



## *Credit Scoring* Kelayakan Debitur Menggunakan Metode *Hybrid ANN Backpropagation* dan TOPSIS

Susan Dwi Saputri<sup>1</sup>, Ermatita<sup>2</sup><sup>1,2</sup> Magister Teknik Informatika, Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya<sup>1</sup>susansaputri606@gmail.com, <sup>2</sup>ermatitaz@yahoo.com**Abstract**

*Credit is one of the common practices that provide benefits for financial or non-financial institutions. However on the other hand, aid loans also have higher risks if the institutions give the wrong decision in giving a loan. Credit Scoring is one of techniques that can determine whether it is feasible to given a loan or not. The selection of a credit scoring model greatly determines the value in classifying credit that is feasible or not to giving a loan. Decision Support System (DSS) is one system that can be used to overcome this problem. The advantages of DSS are being able to overcome the problems that have semi-structured and unstructured data. In this study, DSS was supported by using Artificial Neural Network Backpropagation method and TOPSIS method to find the priority for seeking eligibility. Accuracy results obtained in this study reached 98,69% with the number of iteration is 300, the number of training data is 30, neuron hidden 12 and error tolerance is 0.001. TOPSIS method succeeded in ranking 185 data selected as recipients of credit.*

Keywords: *Credit Scoring, Decision Support System (DSS), Artificial Neural Network (ANN), Backpropagation, TOPSIS.*

**Abstrak**

Pemberian kredit merupakan salah satu praktik umum yang memberikan profit bagi lembaga keuangan maupun non-keuangan. Namun disisi lain, pemberian kredit juga memiliki resiko yang tinggi apabila pihak lembaga salah memperhitungkan faktor-faktor kelayakan member pinjaman kepada nasabah. *Credit scoring* adalah salah satu teknik yang dapat menentukan apakah nasabah layak untuk diberikan pinjaman atau tidak. Pemilihan model *credit scoring* sangat mempengaruhi nilai akurasi dalam mengelompokan nasabah yang layak atau tidak layak diberikan pinjaman. Sistem Pendukung Keputusan (SPK) merupakan salah satu sistem yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah tersebut. Kelebihan dari SPK adalah mampu memecahkan masalah yang memiliki kondisi semi terstruktur dan tak tersruktur. Pada penelitian ini, SPK didukung dengan menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* dan metode TOPSIS untuk mencari prioritas utama penentuan kelayakan. Hasil akurasi yang didapatkan dalam penelitian ini adalah mencapai 98,69% dengan jumlah iterasi sebanyak 300 kali, jumlah data latih 30, *neuron hidden* 12 dan *error tolerance* sebesar 0.001. Sedangkan metode TOPSIS berhasil melakukan perangkaian terhadap 185 data yang terpilih sebagai penerima kredit.

Kata kunci: *Credit Scoring, Sistem Pengambil Keputusan (SPK), Jaringan Saraf Tiruan (JST), Backpropagation, TOPSIS.*

© 2019 Jurnal RESTI

**1. Pendahuluan**

Pemberian kredit merupakan praktik yang umum dan penting bagi lembaga keuangan maupun non-keuangan. Salah satu lembaga keuangan yang sering memberikan kredit adalah bank. Kredit merupakan suatu instrument yang dapat membantu penjualan produk dan layanan bank tersebut. Namun disisi lain, pemberian pinjaman atau kredit merupakan sesuatu hal yang beresiko. Pihak bank harus bisa memilih nasabah yang memiliki kapasitas atau tidak untuk membayar kembali kredit

yang diberikan. *Credit scoring* adalah salah satu cara untuk dapat menentukan apakah nasabah layak untuk diberikan pinjaman atau tidak.

*Credit scoring* adalah proses pengumpulan, analisis, dan pengklasifikasian berbagai variabel terkait kredit untuk menilai keputusan kredit [1]. Penilaian ini didasarkan kepada perbandingan antara informasi debitur saat ini dengan debitur sebelumnya. *Credit scoring* mengacu pada proses statistik untuk mengubah data calon debitur menjadi data yang dapat digunakan

untuk membuat keputusan. Selain itu, pihak bank juga harus dapat menganalisis data kredit bermasalah atau *Non Performing Loans* (NPL). Menganalisis data NPL secara efektif dapat mengukur kualitas proses pengesahan kredit [2]. Proses pemberian pinjaman harus diperhatikan dengan cermat agar pihak bank dapat merumuskan manajemen resiko kredit.

Beberapa model telah dikembangkan dan diterapkan untuk membantu pengambilan keputusan dalam mengevaluasi resiko terkait dengan pemberian kredit [3]. *Credit Scoring* dapat dibagi menjadi dua metode yang berbeda, yaitu metode berbasis statistik dan metode berbasis kecerdasan buatan atau pembelajaran mesin.

Sistem Pendukung Keputusan (SPK) merupakan salah satu sistem yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah diatas. Kelebihan dari SPK adalah mampu memecahkan masalah yang memiliki kondisi semi terstruktur dan tak terstruktur [4]. Pada penelitian ini, SPK didukung dengan menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST) propagasi balik (*backpropagation*). Teknik jaringan saraf tiruan lebih menguntungkan dibandingkan dengan menggunakan teknik lain dalam mengenali suatu pola [5]. SPK dengan JST *backpropagation* digunakan untuk mengklasifikasikan calon debitur yang diterima dan juga yang ditolak berdasarkan kriteria yang sudah ditetapkan sebelumnya. Sedangkan untuk meningkatkan keakuratan dalam penentuan keputusan, maka penelitian ini juga akan dihybrid menggunakan metode TOPSIS (*Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution*). Metode TOPSIS digunakan untuk mencari prioritas dengan cara mengurutkan berdasarkan peringkat, sehingga dapat dilihat kembali perioritas yang paling utama sebelum membuat keputusan akhir.

## 2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode jaringan saraf tiruan *backpropagation* dan TOPSIS untuk menentukan *credit scoring* kelayakan calon debitur. Metode *backpropagation* akan digunakan sebagai metode pembelajaran, sedangkan metode TOPSIS digunakan sebagai metode perankingan untuk menentukan kualitas keputusan. Data penelitian ini berjumlah 300 data, dimana terdapat 8 atribut yang terdiri dari 5 atribut untuk prediksi (*character, capacity, capital, conditional dan collateral*) dan 1 atribut untuk target. 2 atribut sisa akan digunakan bersamaan dengan perankingan dalam metode TOPSIS.

Setelah data latih sudah siap, selanjutnya dilakukan pengaturan jaringan terlebih dahulu dengan menetapkan total iterasi, *error tolerance* yang ingin dicapai, jumlah *neuron hidden* dan *learning rate* sebagai bentuk percobaan. Kemudian dilakukan pelatihan terhadap data, yang mana hasil dari pelatihan ini akan menghasilkan perubahan bobot dari pengaturan

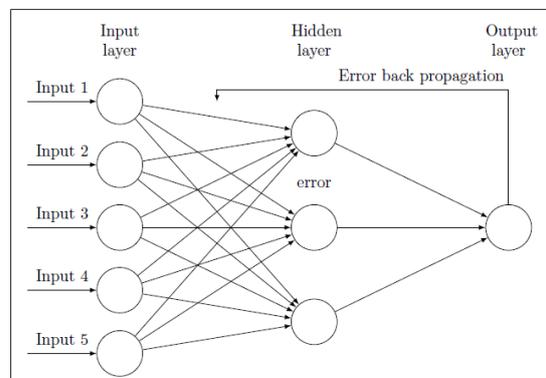
jaringan sebelumnya. Bobot ini akan digunakan untuk klasifikasi, kemudian dievaluasi berapa tingkat akurasi dan matriks dalam model confusion matrix dan membandingkannya dengan bobot hasil pelatihan dari pengaturan jaringan lainnya. Untuk meningkatkan ketepatan pemilihan maka akan dilakukan perankingan dengan metode TOPSIS.

### 2.1. Metode ANN *Backpropagation*

Salah satu algoritma jaringan saraf tiruan yang paling populer adalah algoritma *backpropagation*. Rojas [6] menyatakan bahwa algoritma *backpropagation* dapat dibagi menjadi empat langkah utama. Setelah memilih bobot jaringan secara acak, algoritma *backpropagation* digunakan untuk menghitung koreksi yang diperlukan. Algoritma dapat didekomposisi dalam empat langkah berikut:

1. Perhitungan *feedforward*
2. *Backpropagation* ke lapisan output
3. *Backpropagation* ke lapisan tersembunyi
4. Perbaharui bobot

Algoritma dihentikan ketika nilai fungsi mencapai nilai toleransi error. Langkah tersebut merupakan langkah dasar dari algoritma *backpropagation*. Ada beberapa jenis algoritma yang diusulkan oleh ilmuwan lain, namun definisi dari Rojas cukup akurat dan mudah dimengerti. Langkah terakhir dari algoritma ini adalah pembaharuan bobot. Berikut adalah arsitektur dan *pseudo code* dari jaringan saraf tiruan *backpropagation*:



Gambar 1. Arsitektur JST *Backpropagation*

#### Pseudo Code

```

Input:
Vektor Input  $\leftarrow i$ 
Output:
Vektor Output

Inisialisasi jumlah neuron input, hidden, dan output.
Inisialisasi semua bobot dengan nilai random, antara -1 & 1
Inisialisasi  $Epoc \leftarrow n$ 
Inisialisasi  $maxError \leftarrow m$ 
while ( $Epoc \leq n$  || Nilai Error  $\geq maxError$ )
  For each Layer dalam Jaringan
  For each Neuron layer ( $Z$ )
  
```

```

1. Kalkulasi jumlah bobot  $V_{ij}$  dan bias  $V_{oj}$ 
   setiap input  $X_i$  yang menuju hidden Neuron.
2. Aktivasi setiap Neuron
end
For each Neuron do Output Layer
  Kalkulasi nilai error output terhadap
  target
end
For all hidden layer
For each node pada layer
  1. Kalkulasi perbaikan setiap jaringan
  node
  2. Aktivasi setiap Neuron
  3. Update setiap bobot dalam jaringan
End
End
  Kalkulasi total error (MSE)
End
    
```

$$y_j^+ = \begin{cases} \max_i y_{ij}; & \text{jika } j \text{ adalah atribut keuntungan} \\ \min_i y_{ij}; & \text{jika } j \text{ adalah atribut biaya} \end{cases}$$

$$y_j^- = \begin{cases} \min_i y_{ij}; & \text{jika } j \text{ adalah atribut keuntungan} \\ \max_i y_{ij}; & \text{jika } j \text{ adalah atribut biaya} \end{cases}$$

2.2. Metode TOPSIS

TOPSIS merupakan salah satu dari beberapa kriteria metode pengambilan keputusan yang pertama kali diperkenalkan oleh Yoon dan Hwang. TOPSIS menggunakan prinsip bahwa alternatif yang dipilih harus memiliki jarak Euclidean [7]. Solusi ideal positif didefinisikan sebagai jumlah dari semua nilai terbaik yang dapat dicapai untuk setiap atribut, sedangkan solusi ideal negative terdiri dari semua nilai terburuk yang dicapai untuk setiap atribut [8]. Metode TOPSIS banyak digunakan untuk menyelesaikan keputusan yang bersifat praktis. Keunggulan dari TOPSIS adalah memiliki konsep yang sederhana dan mudah dimengerti dan memiliki kemampuan untuk mengukur kinerja dari beberapa alternative keputusan dalam bentuk matematika sederhana. Ada beberapa langkah algoritma TOPSIS yaitu sebagai berikut:

a. Membuat matriks keputusan yang ternormalisasi

TOPSIS membutuhkan rating kinerja setiap alternatif  $A_i$  pada setiap kriteria  $C_j$  yang ternormalisasi. Rumus yang dapat digunakan untuk proses normalisasi dapat dilihat pada persamaan 1:

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \quad (1)$$

b. Membuat matriks keputusan yang ternormalisasi terbobot.

Solusi ideal positif  $A^+$  dan solusi ideal negatif  $A^-$  dapat ditentukan berdasarkan rating bobot ternormalisasi ( $y_{ij}$ ) rumus yang dapat digunakan untuk proses tersebut dapat dilihat pada persamaan 2:

$$y_{ij} = w_i r_{ij} \quad (2)$$

c. Menentukan matriks solusi ideal positif & matriks solusi ideal negatif.

Untuk menentukan Solusi Ideal Positif ( $A^+$ ) dan Matriks Ideal Negatif ( $A^-$ ) dapat dilihat pada persamaan 3 dan 4:

$$A^+ = (y_{1+}, y_{2+}, \dots, y_{n+}) \quad (3)$$

$$A^- = (y_{1-}, y_{2-}, \dots, y_{n-}) \quad (4)$$

dengan

d. Menentukan jarak antara nilai setiap alternatif dengan matriks solusi ideal positif & matriks solusi ideal negatif.

Jarak antara alternatif  $A_i$  dengan solusi ideal positif dan solusi ideal negatif dirumuskan seperti persamaan 5 dan 6:

$$D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (y_i^+ - y_{ij})^2} \quad (5)$$

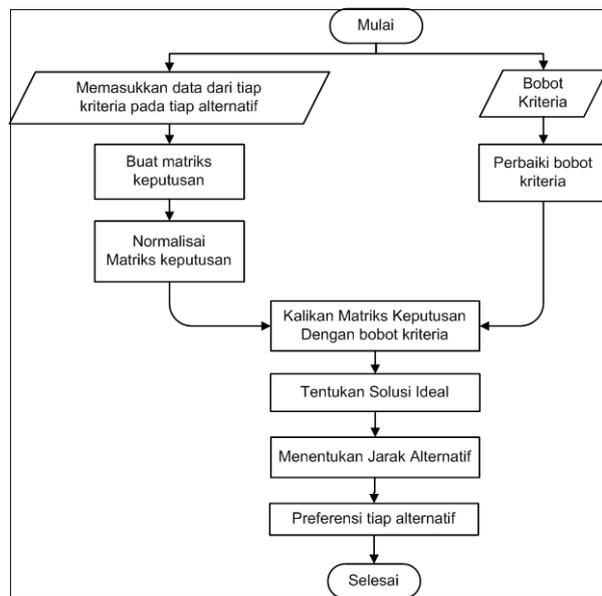
$$D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (y_{ij} - y_i^-)^2} \quad (6)$$

e. Menentukan nilai preferensi untuk setiap alternatif

Menentukan nilai preferensi untuk setiap alternatif. Nilai  $V_i$  yang lebih besar menunjukkan bahwa alternatif  $A_i$  lebih dipilih, rumusnya dapat dilihat pada persamaan 7:

$$V_i = \frac{D_i^-}{D_i^- + D_i^+} \quad (7)$$

Berikut adalah flowchart dari metode TOPSIS:



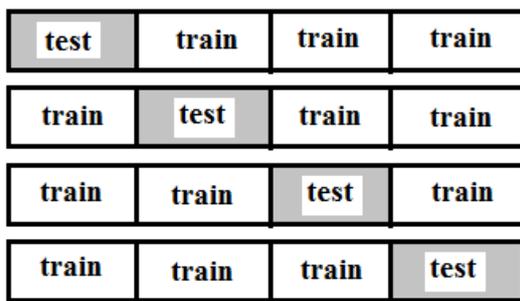
Gambar 2. Flowchart Metode TOPSIS

2.3. Pengukuran Performansi Hasil

Bobot yang didapatkan dari pelatihan *backpropagation*, selanjutnya akan dilakukan pengujian menggunakan *k-fold cross validation*. *Cross validation* merupakan metode statistik untuk mengevaluasi dan membandingkan algoritma pembelajaran dengan membagi data menjadi dua segmen, yaitu pertama digunakan untuk mempelajari atau melatih suatu model

dan yang kedua digunakan untuk memvalidasi model. Dalam *cross validation*, set pelatihan dan set validasi harus *cross-over* dalam keadaan berputar sehingga setiap titik data memiliki peluang untuk divalidasi. Bentuk dasar dari *cross validation* adalah *k-fold cross validation* [9].

Langkah *k-fold cross validation*, yaitu pertama-tama data dipartisi menjadi k atau segmen yang berukuran sama (atau hampir sama). Selanjutnya pelatihan iterasi dan validasi dilakukan sedemikian rupa sehingga dalam setiap iterasi lipatan data yang berbeda diulurkan untuk validasi, sedangkan k-1 lipatan yang tersisa digunakan untuk pembelajaran. Data biasanya bertingkat sebelum dipecah menjadi *k-fold*. Stratifikasi adalah proses menata ulang data untuk memastikan setiap lipatan merupakan perwakilan yang baik dari data keseluruhan. Misalnya dalam masalah klasifikasi biner di mana setiap kelas terdiri dari 50% dari data, sebaiknya data diatur sedemikian rupa sehingga di setiap flip atau setiap kelas terdiri dari sekitar setengah *instance*. Gambar 3 berikut adalah contoh *ilustrasi 4-fold cross validation*.



Gambar 3. Ilustrasi 4-fold *Cross validation*

Evaluasi hasil klasifikasi dilakukan dengan metode *confusion matrix*. *Confusion matrix* adalah alat statistika yang berguna untuk mengevaluasi suatu model klasifikasi dan memperkirakan seberapa baik model tersebut dapat mengklasifikasikan kelas yang berbeda. Sebuah matriks dari nilai prediksi akan dibandingkan dengan matriks data sebenarnya.

Tabel 1. Confusion Matriks

Product	Server	Client
Clementine	Solaris 2.X	X Windows
Darwin	Solaris 2.X	Windows NT
PRW	Data on	Windows NT

Tabel 1 diatas menunjukkan prediksi kelas yang terdiri dari nilai *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP) dan *False Negative* (FN). TP dan TN adalah nilai ketika klasifikasi benar, sedangkan FP dan FN menunjukkan ketika klasifikasi salah. Setelah mendapatkan nilai *confusion matrix*, jumlah spesifisitas, sensitivitas dan akurasi dapat dihitung. Spesifisitas merupakan nilai proposi dari tuple negatif

yang dapat diidentifikasi dengan benar, sedangkan sensitivitas merupakan nilai proporsi dari tuple positive yang dapat diidentifikasi dengan benar. Persamaan untuk menghitung spesifisitas, sensitivitas dan akurasi pada *confusion matrix* adalah sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (8)$$

$$\text{Sensitivitas} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (9)$$

$$\text{Spesifisitas} = \frac{TN}{TN+FP} \quad (10)$$

#### 2.4. Penelitian Sebelumnya

Teknik *credit scoring* telah banyak diusulkan oleh para peneliti. Meskipun evaluasi *credit scoring* telah menjadi bidang penelitian yang mumpuni, masih terdapat banyak permasalahan yang harus dipecahkan. Tantangan dalam mengembangkan teknik untuk *credit scoring* meliputi: informasi calon debitur yang tidak lengkap, nilai atau value dalam data hilang dan informasi yang tidak akurat.

Thomas [10] memperkenalkan model penilaian sistem dinamis untuk menilai perilaku pada calon debitur yang kemudian menjadi tren penelitian berikutnya. Hsieh [11] mengembangkan model hybrid menggunakan metode SOM dan Apriori untuk manajemen perilaku calon debitur di bank. SOM digunakan oleh Hsieh untuk mengklasifikasikan nasabah menjadi tiga kelompok, yaitu nasabah yang memiliki penghasilan besar, sedang dan kecil. Kemudian kelompok nasabah yang dihasilkan berdasarkan atribut ditentukan dengan menggunakan aturan-aturan asosiasi metode Apriori. Sedangkan Chuang dan Lin [12] mempresentasikan model *credit scoring* untuk mengurangi kesalahan Tipe I dalam pemberian kredit. Chuang dan Lin menggunakan metode JST untuk mengklasifikasikan calon debitur sebagai calon debitur yang diterima dan ditolak. Kemudian teknik klasifikasi berbasis CBR digunakan untuk mengurangi kesalahan Tipe I dengan menugaskan kembali calon debitur yang ditolak ke kelas yang diterima berdasarkan kondisi dan memberikan sejumlah pinjaman kepada mereka.

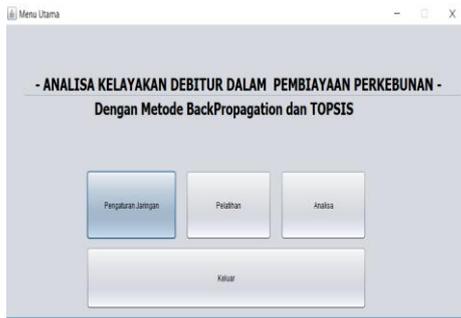
Angelini [13] menjelaskan bahwa penelitian berikutnya harus fokus pada kemampuan generalisasi dan penerapan model. Di satu sisi, model *hybrid* dan *assemble* yang mengintegrasikan beberapa metode yang berbeda jelas meningkatkan nilai akurasi klasifikasi yang lebih tinggi. Namun, apakah akurasi klasifikasi harus menjadi satu-satunya kriteria dalam memodelkan *credit scoring*. Di sisi lain, model-model baru semakin kompleks dan sulit, sementara biaya implementasi model-model ini menjadi jauh lebih tinggi. *Credit scoring cards* dan *Logistic Regression* masih menjadi metode yang banyak digunakan untuk *credit scoring*.

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### 3.1 Pengujian Metode *Backpropagation*

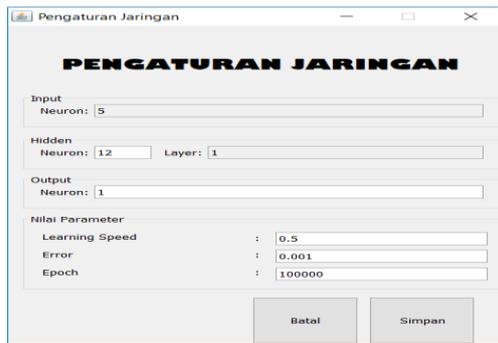
Eksperimen awal penelitian ini adalah menggunakan metode *backpropagation* dan TOPSIS. *Output* utama yang dihasilkan adalah persentase tingkat akurasi dari bobot yang tersimpan dari hasil pelatihan dan dilanjutkan dengan perbandingan penerima kredit menggunakan metode TOPSIS.

Aplikasi yang dibangun menggunakan bahasa pemrograman Java. Aplikasi ini dibuat berdasarkan algoritma dari Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* dan TOPSIS. Gambar 4 adalah tampilan utama atau menu utama dari aplikasi.



Gambar 4. Menu Utama Aplikasi

Peneliti melakukan pengaturan jaringan seperti yang dapat dilihat pada Gambar 5. Pengaturan jaringan terdiri dari jumlah *neuron hidden*, jumlah *neuron output*, *learning speed/rate*, *error tolerance*, dan maksimum epoch. Jumlah neuron output dibuat tetap yaitu 1 dan begitu juga jumlah neuron input berjumlah 5 dikarenakan pengaturan ini tergantung dengan data latih. Jadi pengaturan ini sudah ditetapkan sebelumnya dan tidak dapat berubah.



Gambar 5. Pengaturan Jaringan

Aspek yang akan diperhatikan dalam proses pelatihan adalah lamanya iterasi dan *error tolerance* yang berhasil dicapai dan pengaruh jumlah *neuron hidden* terhadap akurasi. Atribut status kredit dari data pelatihan digunakan sebagai *target* dan akan dibandingkan dengan *output* pada lapisan *output*, yang merupakan hasil perhitungan *feedforward neural*

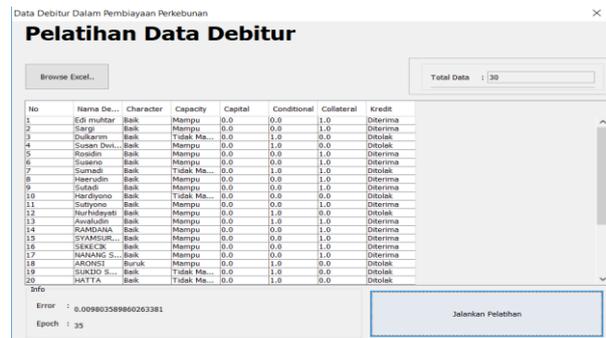
*network*, yang kemudian akan menghasilkan nilai MSE secara menyeluruh. MSE ini akan digunakan jaringan sebagai tolak ukur untuk melanjutkan pembelajaran atau berhenti dari iterasi yang sudah ditentukan.

Adapun ragam pengaturan jaringan yang digunakan untuk percobaan pada penelitian ini adalah sebagai berikut (lihat tabel 2):

Tabel 2. Ragam Pengaturan Jaringan

Percobaan	Epoch	Jumlah Data Latih	Neuron Hidden	Error Tolerance
1	100	10	6	0.01
2	100	10	12	0.001
3	100	20	6	0.01
4	100	20	12	0.001
5	100	30	12	0.1

Terdapat 5 pengujian yang akan dilakukan dengan menggunakan lima pengaturan yang berbeda seperti yang dapat dilihat pada tabel 2. Selanjutnya, akan diujikan seberapa baik tingkat akurasi yang diperoleh dari hasil pelatihan tersebut. Contoh tampilan aplikasi ketika pelatihan dijalankan dapat dilihat gambar 6.



Gambar 6. Pelatihan Data Debitur

Pelatihan berhasil bukan dilihat dari pencapaian nilai maksimum epoch saja, tetapi juga mencakup; ketika nilai MSE mencapai nilai *error tolerance* atau lebih kecil dari *error tolerance*. Apabila pelatihan berhasil mencapai *error tolerance*, bobot otomatis tersimpan dan akan digunakan dalam pengujian.

Pengujian dilakukan setelah pelatihan selesai dilakukan dan bobot tersimpan. Pengujian dilakukan pada data calon debitur yang berjumlah sebanyak 300 orang dengan berbagai macam kondisi. Hasil pengujiannya terlihat tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian

Percobaan	Iterasi	Jumlah Data Latih	Neuron Hidden	Error Tolerance	Akurasi (%)
1	100	10	6	0.01	90
2	500	10	12	0.001	90.67
3	100	20	6	0.01	90.67
4	500	20	12	0.001	96
5	300	30	12	0.001	98.69

Berdasarkan tabel 3 dapat disimpulkan bahwa jika pelatihan mencapai *error tolerance* yang lebih kecil maka akurasi akan meningkat, begitu pula dengan jumlah data latih, jika data latih lebih banyak maka kemungkinan mengklasifikasikan data calon debitur pun dengan benar.

### 3.2 Performansi Metode *Backpropagation*

Performa metode *backpropagation* dihitung menggunakan *confusion matrix*. Hasil dari pengujian *backpropagation* dalam model metrik *confusion matrix* dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. Confusion Matrix

	Confusion Matrix	
	Pred Diterima	Pred Ditolak
True Diterima	185	0
True Ditolak	3	112

### 3.2 Perangkingan TOPSIS

TOPSIS melakukan perangkingan setelah proses klasifikasi telah selesai. Dari 300 data uji, data yang berhak menerima kredit adalah sebanyak 185 kreditur. Dari 185 terpilih, selanjutnya dilakukan perangkingan yang hasilnya terlihat pada gambar 7.

```

Calon Debitur : SUGIANTO Value : 0.0 Rangkaian-1
Calon Debitur : YUMA Value : 0.28989794855663564 Rangkaian-2
Calon Debitur : TAMBAT Value : 0.28989794855663564 Rangkaian-3
Calon Debitur : Hardiyono Value : 0.28989794855663564 Rangkaian-4
Calon Debitur : MISNAROH Value : 0.28989794855663564 Rangkaian-5
Calon Debitur : ADLI Value : 0.28989794855663564 Rangkaian-6
Calon Debitur : MIDI Value : 0.28989794855663564 Rangkaian-7
Calon Debitur : SAKIAM Value : 0.28989794855663564 Rangkaian-8
Calon Debitur : RANGGA WENI GUSTIAN Value : 0.28989794855663564 Rangkaian-9
Calon Debitur : MAHSUS.Spd Value : 0.28989794855663564 Rangkaian-10
Calon Debitur : NGADIMUN Value : 0.38742588672279316 Rangkaian-11
Calon Debitur : SUKIJIO SANTOSO Value : 0.38742588672279316 Rangkaian-12
Calon Debitur : ASHARA Value : 0.38742588672279316 Rangkaian-13
Calon Debitur : WAGIYO Value : 0.38742588672279316 Rangkaian-14
Calon Debitur : NURINI Value : 0.38742588672279316 Rangkaian-15
Calon Debitur : HUSNAWANI Value : 0.38742588672279316 Rangkaian-16
Calon Debitur : Dulkarim Value : 0.38742588672279316 Rangkaian-17
Calon Debitur : NURINI Value : 0.38742588672279316 Rangkaian-18
Calon Debitur : ROHMADI Value : 0.38742588672279316 Rangkaian-19
    
```

Gambar 7. Perangkingan TOPSIS

## 4. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian mengenai penentuan calon debitur dengan menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* dan TOPSIS, maka diperoleh kesimpulan bahwa jika pelatihan mencapai *error tolerance* yang lebih kecil maka akurasi akan meningkat, begitu juga dengan jumlah data latih, jika data latih lebih banyak maka kemungkinan untuk mengklasifikasikan data calon debitur pun dapat

dilakukan dengan baik. Nilai akurasi yang didapatkan dengan menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* dalam penelitian ini mencapai 98,69 %. Dengan jumlah iterasi sebanyak 300 kali, jumlah data latih 30, *Neuron Hidden* 12 dan *error tolerance* sebesar 0.001. Metode TOPSIS berhasil melakukan perangkingan terhadap 185 data yang terpilih sebagai penerima kredit.

Penelitian selanjutnya dapat digunakan metode pembelajaran lain, seperti *machine learning* dan *deep learning* untuk mengetahui perbandingan tingkat akurasi atau menggunakan metode yang peneliti gunakan ini untuk kasus yang berkriteria lebih kompleks untuk dilihat hasil dan perbandingan.

## Daftar Rujukan

- [1] Anderson, R., 2007. *The credit scoring toolkit: theory and practice for retail credit risk management and decision automation*. New York: Oxford University Press.
- [2] Yosi, L.E., et. al., 2017. *Jurnal of Advanced Research in Bussiness and Management Studies. Scoring Models: Techniques and Issues*, 2, pp. 29-41.
- [3] Mpofu, T. Peter and M. Mukosera., 2012. *International Journal of Science and Research. Credit Scoring Techniques: A Survey*, No.8, pp. 165-168.
- [4] Efrain, T., 1998. *Decision support system and intelligent system*. Prentice Hall: Upper Saddle.
- [5] Rama, K and Taranjit, K., 2012. *IJSER. Backporpagation Algorithm: An Artificial Neural Network Approach for Pattern Recognition*, vol. 3, issue 6.
- [6] Diyah, P., 2006. *Pengenalan deformasi huruf dengan jaringan saraf tiruan*. Yogyakarta: Universitas Gadjah Mada.
- [7] Latuszynska, J., 2014. The Level of Information Society Development Folia Oeconomica Stetin. *Multiple-Critetia Decision Analysis using TOPSIS Method for Internal Data*, 13, 2, pp. 63-76.
- [8] Rahim, R., 2018. Second International Conference on Statistics, Mathematics, Teaching and Research. *TOPSIS Method Application for Decision Support System in Internal Control for Selecting Best Employess*, series 1028.
- [9] Payam, R, Lie T, and Huang L., 2008. *Cross validation*. USA: Arizona State University.
- [10] Thomas, L.C., 2000. *International Journal of Forecasting. A Survey of Credit and Behavioral Scoring: Forecasting Financial Risk of Lending to Customers*, vol 16, no. 2, pp. 149-172.
- [11] Hsieh, N. C., 2004. *Expert Systems with Applications. An Integrated Data Mining and Behavioral Scoring Model for Analyzing Bank Customers*, vol. 27, no. 4, pp. 623-633.
- [12] Chuang, C. L and Lin, R. H. 2009. *Expert Systems with Application. Constructing a Reassigning Credit Scoring Model*, vol. 36, no. 3, pp. 1685-1694.
- [13] Angelini, E. 2008. *The Quarterly Review of Economics and Finance. A Neural Network Approach for Credit Risk Evaluation*, vol. 48, no. 4, pp. 733-755.