

BAB II

DASAR TEORI

2.1. Kebangkrutan

2.1.1. Definisi Kebangkrutan

Perusahaan yang tidak mampu bertahan atas persaingan yang ketat dapat mengalami kebangkrutan. Berdasarkan Lesmana & Surjanto (2003), kebangkrutan merupakan keadaan di mana perusahaan tidak mampu melanjutkan kegiatan operasinya akibat menurunnya kondisi keuangan perusahaan. Kebangkrutan adalah kegagalan menjalankan operasi perusahaan untuk mencapai tujuannya (Rudianto, 2013). Menurut Undang-Undang No. 37 Tahun 2004, suatu perusahaan dinyatakan mengalami kebangkrutan apabila dinyatakan pailit oleh keputusan Pengadilan Niaga. Berdasarkan pengertian di atas, maka dapat disimpulkan bahwa kebangkrutan merupakan penurunan kondisi keuangan perusahaan akibat kegagalan operasi dan tidak mampu dalam memenuhi kewajibannya, serta diputuskan pailit oleh Pengadilan Niaga sehingga tujuan bisnis tidak tercapai. Kebangkrutan suatu perusahaan berawal dari *financial distress* yang terjadi secara terus menerus dalam jangka waktu lama dan tidak ditangani dengan benar. Oleh karena itu, penting untuk memprediksi *financial distress* perusahaan.

2.2. Financial Distress

2.2.1. Definisi Financial Distress

Berdasarkan Platt & Platt (2002), *financial distress* merupakan suatu kondisi di mana keuangan perusahaan tidak dalam keadaan sehat dan sedang

krisis. Kondisi ini juga didefinisikan sebagai tahap di mana kondisi keuangan menurun sebelum terjadi kebangkrutan. Menurut Atmaja (2008) *financial distress* adalah kondisi di mana perusahaan mengalami masalah keuangan dan terancam gagal dalam menjalankan bisnisnya. *Financial distress* merupakan situasi di mana perusahaan mengalami kesulitan dalam memenuhi kewajibannya dan pendapatannya tidak mampu menutupi seluruh biaya, sehingga mengakibatkan kerugian (Hery, 2017). Dalam *financial distress*, apabila perusahaan tidak mampu mendapatkan solusi yang tepat, maka besar kemungkinan perusahaan tidak dapat melanjutkan perusahaannya atau mengalami kebangkrutan. Dari beberapa definisi di atas, maka dapat disimpulkan bahwa *financial distress* adalah keadaan di mana kondisi keuangan perusahaan menurun dan jika terjadi secara berkepanjangan maka akan mengarah pada kebangkrutan.

2.2.2. Faktor Penyebab *Financial Distress*

Menurut Damodaran 1997 dalam Curry & Banjarnahor (2018) faktor penyebab *financial distress* suatu perusahaan adalah:

1. Kesulitan Arus Kas

Hal ini mencerminkan tidak seimbangnya antara pemasukan dan pengeluaran perusahaan. Pendapatan yang diperoleh perusahaan dari kegiatan operasional tidak cukup untuk menutupi beban-beban usaha.

2. Besarnya Jumlah Kewajiban

Jumlah kewajiban yang terlalu besar akibat beban bunga dan cicilan namun tidak diikuti dengan dana yang cukup dapat meningkatkan kemungkinan perusahaan gagal bayar.

3. Kerugian Akibat Kegiatan Operasional Perusahaan

Kerugian operasional selama beberapa tahun menimbulkan arus kas negatif sebuah perusahaan.

2.3. Model Altman Z-Score

Dalam memprediksi *financial distress*, model Altman Z-Score merupakan salah satu model yang paling sering digunakan. Model ini memprediksi *financial distress* dengan menggunakan Z-Score sebagai tolak ukur. Berdasarkan Altman (1968), rumus dari teori Altman cocok digunakan dalam mendeteksi *financial distress* pada perusahaan manufaktur yang *go public*. Berikut merupakan model Altman Z-Score (1968) sebagai pengukur *financial distress* pada perusahaan manufaktur:

$$Z\text{-Score} = 1,2(X1) + 1,4(X2) + 3,3(X3) + 0,6(X4) + 1,0(X5)$$

Dimana

$X1 = \text{Working Capital to Total Assets}$

$X2 = \text{Retained Earnings to Total Assets}$

$X3 = \text{Earnings before Interest and Taxes to Total Assets}$

$X4 = \text{Market Value of Equity to Total Liabilities}$

$X5 = \text{Sales to Total Assets}$

Berdasarkan model ini, maka potensi *financial distress* perusahaan dapat diprediksi dengan hasil Z-Score dengan nilai *cut off* nya sebagai berikut:

1. Perusahaan yang memiliki nilai Z-Score > 1.81 maka perusahaan tersebut kecil kemungkinannya mengalami *financial distress*.
2. Perusahaan dengan nilai Z-Score < 1.81 maka perusahaan diprediksi akan mengalami *financial distress*.

Perusahaan yang tergolong *grey area* dikategorikan sebagai perusahaan yang kemungkinan kecil mengalami *financial distress*. Model ini menunjukkan bahwa semakin kecil nilai Z-Score suatu perusahaan, maka semakin besar risiko perusahaan tersebut mengalami *financial distress*.

2.3.1. Penggunaan Altman Z-Score pada Pengujian Regresi Logistik

Model Altman Z-Score (1968) merupakan model yang relevansinya tetap berlaku dalam lanskap bisnis yang dinamis dan terus berkembang hingga saat ini dalam memprediksi *financial distress*. Pengukuran pada model ini mencerminkan likuiditas, profitabilitas, *leverage*, dan *solvency* dari perusahaan. Model Altman Z-Score memiliki tingkat akurasi hingga 95% dalam memprediksi *financial distress* (Altman, 1968). Oleh karena itu, model Altman Z-Score yang masih relevan penggunaannya dalam memprediksi *financial distress* digunakan pada pengujian regresi logistik sebagai hasil yang diharapkan.

2.4. Predictive Analytics

2.4.1. Definisi Predictive Analytics

Predictive analytics adalah analisis yang memprediksi masa depan dengan menganalisis data saat ini dan data historis (Kumar & Garg, 2018). Menurut Larose & Larose (2015), *predictive analytics* merupakan proses mengekstraksi informasi dari kumpulan data yang besar untuk membuat prediksi dan estimasi tentang hasil di masa depan. Proses *predictive analytics* akan menghasilkan sebuah model prediksi. Semua model *predictive analytics* didasarkan pada teknik statistik dan/atau *machine learning*.

2.5. Machine Learning

2.5.1. Definisi Machine Learning

Machine learning merupakan salah satu bagian dari kecerdasan buatan (Sarosa, 2023). Sarosa (2023) mendefinisikan *machine learning* sebagai cabang dari *Artificial Intelligence* (AI) yang dilandasi oleh keyakinan bahwa program komputer dapat belajar secara mandiri dari data baru dan memberikan respon yang tepat tanpa intervensi manusia. Menurut Dunham (2003), *machine learning* merupakan bidang AI yang mempelajari bagaimana cara membuat program yang mampu belajar. Berdasarkan Bell (2020) *machine learning* adalah bagian dari AI yang menggunakan komputasi untuk merancang sistem yang mampu belajar dari data melalui proses pelatihan. *Machine learning* adalah bagaimana membuat program yang dapat belajar melalui data atau pengalaman masa lalu untuk mengoptimalkan kinerjanya (Ghanbari & Najafzadeh, 2020). *Machine learning* mampu memprediksi suatu kemungkinan, termasuk *financial distress*

perusahaan. *Machine learning* akan menggunakan data historis keuangan perusahaan untuk memprediksi *financial distress* dengan mengidentifikasi pola dan hubungan dalam data.

2.5.2. Jenis *Machine Learning*

Berdasarkan Sarosa (2023) *machine learning* terbagi menjadi lima jenis sebagai berikut:

1. *Supervised learning*.

Model pembelajaran di mana program komputer diberikan sejumlah data beserta hasil yang diharapkan.

2. *Unsupervised learning*.

Model pembelajaran di mana program komputer hanya diberikan data dan tanpa hasil yang diharapkan.

3. *Semi-supervised learning*.

Model ini merupakan gabungan antara *supervised learning* dan *unsupervised learning*, di mana pada kumpulan data yang digunakan hanya sebagian yang memiliki hasil yang diharapkan dan sisanya tidak ada.

4. *Reinforcement learning*.

Model ini belajar dari proses umpan balik dari keluarannya baik dalam tanggapan positif maupun negatif.

5. *Deep learning*.

Model ini menggunakan teknologi *artificial neural network* dengan banyak lapisan untuk memahami pola kompleks dalam data untuk membuat keputusan.

Pada penelitian ini jenis *machine learning* yang digunakan adalah *supervised learning*, yaitu regresi logistik.

2.6. Regresi Logistik

Regresi logistik merupakan analisis yang digunakan untuk menjelaskan hubungan antara variabel dependen yang berupa data dikotomi dengan variabel independen yang berupa data berskala interval atau kategorik (Hosmer & Lemeshow, 1998). Berdasarkan Hair, dkk (2014), regresi logistik adalah bentuk khusus dari regresi yang diformulasikan untuk memprediksi dan menjelaskan variabel dependen dikotomi (biner). Variabel dependen biner hanya memiliki dua kemungkinan nilai, yaitu 0 dan 1. Model regresi logistik secara sistematis dirumuskan dalam bentuk logit (*log odds*) sebagai berikut:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n$$

Dimana

$$\frac{p}{1-p} = Odds \text{ atau Peluang}$$

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = Logit \text{ atau Logaritma Natural}$$

b_0 = Konstanta

$b_1, b_2, \dots, b_n$ = Koefisien Regresi

$X_1, X_2, \dots, X_n$ = Variabel Independen

Perhitungan nilai probabilitas antara 0 dan 1 pada model regresi logistik adalah sebagai berikut:

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n)}}$$

Dimana

p = Probabilitas terjadinya peristiwa

e = Konstanta eksponensial (bilangan Euler) dengan nilai ≈ 2.71828

Secara statistika kebaikan suatu model dapat dilihat pada uji *goodness of fit* dengan menggunakan ukuran koefisien determinasi. Pada regresi logistik, kebaikan suatu model atau seberapa baik model regresi dapat dilihat dari *Pseudo R²*, di mana semakin besar nilainya maka semakin baik juga modelnya (Widarjono, 2015).

Selanjutnya, uji *overall model fit* atau uji signifikansi pengaruh semua variabel independen secara bersamaan terhadap variabel dependen pada model regresi logistik dapat dihitung dari perbedaan nilai -2LL antara model hanya dengan konstanta dan model yang terdiri dari konstanta dan semua variabel independen. Uji statistika -2LL mengikuti distribusi Chi Square dengan derajat kebebasan (*degree of freedom*). Jika nilai chi square (X^2) hitung lebih besar dari nilai tabel chi square (X^2) maka semua variabel independen secara bersama-sama mempengaruhi variabel dependen, sedangkan jika nilai chi square (X^2) hitung lebih kecil dari nilai tabel chi square (X^2) maka semua variabel independen secara bersama-sama tidak mempengaruhi variabel dependen (Widarjono, 2015).

Uji signifikansi pengaruh variabel independen terhadap variabel dependen secara individual dapat dilihat dari uji statistika Wald. Nilai statistika Wald dihitung dengan menggunakan nilai statistika berdasarkan distribusi normal (Z), dengan

membagikan nilai koefisien estimasi model logit dengan *standard error of coefficient*. Dengan mengkuadratkan nilai Z ini maka akan didapatkan nilai statistika Wald. Nilai statistika Wald mengikuti distribusi chi square, jika probabilitas chi square (*p-value*) lebih kecil dari tingkat signifikansi ($\alpha=0.05$) maka signifikan, sedangkan probabilitas chi square (*p-value*) lebih besar dari tingkat signifikansi maka tidak signifikan (Widarjono, 2015).

2.6.1. Regresi Logistik sebagai Alat Prediksi

Regresi logistik digunakan untuk memprediksi probabilitas terjadinya suatu peristiwa berdasarkan pada nilai variabel independennya. Model regresi logistik menghasilkan nilai probabilitas antara 0-1 (Widarjono, 2015). Dalam memprediksi, regresi logistik mampu menangani variabel independen dalam bentuk kategori maupun numerik dan tidak perlu asumsi distribusi normal pada variabel independennya. Dibandingkan dengan alat prediksi lainnya, regresi logistik merupakan alat prediksi yang sederhana. Regresi logistik mampu memprediksi secara langsung dari koefisien yang telah dipelajari. Regresi logistik memungkinkan prediksi yang cepat tanpa peningkatan waktu prediksi yang signifikan meskipun terdiri dari data yang banyak.

2.6.2. Evaluasi Model Regresi Logistik

Evaluasi model dalam regresi logistik penting dilakukan untuk mengetahui baik tidaknya suatu model dalam memprediksi data.

Berikut merupakan beberapa metode evaluasi dalam regresi logistik (Muller & Guido, 2017):

1. *Confusion Matrix*

Hasil dari klasifikasi dapat direpresentasikan dalam bentuk tabel 2x2 atau disebut dengan *confusion matrix*.

Gambar 2.1.
Confusion Matrix

		<i>Predicted</i>	
		<i>Negative</i>	<i>Positive</i>
<i>Actual</i>	<i>Negative</i>	<i>True Negative</i>	<i>False Positive</i>
	<i>Positive</i>	<i>False Negative</i>	<i>True Positive</i>

Sumber: (Muller & Guido, 2017)

2. *Accuracy*

Accuracy menunjukkan besarnya persentase prediksi yang benar terhadap total data yaitu dengan membagikan jumlah prediksi yang benar dengan jumlah semua data.

$$Accuracy = \frac{True\ Positive + True\ Negative}{True\ Positive + True\ Negative + False\ Positive + False\ Negative}$$

3. *Precision*

Precision menunjukkan seberapa besar prediksi *true positive* yang benar atau seberapa tepat model memprediksi *true positive*.

$$Precision = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Positive}$$

4. Recall

Recall mengukur seberapa banyak sampel positif yang berhasil diprediksi dengan benar oleh model sebagai *true positive*.

$$Recall = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negative}$$

5. F1-Score

F1-Score menunjukkan keseimbangan atau rata-rata harmonik antara *precision* dan *recall*. Metrik ini dapat menjadi ukuran yang lebih baik daripada akurasi pada kumpulan data klasifikasi biner, utamanya ketika data tidak seimbang.

$$F1 - Score = 2 \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

2.7. Penelitian Terdahulu

Penelitian pertama yang dilakukan oleh Rivanda dan Muslim (2021) berjudul “Analisis Perbandingan Model Prediksi *Financial Distress* pada Sub Sektor *Textile* dan *Garment*”. Penelitian ini menganalisis *financial distress* pada 15 perusahaan *textile* dan *garment* yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia pada periode 2010-2018, menggunakan metode analisis regresi logistik dan analisis diskriminan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model regresi logistik memiliki hasil yang lebih baik dibandingkan dengan model diskriminan dalam memprediksi *financial distress*. Berdasarkan penelitian, model regresi logistik memiliki akurasi sebesar 85.92%, sedangkan model diskriminan memiliki akurasi sebesar 83.70%.

Penelitian kedua dilakukan oleh Muflihah (2017) dengan judul “Analisis *Financial Distress* Perusahaan Manufaktur di Indonesia dengan Regresi Logistik”.

Penelitian ini dilakukan pada 390 perusahaan manufaktur yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia tahun 2011-2015. Hasil penelitian menunjukkan bahwa regresi logistik mampu memprediksi *financial distress* perusahaan manufaktur tahun 2011-2015. Model regresi logistik mampu memprediksi *financial distress* dengan tepat sebesar 94.1% atau 367 dari 390 perusahaan manufaktur.

Penelitian ketiga dilakukan oleh Kristin (2014) dengan judul “Perbandingan Analisis Prediksi Kebangkrutan Menggunakan Model Altman Z Score Dan Model Logistik (Studi Empiris Pada Perusahaan Non-Kuangan Yang Terdaftar Di BEI)”. Sampel dari penelitian ini adalah 249 perusahaan non-keuangan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia pada tahun 2009-2012. Hasil penelitian menunjukkan bahwa terdapat perbedaan yang signifikan antara hasil analisis kebangkrutan dengan model Altman Z-Score dan model regresi logistik. Model Altman Z-Score lebih akurat digunakan dalam memprediksi kebangkrutan pada perusahaan non keuangan, di mana nilai ketepatan prediksi kebangkrutan dengan Altman Z-Score adalah sebesar 77%, sedangkan model regresi logistik adalah sebesar 62%.

Penelitian keempat dilakukan oleh Asnita & Fuadi (2016) dengan judul “Analisis Perbandingan Prediksi Kebangkrutan Perusahaan dengan Menggunakan *Multivariate Discriminant Analysis* dan Regresi Logistik pada Perusahaan Pertambangan Batubara Periode 2010 – 2014”. Penelitian ini dilakukan pada semua laporan keuangan perusahaan pertambangan batubara yang dipublikasikan di website Bursa Efek Indonesia periode 2010-2014, sedangkan sampel penelitian ini terdiri dari 17 perusahaan pertambangan batubara dengan periode penelitian 5 tahun. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa akurasi model dengan

menggunakan Analisis Diskriminan sebesar 80.4% dan Analisis Regresi Logistik sebesar 88.2%.

Penelitian kelima dilakukan oleh Azwar (2015) dengan judul “Model Prediksi *Financial Distress* dengan Binary Logit (Studi Kasus Emiten Jakarta Islamic Index)”. Penelitian ini dilakukan pada 23 perusahaan yang terhitung dalam saham Jakarta Islamic Index tahun 2012-2013. Berdasarkan hasil penelitian, model ini memiliki kemampuan memprediksi *financial distress* sebesar 90.9%.

Tabel 2.1.
Ringkasan Penelitian Terdahulu

No.	Peneliti	Variabel	Subjek	Hasil
1.	Rivanda dan Muslim (2021)	Variabel Dependen (Y): <i>Financial Distress.</i> Variabel Independen (X): X1 = <i>Current Rasio</i> X2 = <i>Working Capital over Total Assets</i> X3 = <i>Debt to Equity Ratio</i> X4 = <i>Interest Coverage Ratio</i> X5 = <i>Debt Ratio</i> X6 = <i>Total Asset Turnover</i> X7 = <i>Sales to Total Assets</i> X8 = <i>Return on Assets</i> X9 = <i>Return on Equity</i> X10 = <i>Gross Return on Assets</i>	15 perusahaan <i>textile</i> dan <i>garment</i> yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia pada periode 2010 – 2018.	Hasil menunjukkan bahwa model regresi logistik dengan akurasi 85.92% lebih baik dari pada model diskriminan dengan akurasi 83.70%.

		X11 = <i>Growth Rate of Total Assets</i> X12 = <i>Growth Rate of Total Sales</i> X13 = <i>Growth Rate of Net Income</i> X14 = <i>Growth Rate of Net Cash Flow</i>		
2.	Muflihah (2017)	Variabel Dependen (Y): <i>Financial Distress</i> Variabel Independen (X): X1 = <i>Curent Ratio</i> X2 = <i>Debt Ratio</i> X3 = <i>Return on Asset</i> X4 = <i>Sales Growth</i>	390 perusahaan manufaktur yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia tahun 2011-2015.	Hasil menunjukkan bahwa model regresi logistik mampu memprediksi <i>financial distress</i> dengan tingkat akurasi sebesar 94.1%.
3.	Kristin (2014)	Variabel Dependen (Y): <i>Financial Distress.</i> Variabel Independen (X): Altman Z-Score X1 = <i>Working Capital to Total Assets</i> X2 = <i>Retained Earnings to Total Assets</i> X3 = <i>Earnings before Interest and Taxes to Total Assets</i> X4 = <i>Market Value of Equity to Total Liabilities</i>	249 perusahaan non-keuangan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia tahun 2009-2012.	Hasil menunjukkan bahwa Model Altman Z-Score lebih akurat digunakan dalam memprediksi kebangkrutan pada perusahaan non keuangan, dengan nilai ketepatan prediksi kebangkrutan Altman Z-Score adalah sebesar 77%, sedangkan model regresi logistik adalah sebesar 62%.

		$X5 = \text{Sales to Total Assets}$ Regresi Logistik $X1 = \text{Profit (Laba Operasi / Total Asset)}$ $X2 = \text{PLB (Perubahan Laba)}$ $X3 = \text{Slack ((Kas + Investasi Jangka Pendek + Piutang Usaha + Persediaan Hutang Jangka Pendek) / Total Aset)}$ $X4 = \text{LD (Laba Ditahan / Total Asset)}$		
4.	Asnita dan Fuadi (2016)	Variabel Dependen (Y): <i>Financial Distress.</i> Variabel Independen (X): $X1 = \text{Current Ratio}$ $X2 = \text{Leverage Ratio}$ $X3 = \text{Net Profit Margin}$ $X4 = \text{Debt to Equity}$ $X5 = \text{Operating Profit Margin}$ $X6 = \text{Total Asset Turnover}$	17 perusahaan pertambangan batubara yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia dengan periode 2010-2014.	Hasil menunjukkan bahwa akurasi model dengan menggunakan analisis diskriminan sebesar 80.4% dan analisis regresi logistik sebesar 88.2%.
5.	Azwar (2015)	Variabel Dependen (Y): <i>Financial Distress.</i> Variabel Independen (X): $X1 = \text{Current Ratio}$	23 perusahaan yang terhitung dalam saham Jakarta Islamic Index tahun 2012-2013.	Hasil menunjukkan bahwa model regresi logistik mampu memprediksi <i>financial distress</i> dengan tingkat akurasi sebesar 90.9%.

		X2 = <i>Operating Profit Margin</i> X3 = <i>Return on Assets</i> X4 = <i>Return on Equity</i> X5 = <i>Nilai Beta Saham</i>		
--	--	---	--	--

Sumber: Penelitian Terdahulu (2025)

