matriks varians kovarians dilakukan dengan menggunakan *uji Box'M* dengan taraf signifikansi 0,05. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut :

$H_0 = \sum_1 = \sum_2 = \dots = \sum_n$   
 $H_1 =$  Minimal ada satu  $\sum_i \neq \sum_j$  ,  
 $\forall i \neq j, i, j = 1, 2, \dots, k$

Dari hasil pengujian kesamaan varians kovarians menggunakan *uji Box'M* diperoleh nilai *P-Value* sebesar  $0,00 < 0,05$ . Hasil pengujian menunjukkan nilai *P-Value* kurang dari alfa, sehingga dapat disimpulkan bahwa data tidak terdapat kesamaan antar varians kovarians.

Mengetahui Variabel Prediktor yang berkontribusi Besar dalam Penentuan Kelompok Perusahaan dengan Variabel Prediktor Original digambarkan pada tabel 2 yang diperoleh dari hasil pengujian.

Tabel 2. Koefisien Fungsi Diskriminan untuk klasifikasi Dengan Variabel Prediktor Original

Prediktor	Koefisien	Prediktor	Koefisien
Current Ratio	0.017	<b>EPS</b>	<b>0.427**</b>
Acid Test Ratio	0.04	Debt turnover	-0.053
DER	-0.324	Current Asset Turnover	-0.138
DAR	0.076	Fixed Asset Turnover	0.096
ROE	0.211	<b>Total Asset Turnover</b>	<b>0.56**</b>
RAO	0.328	PBV	-0.093
<b>NPM</b>	<b>0.378**</b>	<b>Inventory Turnover</b>	<b>-0.378**</b>
GPM	0.235		

\*\* Variabel yang dipilih memiliki kontribusi besar dalam pengelompokan perusahaan finansial distress.

Tabel 2. digunakan untuk mengetahui besarnya kontribusi variabel prediktor dalam menentukan kelompok perusahaan finansial distress. Penelitian ini di ambil empat variabel prediktor yang memiliki nilai koefisien terbesar dalam menentukan kelompok perusahaan finansial distress yaitu variabel *Total Asset Turnover* (TAT), *Earning Per Share* (EPS), *Net Profit Margin* (NPM) dan *Inventory Turnover*

**Klasifikasi Perusahaan Finansial distress Menggunakan Variabel Prediktor Original**

Tabel 3. Matriks Konfusi pada Analisis Diskriminan perusahaan Finansial Distress dengan Variabel Prediktor Original

	Prediksi		Total
	Finansial Distress	Non-Finansial Distress	
Finansial Distress	46	26	72
Non-Finansial Distress	22	36	58

Berdasarkan tabel 3. Perusahaan yang termasuk dalam group *finansial distress* dan di prediksi tetap dalam group *finansial distress* sebanyak 46 perusahaan sedangkan perusahaan yang termasuk dalam group *Finansial distress* dan diprediksi menjadi group *Non-Finansial distress* sebanyak 26 perusahaan. perusahaan yang termasuk dalam group *Non-Finansial distress* dan diprediksi tetap dalam group *Non-finansial distress* sebanyak 36 perusahaan sedangkan perusahaan yang termasuk dalam group *Non-Finansial distress* dan masuk menjadi group *finansial distress* sebanyak sebanyak 22 perusahaan. Nilai akurasi klasifikasi menggunakan analisis diskriminan sebagai berikut :

$$AKURASI = \frac{n_{1c} + n_{2c}}{n_1 + n_2}$$

$$AKURASI = \frac{n_{1c} + n_{2c}}{n_1 + n_2} = \frac{46 + 36}{130} = 63,07 \%$$

Jadi, klasifikasi perusahaan *finansial distress* menggunakan diskriminan analisis variabel prediktor original memiliki nilai Akurasi srebesar 63,07 %. Nilai cutting score sebesar  $1,54 \times 10^{-4}$ . Model analisis diskriminan sebagai berikut :

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$$

$$Y = -2.218 + 0.02 \textit{ Acid Test Ratio} - 0.508 \textit{ DER} + 0.344 \textit{ DAR} + 0.045 \textit{ ROE} + 0.126 \textit{ RAO} + 0.068 \textit{ NPM} + 0.012 \textit{ GPM} + 0.018 \textit{ EPS} + 0.001 \textit{ Debt Turnover} + 0.827 \textit{ Total Aset Turnover} - 0.335 \textit{ PBV} - 0.018 \textit{ Inventory Turnover}.$$

**Analisis Diskriminan dengan Variabel Prediktor Terstandarisasi**

Analisis diskriminant juga dilakukan pada data variabel prediktor terstandardisasi karena rasio keuangan yang digunakan sebagai variabel prediktor memiliki variasi data yang besar. Pengelompokan perusahaan pada variabel prediktor terstandardisasi adalah sebagai berikut.

**Uji Multivariate Normal dengan Variabel Prediktor Terstandarisasi**

Pengujian data distribusi multivariate normal dilakukan dengan menggunakan taraf signifikansi sebesar 0,05 dan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$  = Data berdistribusi multivariate normal  
 $H_1$  = Data tidak berdistribusi multivariate normal.

Dari hasil tes normalitas menggunakan *uji kolmogorov smirnov* diperoleh nilai *sig-2 tailed* sebesar  $(0,057 - 0,971) > 0,05$ . Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai *sig - 2 tiled* lebih besar dari alfa, sehingga dapat dikatakan bahwa data berdistribusi multivariate normal.

**Uji Kesamaan Matriks Varians Kovarians Variabel prediktor Terstandarisasi.**

Pengujian kesamaan matriks varians kovarians dilakukan dengan menggunakan *uji Box'M* dengan taraf signifikansi 0,05. Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut :

$H_0 = \sum_1 = \sum_2 = \dots = \sum_n$   
 $H_1 = \text{Minimal ada satu } \sum_i \neq \sum_j, \forall i \neq j, i, j = 1, 2, \dots k$

Dari hasil pengujian kesamaan varians kovarians menggunakan *uji Box'M* diperoleh nilai *P-Value* sebear  $0,00 < 0,05$ . Hasil pengujian menunjukkan nilai *P-Value* kurang dari alfa, sehingga dapat disimpulkan bahwa data tidak terdapat kesamaan antar varians kovarians.

Mengetahui Variabel Prediktor yang berkontribusi Besar dalam Penentuan Kelompok Perusahaan dengan Variabel Prediktor Terstandarisasi dijelaskan pada tabel 4 hasil pengujian.

Tabel 4. Koefisien Fungsi diskriminan untuk Klasifikasi dengan Variabel Prediktor Terstandarisasi

Prediktor	Koefisien	Prediktor	Koefisien
Current Ratio	0.017	<b>EPS</b>	<b>0.427**</b>
Acid Test Ratio	0.04	Debt turnover	-0.053
DER	-0.324	Current Asset Turnover	-0.138
DAR	0.076	Fixed Asset Turnover	0.096
ROE	0.211	<b>Total Asset Turnover</b>	<b>0.56**</b>
RAO	0.328	PBV	-0.093
<b>NPM</b>	<b>0.378**</b>	<b>Inventory Turnover</b>	<b>-0.378**</b>
GPM	0.235		

\*\* Variabel prediktor yang di pilih mempunyai kontribusi besar dalam penentuan perusahaan finansial distress.

Tabel 4. digunakan untuk mengetahui besarnya kontribusi variabel prediktor dalam menentukan kelompok perusahaan finansial distress. Penelitian ini di ambil empat variabel prediktor yang memiliki nilai koefisien terbesar dalam menentukan kelompok perusahaan finansial distress yaitu variabel TAT, EPS, NPM dan *Inventory Turnover*.

**Klasifikasi Perusahaan Finansial distress Menggunakan Variabel Prediktor Terstandarisasi**

Tabel 5. Matriks Konfusi pada Analisis Diskriminan Perusahaan Finansial Distress dengan Variabel Prediktor Terstandarisasi

	Prediksi		Total
	Finansial Distress	Non-Finansial Distress	
Finansial Distress	46	26	72
Non-Finansial Distress	22	36	58

Berdasarkan tabel 5. Perusahaan yang termasuk dalam group *finansial distress* dan di prediksi tetap dalam group *finansial distress* sebanyak 46 perusahaan sedangkan perusahaan yang termasuk dalam group Finansial distress dan diprediksi menjadi group Non-Finansial distress sebanyak 26 perusahaan. perusahaan yang termasuk dalam group *Non-Finansial distress* dan diprediksi tetap dalam group *Non-finansial distress* sebanyak 36 perusahaan sedangkan perusahaan yang termasuk dalam group Non-Finansial distress dan masuk menjadi group finansial distress sebanyak sebanyak 22 perusahaan. Nilai akurasi klasifikasi menggunakan analisis diskriminan sebagai berikut :

$$AKURASI = \frac{n_{1c} + n_{2c}}{n_1 + n_2} = \frac{46 + 36}{130} = 63,07 \%$$

Jadi, klasifikasi perusahaan *finansial distress* menggunakan diskriminan analisis variabel prediktor original memiliki nilai akurasi srebesar 63,07 %. Nilai cutting score sebesar  $1,54 \times 10^{-4}$  dan model diskriminan sebagai berikut :

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$$

$$Y = -2.218 + 0.02 \text{ Acid Test Ratio} - 0.508 \text{ DER} + 0.344 \text{ DAR} + 0.045 \text{ ROE} + 0.126 \text{ RAO} + 0.068 \text{ NPM} + 0.012 \text{ GPM} + 0.018 \text{ EPS} + 0.001 \text{ Debt Turnover} + 0.827 \text{ Total Aset Turnover} - 0.335 \text{ PBV} - 0.018 \text{ Inventory Turnover}.$$

**Klasifikasi SVM Menggunakan Variabel Prediktor Original**

Dalam penelitian ini, klasifikasi menggunakan SVM dilakukan dengan menggunakan variabel prediktor original dan variabel prediktor terstandarisasi. Nilai C, yaitu nilai untuk mengontrol *trade off* antara margin dan error klasifikasi. Nilai C yang digunakan sebesar 1, 10 dan 100. Sebelum dilakukan pengklasifikasian, data di bagi menjadi dua yaitu data training dan data testing. Data training digunakan untuk mencari hyperplane pemisah terbaik



antara kedua class. Data testing digunakan untuk mencari tingkat akurasi. Pada kasus ini perbandingan data training dan data testing sebesar 70:30. Berikut hasilnya :

Tabel 6. Tingkat Akurasi dan Margin pada SVM Menggunakan Variabel Prediktor Original

C	Akurasi	Margin
1	97,44%	40,446
10	97,44%	40,432
100	97,44%	40,441

Tabel 6. digunakan untuk mengetahui nilai akurasi dan nilai margin. Nilai margin terbaik pada kernel RBF menggunakan nilai C=1, yaitu sebesar 40.446. Pada pengklasifikasian ini nilai akurasi untuk masing-masing nilai C sama besarnya, yaitu sebesar 97,44%. Hasil klasifikasi dapat dilihat pada Tabel 4.7.

Tabel 7. Hasil Klasifikasi SVM Menggunakan Variabel Prediktor Original

grup (y)	Prediksi		Jumlah
	Finansial Distress	Non Finansial Distress	
Finansial Distress	29	0	29
Non Finansial Distress	1	9	10
Jumlah	30	9	39

Tabel 7. menjelaskan perusahaan yang tergolong finansial distress dan terklasifikasi dalam perusahaan finansial distress sebanyak 29. Perusahaan yang tergolong non-finansial distress dan terklasifikasi dalam perusahaan finansial distress sebanyak 1.

**Klasifikasi SVM Menggunakan Variabel Prediktor Terstandardisasi**

Pengklasifikasian selanjutnya menggunakan metode SVM dilakukan dengan menggunakan variabel prediktor terstandardisasi. Nilai C, yaitu nilai untuk mengontrol *trade off* antara margin dan

error klasifikasi. Nilai C yang digunakan sebesar 1, 10 dan 100. Sebelum dilakukan pengklasifikasian menggunakan SVM, data di bagi menjadi dua yaitu data training dan data testing. Data training digunakan untuk mencari hyperplane pemisah terbaik antara kedua class. Data testing digunakan untuk mencari tingkat akurasi. Pada kasus ini perbandingan data training dan data testing sebesar 70:30. Berikut hasil klasifikasi dengan variabel prediktor terstandardisasi menggunakan SVM.

Tabel 8. Tingkat Akurasi dan Margin pada SVM Menggunakan Variabel Prediktor Terstandardisasi

C	Akurasi	Margin
1	100%	1,783
10	100%	1,763
100	100%	1,763

Tabel 8. digunakan untuk mengetahui nilai akurasi dan nilai margin. Nilai margin terbaik pada kernel RBF menggunakan nilai C=1, yaitu sebesar 1,783. Pada pengklasifikasian ini nilai akurasi untuk masing-masing nilai C sama besarnya, yaitu sebesar 100%, dengan demikian pengklasifikasian menggunakan variabel prediktor terstandardisasi dapat mengklasifikasi secara sempurna. Hasil klasifikasi dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Hasil Klasifikasi SVM Menggunakan Variabel Prediktor Terstandardisasi

grup (y)	Prediksi		Jumlah
	Finansial Distress	Non Finansial Distress	
Finansial Distress	29	0	29
Non Finansial Distress	0	10	10
Jumlah	29	10	39

Tabel 9. Menjelaskan perusahaan yang tergolong finansial distress dan terklasifikasi dalam perusahaan finansial

distress sebanyak 29. perusahaan yang tergolong non-finansial distress dan terklasifikasi dalam perusahaan Non-finansial distress sebanyak 10.

Jadi, klasifikasi perusahaan *finansial distress* menggunakan metode SVM dengan variabel prediktor distandarisasi memiliki nilai Akurasi srebesar 100 %. Berikut ini hasil klasifikasi menggunakan analisis diskriminan dan SVM. Berikut ringkasan nilai akurasi.

Tabel 10. Ringkasan Nilai Akurasi Hasil Klasifikasi

Jenis Prediktor	Metode	
	Analisis Diskriminan	SVM
Original	63,07 %	97,64 %
Standar	63,07 %	100%

Tabel 10. Menunjukkan pengklasifikasian menggunakan analisis diskriminan menggunakan variabel original dan variabel terstandarisasi tidak memberikan perubahan pada nilai Akurasi, sedangkan pengklasifikasian menggunakan SVM antara data original dan data distandarisasi memberikan hasil yang berbeda. Pengklasifikasian menggunakan metode SVM dengan variabel terstandarisasi memberikan nilai klasifikasi yang sempurna hal ini ditunjukan dengan besarnya nilai Akurasi sebesar 100 %.

**KESIMPULAN DAN SARAN**

**Kesimpulan**

Pengklasifikasian perusahaan finansial distress menggunakan metode analisis diskriminan dan Support Vector machine (SVM) menghasilkan kesimpulan sebagai berikut :

1. Pengklasifikasian menggunakan metode analisis diskriminan dengan variabel prediktor original dan variabel prediktor terstandarisasi memberikan nilai akurasi yang sama yaitu sebesar 63.07%. Pengklasifikasian menggunakan metode SVM dengan fungsi kernel

Radial Basic Function (RBF) menghasilkan nilai akurasi sebesar 97,64 % pada variabel prediktor original dan 100% pada variabel prediktor terstandarisasi.

2. Rasio keuangan yang berpengaruh pada perusahaan finansial distress dan Non-finansial distress menggunakan metode analisis diskriminan adalah *Total Asset Turnover* (TAT), *Earning Per Share* (EPS), *Net Profit Margin* (NPM) dan *Inventory Turnover*.

**Saran**

Beberapa saran untuk penelitian selanjutnya antara lain sebagai berikut :

1. Melakukan eksplorasi klasifikasi SVM menggunakan fungsi kernel yang lainya ( Kernel polinomial, kernel linier, kernel tangen hiperbolik dan kernel invers multikuadrik).
2. Bagi para invenstor sebelum menanam modal pada perusahaan manufaktur yang go publik sebaiknya melakukan analisis terlebih dahulu, baik dari analisa dengan metode-metode yang sudah ada atau dengan melihat kondisi ekonomi, politik atau keadaan lainya yang berpengaruh terhadap kinerja perusahaan.

**DAFTAR PUSTAKA**

Ardiyanto,F.D. (2011). *Prediksi Rasio Keuangan Terhadap Kondisi Finansial Distress Perusahaan Manufaktur Yang Terdaftar Di Bei Periode 2005-2009*. Fakultas Ekonomi UNDIP.

Arhami, M dan Desiani, A. (2005). *Pemrograman Matlab*. Yogyakarta:Andi Offset.

Bursa Efek Indonesia. (2016). *Ringkasan Kinerja Perusahaan*. diakses pada

- 23 Januari 2016 dari  
[\[http://www.idx.co.id/id-id/beranda/publikasi/ringkasaninerjaperusahaantercatat.aspx\]](http://www.idx.co.id/id-id/beranda/publikasi/ringkasaninerjaperusahaantercatat.aspx)
- Darsyah, M.Y. (2014). *Klasifikasi Tuberkulosis Dengan Pendekatan Metode Supports Vector Machine (SVM)*. Jurnal Statistika. UNIMUS.
- Darsyah, M.Y. (2013). *Menakar Tingkat Akurasi Supports Vector Machine pada Studi Kasus Kanker Payudara*. Jurnal Statistika. UNIMUS.
- Dennis, M. (2006). *Key Financial Rastios for The Credit Department, Bussiness Credit*, New York.
- Fei, L.C., Feng, C.L. (2010). *Combination of Feature Selection Approaches with SVM in Credit Scoring. Expert System with Application*.
- Firman,B. (2010). *Support Vector Machine Kasus Non-Linier*. Jurusan Teknik Elektro & Teknologi Informasi FT UGM. Yogyakarta.
- Handayani,L dan Fitriandani. (2012). *Prediksi Kebangkrutan Perusahaan Menggunakan Support Vector Machine (Svm)*. Jurusan Teknik Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Pekanbaru – Riau.
- Hanafi, Mamduh M. dan Abdul Halim, (2000). *Analisis Laporan Keuangan, UPP AMP. YKPN*.
- Hartoyo,N.T. (2013). *Prediksi Financial Distress Menggunakan Analisis Diskriminan Pada Perusahaan Manufaktur Yang Terdaftar Di Bursa Efek Indonesia Tahun 2010-2011*. Fakultas Ekonomi dan Bisnis Universitas Brawijaya
- Hidayat, M.A. (2013) . *Prediksi Financial Distress Perusahaan Manufaktur di Indonesia*. Jurusan ekonomi Universitas Diponegoro.
- Husnan, Suad, dan Pudjiastuti, E. (1994). *Dasar-dasar Manajemen Keuangan, UPP. AMP. YKPN*.
- Maharesi,R. (2013). *Penggunaan Support Vector Regression (Svr) Pada Prediksi Return Saham Syariah Bei*. Fakultas Teknologi Industri Jurusan Teknik Informatika Universitas Gunadarma.Depok.
- Masud, I. Dan Srengga, M.R. (2011). *Analisis Rasio Keuangan Untuk Memprediksi Kondisi Financial Distress Perusahaan Manufaktur Yang Terdaftar Di Bursa Efek Indonesia*. Jurusan Akuntansi Universitas Jember
- Meryani,L.H dan Mimba,N.S.H. (2012). *Pengaruh Financial Distress, Going Concern Opinion, Dan Management Changes Pada Voluntary Auditor Switching*. Fakultas Ekonomi Universitas Udayana.
- Meythi. (2005). *Rasio Keuangan yang paling baik Untuk Memprediksi Pertumbuhan Laba: Suatu studi Empiris Pada Perusahaan Manufaktur Yang Terdaftar Di Bursa Efek Jakarta, Jurnal Ekonomi dan Bisnis Vol. XI No. 2*.
- Nugroho, A.S., Witarto, A.B., Handoko, D. (2003). *Support Vector Machine – Teori dan Aplikasi dalam Bioinformatika*. [http://www.ilmukomputer.com]. (4 Nopember 2015)
- Parawiyati dan Baridwan, Z. (1998). *Kemampuan Laba dan Arus Kas*

- dalam Memprediksi Laba dan Arus Kas Perusahaan Go-Publik di Indonesia.* JRAI, Vol. 1, No. 1, Januari: 1 – 11.
- Prasetyo, E. (2012). *Data Mining Konsep dan aplikasi Menggunakan Matlab.* Yogyakarta : Andi Offset.
- Supranto. (2005). *Analisis Diskriminan.* Di dalam : *Analisis Multivariat.* Jakarta : Rieneka Cipta
- Syafrida, N. 2012. *Analisis Performansi Perusahaan Syariah di Bursa Efek Indonesia (BEI) Menggunakan Metode Discriminant Analysis dan Support Vector Machine (SVM).* jurusan Statistika ITS.
- Wakidah,S.R, Rahayu,S.M dan Topowijono. (2014). *Penerapan Analisis Diskriminan Sebagai Alat Untuk Memprediksi Kebangkrutan Perusahaan Manufaktur Yang Terdaftar Di Bursa Efek Indonesia Periode 2009-2013.* Fakultas Ilmu Administrasi Universitas Brawijaya Malang
- Widiaputri,M. (2010). *Analisis Rasio Keuangan Untuk Memprediksi Kondisi Financial Distress Pada Perusahaan Manufaktur Yang Go Public.* Jurusan Akuntansi Fakultas Ekonomi Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur.