
PREDIKSI *FINANCIAL DISTRESS* MENGGUNAKAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* (ANN) PADA PERUSAHAAN PERBANKAN YANG TERDAFTAR DI BURSA EFEK INDONESIA (BEI) PERIODE 2017-2021

¹Resky Awalia, ²Farida Titik Kristanti

^{1,2}Faculty of Economics and Business, Telkom University, Bandung, Indonesia
Reskyawalia@student.telkomuniversity.ac.id, Faridatk@telkomuniversity.ac.id

ABSTRACT

The *Earnings Per Share (EPS)* value from 2017 to 2021 shows how banking companies listed on the Indonesia Stock Exchange (IDX) did. Several banking companies experienced a decrease in *EPS* values from 2017 to 2021 and even obtained a negative *EPS* value which could indicate that the company identified as having a poor profit growth value and even triggering financial distress. This study plans to foresee the event of monetary trouble in financial organizations recorded on the Indonesia Stock Trade for the 2017-2021 period by utilizing a Fake Brain Organization. The info boundaries utilized are monetary proportions, specifically the ongoing proportion, return on resources, obligation to-resource proportion, and complete resource turnover. The results of the study show that the four ratios are suitable for use as input parameters because they provide significant differences between companies that declared distress and non-distress. This study's prediction process utilized an ANN architecture consisting of 20 neurons as the input layer, 5 neurons as the hidden layer, and 1 neuron as the output layer, achieving the highest accuracy of 87 percent.

Keywords: *Artificial Neural Network, Financial Distress, Financial Ratios.*

ABSTRAK

Kinerja perusahaan perbankan yang terdaftar pada Bursa Efek Indonesia (BEI) digambarkan dengan nilai *Earnings Per Share (EPS)* dari tahun 2017 hingga tahun 2021. Beberapa asosiasi perbankan mengalami penurunan nilai *EPS* dari 2017 hingga 2021 bahkan sampai memperoleh nilai *EPS* negatif yang dapat menunjukkan bahwa perusahaan diidentifikasi memiliki nilai pertumbuhan laba yang kurang baik bahkan memicu terjadinya *financial distress*. Penelitian ini bertujuan guna memprediksi terjadinya *financial distress* atas asosiasi perbankan yang tercantum di BEI periode 2017-2021 melalui pemakaian *Artificial Neural Network*. Parameter input yang digunakan adalah rasio keuangan yaitu *current ratio, return on asset, debt to asset ratio*, dan *total asset turn over*. Hasil penelitian menegaskan kalau keempat rasio tersebut cocok guna dipakai selaku parameter input sebab memberikan kontras yang signifikan antara asosiasi yang dinyatakan *distress* serta *non-distress*. Arsitektur ANN yang dipakai atas siklus prediksi penelitian ini adalah dengan 20 neuron sebagai *input layer*, 5 neuron sebagai *hidden layer*, serta 1 neuron sebagai *output layer* dengan hasil akurasi terbaik yaitu 87%.

Kata Kunci : *Artificial Neural Network, Financial Distress, Rasio Keuangan.*

PENDAHULUAN

Kondisi ekonomi suatu negara menjadi salah satu hal penting dalam kemajuan negara. Kondisi baik atau buruknya negara akan memberikan dampak kepada kesejahteraan dan kemajuan masyarakatnya. Kondisi perekonomian yang buruk pada suatu negara biasanya diawali dengan kesulitan keuangan pada suatu perusahaan bahkan sampai terjadi kebangkrutan. Banyak perusahaan besar yang terkenal secara global seperti pada beberapa bisnis terkemuka yang pernah menjadi ikon industri mengalami kondisi *financial distress* (Fredrick & Osazemen C., 2018).

Istilah kesulitan keuangan telah digunakan sejak lama untuk menggambarkan berbagai masalah keuangan yang mempengaruhi perusahaan. Namun, *Financial Distress*

tidak memiliki definisi yang pasti karena bisa dipahami beragam perspektif. Di sisi lain, Sidhu et al. (2023) juga menyatakan bahwa kesulitan keuangan adalah situasi yang tidak diinginkan yang dapat menyebabkan kegagalan bisnis dalam suatu organisasi. Paule-Vianez et al. (2020) menegaskan *Financial distress selaku* bentuk keadaan saat asosiasi memiliki masalah pada solvabilitas pada tingkat yang berbeda dari bisnis yang dijalankan tanpa bantuan eksternal perusahaan dan pengurangan nilai perusahaan yang mencapai pada titik kebangkrutan. Enumah & Chang (2021) menyatakan bahwa *financial distress* tidak memiliki makna yang pasti namun secara luas diartikan sebagai kondisi yang menunjukkan suatu perusahaan tidak mampu memenuhi kewajibannya. Asosiasi dikatakan menghadapi tantangan moneter ketika pendapatan organisasi tidak dapat menutupi komitmennya sehingga memaksa perusahaan melakukan restrukturisasi atau perubahan rencana pembayaran utang (Muparuri & Gumbo, 2022). Melihat seberapa besar akibat yang dapat timbul jika *financial distress* terjadi pada perusahaan, menjadikan prediksi terhadap *financial distress* urgent guna dilangsungkan.

Prediksi *financial distress* yakni satu hal yang vital dilakukan untuk dapat menjaga kesejahteraan perusahaan dan mengantisipasi terjadinya *financial distress*. Prediksi *financial distress* menjadi langkah awal dalam mendeteksi tanda-tanda awal *financial distress* pada keuangan perusahaan (Paule-Vianez et al., 2020). Prediksi *financial distress* memiliki pengaruh bagi pemangku kepentingan perusahaan dalam proses pengambilan keputusan. Pada pasar bursa, prediksi *financial distress* bisa dipakai guna membantu investor menghindari investasi atas asosiasi yang menjalani *financial distress*. Sedangkan bagi kreditur, prediksi *financial distress* dapat memberikan informasi agar kreditur dapat menghindari pemberian pinjaman guna asosiasi yang mejalani *financial distress* dan mengetahui keadaan moneter pada perusahaan (Kristianto & Rikumahu, 2019).

Kondisi moneter asosiasi harus terlihat dari ringkasan fiskal melalui proporsi moneter. Earning Per Share (EPS) dapat dipakai guna menilai kesehatan keuangan asosiasi dengan beberapa cara, salah satunya dengan melihat kesehatan keuangan asosiasi atau laba bersih per saham pada laporan keuangan. EPS negatif telah banyak digunakan pada penelitian sebelumnya untuk mengukur *financial distress* semacam pengkajian yang dilangsungkan atas (Pranita & Kristanti, 2020). Penelitian tersebut menyebutkan bahwa EPS digunakan karena EPS dapat mencerminkan keuntungan yang diperoleh perusahaan, sehingga jika perusahaan memperoleh EPS negatif maka perusahaan mengalami kerugian. Selain itu, pengukuran *financial distress* dengan menggunakan EPS pula dilangsungkan atas Alamsyah et al. (2021) yang menegaskan kalau asosiasi yang menjalani *financial distress* memegang nilai EPS negatif. Penelitian lain juga menggunakan EPS negatif sebagai alat ukur guna mengkaji terjadinya *financial distress* yang dilangsungkan atas Zhou et al. (2022), Nur & Panggabean (2020), Chen (2011), Chen.W & Du (2009), dan Ozkan-Gunay & Ozkan (2007). Selain itu, Dianova & Nahumury (2019) juga menyebutkan kalau *financial distress* yakni pengurangan keadaan moneter asosiasi dari kinerja perusahaan yang menurun dan memiliki nilai EPS negatif.

Kinerja asosiasi perbankan yang tercantum pada BEI digambarkan melalui nilai EPS atas tahun 2017 hingga tahun 2021. Total asosiasi perbankan yang tercantum di BEI dari tahun 2017 hingga 2021 sebanyak 41 perusahaan. Dari 41 perusahaan perbankan yang tercantum, terdapat beberapa perusahaan yang mengalami penurunan nilai EPS dari tahun sebelumnya bahkan sampai mengalami nilai EPS negatif. Dari beragam asosiasi perbankan yang tercantum di BEI, perusahaan ARTO menjalani EPS negatif selama 4 tahun berturut-turut sejak 2017 hingga 2020 dengan nilai EPS negatif mencapai -97,19 pada tahun 2019. Selain itu, perusahaan BEKS juga mengalami EPS negatif selama kurun waktu yang lebih lama yakni 5 tahun berkelanjutan atas periode pengkajian ini. Berikut merupakan data gambaran fluktuasi angka perolehan nilai EPS negatif pada perusahaan perbankan tahun 2017 hingga 2021.



Gambar 1. Jumlah Perusahaan Perbankan yang memiliki Nilai EPS Negatif dan Terindikasi Mengalami *Financial Distress* Selama Tahun 2017-2021

Berdasarkan gambar 1, dapat dilihat bahwa dari tahun 2017 hingga 2021 nilai EPS negatif pada perusahaan perbankan mengalami peningkatan. Pada tahun 2017 hingga 2019 terdapat 5 perusahaan perbankan yang memiliki nilai EPS negatif. Kemudian di tahun 2020 dan 2021 perusahaan perbankan yang memiliki EPS negatif bertambah yaitu 7 dan 10 perusahaan. Jika perusahaan memiliki nilai EPS negatif, maka perusahaan diidentifikasi memiliki nilai pertumbuhan laba yang kurang baik bahkan memicu terjadinya *financial distress*. Sebabnya, prediksi *financial distress* penting guna dilakukan pada asosiasi perbankan Indonesia.

Prediksi *financial distress* dapat dilangsungkan dengan memakai *data mining* dan model untuk memprediksinya yaitu dengan *Artificial Neural Network (ANN)*. Wu et al. (2022) melakukan prediksi *financial distress* melalui pemakaian integrasi *Z-Score* serta *multilayer perceptron neural networks (MLP-ANN)* untuk mengeksplorasi antara gabungan model *Z-Score* dan *MLP-ANN*. Dari hasil penelitian tersebut, *MLP-ANN* menunjukkan nilai akurasi yang lebih tinggi (99,40%) dibandingkan dengan model *Z-Score* (86,54%). Salehi et al. (2016) menyatakan bahwa model *artificial neural network* memprediksi secara akurat dibandingkan dengan teknik *non-linier* lainnya yaitu *supporting machine learning*, *k-neither neighbors*, dan *naïve Bayes*.

Model prediksi *financial distress* dengan ANN telah banyak dikembangkan dengan menggunakan rasio keuangan yang didapat melalui data moneter asosiasi. Chen & Du (2009) menggunakan rasio keuangan berupa *equity ratio*, *gearing ratio*, *debt to equity ratio*, *return on asset*, *earnings per share*, *return on equity*, *current ratio*, *acid-test ratio*, *current assets to total assets*, *cash flow to total debt ratio*, *cash flow ratio*, *inventory to total assets ratio*, dan *inventory to sales ratio* sebagai rasio yang memegang posisi valid paling atas. Di sisi lain Muparuri & Gumbo (2022) telah membuktikan bahwa rasio keuangan yang memiliki prediksi tinggi atas *financial distress* ialah *debt to total assets ratio*, *net income to number of shares*, dan *ebit to total assets*.

Melihat kekhasan serta kajian-kajian sebelumnya yang telah tergambar, para ilmuwan tertarik guna mengantisipasi masalah keuangan di lembaga-lembaga keuangan di Indonesia. Pengkajian ini akan menggunakan *Machine Learning* yaitu model *Artificial Neural Network (ANN)* dengan variabel prediktor selaku parameter input menggunakan rasio keuangan (rasio likuiditas, rasio profitabilitas, rasio *leverage*, serta rasio aktivitas). Variabel prediktor tersebut digunakan karena dilihat dari penelitian terdahulu variabel tersebut dapat memprediksi asosiasi yang menjalani *distress* serta *non-distress*. Sedangkan, model ANN digunakan karena pada penelitian terdahulu terbukti memiliki hasil akurasi yang di atas bila disejajarkan atas model *machine learning* lainnya ataupun dengan model pengukuran prediksi *distress* lainnya. Maka, perihal ini yakni latar belakang peneliti dalam memilih judul penelitian "PREDIKSI *FINANCIAL DISTRESS* MENGGUNAKAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN)* PADA PERUSAHAAN PERBANKAN YANG TERDAFTAR DI BURSA EFEK INDONESIA (BEI) PERIODE 2017-2021".

LANDASAN TEORI

Perusahaan Perbankan

Menurut Suwardi (2015), perusahaan adalah suatu badan usaha yang melaksanakan aktivitas pada bidang perekonomian yaitu industri, keuangan, dan perdagangan yang dijalankan secara teratur atau berkelanjutan, terang-terangan bahwa keuntungan adalah tujuannya. Secara umum, perusahaan bertujuan untuk memperoleh laba. Sebagian perusahaan memaksimalkan dalam menghasilkan pendapatan, baik dari pendapatan jangka Panjang maupun pendapatan jangka pendeknya yang merupakan tujuan operasional dari perusahaan (Hery, 2015).

Bank yakni suatu unsur usaha yang merupakan tempat guna menyimpan keuangan sebagai uang tunai dari masyarakat umum sebagai dana cadangan yang kemudian disalurkan kembali ke daerah setempat sebagai kredit serta berbagai struktur yang difokuskan pada bantuan pemerintah dari individu. Peran yang dimiliki perbankan sangat penting dalam hal perekonomian suatu negara termasuk negara Indonesia. Kegiatan utama dari perbankan yaitu *funding* (menghimpun dana) dan *lending* (menyalurkan dana). Bank dapat dikatakan sebagai tulang punggung perekonomian negara sehingga kondisi keuangan perbankan dapat mempengaruhi seluruh sistem keuangan negara secara keseluruhan (Sidhu et al., 2023).

Kinerja Keuangan

Kinerja keuangan yakni kajian yang dilangsungkan oleh perusahaan guna mengkaji kemampuan asosiasi dalam mencapai tujuan atau target perusahaan yang telah dilaksanakan dengan memakai aturan pelaksanaan moneter melalui cara baik dan benar (Fahmi, 2011). Analisis terhadap kinerja moneter asosiasi yang silanggunakan guna mengkaji kedalaman pencapaian dari suatu asosiasi terkait laba yang telah didapatkan. Sehingga kinerja keuangan perusahaan dapat disimpulkan bahwa kondisi dimana perusahaan telah melaksanakan berbagai kegiatan dari perusahaan guna meraih cita-cita yang sudah dirancang. Kinerja keuangan perusahaan dapat berupa hasil kinerja yang melebihi target atau bahkan tidak mencapai target perusahaan.

Laporan Keuangan

Laporan keuangan yakni data atas kondisi dari suatu asosiasi yang dapat digunakan perusahaan dalam menggambarkan kinerja keuangannya (Fahmi, 2018:21). Laporan keuangan yakni data atas menjelaskan mengenai keadaan moneter atas asosiasi yang bisa ditampilkan sebagai bukti kinerja keuangan dari perusahaan (Hidayat, 2018). Dari beberapa definisi yang telah dipaparkan, dapat dipahami bahwa manajemen menyajikan laporan keuangan agar pihak eksternal (investor) dapat menggunakan informasi tersebut dalam mengambil sebuah keputusan.

Rasio Keuangan

Rasio keuangan adalah data akuntansi yang disusun kembali dalam sistem perbandingan untuk mengidentifikasi kuat atau lemahnya keuangan suatu perusahaan (Keown et al., 2008). Memakai formula yang tepat, rasio keuangan memeriksa perbandingan jumlah dalam laporan keuangan dengan apa yang akan diterapkan dan sesuai dengan apa yang dibutuhkan (Fahmi, 2018). Terdapat beberapa jenis rasio keuangan, diantaranya:

a. Rasio Likuiditas

Rasio likuiditas yakni rasio yang dapat menunjukkan kondisi asosiasi yang mampu untuk membayar kewajibannya (Kristanti, 2019). *Current Ratio* yakni salah satu indikator yang dapat dipakai guna memprediksi kesulitan keuangan. Menurut (Keown et al., 2008), *current ratio* yakni proporsi yang menunjukkan likuiditas asosiasi dengan melihat sumber daya saat ini serta kewajiban lancar.

$$\text{Current Ratio} = \frac{\text{Current Assets}}{\text{Current Liabilities}}$$

b. Rasio Profitabilitas

Rasio profitabilitas yaitu rasio yang menjelaskan bahwa seberapa bisa asosiasi dalam mendapatkan keuntungan perusahaan (Alamsyah et al., 2021). Semakin baik rasio profitabilitas yang diperoleh, maka keuntungan perusahaan dapat tergambar mengalami nilai perolehan yang lebih tinggi (Fahmi, 2018).

$$\text{Return on Asset (ROA)} = \frac{\text{Net Income}}{\text{Total Asset}}$$

c. Rasio Leverage

Rasio *leverage* yakni rasio guna menunjukkan kebiasaan asosiasi atas membayar kewajiban jangka panjangnya (Alamsyah et al., 2021). Rasio *leverage* yakni rasio yang dipakai guna menunjukkan seberapa baik asosiasi dapat memenuhi kewajibannya (Hery, 2015).

$$\text{Debt to Asset Ratio (DAR)} = \frac{\text{Total Liabilities}}{\text{Total Assets}}$$

d. Rasio Aktivitas

Rasio aktivitas yakni cara guna mengatakan seberapa efektif sebuah asosiasi menggunakan asetnya atas menghasilkan pendapatan perusahaan (Kristanti, 2019). Rasio aktivitas yakni proporsi yang memberikan gambaran sejauh mana pemanfaatan aset asosiasi dalam mendukung kegiatan asosiasi dilakukan secara ideal guna memperoleh hasil yang maksimal pula (Fahmi, 2018)

$$\text{Total Asset Turnover (TATO)} = \frac{\text{Sales}}{\text{Total Assets}}$$

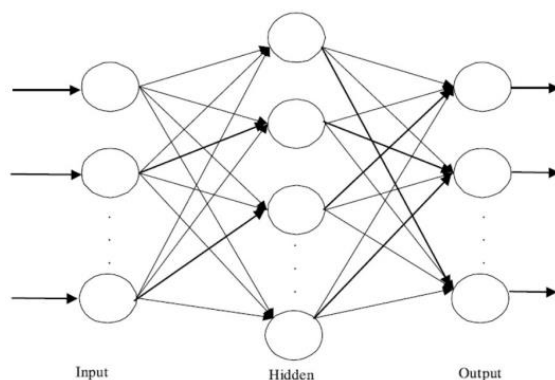
Financial Distress

Financial distress yakni bentuk keadaan atas asosiasi memiliki konflik pada solvabilitas pada tingkat yang berbeda dari bisnis yang dijalankan tanpa bantuan eksternal perusahaan dan pengurangan nilai perusahaan yang mencapai pada titik kebangkrutan (Paule-Vianez et al., 2020). *Financial distress* bisa berdampak atas asosiasi hambatan membayar kewajiban serta bunga kewajibannya karena kekurangan likuiditas (EIBannan, 2021). *Financial distress* atas asosiasi bisa dipahami atas nilai *Earnings Per Share* (EPS) yang diperoleh. Sebagaimana telah disebutkan atas pengkajian yang telah dilakukan oleh Zhou et al. (2022), Alamsyah et al. (2021), Nur & Panggabean (2020), Dianova & Nahumury (2019), Chen (2011), (Chen & Du (2009), dan Ozkan-Gunay & Ozkan (2007) yang menggunakan indikator EPS guna menetapkan keadaan asosiasi yang menjalani *financial distress*.

Artificial Neural Network

Artificial Neural Networks (ANN) yakni bentuk algoritma pembelajaran dengan mesin yang dapat memodelkan hubungan *non-linier* dengan lebih kompleks antar variabel sehingga dapat memberikan akurasi prediksi yang lebih baik daripada menggunakan metode *machine learning* lainnya (Alamsyah et al., 2021). ANN adalah jaringan yang saling berhubungan dan memiliki bobot yang saling berkaitan. ANN menurut Lipmann (1987) dalam Nasir et al. (2000) merupakan suatu sistem informasi yang digunakan untuk meniru pemikiran manusia. ANN mampu menafsirkan memori masa lalu dan dapat membuat keputusan yang lebih akurat saat dilakukan prediksi selama periode waktu tertentu. ANN dikembangkan dan disusun sedemikian rupa agar dapat memahami dan menggeneralisasi data serta pengalaman (Salehi et al., 2016).

Terdapat beberapa jenis algoritma ANN, tetapi saat ini yang paling sering digunakan dalam prediksi *financial distress* adalah *Multilayer Perceptron* (MLP) atau algoritma yang menggunakan pembelajaran *backpropagation neural network* (BPNN) (Paule-Vianez et al., 2020). *Multilayer perceptron* yakni bentuk ANN yang mempunyai *neuron* yang diatur atas lapisan (*layers*) yaitu satu *input layers*, beragam *multiple layers*, dan satu *output layers* (Salehi et al., 2016). Arsitektur ANN *Multilayer perceptron* dapat digambarkan sebagai berikut.



Gambar 2 Arsitektur Multilayer Perceptron

Guna prediksi *financial distress* perusahaan, rasio keuangan digunakan selaku variabel *input* serta *output* yang dikeluarkan berupa keadaan asosiasi apakah menjalani kondisi *financial distress* maupun *non-distress*. Proses pertama yang harus dilakukan pada prediksi *financial distress* adalah melakukan *training data* untuk melatih pemodelan algoritma ANN. Selanjutnya yang dilakukan yaitu *testing data* untuk mengetahui hasil performa algoritma ANN yang telah dilatih sebelumnya. Pemodelan algoritma MLP umumnya menggunakan data yang terbagi menjadi dua jenis, yaitu (Fasya & Rikumahu, 2021):

- a. *Training data* atau data latih merupakan data yang digunakan untuk membentuk model pelatihan. Pada *Artificial Neural Network* MLP, *training data* digunakan untuk mengetahui bobot optimal dengan aturan BPNN.
- b. *Testing data* atau data uji merupakan data yang digunakan untuk mengetes model. Pada *Artificial Neural Network* MLP, *testing data* dipakai guna memprediksi tingkat kesalahan saat memihak model akhir.

METODOLOGI

Populasi dan Sampel

Populasi pada penelitian ini yakni asosiasi perbankan yang tercantum di BEI atas periode 2017-2021. Asosiasi perbankan yang tercantum di BEI antara tahun 2017 hingga 2021 sebanyak 41 perusahaan.

Sampel merupakan elemen yang dipilih berdasarkan populasi penelitian dan sampel diharapkan dapat menjadi perwakilan dari populasi (Cooper & Schindler, 2014). Sampel yang dipakai atas pengkajian terbagi menjadi sampel *data training* serta sampel *data testing*. Kriteria penentuan sampel *data testing* pengkajian ini yakni asosiasi perbankan yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) periode 2017-2021 dan asosiasi perbankan yang berturut-turut melaporkan laporan tahunan periode 2017-2021. Terdapat 38 asosiasi perbankan yang sesuai dengan kriteria dan perusahaan tersebut menjadi *data testing* atau data sampel penelitian ini. Selain itu, ANN membutuhkan *data training* sehingga sampel yang digunakan yaitu perusahaan publik di berbagai negara yang dilaporkan menjalani *financial distress* serta tidak mengalami *financial distress* selama periode 2016-2020. Total sampel *data training* yang digunakan sebanyak 50 perusahaan, terdiri dari masing-masing 25 perusahaan dinyatakan *distress* dan 25 perusahaan dinyatakan *non-distress*.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis Statistik Deskriptif

Sebelum melakukan prediksi terhadap *financial distress*, hal yang perlu dilakukan adalah menghitung rasio keuangan yang didapat atas laporan moneter asosiasi, baik dari sampel *data training* maupun sampel *data testing*. Setelah menghitung rasio keuangan, selanjutnya dapat dilakukan analisis statistik deskriptif. Analisis statistik deskriptif penelitian bertujuan untuk memahami perbedaan antara rasio keuangan perusahaan yang

mengalami *financial distress* serta tidak mengalami *financial distress* dengan menggunakan sampel *data training*.

Data yang dipakai pada analisis statistik deskriptif adalah *data training* yaitu 50 perusahaan dengan masing-masing 25 perusahaan dinyatakan *distress* dan 25 perusahaan dinyatakan *non-distress*. Analisis ini dilakukan dengan melakukan perbandingan antara hasil rata-rata rasio keuangan yaitu *current ratio*, *return on asset*, *debt to asset ratio*, dan *total asset turn over*. Berikut merupakan hasil rasio keuangan dari kedua kelompok perusahaan yaitu perusahaan yang dinyatakan *distress* dan *non-distress*.

Tabel 1 Statistik Deskriptif pada Sampel Data Training

Rasio Keuangan	N	Min	Max	Mean	Std. Deviation
Non-Distress Company (in decimal)					
Current Ratio	125	0,3900	8,0764	2,44561	1,5600629
Return on Asset	125	-0,3836	0,4556	0,07781	0,0998526
Debt to Asset Ratio	125	0,0789	0,8200	0,39492	0,1661900
Total Asset Turn Over	125	0,0349	1,6100	0,75419	0,4286913
Distress Company (in decimal)					
Current Ratio	125	0,0000	13,750	1,23948	1,5596692
Return on Asset	125	-3,0000	0,4270	-012970	0,3556286
Debt to Asset Ratio	125	0,0015	4,1500	4,20794	37,047899
Total Asset Turn Over	125	0,0000	2,7185	0,47456	0,5966884

Tabel 1 menunjukkan bahwa hasil rata-rata rasio keuangan atas kedua asosiasi memegang kontras yang signifikan. Nilai rata-rata *current ratio* pada perusahaan yang dinyatakan *non-distress* sebesar 2,445619, lebih baik dibandingkan atas asosiasi yang dinyatakan *distress* yang memperoleh nilai rata-rata sebesar 1,239483. Perihal ini menegaskan kalau asosiasi yang dinyatakan *non-distress* memegang kondisi yang baik guna mencukupi dan membayar kewajiban jangka pendeknya jika dibandingkan atas asosiasi yang dinyatakan *distress*.

Nilai rata-rata *return on asset* yang diperoleh antara perusahaan yang dinyatakan *non-distress* dan *distress* sebesar 0,077819 dan -0129700. Hal tersebut menunjukkan bahwa perusahaan yang dinyatakan *distress* mengalami kerugian dikarenakan perusahaan tidak mampu menjalankan asetnya secara efektif dalam memperoleh laba.

Nilai rata-rata *debt to asset ratio* pada asosiasi yang dinyatakan *non-distress* yakni 0,394922 di bawah bila di sejajarkan atas asosiasi yang dinyatakan *distress* sebesar 4,207942. Hal tersebut menggambarkan bahwa sebagian besar dari beberapa aset perusahaan dibiayai oleh utang. Selain itu, perusahaan yang dinyatakan *distress* akan menambah beban perusahaan dalam membayar kewajiban dan bunga yang dibebankannya.

Nilai rata-rata *total asset turn over* atas asosiasi yang dinyatakan *non-distress* sebesar 0,754196 di atas bila di sejajarkan atas skor rerata asosiasi yang dinyatakan *distress* yakni 0,474562. Perihal ini menegaskan kalau asosiasi yang dinyatakan *distress* tidak efisien dalam menggunakan aset perusahaan dalam menghasilkan pendapatan perusahaan.

Pelatihan Data Arsitektur Artificial Neural Network

Dalam melakukan prediksi *financial distress* melalui pemakaian *artificial neural network* diperlukan proses *data training* terlebih dahulu. Layaknya seperti otak manusia yang selalu belajar dari lingkungan baru untuk mengolah lingkungannya berdasarkan pengalaman yang telah dilalui. *Artificial neural network* dalam *data mining* dianggap sebagai model untuk melakukan prediksi dan memerlukan proses pelatihan terlebih dahulu agar dapat memprediksi kelompok baru suatu *data testing* yang baru ditemukan (Prasetyo, 2012). Pengkajian ini memakai *Multilayer perceptron artificial neural network*, dengan arsitektur *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*.

Tabel 2 Perbandingan antara Nilai MSE dan R pada Model Pelatihan

Total of Neurons		Error (MSE)	R (%)
Input Layer	Hidden Layer		
20	5	0,132	97,25%
20	10	0,868	83,75%
20	15	0,816	84,85%
20	20	0,658	90,02%
20	30	0,868	83,75%
20	50	0,842	84,30%

Berdasarkan tabel 2, yakni *neuron* pada *input layer* yakni bertotal 20 *neuron* sebab setiap proporsi moneter ditentukan dalam waktu 5 tahun. Guna mengukur kinerja prediksi, yang digunakan yaitu nilai MSE dan R (Koefisien Korelasi). Semakin rendah esteem MSE serta semakin menonjol R esteem menunjukkan bahwa model JST lebih tepat guna dipakai dalam ekspektasi (Salehi et al., 2016).

Arsitektur ANN yang akurat untuk memprediksi *financial distress* berdasarkan tabel 2 adalah 5 *neuron* yang terdapat pada *hidden layer*. Sehingga arsitektur ANN yang digunakan dalam memprediksi *financial distress* yaitu 20-5-1, 20 yakni total *neuron* atas *input layer*, 5 yakni total *neuron* atas *hidden layer* serta 1 yakni jumlah *neuron* atas *output layer*. Hal tersebut menunjukkan nilai *error* (MSE) terendah pada proses *data training* yaitu 5 *neuron* dan memiliki nilai koefisien korelasi (R) sebesar 97,25% dibandingkan dengan *neuron* 1, 10, 15, 20, 30, serta 50 atas *hidden layer*.

Prediksi *Financial Distress* Perusahaan Perbankan menggunakan *Artificial Neural Network*

Setelah menentukan arsitektur yang sesuai untuk mendapatkan bobot dan *error* yang tepat untuk tahap prediksi, maka prediksi dapat dilakukan dengan menggunakan sampel *data testing* sesuai dengan arsitektur yang digunakan pada *data training*. Proses perkiraan *financial distress* atas asosiasi perbankan yang tercantum di BEK periode 2017-2021 disebut sebagai *data testing*. Prediksi dilakukan dengan menggunakan hasil pelatihan pada arsitektur ANN yang telah dilakukan sebelumnya pada proses *data training* dengan jumlah parameter *input layer* yakni 20 *neuron*, *hidden layer* yakni 5 *neuron* serta *output layer* yakni 1 *neuron*. Jika mendekati atau sama dengan 0, maka *output* yang dihasilkan yakni asosiasi yang diperkirakan tidak menjalani *financial distress*. Namun, bila mendekati maupun sama atas 1, sehingga asosiasi diperkirakan menjalani *financial distress*. Tabel 3 menunjukkan hasil prediksi *financial distress* pada perusahaan perbankan.

Tabel 3 Hasil Prediksi *Financial Distress*

Nama Perusahaan	Output	Prediction	Nama Perusahaan	Output	Prediction
Bank Rakyat Indonesia Tbk.	0	Non Distress	Bank QNB Indonesia Tbk.	0	Non Distress
Bank Jago Tbk.	0	Non Distress	Bank Maspion Indonesia Tbk.	0	Non Distress
Bank MNC Internasional Tbk.	0	Non Distress	Bank Mandiri (Persero) Tbk.	0	Non Distress
Bank Capital Indonesia Tbk.	0	Non Distress	Bank Bumi Arta Tbk.	0	Non Distress
Bank Central Asia Tbk.	0	Non Distress	Bank CIMB Niaga Tbk.	0	Non Distress
Allo Bank Indonesia Tbk.	0	Non Distress	Bank Maybank Indonesia Tbk.	0	Non Distress
Bank KB Bukopin Tbk.	0	Non Distress	Bank Permata Tbk.	0	Non Distress

Bank Mestika Dharma Tbk.	0	Non Distress	Bank Sinarmas Tbk.	0	Non Distress
Bank Negara Indonesia (Persero)	0	Non Distress	Bank of India Indonesia Tbk.	0	Non Distress
Bank Rakyat Indonesia (Persero)	0	Non Distress	Bank BTPN Tbk.	0	Non Distress
Bank Tabungan Negara (Persero)	0	Non Distress	Bank Victoria Internasional Tbk.	0	Non Distress
Bank Neo Commerce Tbk.	0	Non Distress	Bank Artha Graha Internasional Tbk.	0	Non Distress
Bank JTrust Indonesia Tbk.	0	Non Distress	Bank Mayapada Internasional Tbk.	1	Distress
Bank Danamon Indonesia Tbk.	0	Non Distress	Bank China Construction Bank I	0	Non Distress
Bank Pembangunan Daerah Banten	0	Non Distress	Bank Mega Tbk.	0	Non Distress
Bank Ganesha Tbk.	0	Non Distress	Bank OCBC NISP Tbk.	0	Non Distress
Bank Ina Perdana Tbk.	0	Non Distress	Bank Pan Indonesia Tbk.	0	Non Distress
Bank Pembangunan Daerah Jawa Barat	0	Non Distress	Bank Panin Dubai Syariah Tbk.	0	Non Distress
Bank Pembangunan Daerah Jawa Timur	0	Non Distress	Bank Woori Saudara Indonesia 1906 Tbk.	0	Non Distress

Berdasarkan analisis prediksi *financial distress* atas asosiasi perbankan yang menggunakan ANN, diperkirakan 1 saja perusahaan yang diperkirakan dapat menjalani kondisi *financial distress* pada tahun selanjutnya. Selain dari 1 perusahaan tersebut, selebihnya perusahaan perbankan diprediksi dalam kondisi tidak menjalani *financial distress*. Jika keadaan *financial distress* tidak ditangani dengan baik dan kondisi tersebut dibiarkan seiring berjalannya waktu, maka perusahaan akan menjalani keadaan yang jauh beresiko tidak baik yakni kebangkrutan.

PENUTUP

Penelitian ini akan membentuk sebuah model *Artificial Neural Network* untuk memprediksi kesulitan keuangan yang terjadi atas asosiasi perbankan di Indonesia. Sesuai hasil analisis data yang dilakukan, bisa disimpulkan kalau rasio keuangan *current ratio*, *return on asset*, *debt to asset ratio*, dan *total asset turn over* antara perusahaan *distress* serta *non-distress* sangat berbeda. Arsitektur pada model *data training* ANN untuk memprediksi *financial distress* adalah 20-5-1, dimana 20 adalah total *neuron* atas *input layer*, 5 yakni total *neuron* pada *hidden layer*, serta 1 yakni total *neuron* atas *output layer*. Model tersebut dianggap sangat tepat dalam memprediksi kesulitan moneter karena memiliki nilai kesalahan paling minimal (MSE = 0,132) serta koefisien koneksi (R) tertinggi sebesar 97,25%. Hasil prediksi *financial distress* melalui pemakaian ANN pada perusahaan perbankan yaitu sebanyak 1 dari 38 perusahaan terprediksi mengalami kondisi *distress* karena memiliki nilai output ANN sebesar 1.

DAFTAR PUSTAKA

- Alamsyah, A., Kristanti, N., & Kristanti, F. T. (2021). Early warning model for financial distress using Artificial Neural Network. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1098(5), 052103. <https://doi.org/10.1088/1757-899x/1098/5/052103>
- Chen, M. Y. (2011). Predicting corporate financial distress based on the integration of decision tree classification and logistic regression. *Expert Systems with Applications*, 38(9), 11261–11272. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.02.173>
- Chen, W. Sen, & Du, Y. K. (2009). Using neural networks and data mining techniques for the financial distress prediction model. *Expert Systems with Applications*, 36, 4075–4086. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.03.020>
- Cooper, D. R., & Schindler, P. S. (2014). *Business Research Method* (12th ed.). McGraw-Hill/Lewin.
- Dianova, A., & Nahumury, J. (2019). Investigating the Effect of Liquidity, Leverage, Sales Growth and Good Corporate Governance on Financial Distress. *Journal of Accounting and Strategic Finance*, 2(2), 143–156. <https://doi.org/10.33005/jasf.v2i2.49>
- ElBannan, M. A. (2021). On the Prediction of Financial Distress in Emerging Markets: What Matters More? Empirical Evidence from Arab Spring Countries. *Emerging Markets Review*, 47, 1–6. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ememar.2021.100806>
- Enumah, S. J., & Chang, D. C. (2021). Predictors of Financial Distress Among Private U.S. Hospitals. *Journal of Surgical Research*, 267, 251–259. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jss.2021.05.025>
- Fahmi, I. (2011). *Analisis Kinerja Keuangan* (I). Alfabeta CV.
- Fahmi, I. (2018). *Pengantar Manajemen Keuangan* (M. A. Djalil, Ed.). Alfabeta CV.
- Fasya, N. S., & Rikumahu, B. (2021). Analisis Prediksi Finansial Distress Menggunakan Artificial Neural Network Pada Perusahaan Perdagangan Eceran (Retail) Yang Terdaftar Pada Bursa Efek Indonesia. *International Journal of Advanced Research in Economics and Finance*, 4–7.
- Fredrick, I., & Osazemen C., E. (2018). Capital structure and corporate financial distress of manufacturing firms in Nigeria. *Journal of Accounting and Taxation*, 10(7), 78–84. <https://doi.org/10.5897/jat2018.0309>
- Hery. (2015). *Analisis Kinerja Manajemen*. PT Grasindo.
- Hidayat, W. W. (2018). *Dasar-Dasar Analisa Laporan Keuangan*. Uwais Inspirasi Indonesia.
- Keown, A. J., Martin, J. D., Pretty, J. W., & JR, D. F. S. (2008). *Manajemen Keuangan: Prinsip dan Penerapan* (10th ed.). PT Indeks.
- Kristanti, F. T. (2019). *Financial Distress - Teori dan Perkembangannya dalam Konteks Indonesia* (I). Intelligentsia Media.
- Kristianto, H., & Rikumahu, B. (2019). A Cross Model Telco Industry Financial Distress Prediction in Indonesia: Multiple Discriminant Analysis, Logit, and Artificial Neural Network. *7th International Conference on Information and Communication Technology*, 1–5.
- Muparuri, L., & Gumbo, V. (2022). On logit and artificial neural networks in corporate distress modeling for Zimbabwe listed corporates. *Sustainability Analytics and Modeling*, 2, 2–10. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.samod.2022.100006>
- Nasir, M. L., John, R. I., Bennett, S. C., Russell, D. M., & Patel, A. (2000). Predicting corporate bankruptcy using artificial neural networks. *Journal of Applied Accounting Research*, 5(3), 30–52. <https://doi.org/10.1108/96754260080001017>
- Nur, T., & Panggabean, R. R. (2020). Accuracy of Financial Distress Model Prediction: The Implementation of Artificial Neural Network, Logistic Regression, and Discriminant Analysis. *Advances in Social Science, Education, and Humanities Research*, 436, 402–406. <https://ssrn.com/abstract=3597666>
- Ozkan-Gunay, E. N., & Ozkan, M. (2007). Prediction of bank failures in emerging financial markets: an ANN approach. *Journal of Risk Finance*, 8(5), 465–480. <https://doi.org/10.1108/15265940710834753>

- Paule-Vianez, J., Gutiérrez-Fernández, M., & Coca-Pérez, J. L. (2020). Prediction of financial distress in the Spanish banking system: An application using artificial neural networks. *Applied Economic Analysis*, 28(82), 69–87. <https://doi.org/10.1108/AEA-10-2019-0039>
- Pranita, K. R., & Kristanti, F. T. (2020). Analisis Financial Distress menggunakan Analisis Survival. *Nominal: Barometer Riset Akuntansi Dan Manajemen*, 9(2), 240–255. www.kemenperin.go.id
- Prasetyo, E. (2012). *Data Mining Konsep dan Aplikasi Menggunakan Matlab*. Andi.
- Salehi, M., Mousavi Shiri, M., & Bolandraftar Pasikhani, M. (2016). Predicting Corporate Financial Distress Using Data Mining Techniques: An Application in Tehran Stock Exchange. *International Journal of Law and Management*, 58(2), 216–230.
- Sidhu, A. V., Jain, P., Singh, S. P., Kanoujiya, J., Rawal, A., Rastogi, S., & Bhimavarapu, V. M. (2023). Impact of Financial Distress on the Dividend Policy of Banks in India. *Journal of Risk and Financial Management*, 16(107), 2–13. <https://doi.org/10.3390/jrfm16020107>
- Suardi. (2015). *Hukum Dagang Suatu Pengantar*. Deepublish.
- Wu, D., Ma, X., & Olson, D. L. (2022). Financial distress prediction using integrated Z-score and multilayer perceptron neural networks. *Decision Support Systems*, 159, 2–7. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2022.113814>
- Zhou, F., Fu, L., Li, Z., & Xu, J. (2022). The recurrence of financial distress: A survival analysis. *International Journal of Forecasting*, 38(3), 1100–1115. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.12.005>