# *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK* DALAM MEMPREDIKSI *FINANCIAL DISTRESS* PADA PERUSAHAAN BADAN USAHA MILIK NEGARA (BUMN) SEKTOR TRANSPORTASI DAN PERGUDANGAN

**(Skripsi)**

**Oleh**

**ROBBY SUTIAWAN**

**1817031062**

**JURUSAN MATEMATIKA**
**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**
**UNIVERSITAS LAMPUNG**
**BANDAR LAMPUNG**
**2022**

## *ABSTRACT*

***BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK IN PREDICTING FINANCIAL DISTRESS IN STATE-OWNED ENTERPRISE (BUMN) TRANSPORTATION AND WAREHOUSE SECTOR***

***By***

**ROBBY SUTIAWAN**

*The COVID-19 pandemic that has hit Indonesia since 2020 has resulted in a number of state-owned enterprises having serious financial problems, especially in the transportation and warehousing sectors. This study aims to apply the Artificial Neural Network algorithm Backpropagation in predicting the financial distress of state-owned enterprises in the transportation and warehousing sector in 2020 with three financial ratios as input variables. The three financial ratios are return on assets, debt to equity ratio, and current ratio. The results of the study indicate that companies with financial distress and non-financial distress have significant differences in characteristics in terms of the three financial ratios. The ANN training model used in the prediction process in this study resulted in the best training performance with the model architecture, namely three neurons in the input layer, five neurons in one hidden layer and one neuron in the output layer. The training model resulted in training performance with the lowest MSE 0.1315 and the highest accuracy reaching 91.67%. Prediction financial distress using ANN show that of the 16 companies predicted, 7 of them will experience financial distress.*



***Keywords:*** *Financial Distress, Backpropagation Neural Network, Financial Ratio, Data Mining*

# ABSTRAK

## *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK* DALAM MEMPREDIKSI *FINANCIAL DISTRESS* PADA PERUSAHAAN BADAN USAHA MILIK NEGARA (BUMN) SEKTOR TRANSPORTASI DAN PERGUDANGAN

**Oleh**

**ROBBY SUTIAWAN**

Pandemi COVID-19 yang melanda Indonesia sejak 2020 mengakibatkan sejumlah perusahaan BUMN memiliki masalah keuangan yang serius terutama pada sektor transportasi dan pergudangan. Penelitian ini bertujuan untuk mengaplikasikan metode *Artificial Neural Network* dengan algoritma *Backpropagation* dalam memprediksi *financial distress* perusahaan BUMN sektor transportasi dan pergudangan tahun 2020 dengan tiga rasio keuangan sebagai variabel inputnya. Ketiga rasio keuangan tersebut adalah *return on assets*, *debt to equity ratio*, dan *current ratio*. Dari hasil penelitian menunjukkan perusahaan yang *financial distress* dan *non-financial distress* memiliki perbedaan karakteristik yang signifikan ditinjau dari ketiga rasio keuangan tersebut. Model pelatihan ANN yang digunakan dalam proses prediksi pada penelitian ini menghasilkan kinerja pelatihan terbaik dengan arsitektur model yaitu tiga neuron pada *input layer*, lima neuron pada satu *hidden layer* dan satu neuron pada *output layer*. Model pelatihan tersebut menghasilkan kinerja pelatihan dengan MSE terendah 0,1315 dan akurasi tertinggi mencapai 91,67%. Hasil prediksi *financial distress* menggunakan ANN menunjukkan bahwa dari 16 perusahaan yang diprediksi, 7 perusahaan diantaranya mengalami *financial distress*.

**Kata kunci:** *Financial Distress, Backpropagation Neural Network,* Rasio Keuangan, *Data Mining*

# *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK* DALAM MEMPREDIKSI *FINANCIAL DISTRESS* PADA PERUSAHAAN BADAN USAHA MILIK NEGARA (BUMN) SEKTOR TRANSPORTASI DAN PERGUDANGAN

**Oleh**

**ROBBY SUTIAWAN**

**Skripsi**

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
**Sarjana Matematika**

Pada

Jurusan Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Lampung

**JURUSAN MATEMATIKA**
**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**
**UNIVERSITAS LAMPUNG**
**BANDAR LAMPUNG**
**2022**

| | |
|---|---|
| Judul Skripsi | : ***Backpropagation Neural Network* dalam Memprediksi *Financial Distress* pada Perusahaan Badan Usaha Milik Negara (BUMN) Sektor Transportasi dan Pergudangan** |
| Nama Mahasiswa | : Robby Sutiawan |
| Nomor Pokok Mahasiswa | : 1817031062 |
| Program Studi | : Matematika |
| Fakultas | : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam |

**MENYETUJUI**

1. Komisi Pembimbing

| | |
|---|---|
| **Ir. Warsono, M.S., Ph.D.** | **Prof. Dr. La Zakaria, S.Si., M.Sc.** |
| NIP. 19630216 198703 1 003 | NIP. 19690213 199402 1 001 |

2. Ketua Jurusan Matematika

**Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.**
NIP. 19740316 200501 1 001

**MENGESAHKAN**

1. Tim Penguji

Ketua : **Ir. Warsono, M.S., Ph.D.** .....

Sekretaris : **Prof. Dr. La Zakaria, S.Si., M.Sc.** .....

Penguji
Bukan Pembimbing: **Drs. Eri Setiawan, M.Si.** .....

2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

**Dr. Eng. Suripto Dwi Yuwono, S.Si., M.T.**
NIP. 19740705 200003 1 001

Tanggal Lulus Ujian Skripsi: **31 Agustus 2022**

**PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA**

Yang bertanda tangan di bawah ini:

| | |
|---|---|
| Nama Mahasiswa | : Robby Sutiawan |
| Nomor Pokok Mahasiswa | : 1817031062 |
| Jurusan | : Matematika |
| Judul Skripsi | : ***BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK* DALAM MEMPREDIKSI *FINANCIAL DISTRESS* PADA PERUSAHAAN BADAN USAHA MILIK NEGARA (BUMN) SEKTOR TRANSPORTASI DAN PERGUDANGAN** |

Dengan ini menyatakan bahwa penelitian ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri dan apabila kemudian hari terbukti bahwa skripsi ini merupakan salinan atau dibuat oleh orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan akademik yang berlaku.

Bandar Lampung, 28 September 2022

Penulis,

Robby Sutiawan
NPM 1817031062

## RIWAYAT HIDUP

Penulis Bernama lengkap Robby Sutiawan, dilahirkan di Bandar Lampung pada tanggal 05 Mei 2000. Penulis merupakan anak kedua dari tiga bersaudara dari pasangan Bapak Suardi dan Ibu Ratna.

Penulis mengawali pendidikan formal sekolah dasar di SDN 3 Keteguhan pada tahun 2006–2012. Kemudian melanjutkan ke sekolah menengah pertama di SMPN 3 Bandar Lampung pada tahun 2012-2015. Selanjutnya ke sekolah menengah atas di SMAN 6 Bandar Lampung pada tahun 2015-2018. Pada tahun 2018 penulis terdaftar sebagai Mahasiswa Program Studi S1 Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) Universitas Lampung melalui jalur Seleksi Bersama Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SBMPTN).

Selama menjadi mahasiswa, penulis aktif di sejumlah organisasi dan kepanitiaan dalam kampus antara lain menjadi Anggota Bidang Keilmuan Himpunan Mahasiswa Jurusan Matematika (HIMATIKA) Periode 2019, Ketua Bidang Keilmuan HIMATIKA Periode 2020, serta menjadi Kepala Dinas Sains dan Pengabdian Masyarakat (SPM) BEM FMIPA Unila Periode 2021. Selain itu, penulis juga melaksanakan Kerja Praktik (KP) di Dinas Kehutanan Provinsi Lampung pada bulan Februari-Maret 2021, sebagai bentuk penerapan ilmu yang telah dipelajari. Di tahun yang sama pada bulan Juli-Agustus, penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Kelurahan Kaliawi, Kota Bandar Lampung, sebagai bentuk pengabdian kepada masyarakat.

## KATA INSPIRASI

*"Allah tidak membebani seseorang melainkan sesuai dengan kesanggupannya."*

**(Q.S. Al-Baqarah: 286**)

*"Boleh jadi kamu tidak menyukai sesuatu, padahal itu amat baik bagimu, dan boleh jadi kamu menyukai sesuatu padahal itu tidak baik bagimu. Allah mengetahui, sedang kamu tidak mengetahuinya"*

**(Q.S. Al-Baqarah: 216)**

*"Sesungguhnya bersama kesulitan ada kemudahan. Maka apabila engkau telah selesai (dari suatu urusan), tetaplah bekerja keras (untuk urusan yang lain). Dan hanya kepada Tuhanmulah hendaknya kamu berharap."*

**(Q.S. Al-Insyirah: 6-8)**

*"Jangan menjelaskan tentang dirimu kepada siapapun karena yang menyukaimu tidak butuh itu dan yang membencimu tidak percaya itu."*

**(Ali bin Abi Thalib)**

*"Ingatlah kehidupan kampus dengan terus mengasah. Jangan habiskan waktumu untuk berkeluh kesah."*

**(Najwa Shihab)**

## PERSEMBAHAN

Dengan mengucap Alhamdulilah dan syukur kepada Allah SWT atas nikmat serta hidayah-Nya sehingga skripsi ini dapat terselesaikan dengan baik dan tepat pada waktunya. Dengan rasa syukur dan bahagia, saya persembahkan rasa terimakasih saya kepada:

**Ayah dan Ibuku Tercinta**

Terimakasih kepada kedua orang tuaku atas segala pengorbanan, motivasi, doa dan ridho serta dukungannya selama ini. Terimakasih telah memberikan pelajaran berharga kepada anakmu ini tentang makna perjalanan hidup yang sebenarnya sehingga kelak bisa manjadi orang yang bermanfaat bagi banyak orang

**Dosen Pembimbing dan Pembahas**

Terimakasih kepada dosen pembimbing dan pembahas yang sudah sangat membantu, memberikan motivasi, memberikan arahan serta ilmu yang berharga.

**Sahabat-sahabatku**

Terimakasih kepada semua orang-orang baik yang telah memberikan pengalaman, semangat, motivasinya, serta doa-doanya dan senantiasa memberikan dukungan dalam hal apapun.

**Almamater Tercinta**

Universitas Lampung

## SANWACANA

Segala puji dan syukur penulis ucapkan kepada Allah SWT atas segala nikmat dan karunia-Nya yang tak terhingga sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul **"*Backpropagation Neural Network* dalam Memprediksi *Financial Distress* pada Perusahaan Badan Usaha Milik Negara (BUMN) Sektor Transportasi dan Pergudangan"**. Dalam penulisan skripsi ini tidak dapat terselesaikan tanpa adanya bimbingan, bantuan dan dukungan dari berbagai pihak. Sehingga, dalam kesempatan ini penulis mengucapkan terimakasih kepada:

1. Kedua orang tuaku tersayang, Bapak Suardi dan Ibu Ratna serta kakakku Ahmad Ranudin dan adikku Siti Nahdiatur Rohiimah beserta keluarga besar yang selalu memberikan semangat, dukungan, dan doa kepada penulis.
2. Bapak Ir. Warsono, M.S., Ph.D. selaku dosen pembimbing I yang senantiasa membimbing, memberi masukan, saran serta mendukung penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
3. Bapak Prof. Dr. La Zakaria, S.Si., M.Sc. selaku dosen pembimbing II yang telah memberikan bimbingan, pengarahan, serta saran sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
4. Bapak Drs. Eri Setiawan, M.Si. selaku dosen penguji yang telah memberikan kritik dan saran yang membangun sehingga skripsi ini dapat terselesaikan.
5. Ibu Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si. selaku dosen pembimbing akademik yang telah memberikan bimbingan dan arahan selama masa perkuliahan.
6. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si. selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
7. Bapak Dr. Eng. Suripto Dwi Yuwono, S.Si., M.T. selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
8. Seluruh dosen, staff, karyawan Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan

Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

9. Sahabat seperjuangan Danu, Faqih, Syahrul, Wahyu yang selalu memberikan semangat dan menemani penulis dalam keadaan apapun serta telah memberikan pengalaman, dukungan, kebersamaan dan kenangan indah selama masa perkuliahan.
10. Desfan, Ridho, Rendi, Sherli, Mona, Aul, Hamzah, Anisa, Depi, Shavira, Muthia, Silvi sebagai teman terbaikku yang telah memberikan dukungan dan banyak cerita selama perkuliahan.
11. Pimpinan HIMATIKA 2020, Keluarga Besar HIMATIKA 2020 dan 2019 yang telah memberikan pembelajaran dan pengalaman kepada penulis.
12. Semua teman sejurusan matematika angkatan 2018 terutama teman kelas B yang telah membantu serta memberikan semangat kepada penulis.
13. Teman-teman seperbimbingan yang selalu memberikan dukungan dan motivasi serta doa-doanya.
14. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa masih banyak kekurangan dalam penulisan skripsi ini. Oleh karena itu, penulis mengharapkan masukan serta saran untuk dijadikan pelajaran kedepannya.

Bandar Lampung, 28 September 2022

Penulis,

Robby Sutiawan

## DAFTAR ISI

Halaman

**DAFTAR TABEL** ..... xv

**DAFTAR GAMBAR** ..... xvii

**I. PENDAHULUAN** ..... 1
1.1 Latar Belakang dan Masalah ..... 1
1.2 Tujuan ..... 5
1.3 Manfaat ..... 5

**II. TINJAUAN PUSTAKA** ..... 6
2.1 Badan Usaha Milik Negara ..... 6
2.2 Rasio Keuangan ..... 7
2.2.1 Rasio Likuiditas ..... 7
2.2.2 Rasio Aktivitas ..... 8
2.2.3 Rasio *Leverage* ..... 9
2.2.4 Rasio Profitabilitas ..... 10
2.3 *Financial Distress* ..... 10
2.4 Statistika Deskriptif ..... 11
2.5 *Data Mining* ..... 12
2.6 *Statistical Learning* ..... 12
2.7 Normalisasi data ..... 13
2.8 *Artificial Neural Network* ..... 14
2.8.1 Struktur *Artificial Neural Network* ..... 15
2.8.2 Arsitektur *Artificial Neural Network* ..... 16
2.8.3 Fungsi Aktivasi ..... 17
2.9 Algoritma *Backpropagation* ..... 18
2.9.1 Kelebihan Algoritma *Backpropagation* ..... 19
2.9.2 Kekurangan Algoritma *Backpropagation* ..... 19
2.9.3 Tahapan Algoritma *Backpropagation* ..... 20
2.10 Validasi Model ..... 23

**III. METODOLOGI PENELITIAN** ..... 24
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian ..... 24
3.2 Data Penelitian ..... 24
3.3 Metode Penelitian ..... 27
3.4 Tahapan Penelitian ..... 29

**IV. HASIL DAN PEMBAHASAN** ..... 30
4.1 Perhitungan Rasio Keuangan ..... 30
4.2 Pembagian Data ..... 34
4.3 Statistika Deskriptif ..... 34
4.4 Pre-*processing* Data ..... 36
4.4.1 Pemeriksaan Data *Missing* ..... 36
4.4.2 Normalisasi Data ..... 37
4.5 Membangun Parameter Jaringan ..... 41
4.6 Menentukan *Hidden Layer* ..... 42
4.7 Pelatihan *Backpropagation* ..... 42
4.8 Pengujian Data ..... 44

**V. KESIMPULAN DAN SARAN** ..... 48
5.1 Kesimpulan ..... 48
5.2 Saran ..... 49

**DAFTAR PUSTAKA** ..... 50

**LAMPIRAN**

## DAFTAR TABEL

Tabel Halaman


1. Simbol-simbol Algoritma *Backpropagation* ..... 22

2. Data Uji 16 Perusahaan BUMN Sektor Transportasi dan Pergudangan .... 25

3. Data Latih 32 Perusahaan *Go-Public* yang Terdaftar di BEI yang Dibagi Menjadi 16 Perusahaan *Financial Distress* & 16 Perusahaan *Non-financial Distress* ..... 26

4. *Return on* Asset, *Current Ratio,* dan *Debt to Equity Ratio* sebagai Variabel Operasional Penelitian ..... 27

5. Rasio Keuangan (*Financial Distress*) 16 Perusahaan *Go-Public* Periode 2018-2020 ..... 30

6. Rasio Keuangan (*Non-Financial Distress*) 16 Perusahaan *Go-Public* Periode 2018-2020 ..... 32

7. Rasio Keuangan 16 Perusahaan BUMN Sektor Transportasi dan Pergudangan Tahun 2020 ..... 33

8. Komposisi Data Latih 32 Perusahaan *Go-Public (Financial Distress & Non-Financial Distress*) & Data Uji 16 Perusahaan BUMN Sektor Transportasi dan Pergudangan (Tabel 5, Tabel 6, dan Tabel 7) ..... 34

9. Statistika Deskriptif Data Latih 32 Perusahaan *Go-Public* (*Financial Distress & Non-Financial Distress*) Periode 2018-2020 (Tabel 5 dan Tabel 6) ..... 35

10. Pemeriksaan Data Missing pada Data Latih 32 Perusahaan *Go-Public (Financial Distress & Non-Financial Distress*) & Data Uji 16 Perusahaan BUMN Sektor Transportasi dan Pergudangan (Tabel 5, Tabel 6, dan Tabel 7) ..... 36

11. Hasil Normalisasi Rasio Keuangan (*Financial Distress*) 16 Perusahaan *Go-Public* Periode 2018-2020 (Tabel 5) ..... 37

12. Hasil Normalisasi Rasio Keuangan (*Non-Financial Distress*) 16 Perusahaan *Go-Public* Periode 2018-2020 (Tabel 6) ..... 39

13. Hasil Normalisasi Rasio Keuangan 16 Perusahaan BUMN Sektor Transportasi dan Pergudangan Tahun 2020 ..... 40

14. Uji Coba Arsitektur Jaringan dengan 1, 2, 3, 4, dan 5 Neuron pada Satu *Hidden Layer* ..... 43

15. *Update* Bobot dan Bias Antara *Input* Terhadap *Hidden Layer* ..... 44

16. *Update* Bobot dan Bias Antara *Hidden Layer* Terhadap *Output* ..... 44

17. Hasil Prediksi *Financial Distress* 16 Perusahaan BUMN Sektor Transportasi dan Pergudangan ..... 46

## DAFTAR GAMBAR

Gambar Halaman

1. Sruktur *Artificial Neural Network* ..... 15

2. Arsitektur ANN *Single Layer Network* yang hanya memiliki *input layer* dan *output layer* ..... 16

3. Arsitektur ANN *Multilayer Network* yang memiliki beberapa lapisan yaitu *input layer, hidden layer,* dan *output layer* ..... 17

4. Arsitektur ANN *Competitive Layer* disebut juga *feedback loop* dimana *outputnya* memberikan informasi pada setiap *input* ..... 17

5. Grafik Fungsi Sigmoid Biner yang memiliki nilai keluaran berkisar 0 (nol) hingga 1 (satu) ..... 18

6. Proses Propagasi Maju dimana Nilai Input diteruskan ke *Output Layer* dengan Menggunakan Fungsi Aktivasi dan Nilai Bobot Awal ..... 20

7. Proses Propagasi Mundur dimana Hasil Kesalahan dipropagasi Mundur dari *Output Layer* ke *Input Layer* ..... 21

8. *Flowchart* Proses Analisis Penelitian ..... 29

9. Model Jaringan 3 – 5 – 1 Sebagai Model Jaringan Terbaik, dimana 3 adalah jumlah neuron *input*, 5 adalah jumlah neuron *hidden layer,* dan 1 adalah jumlah neuron *output* ..... 43

# I. PENDAHULUAN

## 1.1 Latar Belakang dan Masalah

Situasi perekonomian dunia sangat cepat berubah di era globalisasi saat ini. Didukung dengan perkembangan teknologi yang pesat menyebabkan persaingan yang ketat dalam dunia usaha. Adanya persaingan ini menuntut setiap perusahaan untuk terus berubah agar dapat tumbuh dan bertahan dalam waktu yang lama. Persaingan yang semakin ketat dan perubahan ekonomi yang tidak pasti dapat menciptakan kondisi kesulitan keuangan. Kondisi keuangan yang terus memburuk akan mempengaruhi stabilitas perusahaan dan mengganggu keuangan perusahaan. Oleh karena itu, perusahaan harus segera mengambil tindakan untuk menghindari masalah *financial distress*.

*Financial distress* adalah periode memburuknya kondisi keuangan yang terjadi pada suatu perusahaan sebelum kebangkrutan (Platt dan Platt, 2002). Salah satu perusahaan yang menghadapi masalah keuangan adalah Badan Usaha Milik Negara (BUMN). Masalah keuangan dapat menjadi ancaman serius bagi kinerja perusahaan, karena BUMN berperan penting dalam memajukan perekonomian nasional. BUMN, sebagai entitas ekonomi yang berkontribusi dalam pembangunan ekonomi negara, menyelenggarakan pelayanan publik untuk memenuhi kebutuhan banyak orang dan merupakan sumber pendapatan bagi negara dimana semua keuntungan diperoleh untuk mewujudkan kesejahteraan rakyat (Indonesia, 2003).

Beberapa perusahaan Badan Usaha Milik Negara (BUMN) menghadapi masalah keuangan yang cukup serius, salah satunya akibat pandemi COVID-19 yang menekan keuangan perusahaan pelat merah terutama di sektor transportasi dan pergudangan (Katadata, 2020). Badan Pusat Statistik (BPS) melaporkan, sepanjang tahun 2020 perusahaan pelat merah sektor transportasi dan pergudangan mengalami kontraksi hingga 15,04%, menjadikannya sektor yang terkontraksi paling dalam dibandingkan sektor yang lainnya akibat pandemi. PT Garuda Indonesia (Persero) Tbk misalnya, pada semester I 2020, perseroan mencatatkan rugi bersih sebesar USD712,72 juta atau setara dengan Rp10,47 triliun (kurs Rp14.700), angka ini berbanding terbalik dengan angka periode yang sama tahun 2019 yang menghasilkan laba sebesar USD24,11 juta atau setara dengan Rp354,48 miliar. BUMN transportasi lainnya, yakni Perum Damri harus menderita rugi bersih tahun berjalan sebesar Rp220,07 miliar pada 2020. Padahal pada tahun 2019 perusahaan tersebut masih meraih laba sebesar Rp43,26 miliar. Kemudian, PT Kereta Api Indonesia (Persero) sepanjang semester I 2020 mencatatkan laba bersih negatif sebesar Rp1,35 triliun, padahal pada semester I tahun sebelumnya PT KAI mampu memperoleh keuntungan Rp1,21 triliun (Katadata, 2020).

Menteri BUMN Eric Tahir mengatakan sekitar 90% BUMN mengalami penurunan pendapatan sejak merebaknya pandemi COVID-19. Hal ini berdampak pada setoran BUMN kepada pemerintah. Laba bersih seluruh BUMN hingga akhir kuartal III 2021 hanya bisa mencapai Rp 61 triliun. Padahal sebelum pandemi COVID-19, perusahaan pelat merah mampu membukukan pendapatan hingga Rp152 triliun sepanjang 2019. Bahkan pada 2018, BUMN sempat mencetak laba bersih tertingginya senilai Rp189 triliun. Menurunnya kinerja BUMN, membuat pemerintah terpaksa menyuntikkan dana melalui Penyertaan Modal Negara (PMN) hanya untuk memastikan berlangsungnya Proyek Strategis Nasional (PSN) (Investor.id, 2021).

Diperlukan model prediksi yang akurat untuk mengantisipasi timbulnya *financial distress* yang akan berujung pada kebangkrutan BUMN. Penelitian terkait prediksi *financial distress* sebenarnya telah dilakukan sejak tahun 1960-an. Pada tahun

1968, Altman menciptakan model prediktif menggunakan analisis diskriminan ganda (MDA). Altman menggunakan 22 rasio keuangan yang kemudian diringkas menjadi lima rasio keuangan sebagai variabel prediktor. Model Altman tersebut dapat memprediksi dengan akurasi 95%, model ini dikenal sebagai model z-score. Pada tahun 1980 Ohlson adalah orang pertama yang mengembangkan metode regresi logistik (logit) untuk memprediksi kebangkrutan, lalu pada tahun 1984 Zjimwesti menggunakan model probit untuk memprediksi *financial distress*.

Sejak tahun 1980-an, para peneliti telah menggunakan metode nonlinier seperti Artificial Neural Network (ANN), Support Vector Machines (SVM), K-Nearest Neighbor (KNN), dan Naive Bayesian Classification (NBC) untuk memprediksi *financial distress*. Dalam penelitian Salehi dkk. (2016) didapatkan bahwa ANN mengungguli metode lain, dengan SVM di tempat kedua, KNN dan NBC di tempat ketiga dan keempat. Nur dan Panggabean (2020) juga membandingkan metode analisis menggunakan MDA, Logit dan ANN untuk memprediksi financial distress. Hasilnya, *Artificial Neural Network* memiliki performa terbaik dimana mampu mengungguli dua metode lainnya dalam empat metrik, yaitu akurasi, presisi, sensitivitas, maupun spesifitas.

Salah satu alat yang biasa digunakan perusahaan untuk menilai kesehatan perusahaan adalah laporan keuangan. Laporan keuangan dapat menjadi indikator kinerja perusahaan, yang merupakan sumber informasi tentang kemampuan perusahaan dalam mengelola dan mengalokasikan sumber dayanya. Laporan keuangan tidak hanya mencerminkan masa lalu perusahaan, tetapi juga dapat digunakan untuk memprediksi masa depan perusahaan (Pankof & Virgil, 1970) dalam (Suharman, 2007). Kondisi *financial distress* dapat dilihat melalui analisis laporan keuangan dengan menggunakan analisis rasio keuangan. Rasio keuangan yang dimaksud secara umum dibedakan menjadi lima macam, yaitu rasio solvabilitas, likuiditas, profitabilitas, aktivitas, dan rasio nilai pasar perusahaan (Irfani, 2020).

Di antara berbagai rasio keuangan yang ada, beberapa memiliki pengaruh yang signifikan terhadap *financial distress* perusahaan. Damajanti dkk. (2021) mencoba menguji pengaruh rasio keuangan terhadap *financial distress* perusahaan telekomunikasi di Indonesia. Hasilnya, rasio profitabilitas (ROA), rasio likuiditas (CR), rasio leverage (DER) dan tingkat pertumbuhan pendapatan (SG) memiliki pengaruh yang signifikan terhadap *financial distress* perusahaan. Hal ini sesuai dengan penelitian yang dilakukan oleh Arbianto (2021) yang menguji pengaruh rasio keuangan terhadap *financial distress* perusahaan transportasi yang terdaftar di BEI dimana rasio profitabilitas (ROA), rasio likuiditas (CR), dan rasio leverage (DER) memiliki pengaruh yang signifikan terhadap *financial distress*.

Dengan berbagai metode penelitian di atas untuk memprediksi *financial distress*, penulis tertarik untuk melakukan penelitian dengan menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN) untuk memprediksi *financial distress* BUMN sektor transportasi dan pergudangan. Penulis tertarik karena metode ANN memiliki akurasi, presisi, sensitivitas dan spesifisitas tertinggi dibandingkan dengan metode logit dan MDA. Metode ini juga jarang digunakan di Indonesia untuk memprediksi *financial distress*. Prediktor yang digunakan dalam penelitian ini adalah tiga rasio keuangan, yaitu rasio profitabilitas yang diukur dengan *return on assets* (ROA), rasio leverage yang diukur dengan *debt to equity ratio* (DER) dan rasio likuiditas yang diukur dengan *current ratio* (CR). Judul penelitian ini adalah "***Backpropagation Neural Network* dalam Memprediksi *Financial Distress* pada Perusahaan Badan Usaha Milik Negara (BUMN) Sektor Transportasi dan Pergudangan".**

## 1.2 Tujuan

Tujuan penelitian ini adalah:

1. Mendeskripsikan karakteristik rasio keuangan dari perusahaan sehat dan perusahaan bermasalah di Indonesia.
2. Memodelkan *financial distress* pada perusahaan BUMN sektor transportasi dan pergudangan menggunakan *Artificial Neural Network.*
3. Memprediksi kondisi *financial distress* pada perusahaan BUMN sektor transportasi dan pergudangan.

## 1.3 Manfaat

Penelitian ini memberikan manfaat diantara lain:

1. Menjadi sistem peringatan dini (*early warning system*) bagi pihak pemerintah maupun pihak-pihak terkait dalam mengantisipasi kebangkrutan perusahaan BUMN.
2. Memberikan wawasan dan sebagai referensi terhadap penerapan ilmu statistika di bidang ekonomi, khususnya dalam penggunaan *Artificial Neural Network.*

# II. TINJAUAN PUSTAKA

## 2.1 Badan Usaha Milik Negara

Badan Usaha Milik Negara (BUMN) adalah badan usaha yang seluruh atau sebagian besar modalnya dimiliki oleh negara melalui penyertaan secara langsung yang berasal dari kekayaan negara yang dipisahkan (Indonesia, 2003). Badan usaha ini dikelola langsung oleh pemerintah dibawah Kementerian BUMN. Salah satu tujuan pendirian BUMN adalah untuk memberikan sumbangan bagi perkembangan perekonomian nasional dan menyediakan barang dan/atau jasa yang berkualitas. Pada tahun 2020, jumlah BUMN menurut kategori lapangan usaha tercatat memiliki 107 perusahaan yang terbagi menjadi 13 sektor yaitu (BPS, 2021):

1. Sektor pertanian, kehutanan, dan perikanan
2. Sektor industri pengolahan
3. Sektor konstruksi
4. Sektor jasa keuangan dan asuransi
5. Sektor informasi dan telekomunikasi
6. Sektor jasa profesioanal, ilmiah, dan teknis
7. Sektor pengadaan listrik
8. Sektor pertambagan dan penggalian
9. Sektor transportasi dan pergudangan
10. Sektor pengadaan air, pengelolaan sampah, dan daur ulang
11. Sektor perdagangan besar dan eceran
12. Sektor real estat
13. Sektor akomodasi dan penyediaan makanan dan minuman

## 2.2 Rasio Keuangan

Rasio keuangan adalah instrumen analisis utama yang digunakan untuk mengukur kinerja keuangan perusahaan. Rasio keuangan adalah perbandingan antar unsur dalam laporan keuangan sesuai dengan spesifikasi kinerja keuangan perusahaan yang hendak diketahui oleh pihak-pihak yang berkepentingan (Irfani, 2020). Laporan keuangan bertujuan untuk memberikan informasi mengenai kinerja keuangan, posisi keuangan, dan arus kas entitas yang berguna bagi sebagian besar pengguna laporan ketika membuat keputusan ekonomi sekaligus menunjukkan hasil pertanggungjawaban manajemen atas penggunaan sumber daya (IAI, 2009).

### 2.2.1 Rasio Likuiditas

Rasio Likuiditas adalah rasio yang digunakan untuk mengukur kemampuan perusahaan dalam memenuhi seluruh kewajiban jangka pendeknya yang telah jatuh tempo dengan jaminan aset lancar (Irfani, 2020). Rasio likuiditas meliputi:

1) *Current Ratio*

   Rasio lancar atau *current ratio* (CR) adalah rasio yang menggambarkan kemampuan seluruh aset lancar dalam menutupi seluruh kewajiban (utang) lancar perusahaan (Irfani, 2020). Rumus yang digunakan, yaitu:

$$Current\ Ratio = \frac{Aktiva\ lancar}{Utang\ lancar} \tag{2.1}$$

2) *Quick Ratio*

   Rasio cepat (*quick ratio*) merupakan rasio yang menggambarkan kemampuan total aset lancar, tidak termasuk persediaan dalam menutupi seluruh kewajiban (utang) lancar perusahaan (Irfani, 2020). Rumus QR yaitu:

$$Rasio\ Cepat = \frac{Aktiva\ lancar - Persediaan}{Utang\ lancar} \tag{2.2}$$

3) *Cash Ratio*

Rasio kas (*cash ratio*) adalah alat yang digunakan untuk mengukur kemampuan kas dan instrumen setara kas yang tersedia untuk menjamin kewajiban (utang) lancar perusahaan yang telah jatuh tempo (Irfani, 2020). Cara menghitung CR, yaitu:

$$Rasio\ Kas = \frac{Kas + Setara\ Kas}{Utang\ lancar} \tag{2.3}$$

### 2.2.2 Rasio Aktivitas

Rasio aktivitas merupakan alat analisis untuk mengukur tingkat efisiensi perusahaan dalam aktivitas pengelolaan asetnya untuk menghasilkan penerimaan penjualan (Irfani, 2020). Rasio aktivitas diantaranya:

1) *Inventory Turnover at Sales* (ITOs)

*Inventory Turnover at Sales* adalah rasio yang mengukur kemampuan perusahaan dalam mengelola perputaran persediaan selama satu tahun untuk menghasilkan penerimaan penjualan pada tahun yang sama (Irfani, 2020). Adapun rumusnya adalah

$$ITOs = \frac{Penerimaan\ Penjualan}{Persediaan} \tag{2.4}$$

2) *Asset Turnover* (ATO)

*Asset turnover* merupakan rasio yang digunakan untuk mengukur aktivitas pengelolaan total aset perusahaan dalam menghasilkan penerimaan penjualan (Irfani, 2020). Adapun rumusnya adalah:

$$ATO = \frac{Penerimaan\ Penjualan}{Total\ Aktiva} \tag{2.5}$$

3) *Working Capital Turnover* (WCTO)

*Working capital turnover* adalah rasio yang digunakan untuk mengukur kemampuan perusahaan dalam mengelola perputaran modal kerja selama satu periode untuk menghasilkan penerimaan penjualan pada periode yang sama (Irfani, 2020). Rumusnya adalah:

$$WCTO = \frac{Penerimaan\ Penjualan}{Aset\ Lancar - Utang\ Lancar} \quad (2.6)$$

### 2.2.3 Rasio *Leverage*

Rasio *leverage* merupakan rasio yang menunjukkan kemampuan perusahaan dalam memenuhi seluruh kewajiban (utang) perusahaan dengan jaminan total aset dan atau modal sendiri ketika perusahaan dilikuidasi (Irfani, 2020). Rasio *leverage* diantaranya:

1) *Debt to Asset Ratio* (DAR)

   *Debt to asset ratio* adalah rasio yang menggambarkan kemampuan total aset perusahaan untuk menjamin seluruh kewajiban (utang) perusahaan (Irfani, 2020). Rumusnya adalah:

   $$Debt\ Ratio = \frac{Total\ Utang}{Total\ Aktiva} \quad (2.7)$$

   Semakin tinggi nilai *debt to asset ratio* akan semakin berisiko perusahaan karena semakin besar utang yang digunakan untuk pembelian asetnya.

2) *Debt to Equity Ratio* (DER)

   *Debt to Equity Ratio* merupakan rasio yang merefleksikan kemampuan total modal sendiri (ekuitas) perusahaan untuk menutupi seluruh kewajiban (utang) jangka panjang/obligasi perusahaan (Irfani, 2020). Dimana rumusnya adalah:

   $$DER = \frac{Total\ Utang}{Total\ Ekuitas} \quad (2.8)$$

3) *Long-term Debt to Equity Ratio* (LDER)

   *Long-term debt to equity ratio* adalah rasio yang digunakan untuk mengukur kemampuan total modal sendiri (ekuitas) perusahaan untuk menutupi seluruh kewajiban (utang) jangka panjang/obligasi perusahaan (Irfani, 2020). Rumus dari rasio ini adalah:

   $$LDER = \frac{Utang\ Jangka\ Panjang}{Total\ Ekuitas} \quad (2.9)$$

### 2.2.4 Rasio Profitabilitas

Rasio profitabilitas merupakan rasio yang digunakan untuk mengukur kemampulabaan perusahaan dalam pengelolaan aktivitas operasinya (Irfani, 2020). Adapun yang termasuk dalam rasio profitabilitas, diantaranya:

1) *Net Profit Margin* (NPM)

   Rasio ini digunakan untuk mengukur kemampuan perusahaan dalam menghasilkan laba setelah pajak atas penjualan (Irfani, 2020). Rumus dalam mencari NPM adalah:

$$NPM = \frac{Laba\ setelah\ pajak}{Penjualan} \tag{2.10}$$

2) *Return on Asset* (ROA)

   ROA merupakan rasio profitabilitas utama bagi pihak internal manajemen perusahaan untuk mengukur efektivitas investasi perusahaan pada aset fisik (Irfani, 2020). Adapun rumusnya adalah:

$$ROA = \frac{Laba\ setelah\ pajak}{Total\ aset} \tag{2.11}$$

3) *Return on Equity* (ROE)

   ROE merupakan rasio profitabilitas utama bagi para pemegang saham untuk mengetahui tingkat imbal hasil yang diperuntukkan bagi investor (Irfani, 2020). Rumus mencari ROE yaitu:

$$ROE = \frac{Laba\ setelah\ pajak}{Modal\ sendiri} \tag{2.12}$$

## 2.3 *Financial Distress*

*Financial distress* adalah tahap penurunan kondisi keuangan suatu perusahaan yang terjadi sebelum terjadinya kebangkrutan atau likuidasi (Platt & Platt, 2002). *Financial distress* dapat diprediksi melalui ketidakmampuan perusahaan atau tidak tersedianya suatu dana untuk membayar kewajibannya yang telah jatuh tempo.

Suatu perusahaan dapat dikatakan berada dalam kondisi *financial distress* atau kesulitan keuangan apabila arus kas kurang dari hutang jangka panjang yang jatuh tempo saat ini (Whitaker, 1999). Namun, pada kenyataannya, tidak ada pemahaman tunggal tentang apa itu *financial distress* (Wardhani, 2006). Demikian pula para peneliti sebelumnya memiliki interpretasi yang berbeda mengenai *financial distress*, namun sebenarnya pengertian *financial distress* adalah sama, yaitu menyangkut kondisi perusahaan yang sedang mengalami kesulitan keuangan.

## 2.4 Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif adalah bagian dari ilmu statistika yang mempelajari cara dalam pengumpulan, penyusunan, dan penyajian data suatu penelitian. Statistik deskriptif adalah bidang ilmu statistik yang meringkas, menyajikan dan mendeskripsikan data dalam bentuk yang mudah dibaca sehingga memberikan informasi tersebut lebih lengkap dan mudah dipahami. Statistik deskriptif hanya berkaitan dalam hal menguraikan atau memberikan keterangan-keterangan mengenai suatu data atau fenomena tanpa bermaksud membuat kesimpulan yang berlaku untuk umum atau generalisasi (Sugiono, 2007). Analisis ini hanya berupa akumulasi data dasar dalam bentuk deskripsi dalam arti tidak mencari atau menerangkan saling hubungan, menguji hipotesis, membuat ramalan, atau melakukan penarikan kesimpulan (Marhamah, dkk., 2011).

Statistika deskriptif merupakan metode-metode yang berhubungan dengan pengumpulan dan penyajian suatu data sehingga dapat diambil suatu informasi yang berguna (Walpole, 1995). Statistik deskriptif berfungsi untuk mendeskripsikan atau memberi gambaran terhadap objek yang diteliti melalui data sampel atau populasi (Sugiyono, 2015). Data yang disajikan dalam statistika deskriptif biasanya dalam bentuk ukuran pemusatan data. Salah satu ukuran pemusatan data yang biasa digunakan adalah *mean*.

## 2.5 *Data Mining*

*Data mining* adalah proses pengekstrakan informasi baru dari kumpulan data besar yang dapat digunakan untuk menarik kesimpulan (Prasetyo, 2012). *Data mining* yakni sebutan yang dipakai untuk mendeskripsikan proses penggalian suatu nilai dari sebuah basis data (Singh & Chauhan, 2009). Maka, dapat disimpulkan *data mining* adalah proses penggalian suatu nilai dari sebuah data yang besar dan kompleks untuk mengambil suatu keputusan. Terdapat dua kata istilah dari *data mining* yaitu (Norfiansyah & Nurcahyo, 2015):

1. *Data*, yakni kumpulan informasi yang tercatat maupun suatu entitas yang tidak mempunyai kejelasan serta selama ini terabaikan.
2. *Mining*, yakni proses penambangan.

Sehingga *data mining* dapat didefinisikan sebagai proses penambangan data yang memperoleh sebuah keluaran (*output*) berupa pengetahuan (Norfiansyah & Nurcahyo, 2015). Secara umum, metode *data mining* dalam proses *decision making* terdiri dari estimasi, asosiasi, klasifikasi, klastering, dan prediksi (Norfiansyah & Nurcahyo, 2015).

## 2.6 *Statistical Learning*

*Statistical learning* sebagai alat pembelajaran diklasifikasikan menjadi 3 bagian yaitu *supervised learning*, *semi supervised learning* dan *unsupervised learning* (James, dkk., 2017).

1. *Supervised Learning*

*Supervised learning* atau proses pembelajaran terawasi merupakan pendekatan *machine learning* yang didefinisikan oleh penggunaan data terlabel. Sekumpulan data dirancang untuk mengawasi algoritma dalam mengklasifikasikan atau memprediksi data secara akurat. Dengan menggunakan *input* dan *output* berlabel, model dapat mengukur akurasinya serta dapat belajar dari waktu ke waktu.

2. *Unsupervised Learning*

*Unsupervised learning* merupakan kebalikan dari metode *supervised learning*, dimana pada metode *machine learning* ini data yang diolah tidak memiliki label dan sistem tidak mengetahui *output* yang benar. Dimana tujuannya adalah untuk mengeksplorasi data dan menemukan struktur di dalamnya.

3. *Semi-supervised Learning*

*Semi-supervised learning* dapat dikatakan sebagai kombinasi dari *supervised* dan *unsupervised learning*, dimana dalam *semi-supervised learning* dapat digunakan data berlabel maupun tanpa label. *Semi-supervised learning* sangat berguna ketika sulit untuk mendapatkan fitur yang relevan dari data dan ketika data yang dimiliki berjumlah besar. *Semi-supervised learning* sangat ideal untuk gambar medis, di mana sejumlah kecil data pelatihan dapat menyebabkan peningkatan akurasi yang signifikan. Misalnya, ahli radiologi dapat melabeli subset kecil CT scan untuk tumor atau penyakit sehingga mesin dapat memprediksi lebih akurat pasien mana yang mungkin membutuhkan lebih banyak perhatian medis.

Sedangkan, proses evaluasi dalam *machine learning* dibagi menjadi 2 bagian yaitu proses *training* dan *testing*. Dalam proses *training* algoritma *machine learning* akan merubah parameter pada dirinya untuk menyesuaikan dengan data yang diberikan sehingga *machine learning* dapat menghasilkan suatu informasi dari data yang telah diberikan. Setelah itu, performa algoritma akan diuji menggunakan data *testing* untuk mengevaluasi performa dari data tersebut.

## 2.7 Normalisasi Data

Normalisasi data merupakan pengubahan data ke dalam bentuk yang paling tepat atau cocok untuk proses *data mining*. Normalisasi dilakukan untuk menskalakan atribut numerik dalam interval yang lebih kecil seperti 0 sampai 1 (Chamidah, Wiharto, & Salamah, 2012). Normalisasi yang digunakan adalah *min-max normalization*. Rumus *min-max normalization* sebagai berikut:

$$Z = \frac{V - Min_A}{Max_A - Min_A}(New_{Max_A} - New_{Min_A}) + New_{Min_A} \quad (2.13)$$

dengan:

$Z$ = Nilai baru dari hasil normalisasi

$V$ = Nilai pada variabel A yang akan dinormalisasi

$Min_A$ = Nilai minimal variabel A

$Max_A$ = Nilai maksimal variabel A

$New_{Max_A}$ = Rentang nilai maksimal pada variabel A

$New_{Min_A}$ = Rentang nilai minimal pada variabel A

## 2.8 *Artificial Neural Network*

*Artificial Neural Network* atau biasa disebut jaringan saraf tiruan, telah berkembang sejak tahun 1940 dimana para ilmuan mulai menemukan bahwa psikologi dari otak sama dengan metode pemrosesan yang dilakukan komputer. *Artificial Neural Network* adalah sistem pemroses informasi yang menggunakan prinsip kerja jaringan syaraf biologi. ANN dibentuk sebagai generalisasi model matematika dari syaraf biologi, dengan asumsi bahwa (Siang, 2005):

a. Pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen sederhana (neuron)
b. Sinyal dikirimkan diantara neuron-neuron melalui penghubung-penghubung
c. Penghubung antar neuron memiliki bobot yang akan memperkuat atau memperlemah sinyal
d. Untuk menentukan keluaran, setiap neuron menggunakan fungsi aktivasi yang dikenakan pada jumlah masukan yang diterima. Besarnya keluaran ini kemudian dibandingkan dengan suatu ambang batas.

### 2.8.1 Struktur *Artificial Neural Network*

Struktur penyusun *Artificial Neural Network* dapat dibagi menjadi 3, yaitu (Jaya, dkk., 2018):

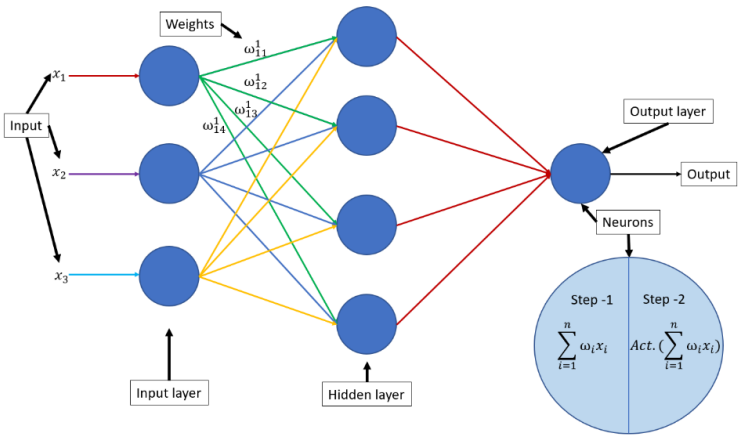
1. Lapisan *input* (terdapat satu lapisan)

   Node-node pada lapisan *input* merupakan unit-unit *input*, *input* yang dimasukkan merupakan penggambaran suatu masalah. Sinyal-sinyal *input* ini kemudian di teruskan kepada lapisan selanjutnya.
2. Lapisan tersembunyi (bisa terdapat lebih dari satu lapisan)

   Lapisan tersembunyi didesain pada *multilayer* ANN, yang terletak di antara lapisan *input* dan *output*. *Output* pada lapisan ini tidak dapat langsung diamati.
3. Lapisan *output* (terdapat satu lapisan)

   Keluaran atau *output* dari lapisan ini merupakan *output* ANN terhadap suatu permasalahan. *Output* ini merupakan solusi atau hasil pemahaman jaringan terhadap data *input*.

Diantara setiap lapisan terdapat bobot, nilai matematis yang ditransfer dari satu lapisan ke lapisan lainnya. Kemudian neuron (node atau unit) pada setiap lapisan memiliki fungsi aktivasi dan pola koneksi bobot, yang membantu jaringan dalam menentukan keluaran yang diinginkan.

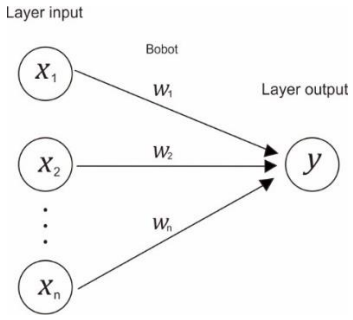



Gambar 1. Struktur *Artificaial Neural Network.*

### 2.8.2 Arsitektur *Artificial Neural Network*

Dalam ANN, neuron dikelompokkan dalam lapisan-lapisan. Arsitektur dari ANN dibedakan menjadi 3 macam, yaitu (Lesnussa, dkk., 2015):

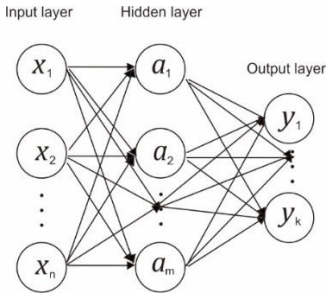
1. Jaringan syaraf dengan lapisan tunggal (*single layer network*), lapisan tunggal ini terdiri atas 1 layer *input*, 1 layer *output*, dan 1 lapisan bobot koneksi. Setiap neuron yang berada di dalam lapisan *input* akan selalu terhubung dengan setiap neuron yang berada pada lapisan *output*. Jaringan mengalir searah dari *input layer* sampai *output layer* tanpa harus melalui lapisan tersembunyi.




Gambar 2. Arsitektur ANN *Single Layer Network* yang hanya memiliki *input layer* dan *output layer*.

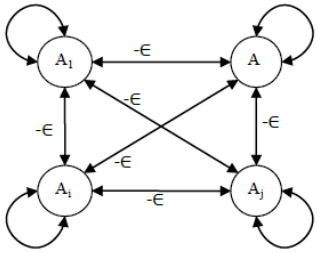
.

2. Jaringan banyak lapisan (*multilayer network*), jaringan ini terdiri dari beberapa lapisan yaitu lapisan *input*, lapisan *output*, dan lapisan tersembunyi. Jaringan dengan banyak lapisan ini dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih kompleks dibandingkan jaringan dengan lapisan tunggal, walaupun proses pelatihan membutuhkan waktu yang cukup lama.




Gambar 3. Arsitektur ANN *Multilayer Network* yang memiliki beberapa lapisan yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer.*

3. Jaringan lapisan kompetitif (*competitive layer*), adalah jaringan yang dimana sekumpulan neuron bersaing untuk mendapatkan hak menjadi aktif. Jaringan ini disebut dengan *feedback loop* karena *output*-nya ada yang memberikan informasi pada setiap *input*-nya.




Gambar 4. Arsitektur ANN *Competitive Layer* disebut juga *feedback loop* dimana *outputnya* memberikan informasi pada setiap *input.*

### 2.8.3 Fungsi Aktivasi

Dalam ANN, fungsi aktivasi dipakai untuk menentukan *output* suatu neuron. Fungsi aktivasi yang dipakai harus memenuhi beberapa syarat yaitu: kontinu, terdiferensial dengan mudah, dan merupakan fungsi yang tidak turun (Siang, 2005). Salah satu fungsi aktivasi yang memenuhi ketiga syarat tersebut sehingga sering digunakan adalah fungsi sigmoid biner. Fungsi sigmoid biner memiliki nilai yang berkisar dari

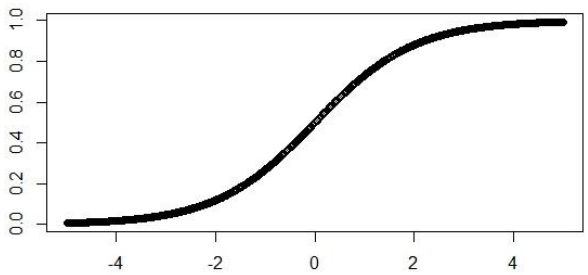
0 (nol) hingga 1 (satu) sehingga baik digunakan pada jaringan yang memperoleh *output* 0 (nol) hingga 1 (satu). Fungsi sigmoid biner dirumuskan sebagai berikut:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{2.14}$$

dengan

$$f'(x) = f(x)\left[1 - f(x)\right] \tag{2.15}$$

Jika digambarkan menjadi sebuah grafik, fungsi sigmoid biner akan membentuk sebuah huruf “S”.




Gambar 5. Grafik Fungsi Sigmoid Biner yang memiliki nilai keluaran berkisar 0 (nol) hingga 1 (satu).

## 2.9 Algoritma *Backpropagation*

*Backpropagation* adalah salah satu algoritma pembelajaran dalam *Artificial Neural Network*. Proses pembelajaran *backpropagation* dilakukan dengan penyesuaian bobot-bobot jaringan dengan arah mundur berdasarkan nilai *error* dalam proses pembelajaran. *Backpropagation* termasuk *supervised learning*, karena teknik pembelajaran dilakukan dengan membuat fungsi dari data pelatihan untuk mempelajari fungsi pemetaan dari *input* ke *output* (Windarto, dkk., 2020)

### 2.9.1 Kelebihan Algoritma *Backpropagation*

Beberapa kelebihan algoritma *backpropagation* diantaranya (Windarto, dkk., 2020):

a. Dapat diaplikasikan pada penyelesaian berbagai masalah berkaitan dengan identifikasi, prediksi, peramalan, pengenalan pola, dan lain sebagainya.
b. Kemampuannya untuk belajar dan kebal terhadap kesalahan sehingga dapat menciptakan sistem yang tahan akan kerusakan dan bekerja secara konsisten.
c. Melatih jaringan untuk mendapatkan keseimbangan selama proses pelatihan sehingga dapat memberikan respon yang benar terhadap pola masukan yang serupa dengan pola pelatihan.

### 2.9.2 Kekurangan Algoritma *Backpropagation*

Beberapa kekurangan algoritma *backpropagation* diantaranya (Windarto, dkk., 2020):

a. Membutuhkan waktu yang cukup lama dalam proses pembelajaran hingga mencapai kondisi konvergen.
b. Parameter *learning rate* akan selalu berubah-ubah sesuai dengan kondisi perubahan *error* pada setiap iterasinya.
c. Dalam menghitung perubahan bobot, algoritma *backpropagation* dapat menyebabkan masalah local minimum sehingga tidak stabil.

### 2.9.3 Tahapan Algoritma *Backpropagation*

Pada pelatihan *backpropagation* terdapat tiga fase yang dilalui yaitu propagasi maju, propagasi mundur, dan modifikasi bobot. Tahapan algoritma pelatihan untuk jaringan *backpropagation* dengan satu *hidden layer* adalah (Jaya, dkk., 2018):

*Step* 0: Inisialisasi bobot dengan bilangan acak kecil, tentukan angka pembelajaran ($\alpha$), nilai toleransi *error*, dan maksimum epoch

*Step* 1: Jika kondisi penghentian belum terpenuhi, lakukan *step* ke-2 hingga ke-9

*Step* 2: Untuk setiap pasang data pelatihan, lakukan *step* ke-3 hingga ke-8

**Fase I : Propagasi Maju**

*Step 3*: Setiap unit *input* ($x_i, i = 1,2, \dots, n$) menerima sinyal masukan $x_i$ dan meneruskannya ke unit tersembunyi di atasnya

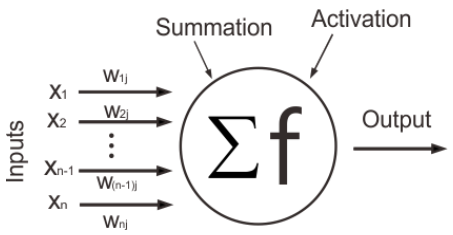
*Step 4*: Pada setiap unit di lapisan tersembunyi ($z_j$, $j$=1, 2, …, $p$) sinyal *output* lapisan tersembunyinya dihitung dengan menerapkan fungsi aktivasi terhadap penjumlahan sinyal-sinyal input berbobot $x_i$

$$z_j = f(v_{0j} + \sum_{i=1}^{n} x_i v_{ij}) \tag{2.16}$$

Hasil fungsi tersebut dikirim ke semua unit pada *output layer.*

*Step 5*: Setiap unit di lapisan *output* ($y_k$, $k$=1,2,…,$m$) dihitung sinyal *output* nya dengan menerapkan fungsi aktivasi terhadap penjumlahan sinyal-sinyal input berbobot $z_j$ bagi lapisan ini

$$y_k = f(w_{0k} + \sum_{j=1}^{p} z_j w_{jk}) \tag{2.17}$$




Gambar 6. Proses Propagasi Maju dimana Nilai Input diteruskan ke *Output Layer* dengan Menggunakan Fungsi Aktivasidan Nilai Bobot Awal

**Fase II: Propagasi Mundur**

*Step 6*: Setiap unit *output* ($y_k$, $k$ = 1,2,…,$m$) menerima pola target $t_k$ lalu informasi kesalahan lapisan output ($\delta_k$) dihitung. $\delta_k$ dikirim ke lapisan di bawahnya dan digunakan untuk menghitung besar koreksi bobot dan bias ($\Delta w_{jk}$ dan $\Delta w_{0k}$) antara lapisan tersembunyi dengan lapisan *output*

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(w_{0k} + \sum_{j=1}^{p} z_j w_{jk}) \tag{2.18}$$

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \tag{2.19}$$

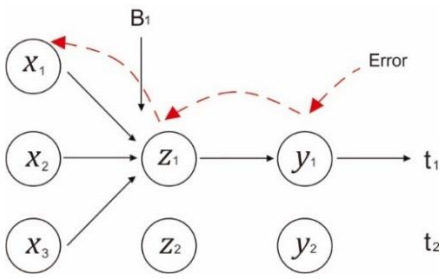
$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \tag{2.20}$$

*Step* 7: Setiap unit lapisan tersembunyi ($z_j$, $j$ = 1,2,…,$p$) dilakukan perhitungan informasi kesalahan lapisan tersembunyi ($\delta_j$). $\delta_j$ kemudian digunakan untuk menghitung besar koreksi bobot dan bias ($\Delta v_{ij}$ dan $\Delta v_{0j}$) antara lapisan *input* dan lapisan tersembunyi

$$\delta_j = \sum_{k=1}^{m} \delta_k w_{jk} \; f'(v_{0k} + \sum_{i=1}^{n} x_i v_{ij}) \tag{2.21}$$

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \tag{2.22}$$

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \tag{2.23}$$




Gambar 7. Proses Propagasi Mundur dimana Hasil Kesalahan dipropagasi Mundur dari *Output Layer* ke *Input Layer*.

**Fase III: Modifikasi Nilai Bobot dan Bias:**

*Step 8*: Pada tiap unit *output* ( $y_k$, $k$=1,2,…,$m$) dilakukan pembaharuan bobot dan bias (j=0,…,$p$). Sehingga bobot dan bias yang baru menjadi:

$$w_{jk_{baru}} = w_{jk_{lama}} + \Delta w_{jk} \tag{2.24}$$

Tiap unit di lapisan tersembunyi ($z_j$, $j$=1,2,…,$p$) juga dilakukan pembaharuan bias dan bobotnya ( $i$=0,…,$n$)

$$v_{ij_{baru}} = v_{ij_{lama}} + \Delta v_{ij} \tag{2.25}$$

*Step 9*: Menguji apakah kondisi penghentian sudah tercapai. Jika belum, maka *step* ke-2 sampai ke-8 terus dilakukan hingga mencapai kondisi berhenti.

Simbol-simbol tahapan algoritma *Backpropagation* di atas akan dijelaskan sebagaimana pada Tabel 1.

Tabel 1. Simbol-simbol Algoritma *Backpropagation*

| Simbol | Keterangan |
|---|---|
| $x_i$ | Unit *input* ke-*i*, (i=1,2,…,*n*) |
| $y_k$ | Unit *output* ke-*k*, (*k*=1,2,…, *m*) |
| $y_{in_k}$ | *Input* jaringan ke $y_k$ |
| $z_j$ | Unit tersembunyi ke-*j* (*j*=1,2,…,*p*) |
| $z_{in_j}$ | *Input* jaringan ke $z_j$ |
| $\delta_k$ | Informasi kesalahan pada lapisan *output k* |
| $\delta_j$ | Informasi kesalahan pada lapisan tersembunyi *j* |
| $\alpha$ | Laju pembelajaran (*learning rate*) |
| $v_{0j}$ | Bias pada lapisan tersembunyi *j* |
| $v_{ij}$ | Bobot antara lapisan *input i* ke lapisan tersembunyi *j* |
| $w_{0k}$ | Bias pada lapisan *output k* |
| $w_{jk}$ | Bobot tantara lapisan tersembunyi *j* ke lapisan *output k* |

## 2.10 Validasi Model

Validasi model merupakan aspek penting dari proses pengembangan model sistem. Ketika tujuan utama model adalah prediksi, kriteria kualitas model yang masuk akal adalah dengan menggunakan *Mean Squared Error* (MSE) (Wallach & Goffinet, 1989) . MSE digunakan untuk mengukur rata-rata kuadrat dari kesalahan antara target yang diamati dengan nilai yang diprediksi. Semakin kecil MSE, semakin baik hasil prediksi yang dihasilkan.

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(Y_i - \hat{Y}_i\right)^2 \tag{2.26}$$

dengan:

$n$ = jumlah data yang diamati

$Y_i$ = nilai aktual

$\hat{Y}_i$ = nilai prediksi

# III. METODOLOGI PENELITIAN

## 3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan pada tahun ajaran 2021/2022 di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

## 3.2 Data Penelitian

Data penelitian yang digunakan adalah data sampel perusahaan BUMN sektor transportasi dan pergudangan. Adapun teknik pengambilan sampel yang digunakan adalah *non-probability sampling* yaitu *purposive sampling*, teknik penentuan sampel dengan pertimbangan tertentu (Sugiyono, 2015). Adapun kriteria pemilihan sampel yang digunakan adalah:

a. Perusahaan BUMN sektor transportasi dan pergudangan
b. Mempublikasikan laporan keuangan tahun 2020 yang telah diaudit di *website* resmi masing-masing perusahaan

Perusahaan yang memenuhi kriteria sampel di atas berjumlah 16 (enam belas) perusahaan. Perusahaan-perusahaan tersebut disebut data uji. Adapun sampel data uji perusahaan yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 2 sebagai berikut:

Tabel 2. Data Uji 16 Perusahaan BUMN Sektor Transportasi dan Pergudangan

| No | Nama Perusahaan |
|---|---|
| 1 | PT Garuda Indonesia (Persero) Tbk |
| 2 | PT Angkasa Pura I (Persero) |
| 3 | PT Angkasa Pura II (Persero) |
| 4 | PT ASDP Indonesia Ferry (Persero) |
| 5 | PT Kereta Api Indonesia (Persero) |
| 6 | PT Pelabuhan Indonesia I (Persero) |
| 7 | PT Pelabuhan Indonesia II (Persero) |
| 8 | PT Pelabuhan Indonesia III (Persero) |
| 9 | PT Pelabuhan Indonesia IV (Persero) |
| 10 | PT Pelayaran Nasional Indonesia (Persero) |
| 11 | Perusahaan Umum DAMRI |
| 12 | PT Jasa Marga (Persero) Tbk |
| 13 | PT Kawasan Berikat Nusantara (Persero) |
| 14 | PT Kawasan Industri Makassar (Persero) |
| 15 | PT Kawasan Industri Medan (Persero) |
| 16 | PT Kawasan Industri Wijayakusuma |

Sebelum melakukan prediksi *financial distress* pada data uji, model ANN perlu dilatih terlebih dahulu menggunakan data perusahaan yang *financial distress.* Data perusahaan tersebut disebut data latih. Data latih dibagi menjadi 2 (dua) kelompok, yaitu perusahaan yang mengalami *financial distress* dan perusahaan *non-financial distress*. Dalam penelitian ini, peneliti memilih secara acak perusahaan *go-public* yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI) dengan laporan keuangan lengkap yang telah diaudit dari tahun 2018 hingga 2020. Jumlah sampel data latih adalah 32 (tiga puluh dua) perusahaan, dimana 16 (enam belas) perusahaan *financial distress* dan 16 (enam belas) perusahaan *non-financial* distress. Kelompok perusahaan dapat diklasifikasikan sebagai *financial distress* jika memenuhi kategori berikut:

a. Memiliki laba bersih negatif selama beberapa tahun berturut-turut (Platt & Platt, 2002)
b. Memiliki *Earning Per Share* (EPS) negatif setidaknya selama dua tahun berturut-turut (Elloumi & Gueyie, 2001)

Oleh karena itu, bagi kelompok perusahaan yang tidak memiliki laba bersih negatif dan EPS negatif setidaknya selama dua tahun berturut-turut akan diklasifikasikan sebagai perusahaan *non-financial distress*. Adapun data latih perusahaan yang digunakan sebagaimana dalam Tabel 3.

Tabel 3. Data Latih 32 Perusahaan *Go-Public* yang Terdaftar di BEI yang Dibagi Menjadi 16 Perusahaan *Financial Distress* & 16 Perusahaan *Non-Financial Distress*

| **No** | **Nama Perusahaan** ***Financial Distress*** | **Nama Perusahaan** ***Non-Financial Distress*** |
|---|---|---|
| 1 | PT Mahaka Media Tbk | PT Asuransi Bina Dana Arta Tbk |
| 2 | PT Express Transindo Utama Tbk | PT Astra Agro Lestari Tbk |
| 3 | PT Acset Indonusa Tbk | PT Telefast Indonesia Tbk |
| 4 | PT Akbar Indo Makmur Stimec Tbk | PT Indosterling Technomedia Tbk |
| 5 | PT Argo Pantes Tbk | PT Transcoal Pacific Tbk |
| 6 | PT Atlas Resources Tbk | PT Tembaga Mulia Semanan Tbk |
| 7 | PT Industri dan Perdagangan Bintraco Dharma Tbk | PT Sinar Mas Multiartha Tbk |
| 8 | PT Bhakti Agung Propertindo Tbk | PT Semen Indonesia (Persero) Tbk |
| 9 | PT Bina Karya Jaya Abadi Tbk | PT Summerecon Agung Tbk |
| 10 | PT Bukit Darmo Property Tbk | PT ACE Hardware Indonesia Tbk |
| 11 | PT Berlian Laju Tanker Tbk | PT Akasha Wira Internasional Tbk |
| 12 | PT Berlina Tbk | PT Adaro Energy Tbk |
| 13 | PT Bumi Teknokultura Unggul Tbk | PT Aneka Gas Industri Tbk |
| 14 | PT Eagle High Plantations Tbk | PT AKR Corporindo Tbk |
| 15 | PT Capitol Nusantara Indonesia Tbk | PT Aneka Tambang Tbk |
| 16 | PT Gunung Raja Paksi Tbk | PT Golden Energy Mines Tbk |

Variabel yang diamati adalah 3 (tiga) rasio keuangan perusahaan-perusahaan di atas yang ditunjukkan pada Tabel 4. Rasio tersebut dihitung dari laporan keuangan perusahaan yang bersumber dari *website* resmi Bursa Efek Indonesia (www.idx.co.id) ataupun dari *website* resmi masing-masing perusahaan.

Tabel 4. *Return on Asset, Current Ratio, dan Debt to Equity Ratio* sebagai Variabel Operasional Penelitian

| **Variabel** | **Definisi Operasional** | **Indikator** | **Skala** |
|---|---|---|---|
| *Return on Asset* | Rasio yang digunakan untuk mengukur efektivitas investasi perusahaan pada aset fisik (Irfani, 2020). | $\frac{Laba\ Setelah\ Pajak}{Total\ Aktiva}$ | Rasio |
| *Current Ratio* | Untuk mengukur kemampuan seluruh aset lancar dalam menutupi seluruh kewajiban (utang) lancar perusahaan (Irfani, 2020). | $\frac{Aktiva\ lancar}{Utang\ lancar}$ | Rasio |
| *Debt to Equity Ratio* | Merefleksikan kemampuan total ekuitas perusahaan dalam menutupi seluruh kewajiban (utang) jangka panjang/obligasi perusahaan (Irfani, 2020). | $\frac{Total\ Utang}{Total\ Ekuitas}$ | Rasio |

## 3.3 Metode Penelitian

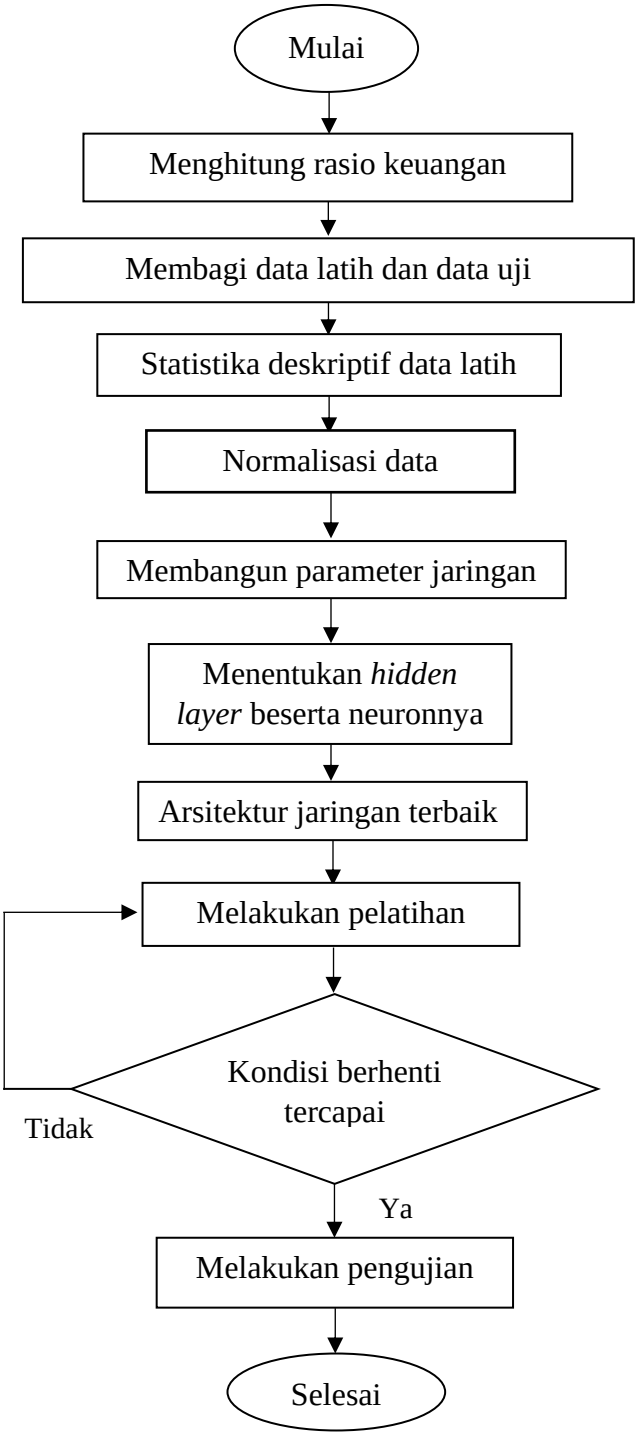
Metode penelitian yang dipakai pada penelitian ini adalah analisis statistik deskriptif dan *Artificial Neural Network* dengan bantuan bahasa pemrograman Python. Analisis statistik deskriptif digunakan untuk membandingkan rasio

keuangan perusahaan yang mengalami *financial distress* dan perusahaan yang tidak mengalami *financial distress*. Kemudian metode *Artificial Neural Network* digunakan untuk memprediksi *financial distress* pada perusahaan BUMN sektor transportasi dan pergudangan. Pada penelitian ini, proses pelatihan ANN menggunakan algoritma *backpropagation*, dimana fungsi aktivasi yang digunakan adalah sigmoid biner. Setelah menentukan arsitektur model pelatihan ANN dan mendapatkan bobot dan kriteria *error* yang diinginkan, langkah selanjutnya adalah melakukan proses prediksi *financial distress* pada data uji menggunakan model jaringan yang sudah dilatih. Jika nilai keluaran hasil prediksi sama dengan 1 (satu) atau mendekati 1 (satu), perusahaan tersebut terindikasi *financial distress*. Sedangkan jika nilai *output* hasil prediksi sama dengan 0 (nol) atau mendekati 0 (nol), perusahaan tersebut diprediksi tidak mengalami *financial distress*.

Adapun langkah-langkah dalam penelitian ini, yaitu:

1. Menghitung rasio keuangan;
2. Melakukan analisis statistika deskriptif pada data rasio keuangan baik dari perusahan yang *financial distress* maupun perusahaan *non-financial distress*
3. Membagi data kedalam data latih dan data uji*;*
4. Melakukan normalisasi data;
5. Membangun parameter jaringan;
6. Menentukan jumlah *hidden layer* beserta neuronnya;
7. Uji coba untuk mendapatkan arsitektur terbaik;
8. Melakukan proses pelatihan dengan algoritma *backpropagation*;
9. Mendapatkan nilai MSE terkecil dari *goal* yang ditetapkan atau jumlah epoch maksimal tercapai;
   a. Jika ya, maka dilanjutkan dengan proses berikutnya.
   b. Jika tidak, maka kembali pada proses pelatihan.
10. Melakukan proses pengujian;

### 3.4 Tahapan Penelitian




Gambar 8. *Flowchart* Proses Analisis Penelitian

# V. KESIMPULAN DAN SARAN

## 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa karakteristik perusahaan yang mengalami *financial distress* dan yang tidak mengalami *financial distress* memiliki perbedaan yang cukup signifikan. Menurut statistika deskriptif, perusahaan yang berada dalam kondisi *financial distress* memiliki nilai rata-rata *return on assets* dan *current ratio* yang lebih rendah dibandingkan perusahaan yang tidak mengalami *financial distress.* Sementara itu, jika dilihat berdasarkan nilai *debt to equity ratio*, perusahaan yang berada dalam kondisi *financial distress* memiliki nilai rata-rata rasio yang lebih tinggi dibandingkan perusahaan yang tidak mengalami *financial distress*.

Berdasarkan uji coba yang dilakukan dalam proses pelatihan, diperoleh arsitektur model jaringan terbaik yaitu model jaringan dengan 3 (tiga) neuron *input*, 5 (lima) neuron pada 1 (satu) *hidden layer*, dan 1 (satu) neuron *output*. Dari model jaringan tersebut diperoleh nilai MSE terendah yaitu 0,1315 dengan nilai akurasi tertinggi mencapai 91,67%. Dari 16 (enam belas) perusahaan BUMN sektor transportasi dan pergudangan yang diujikan, terdapat 7 (tujuh) perusahaan yang terindikasi *financial distress* sedangkan sisanya tidak terindikasi *financial distress.* Ketujuh perusahaan tersebut diketahui semuanya berasal dari perusahaan sektor transportasi, yaitu: PT Garuda Indonesia, PT Angkasa Pura I, PT Angkasa Pura II, PT Kereta Api Indonesia, PT Pelayaran Nasional Indonesia, Perum Damri, dan PT Jasa Marga.

## 5.2 Saran

Penelitian yang telah dibahas dapat ditindaklanjuti dengan menggunakan metode analisis lain seperti *random forest*, regresi logistik, *trait recognition*, ataupun *SVM*. Kemudian rasio keuangan yang dipakai sebagai variabel *input* dalam memprediksi *financial distress*, dapat diganti atau ditambah rasio keuangan lain yang mungkin memiliki pengaruh terhadap *financial distress*. Selain itu, juga dapat menggunakan data sampel penelitian lain bukan hanya perusahaan BUMN sektor transportasi dan pergudangan.

# DAFTAR PUSTAKA


Arbianto, D. Z. 2022. Pengaruh Rasio Keuangan Terhadap *Financial Distress* Studi Empiris pada Perusahaan Transportasi yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia Tahun 2019 – 2021. *Skripsi.* Surabaya: Universitas Muhammadiyah Surabaya.

BPS. 2021. Statistik Keuangan Badan Usaha Milik Negara dan Badan Usaha Milik Daerah 2020. Badan Pusat Statistik, Jakarta.

Chamidah, N., Salamah, U., & Wiharto. 2012. Pengaruh Normalisasi Data pada Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagasi Gradient Descent Adaptive Gain (BPDAG) untuk Klasifikasi. *Jurnal Itsmart.* 1(1): 28-33.

Damajanti, A., Wulandari, H., & Rosyati. 2021. Pengaruh Rasio Keuangan Terhadap *Financial Distress* pada Perusahaan Sektor Perdagangan Eceran di Bursa Efek Indonesia Tahun 2015-2018. *Jurnal Ilmiah Bidang Ilmu Ekonomi*. 19(1): 29-44.

Elloumi, F., & Gueyié, J. 2001. Financial distress and corporate governance: an empirical analysis. *Corporate Governance: The International Journal of Business in Society. 1(1). 15–23.*

Heaton, J. 2005. *Introduction to Neural Network for Java*. Second Edition. Heaton Research Inc., St. Louis.

IAI. 2015. *Pernyataan Standar Akuntansi Keuangan Nomor 1 Tentang Laporan Keuangan*. Ikatan Akuntan Indonesia, Jakarta.

Indonesia. 2003. *Undang-undang Republik Indonesia Nomor 19 Tahun 2003 tentang Badan Usaha Milik Negara*. Tambahan Lembaran Negara Republik Indonesia Nomor 4297. Jakarta.

Investor.id. 2021. Laba Bersih BUMN Tembus Rp61 Triliun. Diakses pada 26 Juli 2022, dari https://investor.id/business/272600/laba-bersih-bumn-tembus-rp-61-triliun.

Irfani, A. S. 2020. Manajemen Keuangan dan Bisnis: Teori dan Aplikasi. PT. Gramedia Pustaka Utama, Jakarta.

James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. 2017. *An Introduction to Statistical Learning: Applications in R*. Springer, London.

Jaya, H., Sabran, Idris, M. M., Djawad, Y. A., Ilham, A., & Ahmar, A. S. 2018. Kecerdasan Buatan. Fakultas MIPA Universitas Negeri Makassar, Makassar.

Katadata.co.id. 2020. Imbas Pandemi, Kinerja Lima Perusahaan Transportasi Semester I Anjlok. Diakses 26 Juli 2022, dari https://katadata.co.id/agungjatmiko/finansial/5f3505138f061/imbas-pandemi-kinerja-lima-perusahaan-transportasi-semester-i-anjlok.

Lesnussa, Y., Latuconsina, S., & Persulessy, E. 2015. Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Memprediksi Prestasi Siswa SMA (Studi Kasus: Prediksi Prestasi Siswa SMAN 4 Ambon). *Matematika Integratif*. 11(2).

Marhamah, S., Maiyastri, & Asdi, Y. 2011. Studi Prestasi Mahasiswa Dengan Analisis Statistika Deskriptif (Studi Kasus: Mahasiswa Program Studi Matematika Fmipa Universitas Andalas Tahun 2009 - 2011). *Jurnal Matematika Unand.* 5(4): 36-44.

Norfiansyah, D., & Nurcahyo, G. W. 2015. Algoritma Data Mining Dan Pengujian. Deepublish, Yogyakarta.

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.

Platt, H.. D. & Platt, M. B. 2002. Predicting Corporate Financial Distress: Reflections on Choice-Based Sample Bias. *Journal of Financial Service Professionals*. 26(2): 184-199.

Prasetyo, E. 2012. Data Mining Konsep dan Aplikasi Menggunakan MATLAB. Edisi 1. Andi Offset, Yogyakarta.

Salehi, M., Shiri, M. M., & Pasikhani, M. B. 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.

Siang, J. J. 2005. Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab. Andi, Yogyakarta.

Singh, Y., & Chauhan, A. S. 2009. Neural Network In Data Mining. *J Theoretical and Applied Information Technology*. 5(1): 37–42.

Sugiyono. 2015. Metode Penelitian Kuantitatif, Kualitatif dan R&D. Alfabeta, Bandung.

Suharman, H. 2007. Analisis Rasio Keuangan untuk Memprediksi Tingkat Kegagalan Usaha Bank. *Jurnal Ilmiah ASET*. 9(1).

Walpole, RE. 1995. Pengantar Statistika. Edisi 3. Diterjemahkan dari Probability and Statistic for Engineers and Scientist oleh B. Sumantri. PT Gramedia Pustaka Utama, Jakarta.

Wardhani, R. 2006. Mekanisme Corporate Governance Dalam Perusahaan Yang Mengalami Permasalahan Keuangan (Financially Distressed Firms). *Simposium Nasional Akuntansi 9 Padang.*

Wallach, D. & Goffinet, B. 1989. Mean Squared Error of Prediction as A Criterion for Evaluating and Comparing System Models. *Ecological Modelling*: 44 (3-4): 299-306.

Windarto, A. P., Nasution, D., Wanto, A., Tambunan, F., Hasibuan, M. S., Siregar, M. N. H., Lubis, M. R., Solikhun, Fadhillah, Y., & Nofriansyah, D. 2020. Jaringan Saraf Tiruan: Algoritma Prediksi dan Implementasi. Yayasan Kita Menulis, Medan.

Whitaker, R. B. 1999. The Early Stage of Financial distress. *Journal of Economics and Finance*. 23(2).