

**ANALISA KELAYAKAN PEMBERIAN KREDIT PERUMAHAN DENGAN  
METODE KLASIFIKASI NAIVE BAYES**Wunasari <sup>1</sup>; Nugraha Priatna <sup>2</sup>; Wida Prima Mustika <sup>3</sup>Program Studi Sistem Informasi<sup>1,2,3</sup>STMIK Nusa Mandiri Jakarta<sup>1,2,3</sup>www.nusamandiri.ac.id<sup>1,2,3</sup>wunasari@nusamandiri.ac.id<sup>1</sup> nugraha.prt@gmail.com<sup>2</sup> wida.wpm@nusamandiri.ac.id<sup>3</sup>

**Abstract**— In taking a new house, generally an individual or an institution who gives loan will consider numerous things. In determining a creditworthiness of house taking, it is usually affected by several variables, where the variable can be a reference to decide whether someone is worthy to take the house. In its practice, non-performing loans often occur due to credit analysis that is lack of carefulness and accuracy in the process of credit distribution, or the unpleasant characters of the customers. In order to prevent the occurrence of the non-performing loans, a bank credit analyst should be able to take the right decision to approve or decline the loan application for comprehending the creditworthiness in the future. Hence, this study needs to be examined by calculating the data that already exist by using Naive Bayes Classification Method. Naive Bayes Classification is one of data mining methods that has a high accuracy value. In predicting the creditworthiness of housing, the Naive Bayes Classification proves that this case is affected by several related variables such as sex, the total amount of the income, the total amount of the benefit, BI checking, the price of the house, and the price of the selected house's down payment with the result of accuracy value = 95,33% and AUC value = 0.973.

**Keywords:** Creditworthiness, Housing, Naive Bayes

**Abstrak**— Dalam pengambilan rumah baru, biasanya seseorang yang memberikan kredit akan mempertimbangkan beberapa hal. Dalam penentuan kelayakan kredit pengambilan rumah tersebut biasanya dipengaruhi oleh beberapa variabel, dimana variabel tersebut dapat menjadi suatu acuan untuk menentukan layak atau tidaknya seseorang untuk mengambil rumah tersebut. Dalam pelaksanaannya, kredit yang bermasalah sering terjadi akibat analisis kredit yang tidak hati-hati atau kurang cermat dalam proses pemberian kredit, maupun dari karakter nasabah yang tidak baik. Untuk mencegah terjadinya kredit macet, seorang analisis kredit perbankan harus mampu mengambil keputusan yang tepat untuk memberikan atau menolak pengajuan kredit tersebut untuk mengetahui kelayakan kredit di masa mendatang. Dalam mengetahui kelayakan kredit di masa mendatang, perlu dilakukan penelitian dengan melakukan perhitungan dari data-data yang telah ada. Dalam penulisan ini perhitungan yang digunakan yaitu dengan metode klasifikasi Naive Bayes. Klasifikasi Naive Bayes merupakan salah satu metode data mining yang memiliki nilai akurasi yang tinggi. Dalam melakukan prediksi kelayakan kredit perumahan ini klasifikasi Naive Bayes membuktikan bahwa kelayakan kredit perumahan ini dipengaruhi oleh beberapa variabel terkait seperti jenis kelamin, jumlah penghasilan, jumlah tunjangan, BI checking, harga rumah, dan harga uang muka rumah yang dipilih serta menghasilkan nilai akurasi 95,33% dan nilai AUC sebesar 0,973.

**Kata kunci:** Kelayakan Kredit, Perumahan, Naive Bayes

**PENDAHULUAN**

Rumah merupakan kebutuhan yang sangat penting bagi semua orang dan termasuk salah satu kebutuhan primer manusia dalam tingkat kebutuhan yang harus dipenuhi. Hal tersebut lebih penting lagi bagi seseorang yang sudah berkeluarga, karena rumah merupakan tempat

bagi keluarga untuk berlindung, beraktivitas, dan bersosialisasi di lingkungannya.

Seiring dengan kemajuan zaman, jumlah penduduk yang semakin bertambah banyak mengakibatkan permintaan rumah sebagai tempat tinggal pun ikut bertambah juga. Efek tersebut juga berimbas terhadap bisnis properti. Tidak hanya rumah baru, rumah yang telah dipakai pun dapat

dibisniskan. Hal ini dapat dimaklumi karena sifat gerak manusia yang dinamis, setiap saat dapat berubah menurut keinginan dan kepentingannya. Akibatnya ada saja pemilik rumah yang memiliki keinginan untuk mengganti rumahnya sesuai perkembangan zaman. Sebagai contoh, jumlah keluarga akan semakin banyak, sedangkan rumah yang mereka tinggali tidak dapat diperluas. Hal tersebut mendorong keluarga untuk mencari rumah yang lebih luas yang dapat menampung jumlah keluarganya. Contoh lainnya, pemilik rumah yang pindah kerja sehingga harus meninggalkan rumahnya. Oleh karena rumah yang ditinggali sebelumnya bersifat permanen, sehingga tidak dapat dipindahkan begitu saja, mau tidak mau sang pemilik rumah harus menjual rumahnya. Walaupun kebutuhan tempat tinggal dapat dipenuhi dengan cara mengontrak, tetapi cara ini bersifat sementara dan tidak selamanya terjamin karena dibatasi oleh kepentingan sang pemilik rumah yang kita tempati. Dalam pengambilan rumah baru, biasanya seseorang yang memberikan kredit akan mempertimbangkan beberapa hal. Dalam penentuan kelayakan kredit pengambilan rumah tersebut biasanya dipengaruhi oleh beberapa variabel, dimana variabel tersebut dapat menjadi suatu acuan untuk menentukan layak atau tidaknya seseorang untuk mengambil rumah tersebut.

Di dalam dunia perbankan pemberian kredit kepada nasabah adalah kegiatan rutin yang mempunyai resiko tinggi (Dedi Ahmad Kurniawan & Kriestanto, 2016). Dalam pelaksanaannya, kredit yang bermasalah sering terjadi akibat analisis kredit yang tidak hati-hati atau kurang cermat (Dedy Ahmad Kurniawan & Kriestanto, 2016), (Wahyuni, 2017) dalam proses pemberian kredit, maupun dari karakter nasabah yang tidak baik (Yuliana & Harun, 2016). Untuk mencegah terjadinya kredit macet, seorang analisis kredit perbankan harus mampu mengambil keputusan yang tepat untuk menerima atau menolak pengajuan kredit (Arfida, 2012) untuk mengetahui kelayakan kredit di masa mendatang, diperlukan adanya peramalan yang akurat yang salah satunya menggunakan teknologi di bidang data mining.

Berdasarkan permasalahan diatas, penulis tertarik untuk menganalisis variabel-variabel apa saja yang digunakan oleh perusahaan untuk memberikan kelayakan kredit kepada calon debitur dengan menggunakan salah satu metode data mining yaitu Naive Bayes (Masripah, 2016), (Rifqo & Wijaya, 2017). Tujuan penelitian ini membantu para debitur dan analis kredit memahami variabel terpenting yang mempengaruhi dalam pengambilan rumah. Serta diharapkan meningkatkan kerja dan kinerja para analis kredit untuk mendapatkan debitur yang

layak dan tepat dalam proses pemberian kredit perumahan.

## BAHAN DAN METODE

### A. Metode Penelitian

#### 1. Observasi

Metode ini merupakan cara pengumpulan data secara langsung dengan mengamati objek penelitian dari sejumlah individu dalam jangka waktu yang bersamaan. Observasi adalah pengamatan langsung suatu kegiatan yang sedang dilakukan. Untuk mendapatkan data yang diperlukan, penulis menggunakan cara pengamatan langsung di salah satu bank yang bekerja sama dengan Perumahan Grand Wisata yang penulis jadikan bahan penelitian.

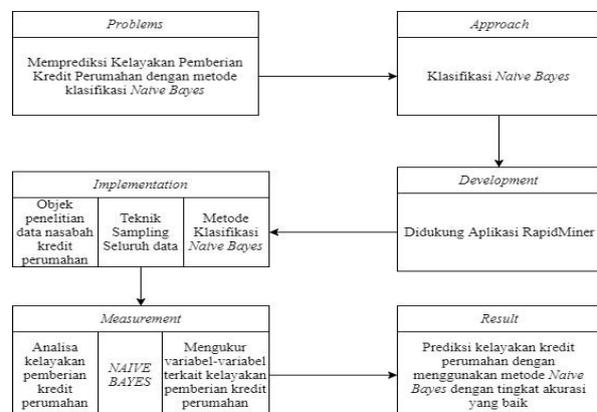
#### 2. Wawancara

Metode ini merupakan suatu kegiatan percakapan yang direncanakan dan bermanfaat untuk mencapai tujuan tertentu. Peneliti melakukan tanya jawab tentang prosedur dan data pemberian kredit kepada petugas analis kredit dari bank yang menangani Perumahan Grand Wisata.

#### 3. Studi Pustaka

Dengan metode ini, membantu penulis dalam hal pembuatan skripsi yang ditunjang dengan beberapa buku, jurnal dan literature yang berkaitan dengan materi yang dibuat dalam penyusunan skripsi ini. Pada metode ini penulis mendapat banyak bahan masukan tentang bagaimana menganalisa kelayakan pemberian kredit pada perumahan dengan metode dari algoritma yang penulis gunakan. Juga pada metode ini penulis membuka, mengambil dan mengutip dari beberapa kutipan para ahli yang berdasarkan dari jurnal ilmiah nasional Koefisien Determinasi ( $R^2$ )

### B. Tahapan Penelitian



Sumber: (Wunasaari et al., 2018)

Gambar 1. Bagan Kerangka Pemikiran Tahapan kerangka pemikiran dijelaskan secara umum sebagai berikut:

1. Permasalahan (Problem)

Dalam penelitian ini terdapat masalah utama terkait kelayakan pemberian kredit perumahan yang dilakukan oleh bank kepada calon debitur perumahan Grand Wisata.

2. Pendekatan (Approach)

Metode yang digunakan untuk mengukur tingkat kelayakan pemberian kredit perumahan dengan menggunakan metode klasifikasi Naive Bayes.

3. Pengembangan (Development)

Aplikasi yang digunakan untuk mengukur tingkat kelayakan pemberian kredit perumahan dengan menggunakan metode klasifikasi Naive Bayes menggunakan aplikasi RapidMiner Studio.

4. Penerapan (Implementation)

Objek penelitian ini adalah nasabah kredit perumahan Grand Wisata yang didapat dari salah satu bank yang melakukan analisa kredit.

5. Pengukuran (Measurement)

Menganalisa data kelayakan pemberian kredit perumahan menggunakan metode klasifikasi Naive Bayes untuk mengukur variabel apa saja yang terkait dalam kelayakan pemberian kredit perumahan.

6. Hasil (Result)

Menganalisa hasil pengolahan data kelayakan pemberian kredit perumahan dengan algoritma Naive Bayes diperoleh kesimpulan tentang kelayakan kredit perumahan yang akurat

C. Populasi

Koefisien determinasi pada intinya Populasi dalam penelitian ini adalah data nasabah yang mengajukan kredit pembelian rumah pada Perumahan Grand Wisata yang dianalisa oleh analis dari Bank Central Asia berjumlah 30 data per tahunnya dengan total seluruh data 150 data. Metode pengambilan sampel dalam penelitian ini menggunakan random sampling (acak).

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Karakteristik Data

1. Karakteristik Data Berdasarkan Jenis Kelamin

Tabel 1. Karakteristik Data Nasabah Berdasarkan Jenis Kelamin

Jenis Kelamin	Jumlah Data	Persentase
Laki-laki	88	58,67%
Perempuan	62	41,33%
<b>Total</b>	<b>150</b>	<b>100%</b>

Sumber: (Wunasaari et al., 2018)

Berdasarkan informasi pada tabel 1, maka dapat diketahui bahwa jumlah data nasabah pada

penelitian ini sebanyak 150 orang, yang terdiri dari 88 orang atau 58,67% berjenis kelamin laki-laki dan 62 orang atau 41,33% berjenis kelamin perempuan

2. Karakteristik Data Berdasarkan Jumlah Tunjangan

Dari hasil data yang didapatkan peneliti pada penelitian ini, maka didapatkan hasil karakteristik data nasabah yang sesuai berdasarkan jumlah tunjangan.

Tabel 2. Karakteristik Data Nasabah Berdasarkan Jumlah Tunjangan

Jumlah Tunjangan	Jumlah Data	Persentase
≤2	117	78%
≥3	33	22%
<b>Total</b>	<b>150</b>	<b>100%</b>

Sumber: (Wunasaari et al., 2018)

Berdasarkan informasi pada tabel 2, maka dapat diketahui bahwa jumlah data nasabah pada penelitian ini sebanyak 150 orang, yang terdiri dari 117 orang atau 78% yang memiliki jumlah tunjangan ≤2 orang dan 33 orang atau 22% memiliki jumlah tunjangan ≥3 orang.

3. Karakteristik Data Berdasarkan Penghasilan

Dari hasil data yang didapatkan peneliti pada penelitian ini, maka didapatkan hasil karakteristik data nasabah yang sesuai berdasarkan penghasilan.

Tabel 3. Karakteristik Data Nasabah Berdasarkan Penghasilan

Penghasilan	Jumlah Data	Persentase
Rendah ( $X \leq 10.000.000$ )	2	1,34%
Menengah ( $10.000.000 < X \leq 20.000.000$ )	83	55,33%
Tinggi ( $X > 20.000.000$ )	65	43,33%
<b>Total</b>	<b>150</b>	<b>100%</b>

Sumber: (Wunasaari et al., 2018)

Berdasarkan informasi pada tabel 3, maka dapat diketahui bahwa jumlah data nasabah pada penelitian ini sebanyak 150 orang, yang terdiri dari 2 orang atau 1,34% yang memiliki penghasilan Rendah, 83 orang atau 55,33% memiliki penghasilan Menengah dan 65 orang atau 43,33% memiliki penghasilan Tinggi.

4. Karakteristik Data Berdasarkan Harga Rumah

Dari hasil data yang didapatkan peneliti pada penelitian ini, maka didapatkan hasil karakteristik data nasabah yang sesuai berdasarkan harga rumah yang dibeli.

Tabel 4. Karakteristik Data Nasabah Berdasarkan Harga Rumah

Harga Rumah	Jumlah Data	Persentase
Rendah ( $X \leq 900.000.000$ )	41	27,33%
Menengah ( $900.000.000 < X < 1.000.000.000$ )	27	18%
Tinggi ( $X \geq 1.000.000.000$ )	82	54,67%
<b>Total</b>	<b>150</b>	<b>100%</b>

Sumber: (Wunasaari et al., 2018)

Berdasarkan informasi pada tabel 4, maka dapat diketahui bahwa jumlah data nasabah pada penelitian ini sebanyak 150 orang, yang terdiri dari 41 orang atau 27,33% yang memilih rumah dengan harga Rendah, 27 orang atau 18% yang memilih rumah dengan harga Menengah dan 82 orang atau 54,67% yang memilih rumah dengan harga Tinggi.

#### 5. Karakteristik Data Berdasarkan BI Checking

Dari hasil data yang didapatkan peneliti pada penelitian ini, maka didapatkan hasil karakteristik data nasabah yang sesuai berdasarkan hasil BI Checking.

Tabel 5. Karakteristik Data Nasabah Berdasarkan Hasil BI Checking

BI Checking	Jumlah Data	Persentase
Ada	50	33,33%
Tidak Ada	100	66,67%
<b>Total</b>	<b>150</b>	<b>100%</b>

Sumber: (Wunasaari et al., 2018)

Berdasarkan informasi pada tabel 5, maka dapat diketahui bahwa jumlah data nasabah pada penelitian ini sebanyak 150 orang, yang terdiri dari 50 orang atau 33,33% yang hasil BI Checking ada tunggakan dan 100 orang atau 66,67% yang hasil BI Checking tidak ada tunggakan.

#### 6. Karakteristik Data Berdasarkan Uang Muka (Down Payment) Rumah

Dari hasil data yang didapatkan peneliti pada penelitian ini, maka didapatkan hasil karakteristik

data nasabah yang sesuai berdasarkan uang muka (down payment) rumah yang dibeli.

Tabel 6. Karakteristik Data Nasabah Berdasarkan Down Payment Rumah

Down Payment Rumah	Jumlah Data	Persentase
Rendah ( $X \leq 180.000.000$ )	41	27,33%
Menengah ( $180.000.000 < X < 200.000.000$ )	27	18%
Tinggi ( $X \geq 200.000.000$ )	82	54,67%
<b>Total</b>	<b>150</b>	<b>100%</b>

Sumber: (Wunasaari et al., 2018)

Berdasarkan informasi pada tabel 6, maka dapat diketahui bahwa jumlah data nasabah pada penelitian ini sebanyak 150 orang, yang terdiri dari 41 orang atau 27,33% yang memilih Down Payment rumah dengan harga Rendah, 27 orang atau 18% yang memilih Down Payment rumah dengan harga Menengah dan 82 orang atau 54,67% yang memilih Down Payment rumah dengan harga Tinggi.

#### B. Model Algoritma Naive Bayes

##### 1. Menghitung Probabilitas Prior

Eksperimen yang penulis lakukan dalam penelitian ini adalah dengan menghitung Probabilitas Prior dan Probabilitas Posterior dengan menggunakan data sebanyak 150 record data. Menghitung Probabilitas Prior dan Probabilitas Posterior, dalam bentuk persamaan dibawah ini:

$$\begin{aligned} \text{Total data} &= 150 \\ \text{Data layak kredit} &= 105 \\ \text{Data tidak layak kredit} &= 45 \\ P(\text{Layak}) &= 105 : 150 = 0,7 \\ P(\text{Tidak layak}) &= 45 : 150 = 0,3 \end{aligned}$$

Setelah didapatkan nilai probabilitas untuk tiap hipotesis dari class, maka langkah selanjutnya adalah melakukan penghitungan terhadap kondisi probabilitas tertentu (Probabilitas X) dengan menggunakan data berdasarkan probabilitas tiap hipotesis (Probabilitas H) atau yang dinamakan dengan probabilitas prior. Selanjutnya untuk mengetahui hasil perhitungan dari probabilitas prior, maka dilakukan penghitungan dengan cara merinci jumlah kasus dari tiap-tiap atribut variabel data seperti pada tabel berikut:

Tabel 7. Perhitungan Probabilitas Prior

Atribut/Variabel	Jumlah Data	Layak	Tidak Layak	P(X Ci)		
				Layak	Tidak Layak	
Total	150	105	45	0,7	0,3	
Jenis Kelamin	Laki-laki	88	58	30	0,55	0,67
	Perempuan	62	47	15	0,45	0,33
Jumlah Tunjangan	≤2	117	86	31	0,82	0,69
	≥3	33	19	14	0,18	0,31
BI Checking	Ada	50	6	44	0,06	0,98
	Tidak	100	99	1	0,94	0,02
Penghasilan	Rendah	2	0	2	0	0,05
	Menengah	83	60	23	0,57	0,51
	Tinggi	65	45	20	0,43	0,44
Harga Rumah	Rendah	41	29	12	0,28	0,27
	Menengah	27	18	9	0,17	0,20
	Tinggi	82	58	24	0,55	0,53
DP Rumah	Rendah	41	29	12	0,28	0,27
	Menengah	27	18	9	0,17	0,20
	Tinggi	82	58	24	0,55	0,53

Sumber: (Wunasaari et al., 2018)

Setelah melakukan pengolahan data tersebut, maka terdapat dua class yang dibentuk pada Probabilitas Prior, yaitu:

Class Kredit = Layak

Class Kredit = Tidak Layak

2. Menghitung Probabilitas Posterior

Tahapan selanjutnya adalah menggunakan Probabilitas Prior untuk menentukan class terhadap temuan kasus baru, dengan cara terlebih dahulu menghitung probabilitas posteriornya, hal tersebut dilakukan apabila ditemukan kasus baru dalam pengolahan data. Berikut diberikan kasus baru yang belum ada pada record data kredit.

Tabel 8. Tabel Kasus Baru

Jenis Kela min	Jumlah Tunjan gan	BI Che ckin g	Pen ghas ilan	Harg a Rum ah	DP Rum ah	Kep utu san
Pere mpu an	3	Ada	19.8 80.0 00	1.08 2.50 0.00	216. 500. 000	?

Sumber: (Wunasaari et al., 2018)

Berikut tabel probabilitas posterior untuk menghitung kasus baru:

Tabel 9. Perhitungan Probabilitas Posterior

Atribut	Nilai (Value)	P(X Ci)	
		Laya k	Tidak Layak
Jenis Kelamin	P	0,45	0,33

Atribut	Data X	P(X Ci)	
		Laya k	Tidak Layak
Jumlah Tunjangan	≥3	0,18	0,31
BI Checking	Ada	0,06	0,98
Penghasilan	Menengah	0,57	0,51
Harga Rumah	Tinggi	0,55	0,53
DP Rumah	Tinggi	0,55	0,53

Sumber: (Wunasaari et al., 2018)

a. Menghitung jumlah class/label

$P(Y=Layak) = 105/150 = 0,7$  "Jumlah data layak pada data dibagi dengan jumlah keseluruhan data"

$P(Y=Tidak Layak) = 45/150 = 0,3$  "Jumlah data tidak layak pada data dibagi dengan jumlah keseluruhan data"

b. Menghitung jumlah kasus yang sama dengan class yang sama

$P(\text{Jenis Kelamin} = \text{Perempuan} | Y=Layak) = 47/105 = 0,45$

$P(\text{Jenis Kelamin} = \text{Perempuan} | Y=Tidak Layak) = 15/45 = 0,33$

$P(\text{Tunjangan} \geq 3 | Y=Layak) = 19/105 = 0,18$

$P(\text{Tunjangan} \geq 3 | Y=Tidak Layak) = 14/45 = 0,31$

$P(\text{BI Checking} = \text{Ada} | Y=Layak) = 6/105 = 0,06$

$P(\text{BI Checking} = \text{Ada} | Y=Tidak Layak) = 44/45 = 0,98$

$P(\text{Penghasilan} = \text{Menengah} | Y=Layak) = 60/105 = 0,57$

$P(\text{Penghasilan} = \text{Menengah} | Y=Tidak Layak) = 23/45 = 0,51$

$$P(\text{Harga Rumah} = \text{Tinggi} \mid Y = \text{Layak}) = 58/105 = 0,55$$

$$P(\text{Harga Rumah} = \text{Tinggi} \mid Y = \text{Tidak Layak}) = 24/45 = 0,53$$

$$P(\text{DP Rumah} = \text{Tinggi} \mid Y = \text{Layak}) = 58/105 = 0,55$$

$$P(\text{DP Rumah} = \text{Tinggi} \mid Y = \text{Tidak Layak}) = 24/45 = 0,53$$

c. Kalikan semua hasil variabel Layak dan Tidak Layak

$$P(\text{Perempuan} \mid \text{Layak}) * P(\geq 3 \mid \text{Layak}) * P(\text{Ada} \mid \text{Layak}) * P(\text{Menengah} \mid \text{Layak}) * P(\text{Tinggi} \mid \text{Layak}) * P(\text{Tinggi} \mid \text{Layak}) * P(\text{Layak})$$

$$= 0,45 * 0,18 * 0,06 * 0,57 * 0,55 * 0,55 * 0,7 = 0,0006$$

$$P(\text{Perempuan} \mid \text{Tidak Layak}) * P(\geq 3 \mid \text{Tidak Layak}) * P(\text{Ada} \mid \text{Tidak Layak}) * P(\text{Menengah} \mid \text{Tidak Layak}) * P(\text{Tinggi} \mid \text{Tidak Layak}) * P(\text{Tinggi} \mid \text{Tidak Layak}) * P(\text{Tidak Layak})$$

$$= 0,33 * 0,31 * 0,98 * 0,51 * 0,53 * 0,53 * 0,3 = 0,0043$$

d. Bandingkan hasil class Layak dan Tidak Layak

Dari hasil diatas, terlihat bahwa nilai probabilitas tertinggi ada pada kelas P(Tidak Layak) sehingga dapat disimpulkan bahwa status calon nasabah tersebut masuk dalam klasifikasi "Tidak Layak"

e. Menghitung Accuracy, Sensitivity, Specitivity, PPV dan NPV

Dengan menggunakan perhitungan sebelumnya yang memprediksi data nasabah baru, maka peneliti mencoba melakukannya pada 150 data yang peneliti dapatkan dari bank. Dari 150 data nasabah yang peneliti teliti tersebut didapatkan Confussion Matrix sebagai berikut:

Tabel 10. Tabel Confusion Matrix

	Actual Class	
	True Layak	True Tidak Layak
	Predicted Class	
Layak	99	1
Tidak Layak	6	44

Sumber: (Wunasaari et al., 2018)

Jumlah True Positive (TP) adalah 99 record diklasifikasikan sebagai Layak kredit dan False Negative (FN) sebanyak 1 record diklasifikasikan sebagai Layak kredit tetapi pada data termasuk class Tidak Layak kredit. Selanjutnya 44 record untuk True Negative (TN) diklasifikasikan sebagai Tidak Layak kredit, dan 6 record False Positive (FP) diklasifikasikan sebagai Tidak Layak kredit

tetapi pada termasuk dalam class Layak kredit. Berdasarkan tabel IV.9 tersebut dapat dihitung untuk menunjukkan nilai accuracy, sensitivity, specificity, ppv dan npv pada persamaan dibawah ini:

$$\text{Accuracy} = (TP+TN) / (TP+TN+FP+FN)$$

$$= (99+44)/(99+44+6+1)$$

$$= 0,9533=95,33 \%$$

$$\text{Sensitivity} = (TP) / (TP+FN)$$

$$= (99) / (99+1) = 0.99 = 99 \%$$

$$\text{Specitivity} = (TN) / (TN+FP)$$

$$= (44) / (44+6) = 0.88 = 88 \%$$

$$\text{PPV} = (TP) / (TP+FP)$$

$$= (99) / (99+6) = 0.9429 = 94,29 \%$$

$$\text{NPV} = (TN) / (TN+FN)$$

$$= (44) / (44+1) = 0.9778 = 97,78 \%$$

### KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan bahwa penerapan data mining dengan menggunakan metode klasifikasi Naive Bayes dapat dilakukan untuk memprediksi kelayakan pemberian kredit perumahan pada perumahan Grand Wisata. Keputusan layak dalam perhitungan Naive Bayes dalam pemberian kredit perumahan mengalami penurunan jumlah yaitu dari total data yang layak pada data aktual sebanyak 105 record data menjadi 100 record data. Sedangkan untuk keputusan tidak layak dalam perhitungan Naive Bayes dalam pemberian kredit perumahan mengalami kenaikan jumlah yaitu dari total data yang layak pada data aktual sebanyak 45 record data menjadi 50 record data. Hasil penelitian untuk nilai akurasi algoritma klasifikasi Naive Bayes dalam penelitian ini adalah sebesar 95,33% dengan error sebesar 4,67% dari 150 record data yang digunakan untuk data training dan data testing. Untuk hasil evaluasi menggunakan ROC (Receiver Operating Characteristic) Curve untuk model klasifikasi Naive Bayes pada penelitian ini nilai AUC yang didapat sebesar 0,971 dengan tingkat diagnosa Excellent Classification. Semakin banyak kriteria atau variabel yang digunakan dalam proses prediksi maka semakin tinggi akurasi data yang didapat. Variabel penentu yang digunakan dalam penelitian ini adalah BI checking, jumlah tunjangan, jenis kelamin, penghasilan, harga rumah, dan uang muka (Down Payment) rumah sehingga sesuai dengan H1 pada hipotesis yaitu terdapat pengaruh dari variabel-variabel terkait seperti jenis kelamin, penghasilan setiap bulan, jumlah tunjangan, BI checking, harga rumah dan harga Down Payment rumah yang terdapat dalam kelayakan pemberian kredit perumahan Grand Wisata.

## REFERENSI

jurnal/article/view/57

- Arfida, S. (2012). Implementasi Fuzzy Terhadap Sistem Pendukung Keputusan Dalam Menentukan Kelayakan Pembiayaan Pengajuan Kredit Barang. *Jurnal Informatika Darmajaya*, 12(2), 146–155. <https://jurnal.darmajaya.ac.id/index.php/JurnalInformatika/article/view/111>
- Kurniawan, Dedi Ahmad, & Kriestanto, D. (2016). PENERAPAN NAIVE BAYES UNTUK PREDIKSI KELAYAKAN KREDIT. *Ejournal.Akakom.Ac.Id*, 1(1), 19–23. <https://ejournal.akakom.ac.id/index.php/jiko/article/view/10>
- Kurniawan, Dedy Ahmad, & Kriestanto, D. (2016). PENERAPAN NAIVE BAYES UNTUK PREDIKSI KELAYAKAN KREDIT. *IKO (Jurnal Informatika Dan Komputer)*, 1(1). <https://ejournal.akakom.ac.id/index.php/jiko/article/view/10>
- Masripah, S. (2016). Komparasi Algoritma Klasifikasi Data Mining untuk Evaluasi Pemberian Kredit. *Bina Insani ICT Journal*, 3(1), 187–193. <http://ejournal-binainsani.ac.id/index.php/BIICT/article/view/815>
- Rifqo, M. H., & Wijaya, A. (2017). IMPLEMENTASI ALGORITMA NAIVE BAYES DALAM PENENTUAN PEMBERIAN KREDIT. *Jurnal Pseudocode*, 4(2), 120–128. <https://ejournal.unib.ac.id/index.php/pseudocode/article/view/3852/>
- Wahyuni, N. (2017). PENERAPAN PRINSIP 5C DALAM PEMBERIAN KREDIT SEBAGAI PERLINDUNGAN BANK. *Lex Journal: Kajian Hukum & Keadilan*, 1(1). <http://61.8.70.50/index.php/hukum/article/view/236>
- Wunasaari, Priatna, N., & Mustika, W. P. (2018). *Laporan Akhir Penelitian Mandiri: ANALISA KELAYAKAN PEMBERIAN KREDIT PERUMAHAN DENGAN METODE KLASIFIKASI NAIVE BAYES.*
- Yuliana, D., & Harun, H. . (2016). ANALISIS FAKTOR – FAKTOR YANG MEMPENGARUHI KREDIT MACET DANA BERGULIR DI PNPM MANDIRI PERDESAAN KECAMATAN GUNTUR KABUPATEN DEMAK. *Jurnal STIE Semarang*, 8(3), 163–180. <http://jurnal3.stiesemarang.ac.id/index.php/>

