

PENERAPAN LINIER DISCRIMINANT ANALYSIS PADA KLASIFIKASI DISTRESS BINSIN PERBANKAN

¹Bambang Siswoyo, ²Asep Nana Rukmana

¹MA'SOEM UNIVERSITY, Jatinangor, Jawa Barat, Indonesia

²Universitas Islam Bandung, Bandung, Jawa Bandung, Indonesia

Email: ¹bambang1@gmail.com ²an.rukmana@gmail.com

Abstract. Linear discriminant machine learning analysis is part of artificial intelligence that can learn from past data, recognize patterns to get optimal solutions. The prediction of the bankruptcy of a Sharia public bank company in Indonesia is very important. Modeling Machine Learning with five input-output models can be implemented between financial ratio variables against bankruptcy. Overall, a linear discriminant analysis algorithm is able to train data to build patterns of input-output relationships and modeling behavior well. Every company certainly wants an appropriate and efficient decision making. Linear discriminant analysis builds predictive models using financial ratio variables as predictors. In this study the model can recognize well the pattern of financial ratios with the results of model validation in the form of means square error 8% and coefficient terminated 98%.

Keywords: Linier discriminan analysis, bankruptcy, financial ratios

Abstra. Linier discriminant analysis machine learning merupakan bagian dari kecerdasan buatan yang dapat belajar dari data masa lalu, mengenali pola untuk mendapatkan solusi yang optimal. Prediksi kebangkrutan suatu perusahaan bank umum Syariah di Indonesia sangat penting. Modeling Machine Learning dengan lima model input-output dapat diimplementasikan antara variabel rasio keuangan terhadap kebangkrutan. Secara keseluruhan, algoritma linier discriminant analysis mampu melatih data untuk membangun pengenalan pola hubungan input-output dan perilaku pemodelan dengan baik. Setiap perusahaan tentu menginginkan sebuah pengambilan keputusan yang tepat dan efisien. Linier discriminant analysis membangun model prediksi menggunakan variabel rasio keuangan sebagai prediktor. Pada penelitian ini model dapat mengenal dengan baik pengenalan pola rasio keuangan dengan hasil validasi model berupa means square error 8% dan koefisien diterminasi 98%.

Kata Kunci: Linier discriminan analysis, kebangkrutan, rasio keuangan

1. Pendahuluan

Financial distress adalah tahap penurunan kondisi keuangan yang terjadi pada perusahaan sebelum terjadinya kebangkrutan atau likuidasi (Platt HD dan Platt MB 2002). Suatu perusahaan dapat dikategorikan sedang mengalami financial distress atau kesulitan keuangan apabila perusahaan tersebut menunjukkan angka negatif pada laba operasi, laba bersih dan

nilai buku ekuitas serta perusahaan tersebut melakukan merger (Brahmana 2007). Fenomena lain dari financial distress adalah perusahaan cenderung mengalami kesulitan likuiditas yang ditunjukkan dengan kemampuan perusahaan yang semakin menurun dalam memenuhi kewajibannya kepada kreditur (Hanifah 2013). Informasi distress financial sangat diperlukan dalam rangka

pemeriksaan kondisi suatu perusahaan. Nantinya hasil informasi distress financial dapat digunakan guna memperbaiki atau optimalisasi kondisi yang ada agar kerugian di kemudian hari dapat ditekan persentasinya. Platt dan Platt (2002) menyatakan kegunaan prediksi informasi kesulitan keuangan pada perusahaan adalah dapat mempercepat tindakan manajemen untuk mencegah masalah sebelum terjadinya kebangkrutan. Kebangkrutan biasanya diartikan sebagai kegagalan perusahaan dalam menjalankan operasi perusahaan untuk menghasilkan laba. Dengan kata lain, ini terkait dengan kinerja organisasi bisnis seperti perbankan untuk mempertahankan laba. Kebangkrutan adalah urusan bisnis yang menarik untuk dipelajari. Perbankan adalah denyut nadi perekonomian di seluruh negara. Perbankan di Indonesia memiliki peran yang sangat penting, salah satunya adalah menjaga stabilitas moneter yang disebabkan oleh kebijakannya terhadap tabungan publik serta lalu lintas pembayaran. Ada banyak metode yang telah diterapkan saat ini untuk mengevaluasi dan menganalisis kinerja perbankan menggunakan analisis laporan keuangan. Laporan keuangan adalah ringkasan perusahaan yang dapat digunakan sebagai pengetahuan prediktif. Selain itu ada metode lain yang menggunakan model statistik. Namun, pengembangan bisnis keuangan telah diimplementasikan dalam lingkungan yang sangat kompleks dan sangat dinamis. Skenario ini telah mengarah pada situasi di mana seperti asumsi statistik tentang normalitas, homogenitas semakin sulit dipenuhi.

Kecerdasan buatan dapat melakukan prediksi dengan mempelajari data – data yang sudah pernah terjadi sebelumnya. Untuk mendapatkan hasil

dari algoritma yang sudah dilatih, masukan data harus sama persis formatnya. Secara umum, peramalan deret waktu dilakukan dengan menggunakan metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), pemulusan eksponensial, dekomposisi, atau regresi. Meskipun pendekatan semacam ini efisien untuk peramalan deret waktu, masih menunjukkan kelemahan ketika ada gangguan atau hubungan nonlinier lain yang umum dalam data keuangan. Machine learning adalah bagian dari kecerdasan buatan, yang mempelajari pengenalan pola untuk mendapatkan solusi yang optimal. Machine learning memungkinkan komputer menemukan solusi data yang optimal secara otomatis. Machine learning telah terbukti menyelesaikan banyak tugas. Machine learning untuk memprediksi sebelumnya telah digunakan dalam konteks memprediksi kebangkrutan dengan Robust Logistic Regression oleh Richard P. Hauser dan David Booth [1], model ini memiliki keterbatasan. Nilai teknik ini sangat bergantung pada kemampuan peneliti untuk memasukkan variabel independen yang benar. Dengan kata lain, jika peneliti gagal mengidentifikasi semua variabel independen yang relevan, regresi logistik memiliki nilai prediksi yang rendah [7]. Akurasi keseluruhan adalah 75,69% di set pelatihan dan 69,44% di set tes). Penggunaan algoritma backpropagation sebagai model kebangkrutan bank-bank komersial di Indonesia diselesaikan oleh Melaka dan Hartojo (2014). Dari sini menjadi jelas perlunya model alternatif tetapi juga metode yang dapat diandalkan untuk memprediksi dan menganalisis kinerja bisnis perbankan diperlukan. Studi ini telah mengusulkan penggunaan pendekatan Machine Learning dengan

algoritma Quadratic discrimin analysis, satu metode peramalan yang berkembang saat. Quadratic discrimin analysis forest adalah model pembelajaran yang terawasi oleh algoritma pembelajaran terkait yang menganalisis data yang digunakan untuk klasifikasi dan analisis regresi. Diberikan serangkaian contoh pelatihan, masing-masing ditandai sebagai milik satu atau yang lain dari dua kategori, algoritma pelatihan linier discriminant analysis membangun model yang memberikan contoh baru untuk satu kategori atau yang lain, menjadikannya sebagai classifier biner linier non-probabilistik.

Altman, Marco dan Varreto (1994) dan Yang Platt (1999) dan Almilial dan Kristiati (2003) telah menggunakan Neural Network Model untuk membedakan apakah suatu perusahaan gagal atau berhasil. Model ini telah digunakan oleh kreditor, pemasok yang fokus pada pembayaran dan calon investor. Model ini telah diidentifikasi memiliki keunggulan kuat untuk portofolio aplikasi yang berbeda seperti pemilihan Portofolio (Platt dan Plaat, 1991), evaluasi kredit (Altman dan Haldeman, 1995), Manajemen perubahan (Plaat dan Plaat, 2000). Berg (2005) telah menyatakan bahwa model jaringan saraf memiliki kelebihan dan menjadi model alternatif yang dapat kita terapkan. Ini karena model ini memungkinkan kita untuk menggabungkan sejumlah besar fitur dalam model linier adaptif.

2. Metodologi Penelitian

Data time series dari lima variabel rasio keuangan bank yang diterbitkan di Bank Indonesia dari 2010 hingga 2016 telah dikumpulkan dan dianalisis. Data input terdiri dari lima variabel: modal kerja terhadap aset total, laba ditahan

terhadap total aset, penghasilan sebelum bunga dan pajak atas total aset, nilai pasar ekuitas ke nilai buku terhadap total kewajiban, penjualan terhadap total aset. Sedangkan outputnya adalah klasifikasi bangkrut, grey area dan non bankrupt. Berikut ini ringkasan dari data yang digunakan dalam penelitian ini.

Table 1. Data and variables used

Data	Variable	Sumber
Working capital to total asset	X1	http://www.idx.co.id
Retained earning to total asset	X2	http://www.idx.co.id
Earning before interest and taxed to total asset	X3	http://www.idx.co.id
Market value of Equity to book value of total liabilities	X4	http://www.idx.co.id
Sales to total asset	X5	http://www.idx.co.id

Metode yang digunakan dalam klasifikasi kebangkrutan bank adalah algoritma quadratic discrimin analysis machine learning. Dalam pemodelan algoritma Machine Learning, penulis menggunakan aplikasi Microsoft Azure.

Microsoft Azure adalah aplikasi Machine Learning yang dapat membantu menyelesaikan berbagai masalah pemodelan, pengenalan pola, prediksi yang sering dijumpai di masyarakat.

Linier discriminant analysis (LDA).

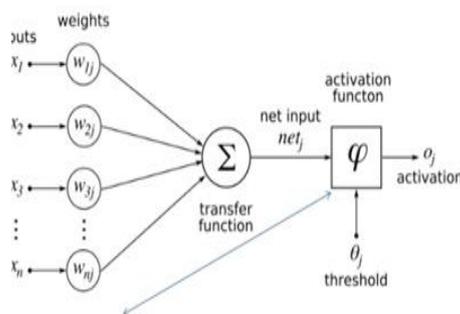
LDA adalah generalisasi diskriminan linear Fisher, yaitu sebuah metode yang digunakan dalam ilmu statistika, pengenalan pola dan machine learning untuk mencari kombinasi linear fitur yang menjadi ciri atau yang memisahkan dua atau beberapa objek atau peristiwa. Kombinasi yang diperoleh dapat dijadikan pengklasifikasi linear, atau biasanya digunakan untuk proses reduksi dimensionalitas sebelum pengklasifikasi an. LDA juga terkait dengan analisis komponen utama dan analisis factor karena sama-sama mencari kombinasi linier variabel-variabel yang terbaik dalam menjelaskan data. LDA secara eksplisit mencoba memodelkan perbedaan antara kelas-kelas data.

Jaringan saraf tiruan (JST)

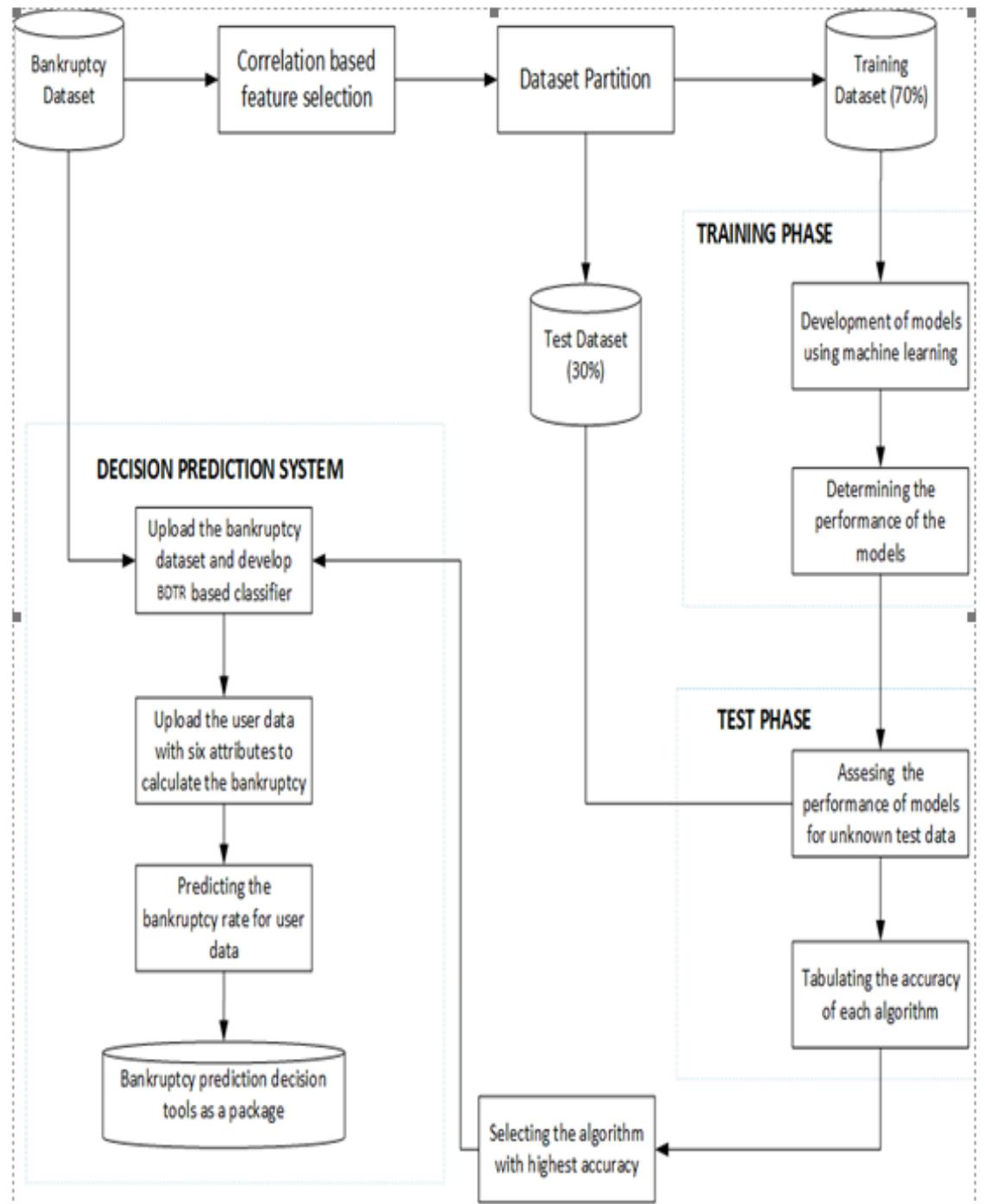
JST, secara umum digunakan untuk tujuan pengelompokan melalui pembelajaran terawasi. Adapun data yang dijadikan pembelajaran adalah data masa

lalu, dimana data tersebut akan dibagi dalam dua bagian, bagian data pelatihan dan bagian data pengujian. Adapun model dari arsitektur JST secara umum bisa dilihat pada gambar1 Model JST secara umum

Dalam diagram di atas, x singkatan input, fitur diteruskan ke depan dari lapisan jaringan sebelumnya. Banyak x akan dimasukkan ke dalam setiap node dari lapisan terakhir yang tersembunyi, dan setiap x akan dikalikan dengan bobot yang sesuai, (w). Jumlah produk ditambahkan ke bias dan dimasukkan ke dalam fungsi aktivasi. Dalam hal ini fungsi aktivasi adalah unit linier yang ditingkatkan (ReLU), yang umum digunakan dan sangat berguna seperti fungsi aktivasi sigmoid. Untuk setiap simpul tersembunyi, ReLU mengeluarkan aktivasi, a , dan aktivasi yang dijumlahkan ke dalam simpul keluaran, yang hanya melewati jumlah aktivasi. Jaringan saraf yang mengalami regresi akan memiliki satu simpul keluaran. Untuk melakukan backpropagate dan membuat jaringan pembelajaran, Anda cukup membandingkan \hat{y} dengan nilai ground-truth y dan menyesuaikan bobot dan bias jaringan hingga kesalahan diminimalkan. Dengan cara ini, Anda dapat menggunakan jaringan saraf untuk mendapatkan fungsi yang terkait dengan sejumlah variabel independen yang berubah x menjadi variabel dependen y yang Anda coba prediksi.



Gambar1. Model JST



Gambar 2. Desain Riset

1	N0	Banking	X1	X2	X3	X4	Z-Score	Class
2	1	Bank Muamalat Indonesia	0,5651	0,0676	0,0726	0,071	4,489854	Non Bankcrupt
3	2	Bank Victoria Syariah	5,4376	0,1144	0,0601	0,2961	36,758377	Non Bankcrupt
4	4	Bank BRI Syariah	-0,0024	-0,0114	0,0177	0,0813	0,151401	Bankcrupt
5	5	Bank Jabar Banten Syariah	5,6999	0,0091	0,0268	0,0067	37,608141	Non Bankcrupt
6	6	Bank BNI Syariah	2,0254	0,0186	0,0386	0,0301	13,638257	Non Bankcrupt
7	7	Bank Syariah Mandiri	0,6611	0,1364	0,1177	0,0766	5,652854	Non Bankcrupt
8	8	Bank Mega Syariah	0,1616	0,0442	0,1222	0,0516	2,079552	Grey Zone
9	9	Bank Panin Dubai Syaariah	2,5609	-0,0631	-0,1542	1,3666	16,992504	Non Bankcrupt
10	10	Syariah Bukopin	0,387	-0,3073	0,0457	0,0225	1,867651	Grey Zone
11	11	Bank BCA Syariah	2,3369	0,0143	0,0483	0,777	16,517108	Non Bankcrupt
12	12	Bank Muamalat Indonesia	1,1088	0,0673	0,0669	0,078	8,024594	Non Bankcrupt
13	13	Bank Victoria Syariah	5,747	0,1644	0,2806	0,2	40,331896	Non Bankcrupt
14	14	Bank BRI Syariah	0,2553	-0,0036	0,01	0,059	1,792182	Grey Zone
15	15	Bank Jabar Banten Syariah	1,2673	0,0235	0,0608	0,0268	8,826814	Non Bankcrupt
16	16	Bank BNI Syariah	1,305	0,0265	0,0708	0,0385	9,163391	Non Bankcrupt
17	17	Bank Syariah Mandiri	0,6383	0,1279	0,1033	0,0762	5,378388	Non Bankcrupt
18	18	Bank Mega Syariah	-0,4059	0,0684	0,087	0,0357	-1,817595	Bankcrupt
19	19	Bank Panin Dubai Syaariah	1,6203	0,0011	0,082	0,9027	12,131629	Non Bankcrupt
20	20	Syariah Bukopin	0,5939	-0,232	0,037	0,0245	3,414029	Non Bankcrupt
21	21	Bank BCA Syariah	1,7672	0,0386	0,0494	0,0466	12,099566	Non Bankcrupt
22	22	Bank Muamalat Indonesia	0,6003	0,0815	0,0782	0,0547	4,786597	Non Bankcrupt
23	23	Bank Victoria Syariah	5,2785	0,1476	0,0743	0,0881	35,699937	Non Bankcrupt

Gambar 3. Dataset rasio keuangan

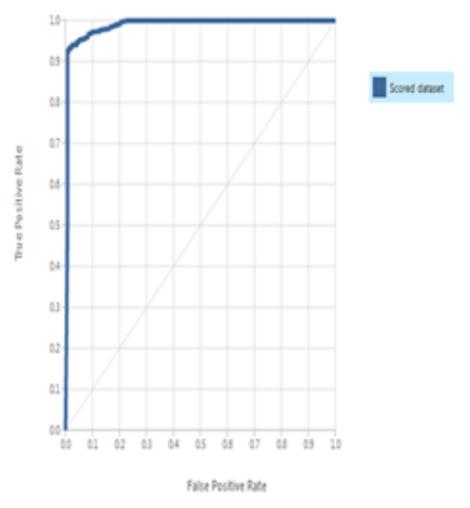
Rasio keuangan, adalah yang menghubungkan dua data keuangan dengan jalan membagi satu data dengan data yang lain. Indeks yang menghubungkan dua angka akuntansi dan diperoleh dengan membagi satu angka dengan angka yang lainnya. Perhitungan

rasio digunakan karena cara ini akan diperoleh perbandingan yang lebih berguna daripada melihat angka saja. Analisa rasio keuangan melibatkan dua jenis perbandingan. Pertama, analisis dapat membandingkan rasio saat ini dengan rasio masa lalu dan akan datang dalam

perusahaan yang sama. Rasio lancar untuk tahun sekarang dapat dibandingkan dengan rasio lancar tahun sebelumnya. Jika rasio keuangan diurutkan dalam beberapa periode tahun, analisis dapat mempelajari komposisi perubahan dan menentukan apakah terdapat perbaikan atau penurunan dalam kondisi keuangan dan kinerja perusahaan. Metode perbandingan kedua melibatkan perbandingan rasio satu perusahaan dengan perusahaan-perusahaan sejenis atau dengan rata-rata industri pada titik waktu yang sama. Perbandingan ini memberikan pandangan mendalam tentang kondisi keuangan dan kinerja relatif dari perusahaan (Van Horne dan Wachowicz, Jr., 1997).

Hasil analisis menunjukkan bahwa semua lima atribut tersebut sangat terkait dengan variabel hasil. Dalam rangka untuk mengkonfirmasi hasil dari korelasi, metode seleksi fitur lain diterapkan untuk dataset. Informasi diperoleh metode filter peringkat diaplikasikan untuk menguji pentingnya fitur. Algoritma ditemukan hasil yang sama seperti yang dari korelasi. Oleh karena itu semua lima atribut dari dataset dianggap perlu untuk penelitian. Plot korelasional untuk fitur ditunjukkan pada Gambar 4.

Nama dataset adalah indeks kebangkrutan industri perbankan berdasarkan 5 aspek ratio keuangan. Deskripsi dataset adalah dataset ini berisi indeks kebangkrutan industri perbankan berdasarkan 5 aspek ratio keuangan. Dimana ratio finance (rasio keuangan) diambil dari laporan keuangan industri perbankan yang sudah di audit oleh auditor kemudian mempublisnya di situs Bank Indonesia (<http://www.bi.go.id> atau <http://www.idx.co.id>



Gambar 4. Hasil LDA

3. Hasil dan Pembahasan

Berdasarkan classifier LDA sistem prediksi dibangun menggunakan

Microsoft A-Zure Machine Learning. kebangkrutan dataset awalnya dimuat ke dalam sistem prediktif sebagai file .csv.

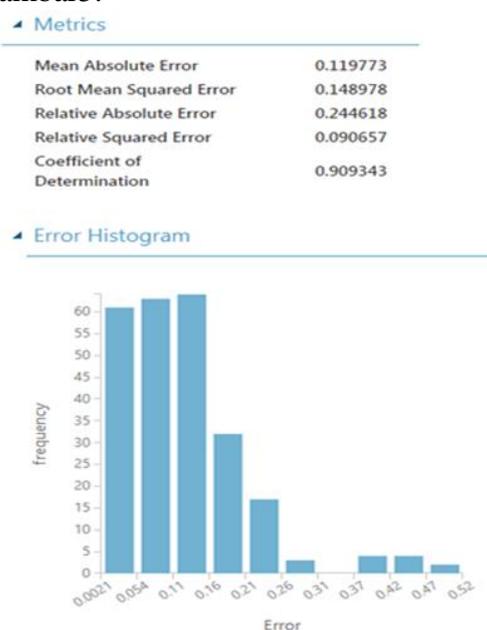
Tampilan hasil prediksi dataset keuangan kebangkrutan ditunjukkan pada Gambar 4.

Hasil dari Linier Discriminant Analysis adalah sebagai berikut : True Positive 979 , False Negative 29, Accuracy 94%, Precision 95% dan AUC 98%. Akurasi mengacu pada seberapa dekat nilai yang diukur dengan nilai sebenarnya yang sebenarnya. Presisi mengacu pada seberapa dekat nilai yang diukur satu sama lain.

Jaringan Saraf Tiruan(JST_.

Berdasarkan classifier JST sistem prediksi dibangun di Microsoft A-Zure. Kebangkrutan dataset awalnya dimuat ke dalam sistem prediktif sebagai file .csv.

Tampilan hasil prediksi dataset keuangan kebangkrutan ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Hasil JST

Hasil dari Neural Network Regression adalah sebagai berikut : Mean Absolute error (MAE) 11% RMSE 14%, RAE 24%, RMSE 9 %, koefisien ditermenasi 90%.

Berdasarkan analisis komparatif akurasi, linier discriminant analisis mendapatkan nilai (94%) lebih akurat daripada model neural network 90%. Penelitian lebih lanjut menunjukkan bahwa linier discrimen analysis dapat digunakan untuk kasus berbeda lainnya

Daftar Pustaka

Hauser, R.P. and Booth, D. (2011) Predicting Bankruptcy with Robust Logistic Regression. *Journal of Data Science*, 9, 565-584.

Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589–609.

tidak terbatas hanya untuk dataset rasio keuangan untuk prediksi kebangkrutan

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil diskusi berdasarkan hasil yang dibahas pada bab sebelumnya tentang pembentukan model prediksi kebangkrutan industri perbankan di Indonesia dengan menggunakan lima variabel input (modal kerja pada total aset, saldo laba pada total aset, pendapatan bunga dan pajak atas total aset, nilai pasar Ekuitas terhadap total nilai buku liabilities, penjualan ke total aset) dalam menjelaskan output (bankrupts) dengan metode Machine Learning, maka beberapa kesimpulan dapat diambil dari analisis.

Modeling Machine Learning menggunakan Suport Vektor Machine dapat memodelkan perilaku input-output antara rasio keuangan variabel independent dengan variable dependent kebangkrutan. Secara keseluruhan, secara keseluruhan Suport Vektor Machine dan Jaringan Saraf Tiruan mampu melatih data dan memodelkan perilaku hubungan input-output dengan baik, ini dibuktikan dengan tingkat akurasy 0,95 dan AUC 0,98. Dari hasil prediksi ini, data pelatihan berhasil diuji dengan benar, terutama menggunakan Suport Vektor Machine.

Altman, Edward I. 1983. *Corporate Financial Distress: A Complete Guide to Predicting, Avoiding, and Dealing With Bankruptcy*, USA: John Willey & Sons.

Altman E. I., Narayanan P. 1997, *An international survey of business*

- failure classification models*, „Financial Markets, Institutions & Instruments”, Vol. 6, No. 2, pp. 57.
- Almilia dan Kristiaji. 2003. “Analisis Rasio Keuangan untuk Memprediksi Kondisi Financial Distress Perusahaan Manufaktur yang Terdaftar di Bursa Efek Jakarta”, *Jurnal Akuntansi dan Auditing (JAAI)* Vol.7 No.2 Desember 2003.
- Berg, Daniel. 2005. Bankruptcy Prediction by Generalized Additive Models. Statistical Research Report No. 1, January 2005. Department of Mathematics, University of Oslo, Norway.
- Brahmana, Rayenda K. 2005. Identifying Financial Distress Condition in Indonesia. *Birmingham Business School, University of Birmingham United Kingdom*
- Platt, H., dan M. B. Platt. 2002. "Predicting Financial Distress". *Journal of Financial Service Professionals*, 56: 12-15.