

ANALISIS KELUHAN PELANGGAN PADA *SOCIAL CUSTOMER RELATIONSHIP MANAGEMENT E-COMMERCE* DI INDONESIA MENGGUNAKAN MODEL BERBASIS *ONTOLOGY*

(Studi Kasus: TokopediaCare, ShopeeCare, Bukabantuan)

CUSTOMER COMPLAINT ANALYSIS THROUGH SOCIAL CUSTOMER RELATIONSHIP MANAGEMENT E-COMMERCE IN INDONESIA USING ONTOLOGY BASED MODELLING

(Case Study: TokopediaCare, ShopeeCare, Bukabantuan)

Nabilla Kalvina Izumi¹, Andry Alamsyah², Tri Widarmanti³

^{1,2,3} Universitas Telkom, Bandung

nabillakalvina@student.telkomuniversity.ac.id¹, andryalmsyah@telkomuniversity.ac.id², triwidarmanti@telkomuniversity.ac.id³

Abstrak

Internet telah membantu perkembangan penjualan dan pembelian dengan sistem elektronik yang kita kenal dengan *E-Commerce* yang kini digemari oleh pelanggan karena membuat proses pembelian menjadi lebih mudah. Indonesia adalah negara dengan pertumbuhan *E-Commerce* nomor satu di dunia. Hal ini didukung dengan pengguna internet di Indonesia yang mencapai lebih dari 100 juta pengguna dan 77% diantaranya memiliki preferensi untuk berbelanja secara daring. Tahun 2020 terjadi peningkatan pembelanjaan secara daring sebesar 400%. Namun, keluhan pembelanjaan secara daring juga meningkat sebesar 23,11%. Ketika pelanggan tidak puas, media sosial merupakan salah satu alternative yang digunakan untuk menyampaikan ketidakpuasan. Twitter adalah salah satu media sosial yang sering digunakan pengguna internet di Indonesia. Tokopedia, Shopee, dan Bukalapak adalah pilihan *E-Commerce* dengan angka kunjungan tertinggi. Ketiganya memiliki akun *Social Customer Relationship Management (SCRM)* di Twitter dengan nama akun @TokopediaCare, @ShopeeCare, dan @Bukabantuan untuk berinteraksi dengan pelanggannya. Melalui metode *ontology* atau *ontology modelling* kita dapat mengetahui apa agregasi permasalahan yang dikeluhkan oleh pelanggan serta prediksi kepribadian yang dimiliki. Penelitian ini mencari permasalahan tertinggi yang dikeluhkan dengan *Problem Recognition* dan prediksi kepribadian dari pelanggan yang ditujukan kepada ketiga akun SCRM yang telah disebutkan untuk menjadi informasi pengelolaan *Social Customer Relationship Management* bahkan dapat meningkatkan fungsi operasional bisnis.

Kata Kunci: *E-Commerce, Social Customer Relationship Management, Big Five Personality, Keluhan Pelanggan, Ontology Modelling*

Abstract

Internet has been a powerful source for commercial business with an electronic system as known as E-commerce which now become a preferred option by the customer because it makes buying process easier. Indonesia is a country with the highest number of E-Commerce growth. This is supported by the number of local internet users that reached 100 million users and 77% within have a preference to shop by online. However, the numbers from complaints were also increasing by 23,11%. When the customers feel dissatisfied, social media is one of the alternatives to express their dissatisfaction. Twitter has become one of the social media options that often be used by internet users in Indonesia. Tokopedia, Shopee, and Bukalapak were the E-Commerce with the highest number of local visitors. They have Twitter account as the implementation of Social Customer Relationship Management to interact with their customers. Ontology modelling can be used for Problem and Personality Recognition for the information that helps Social Customer Relationship Management increasing their operational business and customer handling. The aim for this research is to construct a mapping with personality and problem recognition for an information that can be used for customer handling and business operation improvement.

Keywords: E-Commerce, Social Customer Relationship Management, Big Five Personality, Customer Complaints, Ontology Modelling

1. Pendahuluan

Teknologi informasi pada internet membantu perkembangan yang sangat pesat dalam ekonomi digital. Melalui internet, proses jual beli berupa pertukaran produk, jasa, dan informasi menjadi lebih berkembang [1]

2. Dasar Teori dan Kerangka Pemikiran

2.1 Perusahaan dan Tujuan Perusahaan

Perusahaan yaitu badan usaha yang melakukan kegiatan pada bidang perekonomian (industri, keuangan, dan perdagangan), yang dilaksanakan secara berkelanjutan atau teratur, dengan terang terangan dengan keuntungan sebagai tujuannya [33]. Tujuan perusahaan yakni pernyataan mengenai keinginan yang akan dijadikan bagi manajemen perusahaan agar menggapai hasil tertentu atas aktivitas yang dilaksanakan dengan dimensi waktu tertentu [4]. Dapat dikatakan bahwa perusahaan merupakan suatu organisasi yang berkaitan dengan bisnis yang memiliki tujuan untuk menghasilkan keuntungan atau laba.

2.2 Kinerja Keuangan

Gambaran hasil ekonomi yang bisa dicapai oleh perusahaan maupun perbankan pada waktu tertentu melalui kegiatan-kegiatan perusahaan dalam menciptakan laba secara efisien dan efektif yang mampu diukur pertumbuhannya dengan melalui menganalisis data keuangan yang tertera pada laporan keuangan disebut dengan kinerja keuangan [12]. Analisis kinerja keuangan yakni proses peninjauan keuangan dengan kritis, yang terdapat pengkajian data keuangan, perhitungan data keuangan, pengukuran data keuangan, interpretasi data keuangan, dan pemberian solusi dalam masalah keuangan perusahaan dalam waktu tertentu [19]. Maka, disebutkan bahwa kinerja keuangan yakni situasi di mana perusahaan dapat menghasilkan target yang telah dicapai sesuai dengan yang diharapkan oleh perusahaan.

2.3 Kebangkrutan dan *Financial Distress*

Kebangkrutan yakni kondisi di mana jika seluruh utang perusahaan melewati penilaian wajar dari harta keseluruhannya (nilai perusahaan negatif, atau perusahaan berada dalam kondisi *actual insolvency*) [20]. Indikator kebangkrutan suatu perusahaan dapat dilihat dengan cara melakukan analisis pada aliran kas, analisis laporan keuangan, serta analisis strategis perusahaan [25]. Faktor yang dapat menyebabkan perusahaan mengalami kebangkrutan dapat dilihat dari beberapa faktor diantaranya [9]:

- a. Faktor internal
 - 1) Manajemen yang tak efisien akan membuat rugi secara berkelanjutan yang akhirnya menyebabkan perusahaan tak dapat membayar kewajibannya.
 - 2) Tak seimbangnya modal yang dimiliki dengan total piutang-utang yang dimiliki.
 - 3) Kecurangan yang dilaksanakan oleh manajemen.
- b. Faktor eksternal
 - 1) Berubahnya keinginan konsumen yang tak diantisipasi oleh perusahaan yang menyebabkan konsumen enggan membeli, hal ini berdampak pada turunnya pendapatan perusahaan.
 - 2) Sulitnya bahan baku sebab *supplier* tak bisa memasok lagi kebutuhan bahan baku yang dipakai untuk produksi.
 - 3) Faktor debitor juga perlu diantisipasi untuk melindungi supaya debitor tak melaksanakan kecurangan dengan menghindar dari kewajiban membayar utang.
 - 4) Ikatan yang tak cocok dengan kreditor, dapat berdampak buruk terhadap kesinambungan bisnis perusahaan.

Financial distress yakni suatu keadaan di mana alur kas operasi perusahaan tak cukup untuk memuaskan kewajiban-kewajiban yang saat ini (seperti perdagangan kredit atau pengeluaran bunga) dan perusahaan didesak untuk melaksanakan aktivitas korektif [5]. Prediksi *financial distress* yakni hal yang paling penting untuk dilaksanakan perusahaan untuk menjaga-jaga terjadinya risiko kebangkrutan yang akan berlangsung di masa depan [29]. *Financial distress* dapat diawali dengan kesulitan likuiditas yakni *financial distress* yang paling kecil, hingga pada pernyataan perusahaan mengalami kebangkrutan yakni *financial distress* yang paling besar [25]. Suatu kondisi yang bisa menempatkan perusahaan dalam bahaya kebangkrutan yaitu *financial distress* [29]. *Financial*

distress atau permasalahan keuangan telah menjadi momok bagi perusahaan-perusahaan, sebab permasalahan keuangan bisa menerjang semua jenis perusahaan walaupun perusahaan yang terlibat merupakan perusahaan yang besar [2]. Perusahaan dapat mengatasi *financial distress* dengan beberapa cara menjual aktiva yang utama, melakukan merger bersama perusahaan yang lain, mengurangi pengeluaran modal dan penelitian serta pengembangan, menerbitkan surat berharga yang teranyar, dan negosiasi bersama bank dan juga para kreditor yang lain [5].

2.4 Laporan Keuangan

Laporan keuangan yakni informasi yang berisi informasi mengenai posisi keuangan perusahaan, hasil usaha, perubahan arus kas serta ekuitas suatu perusahaan [9]. Laporan keuangan yaitu hasil dari proses akuntansi yang bisa dipakai sebagai alat untuk menghubungkan data finansial atau kegiatan perusahaan pada pihak-pihak yang berkaitan [19]. Maka, dapat disimpulkan bahwa laporan keuangan yakni suatu informasi yang berisi data keuangan pada periode tertentu dan dari laporan tersebut dapat memberikan gambaran kinerja keuangan perusahaan. Jika diurutkan laporan keuangan berdasarkan proses penyajiannya, yaitu [22]:

- a. Laporan Laba Rugi atau *Income Statement* yaitu laporan yang menampilkan pendapatan, beban, laba atau rugi bersih perusahaan untuk suatu periode waktu tertentu.
- b. Laporan Ekuitas Pemilik atau *Owner's Equity Statement* yaitu suatu laporan yang merangkum perubahan laba ditahan dalam periode waktu tertentu.
- c. Neraca atau *Balance Sheet* yaitu suatu laporan yang menggambarkan aset, kewajiban, dan juga ekuitas sebuah perusahaan pada tanggal tertentu.
- d. Laporan Arus Kas atau *Statement of Cash Flows* yaitu suatu laporan yang merangkum informasi mengenai arus kas masuk (*recipment*) dan arus kas keluar (*payments*) untuk suatu periode tertentu.

Analisis laporan keuangan adalah sebuah proses untuk membahas laporan keuangan dalam aspek-aspeknya dan mempelajari masing-masing dari aspek tersebut bertujuan untuk mendapatkan pengertian serta pemahaman yang bagus juga tepat atas laporan keuangan itu sendiri [19]. Analisis laporan keuangan yaitu sebuah proses yang dengan penuh pertimbangan dalam rangka untuk menolong menelaah posisi keuangan dan hasil aktivitas perusahaan pada saat ini dan juga pada masa lalu, yang tujuan utama untuk memilih perkiraan dan juga prediksi yang paling mungkin mengenai keadaan dan kinerja perusahaan di masa depan [24]. Tujuan analisis laporan keuangan meliputi pengaplikasian berbagai instrumen dan teknik analisis pada laporan juga data keuangan dalam rangka untuk mendapatkan ukuran-ukuran dan hubungan-hubungan yang berarti juga bermanfaat dalam proses pengambilan keputusan [24]. Terdapat tiga teknik yang sering dipakai dalam analisis laporan keuangan diantaranya [22]:

- a. Analisis horizontal, atau biasa dikenal dengan *trend analysis*, yakni teknik untuk melaksanakan evaluasi serangkaian data pada laporan keuangan dalam periode waktu tertentu.
- b. Analisis vertikal, atau biasa dikenal dengan *common-size analysis*, adalah teknik yang menjelaskan setiap unsur dalam laporan keuangan secara persentase dari jumlah dasar (*base amount*).
- c. Analisis rasio, yaitu menggambarkan hubungan antara unsur data pada laporan keuangan yang dipilih.

2.5 Rasio Keuangan

Penyusunan kembali data akuntansi dalam sistem perbandingan dalam rangka mengidentifikasi kuat atau lemahnya keuangan perusahaan yakni rasio keuangan [23]. Rasio keuangan yakni sebuah perhitungan rasio dengan memakai laporan keuangan yang memiliki fungsi sebagai alat ukur dalam menilai keadaan keuangan serta kinerja perusahaan [19]. Maka, dapat dijelaskan bahwa rasio keuangan yakni sebuah perhitungan dari laporan keuangan perusahaan yang hasilnya menjadi alat ukur kinerja keuangan perusahaan.

2.6 Data Mining

Pengekstrakan informasi baru yang diterima dari bongkahan data besar yang menolong pengambilan suatu kesimpulan disebut dengan *data mining* [10]. *Data mining* yakni sebutan yang dipakai untuk mendeskripsikan proses penggalian suatu nilai dari sebuah basis data [35]. Terdapat dua kata istilah dari *data mining* yaitu *data* yakni gabungan fakta yang terekam maupun sebuah entitas yang tak mempunyai kejelasan dan selama ini terabaikan serta *mining* yakni metode penambangan [8]. *Data mining* dapat dikenal dengan sebutan *knowledge-discovery in database (KDD)*. *Data mining* atau *knowledge-discovery in database* memiliki tujuan untuk memanfaatkan data dalam sumber data dengan mengolahnya sehingga menghasilkan informasi baru yang sempurna [11]. Algoritma dan metode *data mining* dalam proses *decision making* dan pencarian pengetahuan baru terdiri beberapa klasifikasi, yaitu [8]:

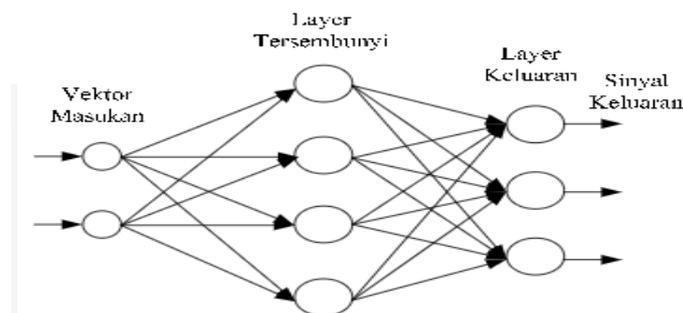
1. Estimasi, dipakai untuk melaksanakan estimasi terhadap suatu data baru yang tak mempunyai keputusan berdasarkan histori data yang sudah ada.

2. Asosiasi, dipakai untuk memahami kelakuan dari perkara-perkara khusus atau proses di mana hubungan asosiasi tampak dalam seluruh perkara.
3. Klasifikasi, sebuah metode dengan memandang pada kelakuan dan tanda dari kelompok yang telah didefinisikan.
4. Klastering, dipakai untuk menelaah pengelompokan berbeda terhadap data, mirip seperti dengan klasifikasi, hanya pengelompokan belum diistilahkan sebelum digerakannya *tool data mining*.
5. Prediksi, algoritma prediksi biasanya dipakai untuk memperkirakan atau *forecasting* sebuah kejadian sebelum kejadian maupun peristiwa tertentu terjadi.

2.7 Artificial Neural Network

Artificial neural yakni model matematika yang terinspirasi dari kapabilitas pemrosesan informasi otak. Maka, dapat dijelaskan bahwa *artificial neural network* merupakan suatu metode pengambilan suatu informasi berupa ilmu baru yang terinspirasi dari jaringan sistem saraf biologis [14]. *Artificial neural network* sebuah konsep rekayasa pengetahuan dalam ilmu kecerdasan buatan yang dirancang dengan mengadopsi sistem saraf manusia, yang pemrosesan utamanya di otak [10].

Artificial neural network yakni model prediksi dari *data mining* yang populer dengan keakuratannya dalam prediksi [13]. Penggunaan data *real* pada model *artificial neural network*, menjadikan banyak dipakai dalam pengkajian medis, keuangan, dan pemasaran [35]. Algoritma *artificial neural network* yang paling sering digunakan dalam bidang prediksi *financial distress* adalah *Multilayer Perceptron (MLP)* [34]. “Dalam jaringan *multilayer perceptron*, selain unit *input* dan *output*, juga terdapat unit-unit lain (dikenal dengan *hidden*). Dimungkinkan terdiri dari banyak *hidden layer*. Seperti halnya unit *input* dan *output*, unit-unit dalam satu layar tak silih terhubung” [21]. Gambar 1 menampilkan contoh arsitektur ANN *Multilayer Perceptron*.



Gambar 1. Arsitektur *Multilayer Perceptron*
Sumber: Konsep *Multilayer Perceptron* [10]

Tanpa data algoritma, cara prediksi tak akan berhasil, oleh karenanya cara yang pertama kali dilaksanakan yakni *training data* untuk melatih permodelan algoritma dari *artificial neural network*, kemudian melakukan *testing data* untuk memahami hasil performa algoritma dari *artificial neural network* yang dilatih sebelumnya ketika memakai data yang baru. Secara normalnya pada model algoritma pembelajaran atau pelatihan, data yang digunakan dibedakan menjadi dua jenis, yaitu:

1. Data latih, data yang akan digunakan untuk membentuk model pelatihan [26]. Dalam pendalaman *artificial neural network multi layer perceptron*, *data training* dipakai untuk mengetahui bobot ideal dengan ketentuan *backpropagation* [30].
2. Data uji, data yang digunakan untuk mengetes model [26]. Dalam pendalaman *artificial neural network multi layer perceptron*, *data testing* dipakai untuk memprediksi tingkat kesalahan setelah menentukan model akhir [30].

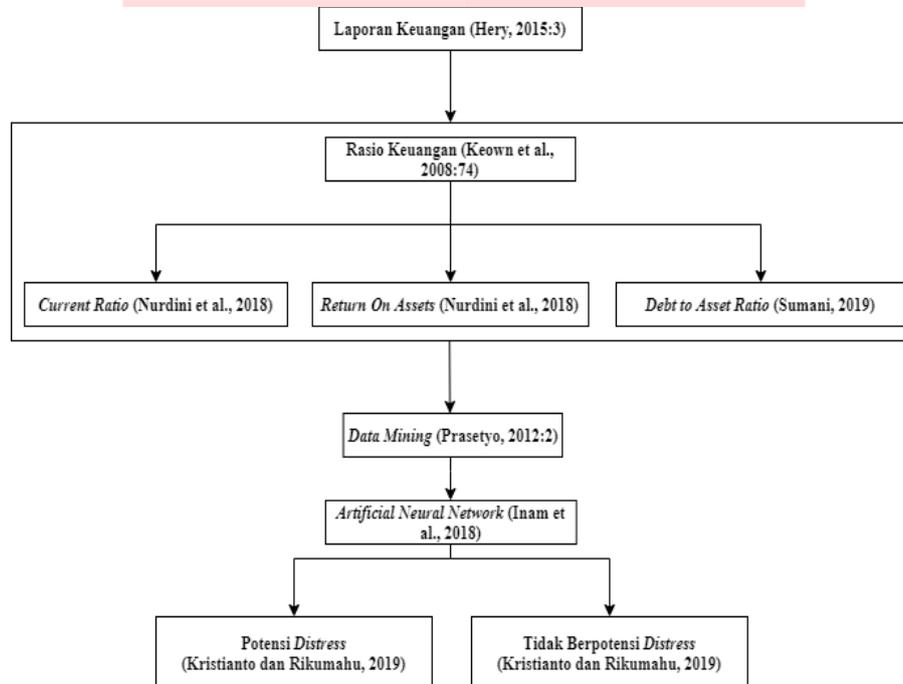
2.8 Kerangka Pemikiran

Berdasarkan penelitian terdahulu yang sebagai referensi, pada penelitian ini menggunakan satu variabel penelitian yakni *financial distress*. Kinerja perusahaan *retail* sejak 2015 mengalami penurunan baik di Indonesia maupun di dunia. Terbukti banyaknya perusahaan *retail* yang merugi akibat tak dapat bersaing dengan perusahaan lain dan adanya globalisasi ditandai dengan munculnya *e-commerce*. Apabila tak ada inovasi karena perkembangan zaman pada perusahaan *retail* maka akan mengakibatkan perusahaan tersebut mengalami kebangkrutan. Jika hal itu dibiarkan tanpa adanya perbaikan, perusahaan itu akan merugi bahkan bisa mengalami kebangkrutan. Objek penelitian ini yakni perusahaan *retail* yang tercatat pada Bursa Efek Indonesia dengan waktu pencatatan 2015-2019.

Sebuah perusahaan yang akan mengalami kondisi kebangkrutan biasanya ditandai dengan pendapatan pertahun yang turun bahkan rugi yang menyebabkan terjadinya masalah *financial distress*. Karena itu diperlukanlah analisis laporan keuangan untuk menilai kinerja sebuah perusahaan. Laporan keuangan nantinya akan mendapatkan rasio-rasio keuangan yang harus dihitung juga dianalisis. Rasio keuangan dipilih karena sesuai dengan penelitian-penelitian terdahulu untuk mengukur kebangkrutan dan *financial distress*.

Pada penelitian ini *current ratio* mewakili rasio likuiditas terbukti berpengaruh pada kebangkrutan dan *financial distress* dari penelitian-penelitian terdahulu [14, 15, 28, 30, 31]. Kemudian *return on assets* mewakili rasio profitabilitas dipilih karena terbukti digunakan dalam berpengaruh terhadap kebangkrutan dan *financial distress* seperti penelitian terdahulu [15, 28, 30, 32]. *Debt to assets ratio* yang mewakili rasio solvabilitas dipilih karena terbukti sering digunakan dalam penelitian terdahulu untuk berpengaruh terhadap kebangkrutan dan *financial distress* [2, 28, 32]. Selanjutnya hasil perhitungan rasio menjadi variabel *input* pada model prediksi *artificial neural network*, untuk variabel *output* adalah *distress* dan *non distress*.

Artificial neural network digunakan untuk memprediksi kinerja sebuah perusahaan. *Artificial neural network* termasuk kedalam teknik *data mining*, prediksi kinerja perusahaan dengan *artificial neural network* dipilih karena terbukti akurat dari penelitian-penelitian terdahulu dalam memprediksi kebangkrutan dan *financial distress* [13, 14, 16, 27, 28]. Sebelum melakukan pengujian pada data yang menjadi objek penelitian diperlukan *data training* terlebih dahulu, dengan cara melatih data dari perusahaan yang telah dinyatakan bangkrut dan tak bangkrut. Penjabaran yang telah dijabarkan ini, dapat digambarkan ke dalam kerangka pemikiran pada Gambar 2.



Gambar 2. Kerangka Pemikiran

3. Metodologi Penelitian

3.1 Populasi

Populasi pada penelitian ini yang dijadikan sebagai objek penelitian yakni perusahaan *retail* yang tercatat pada Bursa Efek Indonesia. Populasi perusahaan *retail* yang tercatat pada Bursa Efek Indonesia terdapat 27 perusahaan *retail*

3.2 Sampel

Kriteria dari pemilihan sampel untuk penelitian ini adalah perusahaan *retail* yang konsisten tercatat di Bursa Efek Indonesia tahun 2015-2019 dan perusahaan yang melaporkan laporan keuangan yang sudah melakukan diaudit periode 2015 -2019. Perusahaan yang terpilih sebagai kriteria tersebut terdapat 20 perusahaan. 20 perusahaan ini merupakan sampel *data testing*. Sebab dalam menggunakan *artificial neural network* perlu melakukan pelatihan data terlebih dahulu.

Pada proses pelatihan data menggunakan perusahaan yang dilaporkan tak bangkrut dan yang dilaporkan bangkrut pada tahun 2019. Penelitian ini menggunakan perusahaan-perusahaan terbuka di berbagai negara yang melaporkan laporan keuangan tahun 2014-2018, sampel ini dinamakan sampel *data training*. Total sampel *data training* berjumlah 30 perusahaan dengan terdiri masing-masing 15 untuk perusahaan yang dilaporkan tak bangkrut dan dilaporkan bangkrut.

3.3 Teknik Analisis Data

3.3.1 Menghitung Rasio Keuangan

Rasio keuangan pada penelitian ini akan menjadi nilai *input* pada model *artificial neural network*. Tiga rasio keuangan yang digunakan yaitu *current ratio* mewakili rasio likuiditas, *return on assets* mewakili rasio produktivitas, dan *debt to asset ratio* mewakili rasio solvabilitas. Rasio keuangan pada *data training* dihitung pada periode 2014-2018 dan untuk *data testing* pada tahun 2015-2019. Sampel pada perusahaan *retail* yang tercatat pada Bursa Efek Indonesia sebagai sampel *data testing* terdapat 20 sampel perusahaan dan sampel pada *data training* sebesar 30 perusahaan dimana masing-masing perusahaan yang dinyatakan bangkrut dan tak bangkrut dengan total 15 perusahaan. Rumus untuk rasio keuangan yang digunakan sebagai berikut:

$$a. \text{Current Ratio} = \frac{\text{Current Assets}}{\text{Current Liabilities}} \quad (1)$$

$$b. \text{Return On Assets} = \frac{\text{Net Income}}{\text{Total Assets}} \quad (2)$$

$$c. \text{Debt to Asset Ratio} = \frac{\text{Total Liabilities}}{\text{Total Assets}} \quad (3)$$

3.3.2 Analisis Statistik Deskriptif

Analisis statistik deskriptif pada penelitian ini dilakukan untuk mengenali perbedaan rasio keuangan antara perusahaan yang tak mengalami bangkrut dengan perusahaan yang mengalami bangkrut. Rasio keuangan digunakan untuk melakukan proses analisis statistik deskriptif. Rasio yang dipakai yakni *current ratio*, *return on assets* dan *debt to asset ratio*. Analisis ini dipakai dengan membandingkan nilai rata-rata hasil perhitungan perusahaan yang tak menghadapi kebangkrutan dan perusahaan yang menghadapi kebangkrutan. Sampel *data training* digunakan pada proses analisis statistik deskriptif.

3.3.3 Model Prediksi Menggunakan Artificial Neural Network

3.3.3.1. Training Data

Dalam melakukan prediksi menggunakan *artificial neural network* diperlukan proses *data training* sebelum melakukan prediksi terhadap *financial distress* perusahaan. Seperti otak manusia selalu belajar dari lingkungannya sehingga bisa mengolah lingkungannya dengan baik berasaskan pengalaman yang telah didapatkan, *artificial neural network* dalam data mining dianggap seperti model untuk proses prediksi, memerlukan proses pelatihan supaya bisa memprediksi kelas baru suatu *data testing* yang baru ditemukan [9].

3.3.3.2. Algoritma Backpropagation

Peneliti menggunakan proses pelatihan *artificial neural network multilayer perceptron* dengan menggunakan algoritma *backpropagation*. Algoritma *artificial neural network* yang sangat terkenal dalam memprediksi kebangkrutan dan *financial distress* adalah *multilayer perceptron* atau *MLP* [34]. *MLP* dapat menyelesaikan masalah yang lebih kompleks jika dibandingkan *single layer network*, walaupun proses pelatihan lebih kompleks dan lama [21]. Dalam *MLP backpropagation* mempunyai dua sesi [10]:

- Sesi pertama, vektor/pola masukan diberi pada layer. *Network* selanjutnya merambat pola masukan dari layer ke layer tersembunyi permulaan, selanjutnya dilanjutkan ke layer tersembunyi berikutnya sehingga sampai nilai keluaran muncul oleh layer keluaran. Pada penelitian ini pola masukan berupa rasio keuangan dari *data training*.
- Sesi kedua, jikalau nilai/pola keluaran berbeda pada nilai keluaran yang diharapkan, *error* akan dihitung, selanjutnya dirambatkan balik dari layer keluaran hingga kembali ke layer masukan. Selanjutnya nilai bobot diubah saat perambatan balik.

Dalam penelitian ini, proses pelatihan pada *data testing* untuk *artificial neural network* memakai *software* pemrograman *artificial neural network* yang memiliki fitur *nntool*. *Nntool* merupakan salah satu *tools* pemrograman *artificial neural network* yang berfungsi untuk pemodelan *artificial neural network*. Kemudian untuk mendapatkan model *artificial neural network backpropagation* terbaik terdapat beberapa langkah yang harus dilakukan [16]:

- Menentukan *network layer*.

2. Normalisasi data, sehingga dapat dicocokkan dengan nilai fungsi aktivasi.
3. Pembobotan dan alokasi bias, awalnya dengan nilai acak, dan disesuaikan selama iterasi pelatihan.
4. Menentukan fungsi aktivasi.
5. Menetapkan metode pengoptimalan.
6. Merubah nilai tingkat pembelajaran, nilai pelatihan dan jumlah pelatihan secara iteratif untuk menemukan kinerja perkiraan terbaik menggunakan *MSE (Mean Squared Error)*.

3.3.4 Pengaplikasian Data

Sesudah melaksanakan proses pelatihan pada *data training* dan menghasilkan bobot yang tetap serta mencapai kriteria eror yang diharapkan, kemudian tahap selanjutnya adalah melaksanakan pengoperasian pada sampel *data testing* sebagai cara untuk memprediksi apakah perusahaan tersebut berpotensi tak mengalami *financial distress* atau mengalami kondisi *financial distress* yang mengarah pada kebangkrutan. Sampel data yang menjadi nilai *input* pada *data testing* yaitu rasio keuangan yang telah ditentukan 20 perusahaan *retail* yang tercatat pada Bursa Efek Indonesia. Cara untuk pengoperasian pada sampel *data testing* adalah sebagai berikut:

1. Menetapkan bahwa *artificial neural network* hasil pelatihan pada *data training* yang telah sukses diekspor ke *workspace* pemrograman *artificial neural network*.
2. Kemudian, memasukan nilai *input* setiap perusahaan sebagai *data testing* pada *command window*. Nilai *input* perusahaan tersebut dimasukkan satu persatu.
3. Setelah itu prediksi kelas *output data testing* dengan menggunakan fungsi *sim()*. Nilai output yang dikeluarkan yaitu:
 - a) Jikalau nilai *output* hasilnya mendekati 0 atau sama dengan 0 artinya perusahaan tersebut tak mengalami *distress*.
 - b) Jikalau nilai *output* hasilnya mendekati angka 1 atau sama dengan angka 1 yakni perusahaan mengalami *distress*

4. Hasil

4.1 Perhitungan Rasio Keuangan

Tahap awal untuk memprediksi *financial distress* pada perusahaan *retail* yang tercatat pada Bursa Efek Indonesia tahun 2015-2019 yang dijadikan *data testing* yakni dengan menganalisis laporan keuangan untuk menghitung rasio keuangan. Hasil perhitungan rasio keuangan sampel *data testing* nantinya akan digunakan sebagai parameter *input* dalam *artificial neural network* dalam proses prediksi *financial distress* yang mendekati pada kebangkrutan atau proses pengoperasian data. Hasil perhitungan rasio keuangan juga dilakukan pada sampel *data training* yang digunakan untuk diolah pada analisis statistik deskriptif dan menjadi parameter *input* pada proses *training data* dalam proses prediksi menggunakan *artificial neural network*. Rasio keuangan yang digunakan yakni *current ratio*, *return on assets*, dan *debt to assets ratio*.

4.2 Analisis Statistik Deskriptif

Data yang dipakai yakni *data training* yaitu 30 perusahaan dengan masing-masing 15 untuk perusahaan yang dilaporkan tak bangkrut dan bangkrut. Analisis ini dilakukan dengan membandingkan rata-rata hasil rasio keuangan yakni *current ratio*, *return on assets*, *debt to assets ratio* diantara dua kelompok perusahaan yaitu yang dilaporkan tak bangkrut dan dilaporkan bangkrut.

Tabel 1. Statistik Deskriptif Sampel *Data Training*

Variabel	N	Min	Max	Mean	Std. Deviation
Perusahaan Tak Bangkrut/Non-Distress (berbentuk hasil desimal)					
<i>Current Ratio</i>	7 5	0.8109	12.915 7	3.293720	2.8570986
<i>Return On Assets</i>	7 5	0.0014	0.3360	0.107300	.0527191
<i>Debt To Assets Ratio</i>	7 5	0.0692	0.5763	0.331430	.1576883
Perusahaan Bangkrut/Distress (berbentuk hasil desimal)					
<i>Current Ratio</i>	7 5	0.0699	12.587 6	1.947777	2.4359053

<i>Return On Assets</i>	7	-	0.2061	-	.9103737
	5	5.7141		0.392583	
<i>Debt To Assets Ratio</i>	7	0.0812	18.641	1.129496	2.1158233
	5		6		

Berdasarkan Tabel 1 memperlihatkan bahwa rata-rata hasil dari rasio keuangan antara dua kelompok perusahaan mempunyai perbedaan yang signifikan. Rata-rata nilai dari *current ratio* pada perusahaan yang tak dinyatakan bangkrut atau yang tak mengalami *financial distress* hasilnya lebih besar sebesar 3.293 dari pada perusahaan yang dinyatakan bangkrut atau mengalami *financial distress* sebesar 1.947. Hal tersebut menunjukkan bahwa perusahaan yang tak mengalami kebangkrutan mempunyai kompetensi yang bagus dalam memenuhi kewajiban jangka pendeknya dibandingkan dengan perusahaan yang mengalami kebangkrutan.

Rata-rata nilai dari *return on assets* pada perusahaan-perusahaan yang tak dinyatakan bangkrut atau yang tak mengalami *financial distress* hasilnya lebih besar sebesar 0.107 dibandingkan dengan perusahaan yang dinyatakan bangkrut atau mengalami *financial distress* sebesar -0.392. Hal tersebut memperlihatkan bahwa rata-rata perusahaan yang terdapat pada perusahaan yang dinyatakan bangkrut atau mengalami *financial distress* memperoleh kerugian.

Rata-rata nilai dari *debt to assets ratio* pada perusahaan yang tak dinyatakan bangkrut atau yang tak mengalami bangkrut hasilnya lebih kecil sebesar 0.703 dibandingkan dengan perusahaan-perusahaan yang dinyatakan bangkrut atau mengalami *financial distress* sebesar 1.129. Hal tersebut menggambarkan bahwa rata-rata perusahaan yang terdapat pada perusahaan yang dinyatakan bangkrut atau mengalami *financial distress* dalam mengoperasikan bisnisnya sebagian besar aset yang dipegang oleh perusahaan didanai dari utang, maka akan semakin memperbanyak beban perusahaan dalam menutupi kewajiban serta bunga yang dibebankannya.

4.3 Prediksi Menggunakan *Artificial Neural Network*

4.3.1 *Training Data* Memakai Algoritma Pelatihan *Backpropagation*

Diperlukan *training data* dalam model *artificial neural network*, sebelum melakukan analisis *financial distress*. Arsitektur *artificial neural network multilayer perceptron* terbagi menjadi tiga lapisan yakni *input layer*, *hidden layer*, serta *output layer*. Proses *training data* memakai sampel perusahaan *data training* dengan total 30 perusahaan, terbagi menjadi 15 perusahaan yang dinyatakan tak bangkrut atau *non-distress* dan 15 perusahaan yang dinyatakan mengalami bangkrut atau *distress*. Terdapat 15 parameter *input* pada *input layer* untuk *training data* yaitu 5 rasio tahun 2014-2018 untuk *current ratio*, 5 rasio tahun 2014-2018 untuk *return on assets*, dan 5 rasio tahun 2014-2018 untuk *debt to assets ratio*.

4.3.2 Pengukuran Kinerja Prediksi Model Pelatihan *Artificial Neural Network Backpropagation*

Proses pelatihan data untuk prediksi menggunakan *artificial neural network* memakai sampel *data training* dengan memakai 15 perusahaan yang dilaporkan tak bangkrut dan 15 perusahaan yang dilaporkan bangkrut, dengan total 30 perusahaan. Tujuan pelatihan data ini dimaksud untuk memperoleh hasil nilai *error* yang kecil pada model *artificial neural network* sebelum dilakukannya prediksi *financial distress* pada perusahaan *retail* di Indonesia sebagai *data testing*. Peneliti melakukan beberapa percobaan menentukan arsitektur *artificial neural network* terbaik dengan cara mengatur total *neuron* pada *hidden layer*. Jumlah *neuron input* adalah sebanyak 15 rasio keuangan, di dalamnya terdapat 5 tahun *current ratio* selama tahun 2014-2018, 5 tahun *return on assets* selama tahun 2014-2018, 5 tahun *debt to assets ratio* selama tahun 2014-2018.

Penelitian ini memakai fungsi pelatihan *artificial neural network* yang dipakai TRAINGDX atau *Gradient Descent with Momentum and Adaptive Learning Rate*, fungsi pelatihan bobot yang dipakai LEARNGDM atau penyusutan gradient dengan momentum, dan *Mean Square of Error* atau MSE digunakan untuk parameter *error* performa arsitektur. Fungsi aktivasi yang dipakai yaitu LOGSIG atau *sigmoid biner* pada lapisan satu serta TANSIG atau *sigmoid bipolar* pada lapisan dua dan total *hidden layer* yang dipakai adalah sebanyak satu.

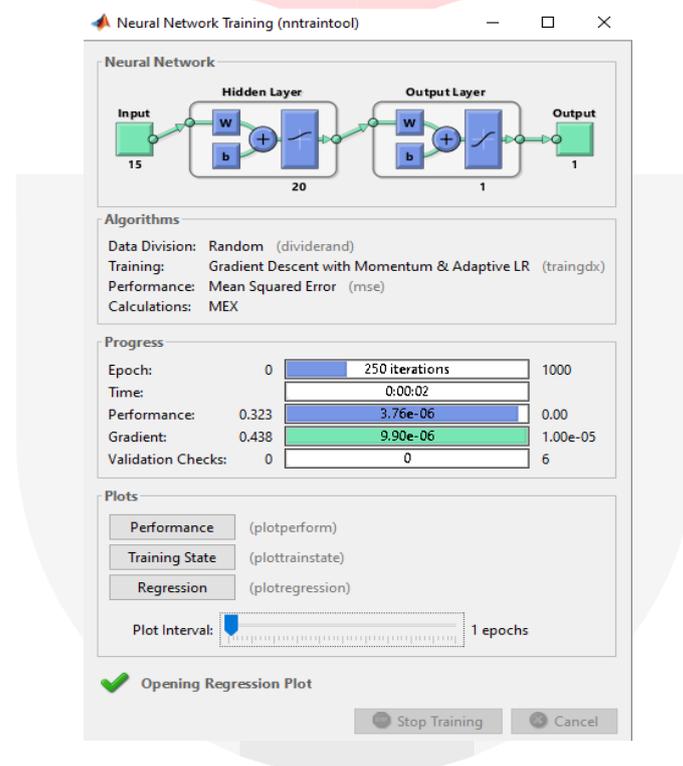
Dalam proses penentuan pelatihan data, peneliti tak mengerjakan perubahan parameter yang ada yakni *epoch* atau jumlah iterasi sebanyak 1000 kali, *goal* atau target *error* sebesar 0, selanjutnya *min_grad* atau target *gradient error* sebesar 10^{-5} , serta *learning rate* (*lr*) sebesar 0.01. Untuk menilai arsitektur terbaik dalam prediksi *financial distress* memakai *artificial neural network*, yang dipakai adalah MSE atau *mean square error* serta R atau koefisien korelasi. Semakin rendah hasil dari nilai MSE dan semakin tinggi nilai R antara nilai target dan *output* dalam proses pelatihan, mendeskripsikan bahwa model *artificial neural network* memiliki akurasi yang baik [16].

Tabel 2. Perbandingan antara MSE dan Nilai R pada Model Pelatihan

Total Neuron	Nilai error (MSE)	R(%)
--------------	-------------------	------

<i>Input Layer</i>	<i>Hidden Layer</i>		
15	1	0.00000583	99.98
15	5	0.00000527	99.99
15	10	0.00000427	99.99
15	15	0.00590	98.44
15	20	0.00000376	99.99
15	30	0.118	82.85
15	40	0.150	49.29
15	50	0.195	39.91
15	60	0.163	45.36

Berdasarkan Tabel 2 arsitektur *artificial neural network* yang akurat untuk prediksi *financial distress* adalah 20 *neuron* dalam *hidden layer* sebab menghasilkan nilai *error* terkecil diukur dengan MSE yakni sebesar 0.00000376 dan hasil koefisien korelasi yang diukur dengan R (%) yakni sebesar 99.99% dibandingkan dengan arsitektur yang memiliki 1, 5, 10, 15, 30, 40, 50, dan 60 *neuron* dalam *hidden layer*. Kemudian total *neuron* yang memperoleh hasil nilai *error* terendah pada proses *training data* atau pelatihan data sampel *data training* yakni 20 *neuron*, dapat dikatakan bahwa arsitektur terbaik *artificial neuron network* dalam memprediksi *financial distress* dengan arsitektur 15-20-1. 15 merupakan total *neuron* dalam *input layer*, 20 merupakan total *neuron* dalam *hidden layer*, serta 1 merupakan total *neuron* dalam *output layer*. Gambar 2 menunjukkan visualisasi arsitektur model *training data* prediksi menggunakan *artificial neural network* dengan kinerja terbaik.



Gambar 3. Hasil *training data* untuk menentukan arsitektur terbaik

Dalam Gambar 3 dijelaskan proses *training data* model terbaik yakni dengan arsitektur 15-20-1 sebab memperoleh hasil *error* terendah sesudah dikerjakan iterasi sebanyak 250 kali. Lama waktu proses *training data* sebanyak dua detik, hasil nilai *error* yang didapatkan atau MSE yaitu 3.76e-06 atau 0.00000376, dan gradien kemiringan iterasi sebanyak 9.90e-06 atau 0.00000990.

4.3.3 Prediksi *Financial Distress* Perusahaan Memakai Model *Artificial Neural Network*

Proses prediksi *financial distress* menggunakan perusahaan *retail* yang tercatat pada Bursa Efek Indonesia tahun 2015-2019 atau disebut sebagai *data testing*. Prediksi dilakukan memakai hasil pelatihan arsitektur *artificial neural network* yang telah dilakukan sebelumnya pada proses pelatihan data yakni jumlah parameter *input layer* adalah 15 *neuron*, jumlah *neuron* pada *hidden layer* berjumlah 20 *neuron*, serta *output layer* adalah berjumlah satu *neuron*. Hasil *output* yang dihasilkan yakni jika sama atau mendekati 0 artinya perusahaan

diprediksikan tak mengalami *financial distress* serta jika hasilnya sama atau mendekati 1 artinya perusahaan diprediksikan mengalami *financial distress*. Tabel 3 menunjukkan hasil prediksi hasil prediksi *financial distress* pada perusahaan *retail*.

Tabel 3. Hasil Prediksi *Financial Distress*

Nama Perusahaan	Output	Prediksi	Nama Perusahaan	Output	Prediksi
Ace Hardware Indonesia Tbk	0.0000	Non Distress	Kokoh Inti Arebama Tbk	0.6670	Distress
Sumber Alfaria Trijaya Tbk	0.1256	Non Distress	Matahari Department Store Tbk	0.0021	Non Distress
Centratama Telekomunikasi Indonesia Tbk d.h Centrin Online Tbk	0.0060	Non Distress	Mitra Adiperkasa Tbk	0.0117	Non Distress
Catur Sentosa Adiprana Tbk	0.1113	Non Distress	Midi Utama Tbk	0.4088	Non Distress
Duta Intidaya Tbk	0.2865	Non Distress	Mitra Telekomunikasi Indonesia Tbk	0.0023	Non Distress
Electronic City Indonesia	0.0106	Non Distress	Matahari Putra Prima Tbk	0.9416	Distress
Erajaya Swasembada Tbk	0.0085	Non Distress	Ramayana Lestari Sentosa Tbk	0.0001	Non Distress
Global Teleshop Tbk	1.0000	Distress	Supra Boga Lestari Tbk	0.0016	Non Distress
Hero Supermarket Tbk	0.0301	Non Distress	Sona Topas Tourism Industry	0.0001	Non Distress
Kioson Komersial Indonesia Tbk	0.1117	Non Distress	Trikonsel Oke Tbk	1.0000	Distress

Berdasarkan hasil analisis prediksi *financial distress* perusahaan *retail* memakai *artificial neural network*, diprediksikan 16 perusahaan diprediksikan akan mengalami *financial distress* sebab hasilnya mendekati atau sama dengan 0 dan 4 perusahaan diprediksikan akan mengalami *financial distress* sebab hasilnya mendekati atau sama dengan 1. Jika hal perusahaan mengabaikan dan membiarkan kondisi *financial distress*, maka perusahaan akan mengalami kondisi yang lebih buruk yakni mengalami kebangkrutan

5. Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang sudah dilaksanakan dapat disimpulkan bahwa *current ratio*, *return on assets*, serta *debt to assets ratio* pada perusahaan sampel *data training* antar perusahaan yang dilaporkan tak bangkrut serta dilaporkan bangkrut sangat berbeda. Arsitektur pelatihan model *artificial neural network* untuk memprediksi *financial distress* yakni dengan arsitektur 15-20-1 yang 15 merupakan total *neuron* dalam *input layer*, 20 merupakan total *neuron* dalam *hidden layer*, serta 1 merupakan total *neuron* dalam *ouput layer*. Arsitektur tersebut bisa disebut akurat sebab mempunyai mempunyai nilai *error* atau MSE yang rendah yakni dengan nilai 0.00000376 serta koefisien korelasi tertinggi atau R (%) yakni dengan nilai 99.99%. Hasil prediksi *financial distress* perusahaan *retail* memakai *artificial neural network* memperlihatkan 16 perusahaan *retail* tak akan mengalami *financial distress* sebab hasil *output* menghasilkan sama atau mendekati 1. Kemudian 4 perusahaan *retail* diprediksi akan mengalami *financial distress* sebab hasil *output* menghasilkan sama atau mendekati 0.

5.2 Saran

Untuk penelitian selanjutnya diharapkan untuk mengubah total *neuron* pada arsitektur jaringan *artificial neural network*. Seperti mengubah total *neuron*, total sampel penelitian, dan menyunting jumlah *data training* dalam pelatihan supaya memperoleh hasil prediksi yang lebih baik serta akurat. Untuk perusahaan *retail*, sebaiknya memastikan *net income* tetap besar atau bernilai positif serta menjauhi dari kerugian supaya tetap memiliki pendanaan perusahaan di masa depan agar bisa terhindar dari kondisi *financial distress* bahkan kebangkrutan.

Mittal, A. (2013). *E-Commerce: It's Impact on consumer Behavior*. In *Global Journal of Management and Business Studies* (Vol. 3, Issue 2). <http://www.ripublication.com/gjmbms.htm>

REFERENSI

Mittal, A. (2013). “*E-Commerce: It's Impact on Customer Behavior.*” *Global Journal of Management and Business Studies*, Vol. 3 Issue 2

- [1]
- [2] A. Mafiroh and T. Triyono, “PENGARUH KINERJA KEUANGAN DAN MEKANISME CORPORATE GOVERNANCE TERHADAP FINANCIAL DISTRESS (Studi Empiris pada Perusahaan Manufaktur yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia Periode 2011-2014),” *Riset Akuntansi dan Keuangan. Indonesia*, vol. 1, no. 1, pp.
- [3] A. N. K. Movanita and B. P. Jatmiko, “Bisnis Ritel Kolaps, Konsumen Pilih Home Industry dan Toko Online,” *Kompas.com*, 2019, [Online]. Tersedia: <https://ekonomi.kompas.com/read/2019/01/21/200200626/bisnis-ritel-kolaps-konsumen-pilih-home-industry-dan-toko-online> [Diakses: 2 November 2020].
- [4] A. Y. Hamali, *Pemahaman Strategi Bisnis & Kewirausahaan*. Jakarta: PRENADAMEDIA GROUP, 2016.
- [5] A. Z. Arifin, *Manajemen Keuangan*. Sleman: Zahir Publishing, 2018.
- [6] B. Farfan, “Why Retail Companies Are Closing Stores,” *The Balance Small Business*, 2019, [Online]. Tersedia: <https://www.thebalancesmb.com/all-us-store-closings-2891888> [Diakses: 23 September 2020].
- [7] CNN Indonesia, “Ada Pergeseran Pola Belanja, Ritel Mini Unjuk Gigi,” *CNN Indonesia*, 2019, [Online]. Tersedia: <https://www.cnnindonesia.com/ekonomi/20190731084348-92-416984/ada-pergeseran-pola-belanja-ritel-mini-unjuk-gigi> [Diakses: 3 November 2020].
- [8] D. Norfiandy and G. W. Nurcahyo, *Algoritma Data Mining Dan Pengujian*. Sleman: DEEPUBLISH, 2015.
- [9] Darsono and Ashari, *Pedoman Praktis Memahami Laporan Keuangan*. Yogyakarta: Andi, 2005.
- [10] E. Prasetyo, *Data Mining Konsep dan Aplikasi Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi, 2012.
- [11] E. Prasetyo, *Data Mining Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi, 2014.
- [12] E. Putri and A. B. Dharma, “ANALISIS PERBEDAAN KINERJA KEUANGAN ANTARA BANK KONVENSIIONAL DENGAN BANK SYARIAH,” *Riset Akuntansi dan Keuangan. Indonesia*, vol. 1, no. 2, pp. 98–107, 2016.
- [13] F. Inam, A. Inam, M. A. Mian, A. A. Sheikh, and H. M. Awan, “Forecasting Bankruptcy for organizational sustainability in Pakistan,” *Journal of Economic and Administrative Sciences*, vol. 35, no. 3, pp. 183–201, Sep. 2019, doi: 10.1108/jeas-05-2018-0063.
- [14] G. P. Naidu and K. Govinda, “Bankruptcy prediction using neural networks,” *2nd International Conference on Inventive Systems and Control (ICISC)*, pp. 248–251, 2018, doi: 10.1109/ICISC.2018.8399072.
- [15] H. G. Yudawisastra and E. Febrian, “Financial Distress Indications in Mining Sector Companies in LQ45 in Indonesia,” *Global Business and Management Research*, vol. 11, no. 1, pp. 203–208, 2019.
- [16] H. Kristianto and B. Rikumahu, “A cross model telco industry financial distress prediction in Indonesia: Multiple discriminant analysis, logit and artificial neural network,” *2019 7th International Conference on Information and Communication Technology (ICICT 2019)*, pp. 1–5, 2019.
- [17] H. Nurul, “Perusahaan Retail dan Tips-Tips Mengelola Bisnisnya,” *Lifepal*, 2019, [Online]. Tersedia: <https://lifepal.co.id/media/perusahaan-retail/#:~:text=Perusahaan%20retail%20adalah%20perusahaan%20yang,terkait%20menjual%20produk%20di%20toko> [Diakses: 28 Oktober 2020].
- [18] H. Prahara and H. B. Alexander, “Setelah Singapura, Giliran Ritel Australia Terguncang,” *Kompas.com*, 2017, [Online]. Tersedia: <https://properti.kompas.com/read/2017/10/06/110000421/setelah-singapura-giliran-ritel-australia-terguncang?page=all> [Diakses: 2 November 2020].
- [19] Hery, *Analisis Kinerja Manajemen*. Jakarta: PT Grasindo, 2015.
- [20] I. Y. Fauzia, “MENDETEKSI KEBANGKRUTAN SECARA DINI PERSPEKTIF EKONOMI ISLAM,” *EKUITAS (Jurnal Ekonomi dan Keuangan)*, vol. 19, no. 1, pp. 90–109, 2017.
- [21] J. J. Siang, *Jaringan Syaraf Tiruan & Pemogramannya Menggunakan MATLAB*. Yogyakarta: Andi, 2005.
- [22] J. J. Weygandt, P. D. Kimmel, and D. E. Kieso, *Financial Accounting: IFRS Edition*, 3rd ed. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc, 2015.

- [23] J. Keown, J. D. Martin, J. W. Petty, and D. F. S. JR, *Manajemen Keuangan: Prinsip dan Penerapan (Edisi 10, Jilid 1)*. Indonesia: PT Indeks, 2008.
- [24] Kariyoto, *Analisis Laporan Keuangan*. Malang: Universitas Brawijaya Press (UB Press), 2017.
- [25] M. M. Hanafi and A. Halim, *Analisis Laporan Keuangan*, Edisi Lima. Yogyakarta: UPP STIM YKPN, 2018.
- [26] M. R. Faisal, E. Kurniawan, and I. Budiman, *Belajar Data Scine: Pengenalan Azure Machine Learning Studio*. Banjarbaru: Scripta Cendekia, 2019.
- [27] M. Salehi and M. D. Pour, "Bankruptcy prediction of listed companies on the Tehran Stock Exchange," *Int. International Journal of Law and Management*, vol. 58, no. 5, pp. 545–561, 2016.
- [28] M. Salehi, M. Mousavi Shiri, and M. Bolandraftar Pasikhani, "Predicting corporate financial distress using data mining techniques: An application in Tehran Stock Exchange," *International Journal of Law and Management*, 2016.
- [29] N. W. Agustini and N. G. P. Wirawati, "Pengaruh Rasio Keuangan Pada Financial Distress Perusahaan Ritel Yang Terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI)," *E-Jurnal Akuntansi*, vol. 26, no. 3, pp. 251–280, 2019, doi: 10.24843/eja.2019.v26.i01.p10.
- [30] R. A. Nurdini, Y. Priyadi, and Norita, "Analisis Prediksi Kebangkrutan Perusahaan Menggunakan Artificial Neural Network Pada Sektor Pertambangan Batubara," *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, vol. 8, no. 1, p. 107, 2018.
- [31] R. Herdyanto and H. G. Yudawisastra, "The Financial Distress Indication on Mining Industry of Oil and Gas Sub-Sectors in Indonesia," *Global Business and Management Research*, vol. 11, no. 1, pp. 302–307, 2019.
- [32] S. Sumani, "PREDIKSI FINANCIAL DISTRESS : RASIO KEUANGAN DAN SENSITIVITAS MAKROEKONOMI PERUSAHAAN SEKTOR PRIMER," *EKUITAS (Jurnal Ekonomi dan Keuangan)*, vol. 3, no. 3, p. 285, 2020, doi: 10.24034/j25485024.y2019.v3.i2.4153.
- [33] Suwardi, *Hukum Dagang Suatu Pengantar*. Yogyakarta: DEEPUBLISH, 2015.
- [34] Y. C. Hu and J. Ansell, "Developing Financial Distress Prediction Models A Study of US, Europe and Japan Retail Performance," *Semantic Scholar*, 2006..
- [35] Y. Singh and A. S. Chauhan, "Neural Network In Data Mining," *J Theoretical and Applied Information Technology*, vol. 5, no. 1, pp. 37–42, 2009.