

Prediksi Kelayakan Pemberian Kredit dengan Algoritma *Backpropagation*

Dhea Ayu Agustin¹, Febri², Dede Brahma Arianto³

^{1,2,3}Program Studi Informatika, Universitas Faletehan
E-mail : dedebrahma@uf.ac.id³

Abstrak

Salah satu masalah dalam kegiatan pemberian kredit yaitu risiko kredit karena kesalahan dalam menyeleksi nasabah debitur. Dalam penelitian ini, algoritma *backpropagation* akan digunakan untuk mengembangkan sistem perhitungan prediksi yang menggunakan fitur seperti umur, jenis kelamin, status perkawinan, pekerjaan, penghasilan, jumlah tanggungan, jumlah pinjaman, jangka waktu, jaminan, kepemilikan rumah, dan tujuan pinjaman untuk memprediksi kelayakan kredit. Untuk mengetahui tingkat akurasi model yang dibangun maka dilakukan evaluasi model. Evaluasi model dilakukan dengan *confusion matrix*, namun sebelum itu data yang digunakan akan dipisahkan dengan rasio 80 : 20, yaitu 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Dengan *hyperparameter* terbaik dari beberapa skenario *tunning hyperparameter* maka skenario yang digunakan untuk diimplementasikan pada sistem yaitu skenario model 5 dengan 2 *hidden layer* (50 dan 25 neuron), fungsi aktivasi ReLU, *learning rate* 0.001, 500 *epoch*, *batch size* 64, optimizer adam, serta menggunakan *early stopping*, menghasilkan tingkat akurasi sebesar 98.19% dan *f1 score* 98.33%. Nilai tersebut sangat baik dan menunjukkan bahwa sistem yang dibuat dapat dijadikan acuan dalam prediksi kelayakan pemberian kredit. Selain itu, nilai tersebut menunjukkan bahwa model *backpropagation* bebas dari *overfitting*.

Kata kunci : Pemberian Kredit, *Backpropagation*, *Deep Learning*, *Hyperparameter*

Prediction of Creditworthiness with Backpropagation Algorithm

Abstract

One of problems in lending activities is credit risk due to errors in selecting debtors. In this study, the *backpropagation* algorithm will be used to develop a prediction calculation system that uses features such as age, gender, marital status, occupation, income, number of dependents, loan amount, time period, collateral, home ownership, and loan purpose to predict creditworthiness. To determine the accuracy level of built, a model evaluation was conducted. The model evaluation was carried out using a *confusion matrix*, but before that, the data used was separated by ratio of 80 : 20, namely 80% for training and 20% for testing. With the best hyperparameters from several hyperparameter tuning scenarios, the scenario used for implementation in the system is scenario model 5 with 2 hidden layers (50 and 25 neurons), ReLU activation function, learning rate 0.001, 500 epochs, batch size 64, adam optimizer, and early stopping, resulting in an accuracy of 98.18% and a *f1 Score* of 98.33%. These values are excellent and show that system created can be used as a reference in predicting creditworthiness. In addition, these values show that the *backpropagation* model is free from *overfitting*.

Keywords : Credit Granting, *Backpropagation*, *Deep Learning*, *Hyperparameter*

1. Pendahuluan

Kredit adalah penyediaan uang atau tagihan yang dapat dipersamakan dengan itu, berdasarkan persetujuan atau kesepakatan pinjam-meminjam antara pihak bank dengan pihak lain yang mewajibkan pihak peminjam untuk melunasi utangnya setelah jangka waktu tertentu dengan pemberian bunga [1]. Kata

tersebut berasal dari bahasa Yunani “*credere*” yang berarti percaya, arti tersebut menjadi dasar dari kredit [2]. Kredit merupakan bentuk transaksi keuangan dimana pihak pemberi kredit menyerahkan uang, jasa, atau barang terlebih dahulu kepada penerima kredit dengan metode pembayaran yang dicicil di masa mendatang berdasarkan perjanjian dari kedua pihak. Perjanjian yang dimaksud yaitu mencakup ketentuan mengenai jumlah cicilan, jangka waktu, serta biaya tambahan seperti bunga atau denda jika terjadi keterlambatan [3].

Dalam kegiatan pemberian kredit memiliki suatu masalah yaitu risiko kredit karena kesalahan dalam menyeleksi calon nasabah debitur. Permasalahan ini sering terjadi dan menjadi permasalahan utama yang dihadapi oleh lembaga keuangan. Baik faktor internal maupun eksternal dapat menjadi penyebabnya. Pemberi kredit berperan dalam masalah internal, seperti kesalahan yang terjadi saat menganalisis data calon debitur. Sebelum proses pengkreditan, maka dilakukan penentuan kelayakan terlebih dahulu yang harus dilalui oleh seorang calon debitur. Hal tersebut sangat penting agar terhindar dari risiko kredit [4]. Untuk menghindari kesalahan semacam itu, setiap pemberian kredit harus dievaluasi berdasarkan serangkaian kriteria yang disebut analisis 5C, yang mencakup karakter, kemampuan, modal, jaminan, dan kondisi ekonomi. Selain analisis 5C, digunakan prinsip 7P, yakni kepribadian, pihak, tujuan, prospek, pembayaran, keuntungan, dan perlindungan, untuk menerapkan kredit yang aman [5].

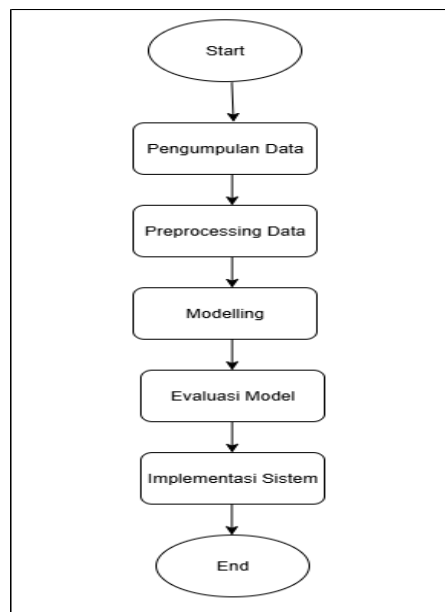
Salah satu alat terpenting untuk mengurangi risiko kredit adalah sistem prediksi kelayakan kredit yang menggunakan *backpropagation* yang merupakan bagian dari *deep learning* dan pengembangan jaringan syaraf tiruan. Pemilihan *backpropagation* ini yaitu karena memiliki kelebihan dalam melakukan proses pelatihan, karena *backpropagation* mengajarkan pola jaringan untuk menyeimbangkan antara mengidentifikasi pola yang digunakan dalam pelatihan dan merespon secara tepat terhadap pola masukan menyerupai pola pelatihan [6]. Supaya perbedaan antara pola keluaran yang dihasilkan jaringan dan pola keluaran yang diinginkan, maka nilai bobot disesuaikan saat jaringan diberikan pola. Pelatihan jaringan diulang hingga semua pola keluaran jaringan mampu mengidentifikasi pola keluaran yang diinginkan [7]. Untuk berbagai aplikasi, termasuk peramalan, pengambilan keputusan, dan pengendalian, model *backpropagation* dapat menentukan korelasi sebab-akibat dari rangkaian waktu spesifik suatu fenomena. Model ini juga dapat digunakan untuk mengatur keluaran sistem agar mencapai tujuan yang diinginkan, memprediksi nilai masa depan untuk membantu pengambilan keputusan, dan menganalisis hubungan antara banyak rangkaian waktu yang berbeda secara bersamaan.

Algoritma *backpropagation* telah digunakan dalam berbagai penelitian, termasuk yang dilakukan oleh Eki Komariah, dkk, dalam penelitian tersebut *backpropagation* digunakan untuk memprediksi hasil produksi kelapa sawit, menggunakan sejumlah parameter, yaitu 2.000 *epoch*, 3 lapisan tersembunyi, *learning rate* 0.3, dan *error target* 0.001. Hal ini menghasilkan nilai MSE sebesar 0.11249 dengan akurasi 88% [8]. Penelitian menggunakan *backpropagation* juga dilakukan oleh Nasmah Nur Amiroh dan Donny Avianto, penelitian ini dilakukan dengan beberapa eksperimen dan model terbaik yaitu dengan fungsi aktivasi Tanh, 1.000 *epoch*, arsitektur 5-5-1, dan *learning rate* 0.01. dengan menggunakan rumus *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), parameter-parameter ini menghasilkan akurasi hingga 99,8% pada data pelatihan dan 98,4% pada data uji [9]. Adapun penelitian lainnya yaitu penelitian yang dilakukan oleh Mangapul Siahaan, hasil pengujian algoritma *backpropagation* dengan desain 5-5-2 yang terdiri dari 2 node lapisan output, 5 node lapisan input, dan 5 node lapisan tersembunyi menghasilkan akurasi sebesar 88,39%, sedangkan pendekatan dengan *decision tree* dalam penelitian ini memperoleh akurasi sebesar 90% [10].

Dengan menggunakan algoritma *backpropagation* dan sistem yang dibangun menggunakan Python untuk membuat model *backpropagation* yang akan digunakan dalam proses perhitungan prediksi dan PHP untuk mengembangkan *web service*, penelitian ini bertujuan untuk memprediksi kelayakan kredit. Diharapkan temuan penelitian ini dapat membantu lembaga keuangan dalam mengambil keputusan mengenai pemberian kredit kepada nasabah, sehingga dapat mengurangi risiko kredit macet.

2. Metodologi

Penelitian ini dilakukan untuk mengembangkan sistem yang membantu dalam memprediksi kredit dengan mengimplementasikan algoritma *backpropagation*. Untuk langkah-langkah yang dilakukan selama proses penelitian meliputi pengumpulan data, *preprocessing data*, *modelling*, evaluasi model, dan implementasi sistem. Berikut ini pada Gambar 1 menampilkan kerangka penelitian.



Gambar 1. Kerangka Penelitian.

a. Pengumpulan Data

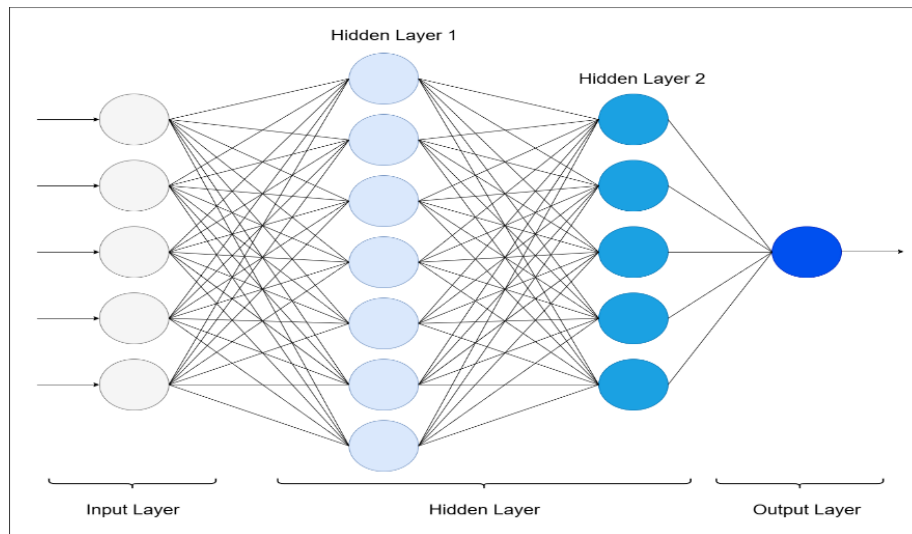
Pada tahap ini, data dianalisis untuk menemukan informasi seperti jumlah data yang digunakan, tipe data pada setiap fitur, distribusi kelayakan, serta jumlah *missing value* yang terdapat pada dataset. Adapun data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data internal dari PT Clipan Finance Tbk. Dalam tahap ini juga menentukan target (Y) yang akan digunakan untuk menghitung prediksi kelayakan kredit dan memisahkannya dengan fitur (X).

b. *Preprocessing Data*

Preprocessing data ini dikenal sebagai proses untuk mengubah sebuah data masih mentah menjadi sebuah data yang berkualitas [11]. Hal ini bertujuan agar data tersebut dapat digunakan dalam proses *modelling*. Adapun pada tahap ini akan menggunakan pendekatan *exploratory data analysis* (EDA), diantaranya yaitu dengan *data cleansing* dan *data transformation* untuk menangani *missing value* dan mengubah tipe data kategorikal menjadi numerikal guna memudahkan perhitungan. Adapun yang akan dilakukan untuk menangani *missing value* yaitu dengan menghapus baris atau kolom yang mengandung banyak nilai yang hilang, dan imputasi nilai yang hilang dengan menggunakan nilai *mean*, median, atau metode statistik lainnya. Setelah menangani *missing value*, langkah selanjutnya adalah *data transformation*. *Data transformation* adalah proses yang mana data mentah diubah ke dalam format yang dapat diproses lebih lanjut pada skala perhitungan [12]. Pada penelitian ini dilakukan dengan mengubah tipe data pada beberapa fitur seperti umur, jenis kelamin, pekerjaan, penghasilan, jumlah pinjaman, kepemilikan rumah, jaminan, status pajak, tujuan pinjaman, dan kelayakan. Selain itu, proses pembagian data juga akan dilakukan, yang meliputi pembagian data yang akan digunakan menjadi data pelatihan dan data pengujian. Data pelatihan digunakan dalam proses *modelling*, sedangkan data pengujian digunakan untuk mengukur kinerja model yang telah dibangun.

c. *Modelling*

Pada tahapan ini, akan dibangun sebuah model *backpropagation*. *Backpropagation* adalah algoritma pembelajaran yang mengurangi kesalahan dengan menyesuaikan keluaran algoritma tersebut dengan target yang diinginkan berdasarkan selisih antara keduanya [13]. Agar model dapat belajar mengurangi kesalahan, maka dilakukan perancangan arsitektur *neural network*. Arsitektur *neural network* pada penelitian ini terdiri dari lapisan input, 2 lapisan tersembunyi, dan lapisan output. Pada Gambar 2 berikut adalah gambaran dari arsitektur *neural network* yang digunakan.



Gambar 2. Arsitektur *Neural Network*

Pada tahap ini akan dilakukan percobaan sehingga didapatkan model terbaik, dengan beberapa *hyperparameter* seperti *hidden layer*, *learning rate*, jumlah *epoch*, *batch size*, *optimizer*, serta *early stopping*. Setelah didapatkan sebuah model terbaik, model tersebut akan dilatih lalu disimpan dalam format *pickle* untuk diimplementasikan pada sistem prediksi kelayakan kredit

d. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengetahui kinerja suatu model. Tujuan evaluasi model ini adalah untuk mengukur seberapa baik model tersebut mengklasifikasikan data. Teknik yang digunakan yaitu *confusion matrix*. *Confusion matrix* yaitu alat evaluasi yang menyajikan informasi rinci mengenai performa klasifikasi termasuk jumlah prediksi tepat dan keliru pada masing-masing kelas [11]. *Confusion matrix* dapat menghitung performa model seperti akurasi, presisi, recall, dan f1 score. Adapun yang menjadi acuan untuk model terbaik pada penelitian ini yaitu nilai akurasi dan f1 score.

Tabel 1. *Confusion Matrix*.

Klasifikasi		Prediksi	
		Positif	Negatif
Aktual	Positif	TP (<i>True Positive</i>)	FN (<i>False Negative</i>)
	Negatif	FP (<i>False Positive</i>)	TN (<i>True Negative</i>)

Akurasi merupakan hal yang penting dalam masalah klasifikasi karena menentukan persentase prediksi yang benar. *Precision* dan *recall* adalah istilah yang digunakan untuk menggambarkan ketepatan prediksi (presisi) dan kelengkapan dalam mendeteksi kelas positif. *Precision* mengukur seberapa efektif model memprediksi kelas positif dari semua prediksi positif, sementara *recall* mengukur kemampuan model untuk secara tepat mengidentifikasi kelas positif [14]. Ukuran-ukuran ini menjadi relevan ketika dataset tidak seimbang. F1-Score menyeimbangkan *recall* dan presisi dengan menggabungkan keduanya. Rumus (1) sampai (4) di bawah ini menunjukkan rumus untuk mengukur akurasi, presisi, *recall*, dan f1 score.

$$\text{Akurasi} = \frac{(\text{Jumlah prediksi benar})}{(\text{Total data})} \times 100\% \tag{1}$$

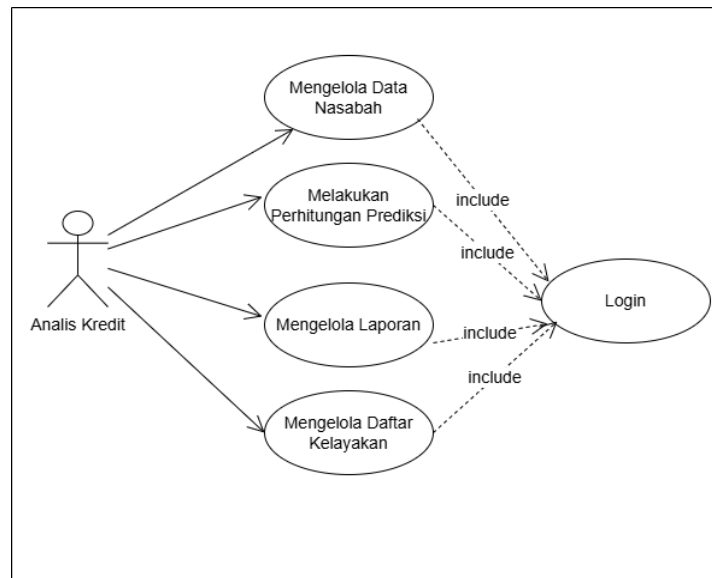
$$\text{Presisi} = \frac{(\text{Prediksi positif yang benar})}{(\text{Total prediksi positif})} \times 100\% \tag{2}$$

$$Recall = \frac{Kasus\ positif\ yang\ terdeteksi}{(Total\ kasus\ positif)} \times 100\% \tag{3}$$

$$F1\ Score = \frac{2 \times (Recall \times Precision)}{Recall + Precision} \times 100\% \tag{4}$$

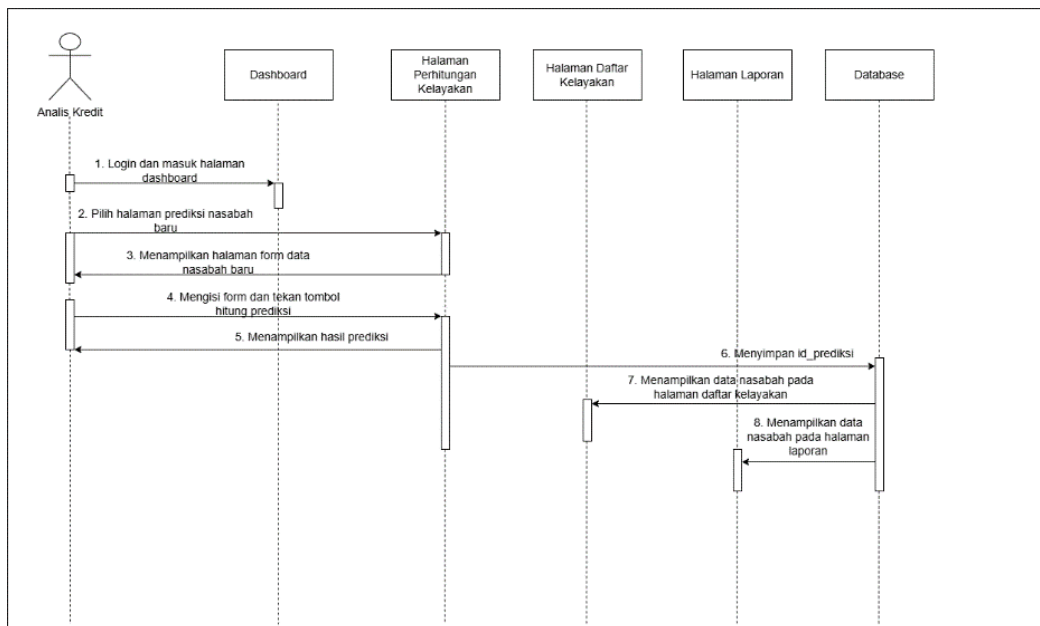
e. Perancangan Sistem

Perancangan sistem yang digunakan dalam penelitian ini yaitu *use case diagram* dan *sequence diagram* yang merupakan bagian dari sistem desain UML (*Unified Modeling Language*). UML adalah bahasa pemodelan untuk perangkat lunak yang berorientasi objek [15]. Untuk perancangan sistem menggunakan *use case* dapat dilihat pada Gambar 3 di bawah ini.



Gambar 3. Use Case Analis Kredit

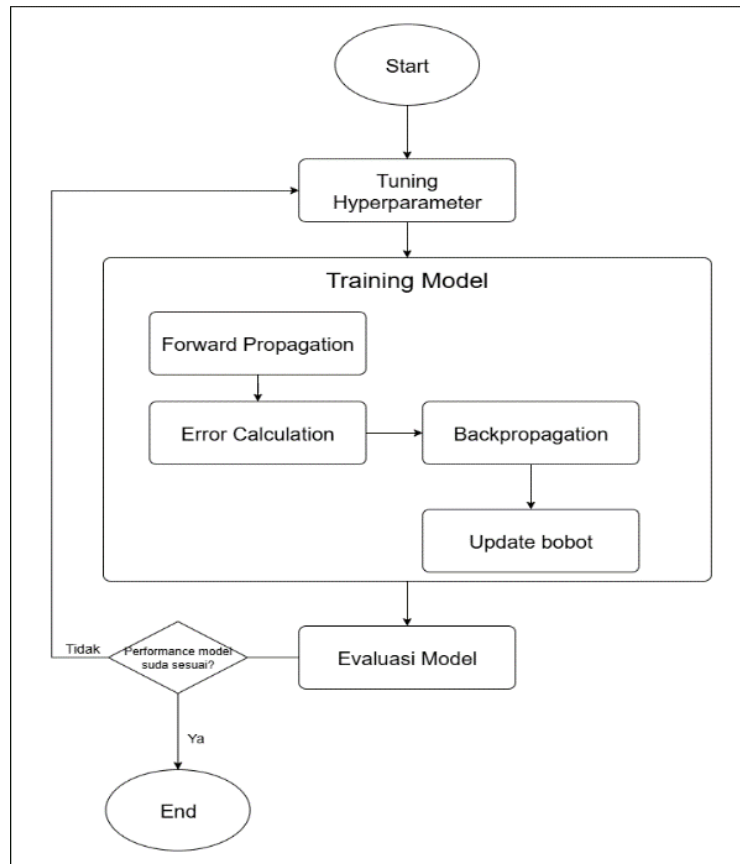
Alur proses prediksi sistem ini ditunjukkan dalam *sequence diagram* pada Gambar 4 di bawah ini.



Gambar 4. Sequence Diagram Proses Perhitungan Prediksi.

2.1 Tuning Hyperparameter

Tuning hyperparameter yaitu proses penyuntingan hyperparameter untuk mendapatkan model terbaik. Untuk penjelasan lebih lanjut dapat dilihat pada Gambar 5 di bawah ini.



Gambar 5. Alur Tuning Hyperparameter

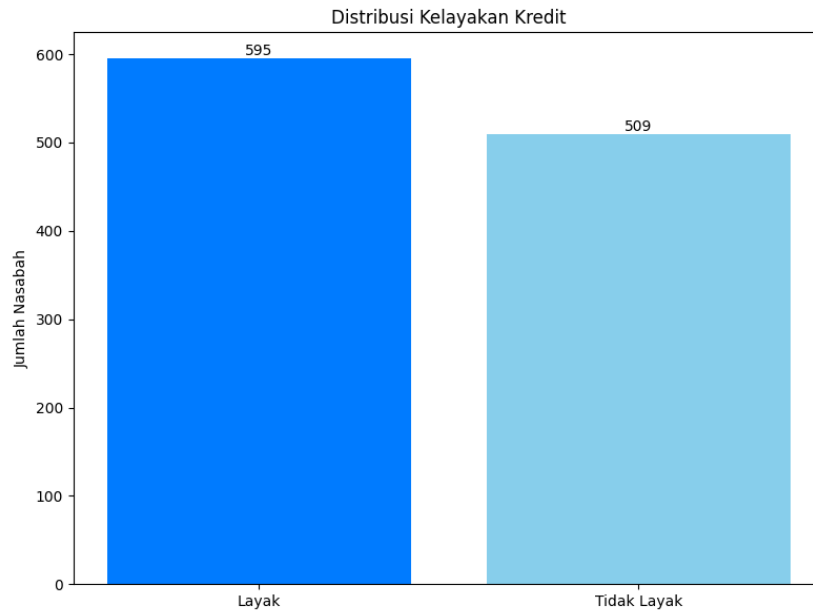
Gambar di atas menjelaskan pada penelitian ini akan dilakukan penyuntingan beberapa *hyperparameter* seperti *hidden layer*, *learning rate*, jumlah *epoch*, *batch size*, *optimizer*, dan *early stopping*. Model kemudian dilatih, dimulai dengan inisialisasi bobot, *forward propagation*, perhitungan kesalahan, *backpropagation*, dan update bobot, sesuai dengan metode *tuning hyperparameter* yang dilakukan. Untuk memperoleh hasil prediksi, *forward propagation* menghitung nilai output dari nilai aktivasi pada lapisan tersembunyi dan hasil perhitungan pada lapisan input yang melintasi lapisan tersembunyi. Setelah dihasilkan output, akan dihitung selisih antara target dan output untuk mengetahui nilai *error*. Setelah hitung *error*, langkah selanjutnya adalah *backpropagation* yaitu proses perhitungan dari output ke input secara terbalik. Setelah dihitung dari lapisan output, delta *error* diteruskan ke lapisan tersembunyi dan akan digunakan fungsi aktivasi dan bobot jaringan akan diperbarui menggunakan nilai delta *error* yang dihasilkan. Tahap terakhir pada *training model* sebelum dilakukan evaluasi model adalah pemeriksaan kesalahan, jika kesalahan masih ada maka proses akan terus diulang hingga hasil yang diinginkan tercapai. Demikian pula, jika kinerja model masih belum memuaskan setelah menyelesaikan proses *training model* dan evaluasi model, proses *tuning hyperparameter* akan diulang hingga diperoleh model yang diinginkan.

3. Hasil Dan Pembahasan

3.1 Analisa Dataset

Dataset merupakan sekumpulan data terorganisir dan dapat digunakan untuk analisis dan *modelling* untuk kebutuhan pada berbagai bidang seperti ilmu pengetahuan, teknologi, dan bisnis. Dataset dapat berupa berbagai jenis data seperti numerik, kategori, teks, gambar, atau data suara. Tabel yang terdiri dari

baris dan kolom sering digunakan untuk menampilkan dataset [16]. Dalam statistik, dataset biasanya diperoleh dari hasil pengamatan nyata yang dilakukan melalui *sampling* populasi [11]. Pada penelitian ini dataset nasabah pinjaman diperoleh dari PT. Clipan Finance Indonesia Tbk. yang terdiri dari 1.104 data dengan sebaran data kelayakan yang terdapat pada Gambar 6 di bawah ini.



Gambar 6. Distribusi Kelayakan

Pada Gambar 5 di atas dapat dilihat jumlah kelas layak sebanyak 595 nasabah dan kelas tidak layak sebanyak 509 nasabah, meskipun kelas layak terlihat lebih banyak namun dataset yang digunakan merupakan data yang seimbang karena selisih diantara kelas layak dan kelas tidak layak tidak terlalu signifikan. Adapun fitur-fitur yang digunakan untuk memprediksi kelayakan kredit diantaranya yaitu umur, jenis kelamin, status perkawinan, pekerjaan, penghasilan, jumlah tanggungan, jumlah pinjaman, waktu pengembalian, jaminan, kepemilikan rumah, serta fitur kelayakan yang akan digunakan sebagai target.

3.2 Preprocessing Data

Pada dataset yang digunakan, terdapat *missing value* pada beberapa fitur. Selain menangani missing value, pada tahap *preprocessing* data juga dilakukan *data transformation* yaitu dengan mengubah tipe data pada beberapa fitur. Pada Gambar 7. merupakan jumlah missing value dan tipe data pada dataset yang digunakan sebelum dilakukannya *preprocessing data*.

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 1104 entries, 0 to 1103
Data columns (total 13 columns):
#   Column                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   umur                  1066 non-null   object
1   jenis_kelamin        1104 non-null   object
2   pekerjaan            1102 non-null   object
3   penghasilan          1104 non-null   object
4   jumlah_tanggungan    1087 non-null   float64
5   jumlah_pinjaman     1104 non-null   object
6   waktu_pengembalian   1069 non-null   float64
7   kepemilikan_rumah    1054 non-null   object
8   jaminan              1074 non-null   object
9   tahun_kendaraan      1104 non-null   int64
10  status_pajak         1092 non-null   object
11  tujuan_pinjaman     1094 non-null   object
12  kelayakan            1104 non-null   object
dtypes: float64(2), int64(1), object(10)
memory usage: 112.3+ KB
```

Gambar 7. Sebelum Preprocessing

Pada gambar di atas dapat dilihat *missing value* pada fitur umur, pekerjaan, jumlah_tanggungan, waktu_pengembalian, kepemilikan_rumah, jaminan, status_pajak, dan tujuan_pinjaman. Yang akan dilakukan untuk menangani ini, maka pada kolom numerikal akan diisi dengan median, sedangkan untuk fitur kategorikal akan diisi dengan nilai modus. Selanjutnya, pada tahap ini dilakukan *data transformation* untuk mengubah tipe data kategorikal menjadi numerik pada beberapa fitur seperti umur, penghasilan, jumlah_tanggungan, jumlah_pinjaman, waktu_pengembalian, tahun_kendaraan, dan kelayakan. Setelah dilakukan proses *preprocessing*, Gambar 8 di bawah ini merupakan hasil dari *data cleansing* dan *data transformation* yang telah dilakukan.

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 1104 entries, 0 to 1103
Data columns (total 13 columns):
#   Column                Non-Null Count  Dtype
---  ---                ---
0   umur                  1104 non-null   int64
1   jenis_kelamin        1104 non-null   int64
2   pekerjaan             1104 non-null   int64
3   penghasilan           1104 non-null   int64
4   jumlah_tanggungan    1104 non-null   int64
5   jumlah_pinjaman      1104 non-null   int64
6   waktu_pengembalian   1104 non-null   int64
7   kepemilikan_rumah    1104 non-null   int64
8   jaminan              1104 non-null   int64
9   tahun_kendaraan      1104 non-null   int64
10  status_pajak         1104 non-null   int64
11  tujuan_pinjaman      1104 non-null   int64
12  kelayakan            1104 non-null   int64
dtypes: int64(13)
memory usage: 112.3 KB
```

Gambar 8. Setelah *Preprocessing*

3.3 Implementasi Model

Setelah dilakukan *preprocessing data*, maka data tersebut dapat dilakukan pemodelan. Pada proses ini dilakukan dengan melakukan beberapa kali percobaan sampai menghasilkan model terbaik yaitu dengan merancang skenario *hyperparameter*. Pada setiap skenario, fungsi aktivasi yang digunakan yaitu ReLU dengan *random state* 42. Adapun skenario-skenario perancangan yang dilakukan akan ditunjukkan pada Tabel 2 di bawah ini.

Tabel 2. Perancangan *Hyperparameter*

Model Skenario	Hidden Layer	Learning Rate	Epoch	Batch Size	Optimizer	Early Stopping
1	(30, 15)	0.001	500	64	Adam	True
2	(50, 25)	0.1	500	32	Adam	False
3	(70, 35)	0.1	1000	64	Adam	True
4	(30, 15)	0.1	1000	64	Adam	True
5	(50, 25)	0.01	500	64	Adam	True
6	(70, 35)	0.1	1000	32	Adam	False

3.3 Evaluasi Model

Penelitian ini memisahkan data dengan *ratio* 80 : 20, yang mana 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Hal ini bertujuan untuk menghitung akurasi, presisi, *recall*, dan *f1 score* guna mengevaluasi model menggunakan *confusion matrix*. Efektivitas model klasifikasi dapat dievaluasi dengan menghitung tingkat akurasi. Pada penelitian ini, metrik yang menjadi acuan untuk menjadi model terbaik yaitu dengan mencari nilai akurasi dan *f1 score* tertinggi, karena untuk mencari keseimbangan antara prediksi positif dan prediksi negatif. Tabel 3 di bawah ini menunjukkan hasil evaluasi model.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model.

	Model Skenario	Akurasi	Presisi	Recall	F1 Score
Training	1	97.06%	97.07%	97.48%	97.27%
	2	94.90%	91.36%	100%	95.49%
	3	99.32%	99.79%	98.95%	99.37
	4	93.77%	94.13%	94.33%	94.23%
	5	99.55%	99.79%	99.37%	99.58%
	6	98.19%	97.52%	99.16%	98.33%
Testing	1	95.48%	95.04%	96.64%	95.83%
	2	93.21%	88.81%	100%	94.07%
	3	97.29%	97.48%	97.48%	97.48%
	4	92.31%	91.80%	94.12%	92.95%
	5	98.19%	97.52%	99.16%	98.33%
	6	92.76%	96.40%	89.92%	93.04%

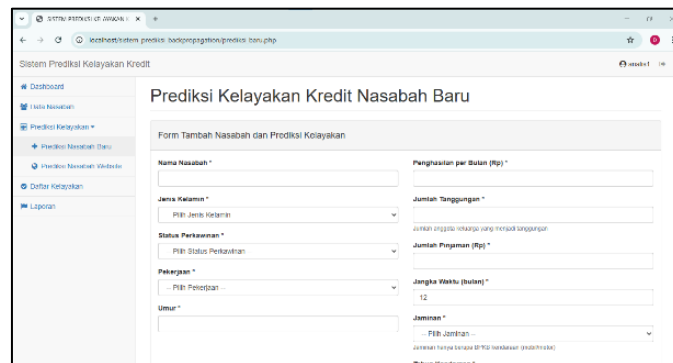
Berdasarkan hasil evaluasi model, sebagaimana metrik acuan yang telah ditetapkan untuk memilih model terbaik pada penelitian ini yaitu nilai akurasi dan f1 score., maka model *backpropagation* terbaik yang akan digunakan untuk diimplementasikan pada sistem prediksi kelayakan pemberian kredit yaitu pada skenario model 5 dengan *hyperparameter* seperti 2 lapisan tersembunyi yaitu pada lapisan tersembunyi 1 sebanyak 50 neuron dan pada lapisan tersembunyi 2 sebanyak 25 neuron, dengan menggunakan fungsi aktivasi ReLU, *learning rate* 0.001, 500 *epoch*, *batch size* 64, *optimizer* adam, serta menggunakan *early stopping*. Model tersebut mencapai akurasi tertinggi yaitu 98.19%, presisi 97.52%, *recall* 99.16%, dan f1 score 98.33%. Dapat disimpulkan bahwa model yang dipilih sudah sangat baik untuk dijadikan acuan dalam prediksi pemberian kredit dan akan diimplementasikan pada sistem prediksi kelayakan pemberian kredit.

3.4 Implementasi Sistem

Setelah didapatkan model terbaik yang dapat dipastikan akurat untuk memprediksi kelayakan kredit dan dapat digunakan untuk meminimalisir resiko kredit yaitu dengan akurasi model sebesar 98.19% dan f1 score sebesar 98.33%, maka model yang berhasil tersebut akan disimpan ke dalam format *pickle* untuk diimplementasikan pada sistem prediksi kelayakan pemberian kredit. Untuk implementasinya, pada penelitian ini pengembangan sistem menggunakan Python untuk membuat model perhitungan *backpropagation* dan PHP untuk membangun *web service*. Dengan menerapkan RestAPI agar model perhitungan dapat dijalan pada *web service*.

3.4.1 Tampilan Sistem

Dalam sistem prediksi kelayakan pemberian kredit ini terdapat beberapa fitur diantaranya yaitu *dashboard* Analis Kredit, data nasabah, prediksi kelayakan, daftar kelayakan, dan laporan. Untuk melakukan prediksi kelayakan nasabah, dapat dilakukan pada halaman prediksi kelayakan. Analis Kredit dapat melakukan perhitungan prediksi nasabah baru atau nasabah yang telah melakukan pengajuan melalui halaman *website*. Gambar 5 di bawah ini merupakan halaman prediksi kelayakan nasabah baru.



Gambar 9. Halaman Prediksi Nasabah Baru

Sebagai contoh proses perhitungan prediksi, pada Gambar 10 di bawah ini dapat dilihat form prediksi nasabah baru yang diisi dengan data sampel dan akan ditampilkan hasil prediksi tersebut pada Gambar 11.

Gambar 10. Contoh Input Form

Berdasarkan data pada gambar di atas, Gambar 11 di bawah ini menunjukkan hasil prediksi.

Gambar 11. Hasil Prediksi

Pada gambar di atas dapat dilihat bahwa nasabah dengan data diri pada Gambar 6 diprediksi “Tidak Layak” untuk menerima kredit.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, algoritma *backpropagation* dapat digunakan untuk memprediksi kelayakan pemberian kredit dengan menggunakan *hyperparameter* terbaik yaitu pada skenario model 5 dengan *hyperparameter* seperti 2 lapisan tersembunyi yaitu pada lapisan tersembunyi 1 sebanyak 50 neuron dan pada lapisan tersembunyi 2 sebanyak 25 neuron, dengan menggunakan fungsi aktivasi ReLU, *learning rate* 0.001, 500 *epoch*, *batch size* 64, *optimizer* adam, serta menggunakan *early stopping*. Model tersebut mencapai akurasi tertinggi yaitu 98.19%, presisi 97.52%, *recall* 99.16%, dan *f1 score* 98.33%. Hasil ini menunjukkan bahwa *backpropagation* dapat digunakan sebagai referensi untuk memprediksi kelayakan kredit

Daftar Pustaka

- [1] Kementerian Keuangan, “Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 10 Tahun 1998 Tentang Perubahan Atas Undang-Undang Nomor 7 Tahun 1992 Tentang Perbankan,” *Lembaran Negara Republik Indones.*, p. pasal 1 ayat 2, 1998, [Online]. Available: <http://www.bphn.go.id/data/documents/98uu010.pdf>
- [2] B. Y. Wirawan and U. Chotijah, “Sistem Penentuan Kelayakan Debitur Menggunakan Metode Simple Multi Attribute Rating Technique (SMART),” *J. Nas. Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 7,

- no. 1, pp. 25–33, Feb. 2024, doi: 10.32672/jnkti.v7i1.7353.
- [3] R. N. S. Golongomo, Y. MZ, and J. E. Bororing, “Sistem Penentuan Kelayakan Pemberian Kredit Rumah Karyawan Dengan Metode Simple Multi Attribute Rating Technique,” *J. Inform. Teknol. dan Sains*, vol. 7, no. 2, pp. 625–634, May 2025, doi: 10.51401/jinteks.v7i2.5664.
- [4] Khusaeri Andesa, Herwin, and Torkis Nasution, “Sistem Pendukung Keputusan Untuk Menentukan Kelayakan Customer Dalam Proses Pengkreditan dengan Metode Scoring System,” *SATIN - Sains dan Teknol. Inf.*, vol. 8, no. 2, pp. 48–57, Nov. 2022, doi: 10.33372/stn.v8i2.884.
- [5] E. Mulyati, *Kredit Perbankan: Aspek Hukum dan Pengembangan Usaha Mikro Kecil dalam Pembangunan Perekonomian Indonesia*. Bandung: Refika Aditama, 2016.
- [6] N. Khoirun Nisa, D. Ahkam Sani, and M. Udin, “Prediksi Dini Resiko Penyakit Diabetes Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 9, no. 5, pp. 9096–9102, Jul. 2025, doi: 10.36040/jati.v9i5.15134.
- [7] M. A. Imaduddin, “Prediksi Cuaca Pada Data Time Series Menggunakan Backpropagation Neural Network (BPNN),” vol. 10, no. 5, pp. 4873–4879, 2023.
- [8] E. Komariah, B. C. Octariadi, and A. C. Siregar, “Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Memprediksi Hasil Produksi Kelapa Sawit Menggunakan Backpropagation,” *Jutisi J. Ilm. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 12, no. 2, p. 484, Aug. 2023, doi: 10.35889/jutisi.v12i2.1342.
- [9] N. N. Amiroh and D. Avianto, “Prediksi Indeks Pembangunan Manusia di Kabupaten Wonosobo Menggunakan Algoritma Backpropagation,” *Techno.Com*, vol. 22, no. 2, pp. 388–399, May 2023, doi: 10.33633/tc.v22i2.7980.
- [10] M. Siahaan, “Prediction of Smooth Rusunawa Rental Payments Using the Backpropagation Algorithm and Decision Tree,” *CESS (Journal Comput. Eng. Syst. Sci.)*, vol. 8, no. 2, p. 351, Jul. 2023, doi: 10.24114/cess.v8i2.46862.
- [11] B. Prasojo and E. Haryatmi, “Analisa Prediksi Kelayakan Pemberian Kredit Pinjaman dengan Metode Random Forest,” *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 7, no. 2, pp. 79–89, Sep. 2021, doi: 10.25077/TEKNOSI.v7i2.2021.79-89.
- [12] M. Azhima, I. Afrianty, E. Budianita, and S. Kurnia Gusti, “Penerapan Metode Backpropagation Neural Network untuk Klasifikasi Penyakit Stroke,” *Media Online*, vol. 4, no. 6, pp. 3013–3021, 2024, doi: 10.30865/klik.v4i6.1956.
- [13] S. Anggriyani, M. Manuputty, A. Lewaherilla, and L. Bakarbesy, “Prediksi Curah Hujan Di Kota Tual Dengan Menggunakan Metode Backpropagation,” *Param. J. Mat. Stat. dan Ter.*, vol. 3, no. 01, pp. 01–11, Jan. 2024, doi: 10.30598/parameter.v3i01pp01-11.
- [14] M. I. Raihan, S. N. Budiman, and U. Mawaddah, “Implementasi Backpropagation Untuk Rekomendasi Jurusan Peminatan Mahasiswa Program Studi Teknik Informatika Di Universitas Islam Balitar,” *J. Ilm. Sist. Inf. dan Tek. Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 218–231, 2024, doi: 10.57093/jisti.v7i2.216.
- [15] A. Nugroho, *Rekayasa Perangkat Lunak Berorientasi Objek dengan Metode USDP*. Yogyakarta: Penerbit ANDI, 2010.
- [16] S. Ann, “Optimalisasi Seleksi Fitur dengan RFECV dalam Credit Scoring menggunakan ANN,” vol. 10, no. 2, pp. 94–102, 2024.