

# **CROSS ENTROPY UNTUK OPTIMASI LAGRANGE MULTIPLIERS PADA SUPPORT VECTOR MACHINES SEBAGAI MODEL PREDIKSI *FINANCIAL DISTRESS***

**Herlina**

Teknik Industri, Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya  
[herlina@untag-sby.ac.id](mailto:herlina@untag-sby.ac.id)

## **ABSTRAK**

Kompetensi dalam memprediksi *financial distress* menjadi penelitian penting karena keuntungan dalam mencegah kegagalan keuangan perusahaan. Selain itu, model pemrediksian *financial distress* akan memberikan manfaat bagi investor dan kreditor. Penelitian ini mengembangkan model pemrediksian *financial distress* bagi perusahaan manufaktur yang terdaftar di Indonesia dengan menggunakan *Support Vector Machines* (SVM). Secara matematis, SVM dirumuskan dalam bentuk program kuadrat, yang membutuhkan waktu komputasi yang tinggi dalam menemukan solusi optimal. Dalam penelitian ini, *Cross Entropy* (CE) digunakan untuk mengoptimalkan salah satu parameter SVM yang merupakan Lagrange multiplier untuk menemukan solusi optimal atau dekat solusi optimal dual Lagrange SVM. Akurasi model prediksi dan perhitungan waktu akan dibandingkan antara standar SVM dan CE-SVM. Akhirnya diketahui bahwa CE-SVM dapat memecahkan masalah klasifikasi dalam waktu komputasi 9,7 kali lebih singkat dibandingkan dengan standar SVM dengan hasil akurasi yang baik.

Kata kunci: cross entropy, lagrange multipliers, support vector machines, financial distress

## **ABSTRACT**

*The competence in predicting financial distress becomes an important research due to the advantage in preventing companies financial failure. Besides, financial distress prediction model will give benefit to the investors and creditors. This research develop a financial distress prediction model for listed manufacturing companies in Indonesia using Support Vector Machines (SVM). Mathematically, SVM is formulated in the form of quadratic programming, which requires high computational time in finding the optimal solution. In this research, Cross Entropy (CE) is used to optimize one of the SVM's parameter that is Lagrange multipliers to find the optimal solution or near optimal solution of dual Lagrange SVM. The accuracy of the prediction model and computation time will be compared between standard SVM and CE-SVM. Finally, note that the CE-SVM can solve classification problems in computing time 9.7 times shorter than the standard SVM with good accuracy results.*

*Keywords: cross entropy, lagrange multipliers, support vector machines, financial distress*

## PENDAHULUAN

Berbagai macam permasalahan yang terjadi di dunia dapat mengakibatkan terjadinya krisis perekonomian sebuah negara. Krisis perekonomian yang terjadi di sebuah negara secara tidak langsung juga membawa dampak bagi perekonomian negara-negara lain di dunia. Krisis ini dimulai dengan merosotnya nilai tukar mata uang di negara tersebut dengan nilai tukar mata uang asing sehingga banyak perusahaan yang mengalami kondisi yang disebut sebagai *financial distress*.

*Financial distress* adalah sebuah kondisi yang menunjukkan tahap-tahap penurunan kondisi keuangan sebuah perusahaan yang terjadi sebelum perusahaan mengalami kebangkrutan (*bankruptcy*). Kondisi *financial distress* yang tidak segera diperbaiki dapat menimbulkan kebangkrutan perusahaan. Jika kondisi *financial distress* ini bisa diprediksi lebih dini, maka pihak manajemen perusahaan bisa melakukan tindakan-tindakan yang bisa digunakan untuk memperbaiki kondisi keuangan perusahaan sehingga dapat menghindari kebangkrutan. Selain itu, informasi ini juga bermanfaat bagi pihak kreditor. Jika kreditor sudah mengetahui bahwa sebuah perusahaan sedang mengalami kondisi *financial distress* maka sebaiknya kreditor tidak memberikan pinjaman karena akan sangat beresiko. Pihak lainnya yang juga terkait dengan kondisi *financial distress* sebuah perusahaan adalah para investor karena para investor sebaiknya menghindari untuk berinvestasi pada perusahaan yang sedang mengalami *financial distress*. Dengan alasan inilah prediksi *financial distress* menjadi topik bahasan yang penting dalam urusan finansial atau keuangan.

Penelitian mengenai prediksi kebangkrutan sudah dimulai sejak tahun 1960-an dan terus berkembang hingga saat ini. Altman (1968) melakukan prediksi kebangkrutan dengan menggunakan data dari laporan keuangan dan menyatakan bahwa proses kebangkrutan sebuah perusahaan merupakan proses dalam jangka waktu yang panjang sehingga dalam sebuah laporan keuangan seharusnya tercantum signal peringatan akan terjadinya kebangkrutan. Penelitian yang dilakukan oleh Altman (1968) menggunakan metode *Multiple Discriminant Analysis* (MDA) dimana metode MDA ini mengasumsikan bahwa variabel bebas (*independent variables*) harus memenuhi *multivariate normal distribution* dan memiliki matriks kovarian yang sama. Selain itu keluaran (*output*) dari MDA adalah nilai kontinu sedangkan *output* yang diharapkan pada permasalahan ini adalah nilai diskrit [0,1] (Sun et al., 2013). Dimulai dari penelitian Altman, bermunculan penelitian-penelitian lainnya dengan pengembangan metode statistik, seperti *logistic regression* (Martin, 1997). Adanya asumsi-asumsi yang ketat dalam metode tradisional statistik seperti linearitas dan normalitas membuat aplikasinya dalam permasalahan menjadi terbatas (Delen et al., 2013).

Dari metode statistik, kemudian muncul penelitian-penelitian dengan menggunakan teknik *data mining* untuk membangun model prediksi *financial distress*, dimana kelebihan dari teknik-teknik *data mining* adalah tidak adanya asumsi-asumsi linearitas dan normalitas seperti dalam metode tradisional statistik. Salah satu peranan dari *data mining* adalah teknik klasifikasi yang bertujuan untuk menghasilkan model sehingga dapat menggolongkan data testing ke dalam kelas seakurat mungkin.

Pada tahun 1990-an perkembangan teknik *data mining* dan kecerdasan buatan (*artificial intelligent*) meliputi beragam metode, seperti *decision tree* (DT), *case-base reasoning* (CBR), *artificial neural network* (ANN), dan *support vector machine* (SVM).

Teknik-teknik tersebut banyak diaplikasikan untuk memprediksi *financial distress* perusahaan (Chen, 2011). Pada beberapa penelitian, metode SVM telah terbukti sebagai metode yang cukup handal untuk kasus klasifikasi dan regresi. Shin et al. (2005) dan Min dan Lee (2005) menggunakan SVM untuk memprediksi kebangkrutan dari beberapa perusahaan di Korea Selatan dan menyimpulkan bahwa SVM lebih baik daripada MDA, Logit (*Logistic Regression*), dan NN (*Neural Network*). Hui dan Sun (2006) dan Ding et al. (2008) juga menggunakan SVM untuk memprediksi *financial distress* pada perusahaan-perusahaan di Cina dan mendapatkan hasil yang sama. Nisa (2013) menggunakan metode SVM dan *Linear Discriminant Analysis* (LDA) untuk memprediksi *financial distress* pada perusahaan manufaktur di Indonesia dan didapatkan hasil bahwa metode SVM memberikan akurasi yang lebih baik daripada LDA.

Ide dasar dari SVM adalah memetakan data input ke dalam ruang berdimensi tinggi dimana nantinya akan dapat ditemukan fungsi pemisah yang linier. Untuk menemukan fungsi pemisah ini, cara kerja SVM adalah memaksimalkan jarak diantara dua titik terdekat dari dua kelas yang berbeda. Hal ini dicapai dengan memformulasikan permasalahan sebagai *quadratic programming*. Untuk menemukan solusi dari permasalahan *quadratic programming* ini diperlukan waktu komputasi yang cukup lama terutama bila jumlah datanya sangat besar (Santosa, 2009). Untuk dapat mempersingkat waktu komputasi dan meningkatkan akurasi dari model maka diperlukan pencarian nilai optimal dari parameter yang digunakan dalam SVM. Menurut hasil penelitian Min dan Lee (2005), pencarian parameter yang optimal dalam SVM dapat meningkatkan akurasi dari model. Dalam penelitian ini, *Cross Entropy* (CE) akan diaplikasikan pada *dual Lagrange SVM* untuk mencari nilai optimal atau mendekati optimal untuk salah satu parameter dari SVM yaitu Lagrange multipliers ( $\alpha$ ) yang selanjutnya akan digunakan dalam SVM. Dengan digunakannya metode CE-SVM ini diharapkan akan mempersingkat waktu komputasi dengan tingkat akurasi yang tetap terjaga. Oleh karena itu nanti akan dibandingkan hasilnya dalam hal waktu komputasi dan akurasi antara metode SVM standar dengan metode CE-SVM.

## MATERI DAN METODE

### Support Vector Machines

SVM adalah sebuah algoritma yang diusulkan oleh Vapnik pada tahun 1995. SVM tergolong metode klasifikasi baru dan telah banyak dijadikan metode dalam sejumlah penelitian, seperti *pattern recognition*, regresi, dan estimasi. Menurut Santosa (2007), SVM berada dalam satu kelas dengan ANN tetapi dalam banyak implementasi terbukti bahwa SVM memberikan hasil yang lebih baik daripada ANN dalam hal solusi yang dicapai. ANN menemukan solusi yang berupa lokal optimal sedangkan SVM menemukan solusi yang global optimal.

SVM menggunakan masukan dari data *training* untuk menemukan fungsi pemisah (klasifier/*hyperplane*) terbaik diantara fungsi yang tidak terbatas jumlahnya untuk memisahkan dua macam obyek. *Hyperplane* terbaik didapatkan dengan memaksimalkan margin atau jarak diantara dua set obyek dari kelas yang berbeda. SVM

dapat diterapkan pada data yang bersifat linear maupun non-linear. Untuk kasus klasifikasi, dimana datanya tidak linear dapat menggunakan metode Kernel.

Problem optimisasi dengan menggunakan SVM untuk kasus klasifikasi dengan dua kelas dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m \eta_i \quad 1$$

*Subject to:*

$$y_i(wx_i + b) + \eta_i \geq 1, \eta_i \geq 1, i = 1, \dots, m$$

Dimana:

$x_i$  = data input

$y_i$  = output dari data  $x_i$

$w, b$  = parameter yang akan dicari nilainya

$C$  = parameter yang ditentukan oleh *user* (*penalty error*)

Menggunakan Lagrange *multipliers*,  $\alpha$ , *inequality constrains* pada persamaan 1 dapat diformulasikan sebagai dual Lagrange sebagai berikut:

$$L(\alpha) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m y_i \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^m \alpha_i \quad 2$$

*Subject to:*

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C \quad i = 1, \dots, m$$

Dimana  $m$  adalah jumlah data yang digunakan untuk *training*.

*Decision function* yang akan dihasilkan memenuhi rumusan:

$$f(x) = \text{sign}(\sum_{i \in SV} y_i \alpha_i K(x, x_i) + b) \quad 3$$

Untuk mengatasi permasalahan yang bersifat tidak linier, dapat digunakan metode kernel. Dengan metode kernel suatu data  $x$  di *input space* di *mapping* ke *feature space*  $F$  dengan dimensi yang lebih tinggi. Suatu kernel map mengubah problem yang tidak linier menjadi linier dalam space baru. Fungsi kernel yang biasanya dipakai dalam literatur SVM (Haykin, 1999 dalam Santosa, 2007):

1. Linear:  $x^T x$
2. Polynomial:  $(x^T x_i + 1)^p$
3. Radial basis function (RBF):  $\exp(-\frac{1}{2\sigma^2} \|x - x_i\|^2)$
4. Tangent hyperbolic (sigmoid):  $\tanh((\beta x^T x_i + \beta_i))$ , dimana  $\beta, \beta_i \in R$

Pemilihan jenis fungsi kernel yang akan digunakan untuk substitusi *dot product* di *feature space* akan sangat bergantung pada data.

## Cross Entropy

Metode CE merupakan metode yang cukup baru yang awalnya diterapkan untuk simulasi kejadian langka (*rare event*) kemudian berkembang untuk beberapa kasus antara lain optimasi kombinatorial, optimasi kontinyu, dan *machine learning*. Metode CE termasuk dalam teknik Monte Carlo yang bisa digunakan untuk menyelesaikan kasus optimasi. CE dapat digunakan untuk menyelesaikan permasalahan optimasi kombinatorial yang kompleks dengan cara meminimasi cross entropy yang dilakukan dengan cara menerjemahkan masalah optimasi deterministik menjadi stokastik, kemudian menggunakan teknik simulasi kejadian langka.

Dalam metode CE ada aturan penting untuk mengupdate parameter. Ide utama dari metode CE dapat dinyatakan sebagai berikut: misalnya terdapat suatu masalah untuk meminimasi suatu fungsi  $f(x)$  pada setiap  $x$  yang berasal dari  $\chi$  dimana nilai minimum yang didapat adalah  $Y^*$ ,

$$Y^* = \min_{x \in \chi} f(x)$$

4

Kita perlu melakukan beberapa langkah untuk menemukan  $x$  sehingga  $f(x)$  minimum. Pertama kita bangkitkan bilangan random  $x$  melalui suatu *probability density function* (pdf) tertentu. Misalnya, bangkitkan nilai  $x$  yang berdistribusi normal sejumlah  $N$  sampel. Untuk distribusi normal, diperlukan parameter nilai  $\mu$  dan  $\sigma$  untuk membangkitkan  $\chi$ . Lalu tentukan parameter  $\rho$  yang tidak terlalu kecil, misalnya  $\rho = 0,1$ . Parameter ini menentukan berapa persen dari seluruh sampel yang akan kita gunakan untuk mengupdate parameter  $v$  berikutnya. Nilai  $\rho$  akan menentukan berapa banyak dari  $N$  sampel, porsi yang akan diambil sebagai sampel elite. Selain itu diperlukan konstanta  $\alpha$  yang digunakan untuk membobot parameter pada iterasi sekarang dan iterasi sebelumnya. Metode CE melibatkan prosedur iterasi, dimana tiap iterasi dapat dipecah menjadi dua fase:

- a. Membangkitkan sampel random ( $x$ ) dengan menggunakan mekanisme atau distribusi tertentu.
- b. Memperbaharui parameter ( $v$ ) dari mekanisme random berdasarkan data sampel elite untuk menghasilkan sampel yang lebih baik pada iterasi berikutnya.

## Data Penelitian

Penelitian ini menggunakan sampel perusahaan manufaktur terbuka yang terdaftar pada Bursa Efek Indonesia (BEI). Perusahaan yang menjadi obyek amatan dalam penelitian ini adalah perusahaan yang memiliki laporan keuangan lengkap yang terdiri dari laporan rugi laba, neraca, laporan perubahan ekuitas, laporan arus kas dan catatan keuangan dari *auditor independent*. Laporan keuangan yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah laporan keuangan tahunan yang telah diaudit pada periode tahun 2010 sampai dengan tahun 2012.

Data yang dikumpulkan untuk penelitian ini adalah data laporan keuangan perusahaan manufaktur terbuka yang ada di Indonesia yang terdaftar pada BEI sebanyak 116 perusahaan dari semua sub sektor industri manufaktur. Data sekunder berupa laporan keuangan perusahaan-perusahaan amatan dapat diperoleh melalui *website* BEI di [www.idx.co.id](http://www.idx.co.id) dan juga dari *Indonesia Capital Market Directory* (ICMD) yang diterbitkan oleh *Institute For Economic and Financial Research* (ECFIN).

Indikator utama perusahaan yang mengalami *financial distress* adalah adanya opini *going concern* dari auditor. Menurut hasil penelitian Hopwood *et al.* (1989) dalam Setyowati (2009), tidak semua perusahaan yang mengalami *financial distress* akan menerima opini *going concern* dari auditor. Oleh sebab itu, selain dilihat dari opini auditor, kriteria lainnya yang digunakan untuk menentukan perusahaan yang mengalami *financial distress* adalah jika perusahaan tersebut dalam laporan keuangannya memenuhi salah satu atau lebih dari kriteria berikut (Setyowati, 2009): Modal kerja negatif, artinya perusahaan memiliki hutang lancar yang lebih besar daripada aktiva lancar, saldo rugi atau defisit, laba bersih negatif.

Data yang akan diberi label sebagai perusahaan yang mengalami *financial distress* adalah data untuk tahun 2012 dengan label -1 untuk perusahaan yang mengalami *financial distress* dan label 1 untuk perusahaan yang tidak mengalami *financial distress*. Dari 116 perusahaan yang diamati, terdapat 34 perusahaan yang masuk kategori *financial distress* dan 82 perusahaan yang tidak mengalami *financial distress*.

### Identifikasi Variabel

Variabel-variabel yang akan digunakan pada penelitian ini meliputi variabel keuangan dan non keuangan, baik yang bersifat kuantitatif maupun kualitatif yang diperoleh dari penelitian-penelitian sebelumnya. Secara lengkap, variabel yang diidentifikasi dapat dilihat pada Tabel 1 dan deskripsi untuk tiap-tiap variabel dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 1 Daftar variabel

Kriteria	Sub Kriteria	Sumber
Rasio Likuiditas	Working Capital-to-Total Asset	Beaver (1966), Altman (1968), Lin et al. (2011), Nisa (2013)
	Current Ratio	Gitman (2009), Nisa (2013)
	Quick Ratio	Chen (2011)
	Account Receivable Turnover	Gitman (2009), Chen (2011), Nisa (2013)
	Inventory Turnover	Gitman (2009), Chen (2011), Nisa (2013)
Rasio Solvabilitas	Debt-to-Equity	Chen (2011)
	Leverage Ratio	Gitman (2009), Chen (2011), Nisa (2013)
Rasio Profitabilitas	Gross Profit Margin	Gitman (2009), Chen (2011), Nisa (2013)
	Net Profit Margin	Gitman (2009), Chen (2011), Nisa (2013)
	Operating Profit Margin	Setyowati (2009)
	ROE	Li & Sun (2009), Chen (2011), Nisa (2013)
	ROA	Gitman (2009), Lin et al. (2011), Chen (2011), Nisa (2013)
Rasio Pemanfaatan Assets	Asset Turnover Rate	Chen (2011)
	Working Capital Turnover Rate	Chen (2011)
	Fixed Asset Turnover Rate	Chen (2011)
Rasio Investor	EPS	Chen (2011)

Kriteria	Sub Kriteria	Sumber
	PER	Prastowo (2011)
	Dividend Payout	Prastowo (2011)
	Dividend Yield	Prastowo (2011)
	Book Value per Share	Chen (2011)
Internal Governance	Board Size	Xie et al. (2011), Nisa (2013)
	Shares Concentration	Xie et al. (2011)
Firm size		Setyowati (2009)
Opini Auditor		Setyowati (2009)
Reputasi auditor		Setyowati (2009)

Tabel 2 Deskripsi variabel

Kriteria	Sub Kriteria	Deskripsi
Rasio Likuiditas	Working Capital-to-Total Asset	$(\text{Current Assets} - \text{Current Liabilities}) / \text{Total Assets}$
	Current Ratio	$\text{Current Assets} / \text{Current Liabilities}$
	Quick Ratio	$(\text{Current assets} - \text{Inventory}) / \text{Current Liabilities}$
	Account Receivable Turnover	$\text{Sales} / \text{Account Receivable}$
	Inventory Turnover	$\text{Cost of Good Sold} / \text{Inventory}$
Rasio Solvabilitas	Debt-to-Equity	$\text{Total Liabilities} / \text{Total Equity}$
	Leverage Ratio	$\text{Total Liabilities} / \text{Total Assets}$
Rasio Profitabilitas	Gross Profit Margin	$\text{Gross Profit} / \text{Sales}$
	Net Profit Margin	$\text{Net Income} / \text{Sales}$
	Operating Profit Margin	$\text{Operating income} / \text{Sales}$
	ROE	$\text{Net Income} / \text{Total Equity}$
	ROA	$\text{Net Income} / \text{Total Assets}$
Rasio Pemanfaatan Assets	Asset Turnover Rate	$\text{Sales} / \text{Total assets}$
	Working Capital Turnover Rate	$\text{Sales} / \text{Working Capital}$
	Fixed Asset Turnover Rate	$\text{Sales} / \text{Fixed Assets}$
Rasio Investor	EPS	$(\text{Laba bersih} - \text{dividen saham istimewa}) / \text{jumlah lembar saham biasa yang beredar}$
	PER	$\text{Harga pasar per lembar saham biasa} / \text{EPS}$
	Dividend Payout	$\text{Dividen per lembar saham biasa} / \text{EPS}$
	Dividend Yield	$\text{Dividen per lembar saham biasa} / \text{Harga pasar per lembar saham biasa}$
	Book Value per Share	$(\text{Total Stockholders' Equity} - \text{Preferred Stock}) / \text{Jumlah lembar saham biasa yang beredar}$
Internal Governance	Board Size	Logaritma jumlah anggota dewan komisaris

Kriteria	Sub Kriteria	Deskripsi
	Shares Concentration	Jumlah saham kepemilikan diatas 5% / Jumlah saham yang beredar
Firm size		Logaritma natural total asset
Opini Auditor		0 = untuk opini <i>going concern</i> 1 = untuk opini wajar tanpa pengecualian
Reputasi auditor		0 = untuk KAP kecil 1 = untuk KAP besar

### Transformasi Data

Transformasi data ini perlu dilakukan untuk membuat rentang data yang sebelumnya tidak sama untuk setiap variabel menjadi seragam sesuai dengan rentang yang telah ditentukan. Teknik yang akan digunakan dalam melakukan transformasi data dalam penelitian ini adalah *scaling*. Dalam penelitian ini akan digunakan skala (-1,1), dimana dalam hal ini, batas bawah (BB) adalah -1 dan batas atas (BA) adalah 1. Jika nilai maksimum tiap kolom adalah  $X_{max}$  dan nilai minimumnya adalah  $X_{min}$ , untuk mengubah data ke skala baru, dapat digunakan rumus (Santosa, 2007):

$$\hat{x} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \times (BA - BB) + BB$$

### Pembagian Data *Training* Dan Data *Testing*

Untuk penentuan jumlah data *training*, diambil jumlah data yang sama antara perusahaan yang tidak mengalami *financial distress* dengan perusahaan yang mengalami *financial distress*. Data *training* yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 20 perusahaan dari kelas positif dan 20 perusahaan dari kelas negatif. Data *testing* yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 10 perusahaan dari kelas positif dan 10 perusahaan dari kelas negatif. Sehingga perbandingan antara data *testing* dan data *training* yang akan digunakan sebesar 2:1.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Data training dan data testing yang telah ditentukan akan diuji secara komputasi dengan *software* MATLAB R2010a menggunakan metode SVM standar dan CE-SVM. Jenis Kernel yang akan digunakan dalam penelitian ini untuk metode SVM Standar adalah linier, polynomial derajat 6, RBF dengan  $\sigma = 5$ . Nilai  $C$  (*upper bound*) yang digunakan sebesar 100. Dataset yang telah diuji dengan SVM standar akan dibandingkan hasilnya dengan pengujian menggunakan CE-SVM. Dataset yang digunakan untuk CE-SVM sama dengan dataset yang digunakan pada pengujian dengan SVM standar. Jenis Kernel yang digunakan juga sama yaitu linier, polynomial derajat 6, RBF dengan  $\sigma = 5$ . Banyaknya bilangan random yang dibangkitkan ( $N$ ) sebanyak 20. *Elite sample* ( $\rho$ ) yang digunakan sebesar 20%. Parameter *smoothing* untuk *update* CE sebesar 1.

Di dalam penelitian ini, data yang digunakan akan diuji untuk tiap-tiap Kernel dengan metode CE-SVM sebanyak lima kali percobaan dan dirata-rata untuk satu jenis dataset. Hal ini dilakukan karena didalam perumusan CE terdapat penggunaan bilangan random sehingga tingkat misklasifikasi dapat berubah-ubah akibat bilangan random.

Percobaan dilakukan sebanyak tiga kali percobaan dengan menggunakan tiga macam dataset yang berbeda, dengan masing-masing percobaan menggunakan data *training* dan data *testing* yang berbeda-beda yang dipilih secara acak. Kemudian hasil dari waktu komputasi dan persentase misklasifikasi dari tiga kali percobaan tersebut dirata-rata. Ringkasan dari hasil perbandingan pengujian untuk dataset dengan menggunakan SVM standar dan CE-SVM dapat dilihat pada Tabel 3. Proses uji coba dilakukan menggunakan Intel Pentium CPU B960 2.2 GHz processor, 2 GB RAM.

Dari Tabel 3 terlihat bahwa metode CE-SVM yang telah dikembangkan mempunyai keunggulan dari segi waktu komputasi 9.7 lebih cepat jika dibandingkan dengan metode SVM standar. Hal ini karena metode PSO-SVM tidak memerlukan solusi melalui *quadratic programming*. Metode CE-SVM juga memberikan persentase misklasifikasi yang cukup baik dibandingkan dengan metode SVM standar untuk ketiga jenis kernel yang digunakan.

Tabel 3 Perbandingan Hasil Pengujian Dataset

Kernel	Metode	Waktu komputasi (detik)	Misklasifikasi (%)
Linear	SVM standar	0.97	20
	CE-SVM	0.10	24
Polynomial derajat 6	SVM standar	0.97	32
	CE-SVM	0.10	22
RBF, $\sigma = 5$	SVM standar	0.97	23
	CE-SVM	0.10	20

## KESIMPULAN

Akhirnya dari hasil analisis di atas dapat diambil kesimpulan dari hasil penelitian kali ini adalah bahwa ternyata metode *Cross Entropy* (CE) dapat dipakai membantu mencari penyelesaian masalah dual Langrange SVM. Dan selanjutnya metode CE-SVM yang telah dikembangkan mampu memprediksi *financial distress* dengan waktu komputasi 9.7 lebih cepat jika dibandingkan dengan SVM standar dengan rata-rata tingkat akurasi yang cukup baik.

## DAFTAR PUSTAKA

- Altman, E. I., 1968, Financial Ratios Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy, *Journal of Finance*, vol. 23, hal. 1-22.
- Beaver, W., 1966, Financial ratios as Predictors of Failure, *Journal of Accounting Research*, vol. 4, hal. 71-111.
- Chen, B. -T. dan Chen, M. -Y., 2010 ), Applying Particles Swarm Optimization For Support Vector Machines On Predicting Company Financial Crisis, *International*

- Conference on Business and Economics Research*, vol. 1, Kuala Lumpur, Malaysia.
- Chen, M. -Y., 2011, Bankruptcy Prediction in Firms with Statistical and Intelligent Techniques and a Comparison of Evolutionary Approaches, *Computers and Mathematics with Applications*, vol. 62, hal. 4514-4524.
- Chen, W. S. dan Du, Y. K., 2009, Using Neural Networks and Data Mining Techniques for the Financial Distress Prediction Model, *Expert Systems with Applications*, vol. 36, hal. 4075-4086.
- Deakin, E. B., 1972 , A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure, *Journal of Accounting Research*, vol. 10, No.1, hal. 167-179.
- Delen, D.,Kuzey, C. dan Uyar, A., 2013, Measuring Firm Performance Using Financial Ratio: A Desicion Approach, *Expert Systems with Applications*, vol. 40, hal. 3970-3983.
- Ding , Y., Song, X. dan Zeng, Y., 2008, Forecasting Financial Condition of Chinese Listed Companies based on Support Vector Machine, *Expert Systems with Applications*, vol. 34, hal. 3081-3089.
- Dwijayanti, P. F., 2010, Penyebab, Dampak, dan Prediksi dari Financial Distress Serta Solusi Untuk Mengatasi Financial Distress, *Jurnal Akuntansi Kontemporer*, vol. 2, hal. 191-205.
- Firdausi, N., 2012, *Analisis Financial Distress Dengan Pendekatan Data Mining Pada Industri Manufaktur Go-Public di Indonesia*, Tugas Akhir tidak diterbitkan, Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Gitman, L. J., 2009, *Principle of Management Finance*, 12<sup>th</sup> edition, Pearson Education Inc., Boston.
- Gong, R. Dan Huang, S. H., 2012, A Kolmogorov-Smirnov Statistic Based Segmentation Approach to Learning from Imbalanced Datasets: With Application in Property Refinance Prediction, *Expert Systems with Applications*, vol. 39, hal. 6192-6200.
- Han, J. dan Kamber, M., 2001, *Data Mining: Concepts and Techniques*, 2<sup>nd</sup> edition, Elsevier Inc., San Fransisco.
- Hogan, K. M., Olson, G. T. dan Rahmlow, H. F., 2000, A Model For The Prediction of Corporate Bankruptcy Using The Analytic Hierarchy Process, *Multi-Criteria Applications*, vol. 10, hal. 85-102.
- Hui, X. F. dan Sun, J., 2006, An Application of Support Vector Machine to Companies' Financial Distress Prediction, *Lecture Notes Artificial Intelligent*, vol. 3885, hal. 274-282.
- Koh, H. C. 2004, Going Concern Prediction using Data Mining Techniques, *Managerial Auditing Journal*, vol. 19, hal. 462-476.
- Li, H. dan Sun, J. 2009, Predicting Financial Failure Using Multiple Case Based Reasoning Combine With Support Vector Machine, *Expert Systems with Applications*, vol. 36, hal. 10085-10096.

- Lin, F., Liang, D., dan Chen, E., 2011, Financial Ratio Selection for Business Crisis Prediction, *Expert Systems with Applications*, vol. 38, hal. 15094-15102.
- Martens, D., et al, 2008, *Predicting Going Concern Opinion with Data Mining*, Decision Support Systems, Vol. 45, No. 4, hal. 652-660.
- Martens, D., et al., 2010, Credit Rating Prediction Using Ant Colony Optimization, *Journal of Operational Research*, vol. 61, hal. 561-573.
- Martin, D., 1997, Early Warning of Bank Failure: A Logit Regression Approach, *Journal of Banking and Finance*, vol. 1, hal. 249-276.
- Min, J. H. dan Lee, Y. C., 2005, Bankruptcy Prediction Using Support Vector Machine With Optimal Choice of Kernel Function Parameters, *Expert Systems with Applications*, vol. 28, hal. 128-134.
- Nisa, U. Z. (2013), "Model Prediksi Finansial Distress Pada Perusahaan Manufaktur Go Public di Indonesia", Thesis Program Magister tidak diterbitkan, Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Ohlson, J. A., 1980, Financial Ratios and The Probabilistic Prediction for Bankruptcy, *Journal of Accounting Research*, vol. 18, hal. 109-131.
- Omelda, I. dan Fernandez, E., 1997, Hybrid Classifiers for Financial Multicriteria Decision Making: the Case of Bankruptcy Prediction, *Computational Economics*, Vol. 10, hal. 317-335.
- Outecheva, N., 2007, *Corporate Financial Distress: An Empirical Analysis of Distress Risk*. Thesis Ph.D., University of St. Gallen, Russia.
- Prastowo, D. (2011), *Analisis Laporan Keuangan Konsep dan Aplikasi*, Edisi ketiga, UPP STIM YKPN, Yogyakarta.
- Purnanandam, A., 2008, Financial Distress and Corporate Risk Management: Theory and Evidence, *Journal of Financial Economics*, vol. 87, hal. 706-739.
- Rafiei, F. M., Manzari, S. M. dan Bostanian, S., 2011, Financial Health Prediction Models Using Artificial Neural Networks, Genetic Algorithm and Multivariate Discriminant Analysis: Iranian Evidence, *Expert Systems with Applications*, vol. 38, hal. 10210-10217.
- Ross, S. A., Westerfield, R. W., dan Jordan, B. D., 2003, *Fundamentals of Corporate Finance*, 6<sup>th</sup> edition, McGraw-Hill, New York.
- Santosa, B., 2007, *Data Mining: Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis*, Graha Ilmu, Yogyakarta.
- Santosa, B., 2009, *Application of the Cross-Entropy Method to Dual Lagrange Support Vector Machine*, Lectures Notes in Artificial, Springer.
- Santosa, B. dan Willy, P., 2011, *Metoda Metaheuristik Konsep dan Implementasi*, Guna Widya, Surabaya.
- Setyowati, W., 2009, *Strategi Manajemen Sebagai Faktor Mitigasi Terhadap Penerimaan Opini Going Concern*, Tesis Program Pasca tidak diterbitkan, Semarang: Universitas Diponegoro.

- Shin, K. S., Lee, T. S. dan Kim, H. J., 2005, *An Application of Support Vector Machine in Bankruptcy Prediction Model*, Expert Systems with Applications, Vol. 28, hal. 127-135.
- Sun, J., Li, H., Huang, Q. H., dan He, K. Y., 2013, *Predicting Financial Distress and Corporate Failure: A Review From The State-of-the-art Definitions, Modeling, Sampling, and Featuring Approaches*, Knowledge Based Systems.
- Tirapat, S. dan Nittayagasetwat, A., 1999, An Investigation of Thai Listed Firms' Financial Distress Using Macro and Micro Variables, *Multinational Finance Journal*, vol. 3, no. 2, hal. 103-125.
- Tsai, C. F., 2009, Feature Selection in Bankruptcy Prediction, *Knowledge Based Systems*, vol. 22, hal. 120-127.
- Xie, C., Luo, C., dan Yiu, X., 2011, Financial Distress Prediction Based on SVM and MDA Methods: The Case of Chinese Listed Companies, *Qual Quant*, vol. 45, hal. 671-686.
- Yang, C., et al., 2009, *Constructing Financial Distress Prediction Model Using Group Method of Data Handling Technique*, Proceeding of the Eighth International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Baoding.