

Prediksi Kelancaran Pembayaran Sewa Rusunawa Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier

Balinda Oca Rosalia¹, Mangapul Siahaan²
Universitas Internasional Batam
2131055.balinda@uib.edu¹, mangapul.siahaan@uib.ac.id²

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksikan kelancaran Pembayaran Sewa Rusunawa sehingga dapat mempermudah petugas administrasi dalam menganalisis calon penghuni yang mendaftar. Dalam penetapan calon penghuni perlu dilakukannya analisa dengan tujuan agar nanti dalam proses penghunian sewa mengurangi dampak tunggakan. Dengan memanfaatkan data hunian pada beberapa tahun belakang untuk memprediksikan kelancaran pembayaran sewa Rusunawa dengan menggunakan metode data mining. Metode naive bayes dimanfaatkan dalam memprediksi suatu kelancaran dari calon penghuni dengan menentukan peluang berdasarkan data hunian pada beberapa tahun belakang dan hasilnya dapat membantu dalam pengambilan suatu keputusan. Adapun data penghuni yang digunakan berupa pekerjaan, status pekerjaan, penghasilan, harga sewa dan tanggal pembayaran sewa. Berdasarkan pengujian dengan metode naive bayes tersebut maka diperoleh hasil *accuracy* sebesar 86.4%.

Kata kunci: Prediksi, Kelancaran Pembayaran, Naive Bayes

Abstract

This research purpose to predict the fluency of rental payments Rusunawa, to make easier for administration staff to predict prospective residents who register. In determining the prospective occupants, it is necessary to do an analysis with the aim that later in the process of renting, it is necessary to reduce the impact of arrears. By utilizing occupancy data in the past few years as a prediction of the smoothness of Rusunawa Rental Payments with data mining method. The data mining method is Naive Bayes Classifier. The prediction process uses the naive Bayes method, namely by determining opportunities based on occupancy data in the past few years and the results can assist in making a decision. The occupant data used is in the form of occupation, employment status, income, rental price and date of rental payment. Based on the test using the Naive Bayes method, the outcome be obtained are 86.4% accuracy.

Keywords: Prediction, Smoothness of Installment Payments, Naive Bayes

PENDAHULUAN

Peraturan Menteri Negara Perumahan Rakyat Nomor 14/Permen/M/2007 tentang Pengelolaan Rumah Susun Sederhana Sewa, Pasal 1 Angka 1, menyatakan bahwa Rusunawa adalah singkatan dari Rumah Susun Sederhana Sewa. Secara umum merupakan satuan-satuan hunian yang digunakan secara terpisah, status penguasaannya sewa, dan fungsi utamanya sebagai hunian. Rusunawa merupakan salah satu solusi dalam menyiasati keterbatasan lahan dan meningkatkan kebutuhan akan permukiman di kawasan perkotaan dan diperuntukkan kepada Masyarakat Berpenghasilan Rendah (MBR).

Keinginan pemerintah dalam melakukan pembangunan guna mensejahterakan masyarakat adalah salah satunya dengan membelanjakan Pendapatan Asli Daerah (PAD) yang dikutip dari Undang-Undang Nomor 32 Tahun 2004 tentang Pemerintah Daerah. PAD dapat menentukan kapabilitas suatu daerah dalam menggerakkan fungsi-fungsi dari pemerintahan, baik dalam segi pelayanan publik ataupun dari segi pembangunan. Semakin tinggi dan besar perbandingan PAD terhadap total pendapatan daerah menunjukkan kemandirian dalam segi pembiayaan segala kewajiban terhadap pembangunan daerahnya. Bagi

Pemerintah Daerah Kota Batam, pembayaran sewa rusunawa merupakan salah satu retribusi untuk menunjang PAD Kota Batam. Namun dengan adanya tunggakan sewa mengakibatkan pengelola Rusunawa tidak dapat memberikan retribusi yang besar untuk PAD Kota Batam. Adanya tunggakan sewa yang disebabkan salah satu faktor penting yaitu kurang selektif dalam penyaringan pendaftaran penghuni yang masuk.

Untuk meminimalisir hal tersebut dianggap perlu membangun sebuah sistem yang dapat memprediksikan kelancaran pembayaran sewa pada rusunawa dengan penerapan metode data mining algoritma *naive bayes classifier* dengan menggunakan data penghuni dalam beberapa tahun belakang.

Berdasarkan penelitian terdahulu, yang dituliskan oleh suwati dkk, yang menerapkan metode *naive bayes classifier* dalam memprediksikan kelancaran pembayaran pembayaran angsuran pada koperasi. Hasil penelitiannya adalah informasi berupa kemampuan pembayaran kredit[1]. Nilai *accuracy* yang didapat sebesar 86,4%, penelitian ini digunakan untuk dapat membantu dalam pengambilan keputusan untuk menentukan kreditur yang lancar atau tidak dalam pembayaran pada sebuah koperasi.

Penelitian selanjutnya yang juga dilakukan oleh Risna dan Yuyun dengan menerapkan naive bayes dalam memprediksikan kepuasan customer terhadap performance terapis baby message[2]. Hasil penelitiannya adalah informasi berupa pemetaan penilaian pelanggan menjadi dua label yaitu puas dan tidak puas. Nilai *accuracy* yang dihasilkan sebesar 98,21%.

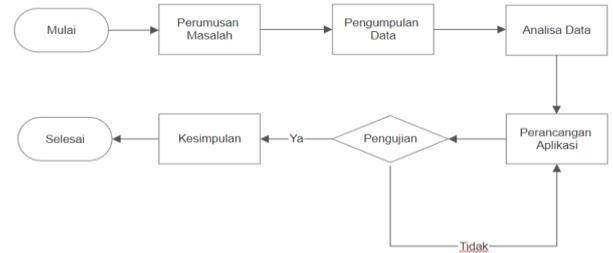
Tujuan dari penelitian ini adalah memprediksikan kelancaran pembayaran sewa pada calon penghuni rusunawa sehingga hasilnya nanti dapat menjadi acuan pada petugas administrasi di rusunawa untuk dapat memutuskan layak atau tidak dalam memilih calon penghuni yang nantinya menjadi penghuni yang taat dalam pembayaran sewa.

METODE

1. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian merupakan tingkatan atau jenjang dalam sebuah aktivitas penelitian yang terdiri dari proses-proses yang dilakukan

secara terstruktur. Berikut merupakan tahapan dalam proses penelitian ini.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1.1 Perumusan Masalah

Alur penelitian ini dimulai dari tahap pertama dalam penelitian ini yaitu perumusan masalah, pada tahap ini dilakukan penentuan konsep, metode dan model pengembangan.

1.2 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan observasi yang langsung meninjau ke lapangan sembari melakukan dokumentasi dan mengunjungi Rusunawa yang terdapat di beberapa wilayah di Kota Batam serta wawancara kepada petugas administrasi dan kepala upt pengelola rusunawa. Data-data yang diperoleh untuk menjadi data training dan data testing merupakan data penghuni beberapa tahun belakang yaitu tahun 2021. Data tersebut terdiri dari 4 atribut pendukung dan 1 label target. Data training dan data testing dikelompokkan dengan atribut yang sesuai dengan kebutuhan penelitian agar mendapatkan hasil yang sesuai dengan yang diharapkan. Dibawah ini adalah atribut yang telah dikelompokkan tabel 1 dibawah.

Tabel.1 Atribut Data

Atribut	Tipe	Keterangan	Variabel
Pekerjaan	Binominal	Swasta Wirausaha	X1
Status Pekerjaan	Binominal	Tetap Kontrak UMKM	X2
Penghasilan	Numerik	>3.200.000 3.200.000 <3.200.000	X3
Harga Sewa	Polinomial	Lantai 1 Lantai 2 Lantai 3 Lantai 4	X4

Keterangan	Polinomial	Lancar	Y
		Tidak	
		Lancar	

1.3 Analisa Data

Analisa data adalah proses pengelolaan data dengan targetnya berupa mendapatkan informasi yang bermanfaat yang dapat dijadikan dasar dalam mengambil suatu keputusan untuk pemecahan masalah [1]. Data mining merupakan suatu penelitian dan analisa pada suatu kumpulan data atau database dengan ditemukannya sebuah metode yang cocok pada suatu kumpulan dari data dengan tujuan menghasilkan pengetahuan ataupun informasi secara akurat dan potensial yang dapat dimengerti dan dapat digunakan untuk mengambil suatu keputusan [3]. Didalam data mining proses analisis ini mencakup aktivitas berupa pengelompokan data yang sesuai dengan spesifikasinya, melakukan cleaning dataset, mentransformasi data dan membuat model data dengan tujuan menemukan informasi penting dari data tersebut [4].

1.4 Aplikasi *Naive Bayes Classifier*

Naive Bayes merupakan pengategorian probabilistik sederhana dengan melakukan perhitungan sekelompok kemungkinan dengan mengkalkulasikan frekuensi dan kombinasi nilai dari dataset yang tersedia. Algoritma menggunakan teorema Bayes dan memperhitungkan semua atribut bebas atau tidak saling berkaitan yang diberikan oleh nilai pada variabel kelas [1]. Algoritma *naive bayes* sendiri cocok dengan penerapan data yang jumlahnya besar dan dapat memproses data kosong (*missing value*), dapat memproses atribut yang tidak sama serta memproses permasalahan yang ada pada data [5]. *Naive bayes* terjamin dapat menghasilkan nilai akurasi dan kecepatan yang tinggi dalam penerapannya pada data dengan jumlah yang banyak. Keuntungan pengaplikasian dari metode *naive bayes* adalah metode ini hanya memerlukan jumlah data training yang sedikit dalam memutuskan estimasi parameter yang dibutuhkan dalam proses pengelompokan [6]. *Naive bayes* juga mempunyai keunggulan dalam melakukan pengelompokan [7]. Dalam perbandingan yang dilakukan penelitian dahulu tingkat akurasi pada

metode *naive bayes* mempunyai nilai yang tertinggi dan mempunyai nilai error yang terendah bila dibandingkan dengan metode lainnya. Berikut merupakan rumus dari teorema

$$P(H|X) = \frac{P(X|H)P(H)}{P(X)}$$

bayes :

Gambar 2. Rumus Teorema Bayes [8]

Keterangan :

- X : Data yang belum ditemukan
- H : Anggapan dari data X melambangkan suatu kelas spesifik
- P(H|X) : Peluang Anggapan H berdasarkan kondisi X
- P(H) : Peluang Anggapan H (sebelum bukti dikaji)
- P(X|H) : Peluang X berdasarkan keadaan tersebut
- P(X) : Peluang dari X

1.5 Pengujian

Tahapan pengujian merupakan evaluasi model di tahapan akhir dari suatu data mining[1]. Percobaan dilakukan untuk menghitung kemampuan dari metode *naive bayes* dengan mengkalkulasi nilai akurasinya. Nilai *accuracy* diartikan sebagai perbandingan dari perkiraan yang bernilai benar, baik positif maupun negatif dibandingkan dengan data totalnya[2]. Pada metode *naive bayes* pengujian dilakukan menggunakan *Confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan tabel yang mendefinisikan tampilan dari suatu model atau algoritma secara detail. Setiap bagian dari matrix menjelaskan kelas aktual dari data, dan setiap kolom menjelaskan kelas prediksi dari data atau sebaliknya[2]. Dibawah merupakan Tabel dari *confusion matrix*:

	Predicted Negative	Predicted Positive
Actual Negative	True Negative (TN)	False Positive (FP)
Actual Positive	False Negative (FN)	True Positive (TP)

Gambar 3. *Confusion Matrix* [9]

1. *True Positive* = berupa banyaknya data yang nilai sebenarnya positif, dan model juga perkiraan positif [10]

2. *True Negative* = berupa banyaknya data yang nilai sebenarnya negatif, dan model perkiraan negative [10]
3. *False Positive* = berupa banyaknya data yang nilai sebenarnya negatif, namun model perkiraan positif [10]
4. *False Negative* = berupa banyaknya data yang nilai sebenarnya positif, namun model perkiraan negatif [10]

Berikut rumus dalam mencari nilai Accuracy rumus ini berguna untuk mengukur performa dari sebuah model :

$$Accuracy = \frac{(TP + TN)}{(TP + FP + FN + TN)} \times 100\%$$

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)} \times 100\%$$

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)} \times 100\%$$

Gambar 4. Rumus Accuracy, Precision dan Recall [1]

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Tahapan metode *Naive Bayes Classifier*

1.1 Pengkajian Data Mining

Data training merupakan data yang dibutuhkan untuk menjalankan proses kalkulasi dari metode Naive Bayes. Dalam penelitian ini data training yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 194 data yang dibagi menjadi 2 kelas yaitu 170 data yang merupakan kelas lancar dan 24 data dengan tidak lancar.

Tabel 2. Sampel Data Training

Pekerjaan	Status Pekerjaan	Penghasilan	Harga Sewa	Klasifikasi
SWAS	KONT	3200000	LANT	TIDAK
TA	RAK		AI 1	LANCAR
SWAS	KONT	3200000	LANT	LANCAR
TA	RAK		AI 1	
SWAS	KONT	3200000	LANT	LANCAR
TA	RAK		AI 1	
SWAS	KONT	3200000	LANT	LANCAR
TA	RAK		AI 1	
WIRA	KONT	2700000	LANT	LANCAR
USAHA	RAK		AI 2	

SWAS	KONT	3200000	LANT	LANCAR
TA	RAK		AI 2	
SWAS	KONT	2397000	LANT	LANCAR
TA	RAK		AI 2	
SWAS	KONT	3800000	LANT	TIDAK
TA	RAK		AI 2	LANCAR
...				
SWAS	KONT	3200000	LANT	LANCAR
TA	RAK		AI 4	

1.2 Menghitung Nilai Mean dan Standar Deviasi

Dilihat Pada tabel 2 dapat tipe data numerik atau angka ada pada atribut penghasilan. Pada penerapan metode naive bayes data numerik atau angka pada suatu atribut perlu dicari nilai mean dan standar deviasinya. Mencari mean dan standar deviasinya perlu menggunakan rumus sebagai berikut:

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}$$

Gambar 5. Rumus Standar Deviasi

Keterangan :

μ = mean atau rata – rata

x_i = nilai sampel ke – banyaknya data

n = banyaknya sampel

$$\mu|Lancar = (3200000 + 3200000 + 3200000 + 2700000 + 3200000 + 2397000 + \dots) / 170 = 3261300$$

$$\mu|Tidak lancar = (3200000 + 2700000 + 3200000 + 3200000 + \dots) / 24 = 3079166.67$$

Perhitungan Standar Deviasi :

$$\sigma = \sqrt{\frac{(n1 - mean)^2 + (n2 - mean)^2 + (n3 - mean)^2 + \dots}{Banyaknya data - 1}}$$

$$\sigma|Lancar = \sqrt{\frac{(3,2jt - 3261300)^2 + (3,2jt - 3261300)^2 + (3,2jt - 3261300)^2 + \dots}{170 - 1}} = 640267.7865$$

$$\sigma|Tidak lancar = \sqrt{\frac{(3,2jt - 3079166.67)^2 + (2,7jt - 3079166.67)^2 + (2,7jt - 3079166.67)^2 + \dots}{24 - 1}} = 328341.2417$$

Selanjutnya masukkan nilai mean dan standar deviasinya ke tabel untuk mempermudah dalam membaca. Seperti pada tabel dibawah ini :

Tabel 3. Nilai Mean dan Standar Deviasi

Klasifikasi	Mean	Standar Deviasi
Lancar	3261300	640267.7865
Tidak Lancar	3079166,67	328341.2417

1.3 Mencari Nilai Probabilitas

Jika sudah mendapatkan nilai dari mean dan standar deviasi, Selanjutnya ialah menghitung nilai probabilitas pada masing-masing bagian dari atribut di setiap kelasnya. Pada kelas dengan keterangan lancar terdapat 170 data dan pada kelas dengan keterangan tidak lancar terdapat 24 data. Dalam mencari nilai probabilitas yang harus dilakukan adalah menjumlahkan data masing-masing atribut dengan kelompok yang sama pada kelas yang sama pula lalu dibagi dengan jumlah data pada atribut dengan kelas yang sama. Berikut detail informasi dari perhitungan nilai probabilitas pada tabel 4 dibawah ini

Tabel 4. Nilai Probabilitas

Atribut	Jml Dat	Jml Kejadian		Probabilitas	
		La nc ar	Tid ak La nc ar	Lanc ar	Tida k Lanc ar
Tot al	194	170	24	0.879	0.121
Pekerjaan	Swasta	187	163	0.87165	0.12834
	Wirusaha	7	61	0.85714	0.14285
Status Pekerjaan	Kontrak	193	168	0.87165	0.12834
	Tetap	1	10	0.1	0.9

Penyngasilan	>3.20	21	19	2	0.90	0.09
	0.000				476	523
					2	8
n	3.200	14	12	16	0.88	0.11
	.000	0	4		571	428
					4	6
Haraga Sewa	<3.20	33	26	7	0.78	0.21
	0.000				787	212
					9	1
Lantai	i 1	52	43	9	0.82	0.17
					692	307
					3	7
i 2	Lantai	48	42	6	0.87	0.12
					5	5
i 3	Lantai	46	40	6	0.86	0.13
					956	043
i 4	Lantai	48	44	4	0.91	0.08
					666	333
					7	3

1.4 Menghitung Nilai Gaussian

Selanjutnya adalah mencari nilai gaussian, nilai gaussian dapat di hitung pada setiap kelasnya. Dalam menghitung nilai gaussian dapat dengan memakai rumus seperti pada gambar 6 dibawah ini:

$$g(x, \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma} \exp \frac{-(x - \mu)^2}{2\sigma^2}$$

Gambar 6. Rumus Nilai Gaussian

$$g(3200000|Lancar) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 640267.7865} \exp \frac{-(3200000 - 3261300)^2}{2(640267.7865)^2} = 0.000496206$$

$$g(3200000|Tdk Lancar) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 328341.2417} \exp \frac{-(3200000 - 3079166.67)^2}{2(328341.2417)^2} = 0.000650436$$

Perhitungan diatas telah dihasilkan nilai gaussian dari masing-masing atribut pada kelas keterangan. Untuk mencari nilai gaussian lainnya perhitungan diatas dapat menjadi referensi selanjutnya pada atribut yang lain.

Tabel 5. Sampel Data Testing

Pekerjaan	Status Pekerjaan	Penghasilan	Harga Sewa	Klasifikasi	Prediksi
SWASTA	KONTRAK RAK	3200000	Lantai 1	TIDAK LANCA R	?
SWASTA	KONTRAK RAK	3200000	Lantai 1	LANCA R	?

2. Hasil Rancangan Aplikasi

Dalam penelitian ini akan dilakukan implementasi dari hasil perancangan sistem yang telah dibuat. Implementasinya menjelaskan mengenai tampilan dari aplikasi prediksi kelancaran pembayaran sewa Rusunawa yang dapat digunakan oleh petugas administrasi di Rusunawa. Aplikasi ini berperan dalam memprediksikan calon penghuni dalam kelancaran pembayaran sewa. Untuk masuk di dalam sistem yang dirancang user perlu melakukan verifikasi akun dengan cara login.

Dataset Naive Bayes

PEKERJAAN	STATUS_Pekerjaan	PENGHASILAN	HARGA_SEWA	KET
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 1	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 1	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	5000000	LANTAI 1	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 1	TIDAK LANCAR
SWASTA	KONTRAK	5000000	LANTAI 1	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 1	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 1	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	2900000	LANTAI 1	LANCAR

Gambar 7. Tampilan Dataset

Pada tampilan gambar 7, menampilkan dataset hasil unggahan user kedalam aplikasi yang dibangun. Dokumen atau dataset yang diunggah merupakan dataset yang terlebih dahulu dilakukan proses *cleaning*. Dataset yang diunggah berupa data penghuni beberapa tahun belakang.

Initial Process

PEKERJAAN	STATUS_Pekerjaan	PENGHASILAN	HARGA_SEWA	KET
--Atribut Pendukung--				--Label Target--
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 1	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 1	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	5000000	LANTAI 1	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 1	TIDAK LANCAR
SWASTA	KONTRAK	5000000	LANTAI 1	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 1	LANCAR

Gambar 8. Tampilan Insialisasi Data

Pada tampilan gambar 8, sistem akan melakukan initial proses dengan membagi data menjadi atribut pendukung dan data label target. Dari tampilan sistem pada gambar diatas terlihat bahwa data terbagi menjadi 4 atribut pendukung yang ditandai dengan warna cream dan 1 label target yang ditandai dengan warna biru.

--Data Training--

PEKERJAAN	STATUS_Pekerjaan	PENGHASILAN	HARGA_SEWA	KET
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 1	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 1	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	5000000	LANTAI 1	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 1	TIDAK LANCAR
SWASTA	KONTRAK	5000000	LANTAI 1	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 1	LANCAR

Gambar 9. Tampilan Data Training

--Data Testing--

PEKERJAAN	STATUS_Pekerjaan	PENGHASILAN	HARGA_SEWA	KET
SWASTA	KONTRAK	3000000	LANTAI 4	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 4	TIDAK LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3000000	LANTAI 4	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 4	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 4	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 4	TIDAK LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 4	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3380000	LANTAI 4	LANCAR

Gambar 10. Tampilan Data Testing

Dataset dibagi menjadi 2 bagian yaitu data training sebesar 70% yang ditunjukkan pada gambar 9 dan data testing sebesar 30% yang ditunjukkan pada gambar 10.

Proses Testing					
PEKERJAAN	STATUS PEKERJAAN	PENGHASILAN	HARGA_SEWA	KET	Prediksi
SWASTA	KONTRAK	3000000	LANTAI 4	LANCAR	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 4	TIDAK LANCAR	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3000000	LANTAI 4	LANCAR	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 4	LANCAR	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 4	LANCAR	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 4	TIDAK LANCAR	LANCAR
SWASTA	KONTRAK	3200000	LANTAI 4	LANCAR	LANCAR

Gambar 11. Tampilan Data Prediksi

	LANCAR	TIDAK LANCAR
LANCAR	51	1
TIDAK LANCAR	7	0

Gambar 12. Tampilan Confusion Matrix

Hasil Akurasi : $TP+TN/(TP+TN+FP+FN) : 86.4%$

Gambar 13. Tampilan Hasil Akurasi

Berdasarkan gambar 13 diatas menunjukkan bahwa hasil akurasi pada pengujian dengan metode *naive bayes* memiliki hasil akurasi sebesar 86.4%. Dari 59 data testing, terdapat 51 orang yang dinyatakan lancar dengan prediksi lancar (*True Positive*), tidak terdapat orang yang dinyatakan tidak lancar dengan prediksi tidak lancar (*True Negative*), terdapat 1 orang yang dinyatakan tidak lancar dengan prediksi lancar (*False Negative*), dan terdapat 7 orang yang dinyatakan lancar dengan prediksi tidak lancar (*True Negative*). Selanjutnya dapat dihitung *recall* dan *precision* dari *confusion matrix* pada gambar 12 yang didapat pada data testing tersebut sebagai berikut :

$$Recall = \frac{51}{(51+1)} \times 100\% = 98,07\%$$

$$Precision = \frac{51}{(51+7)} \times 100\% = 87,93\%$$

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan yang diperoleh dari penelitian yang telah dilakukan, metode *naive bayes* dapat memprediksikan kelancaran pembayaran sewa dengan baik. Dengan menggunakan dataset berupa 4 atribut pendukung dan 1 atribut label. Dari 194 data pada dataset, data training diambil sebesar 70%

dan data testing sebesar 30%. Dengan 59 data testing, menghasilkan nilai akurasi sebesar 86,4%, *Recall* sebesar 98,07% dan *precision* sebesar 87,93%. Jumlah persentase pada data training dan data testing dapat mempengaruhi besar nilai akurasi. Nilai akurasi yang didapat pada penelitian ini pun yang dapat dikatakan memiliki tingkat akurasi baik sehingga penelitian prediksi yang dilakukan dapat dikatakan akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] 2019 Guswandi & Hadi, "Prediksi Kelancaran Pembayaran Angsuran Pada Koperasi Dengan Metode Naive Bayes Classifier," *STMIK Indones. Padang*, vol. 8, no. 2, p. 121, 2019.
- [2] R. Alfiani and Y. Umaidah, "Prediksi Kepuasan Customer Terhadap Performance Terapis Baby Massage Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *Bina Insa. Ict J.*, vol. 9, no. 1, p. 83, 2022, doi: 10.51211/biict.v9i1.1794.
- [3] L. Setiyani, M. Wahidin, D. Awaludin, and S. Purwani, "Analisis Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Menggunakan Metode Data Mining Naive Bayes : Systematic Review," *Fakt. Exacta*, vol. 13, no. 1, p. 35, 2020, doi: 10.30998/faktorexacta.v13i1.5548.
- [4] A. Nuryana, P. Pawito, and P. Utari, "Pengantar Metode Penelitian Kepada Suatu Pengertian Yang Mendalam Mengenai Konsep Fenomenologi," *Ensains J.*, vol. 2, no. 1, p. 19, 2019, doi: 10.31848/ensains.v2i1.148.
- [5] T. Arifin and D. Ariesta, "Prediksi Penyakit Ginjal Kronis Menggunakan Algoritma Naive Bayes Classifier Berbasis Particle Swarm Optimization," *J. Tekno Insentif*, vol. 13, no. 1, pp. 26–30, 2019, doi: 10.36787/jti.v13i1.97.
- [6] M. F. Rifai, H. Jatnika, and B. Valentino, "Penerapan Algoritma Naive Bayes Pada Sistem Prediksi Tingkat Kelulusan Peserta Sertifikasi Microsoft Office Specialist (MOS)," *Petir*, vol. 12, no. 2, pp. 131–144, 2019, doi: 10.33322/petir.v12i2.471.

- [7] R. T. Aldisa and P. Maulana, "Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Vaksinasi Booster COVID-19 Dengan Perbandingan Metode Naive Bayes, Decision Tree dan SVM," *Technol. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 106–109, 2022, doi: 10.47065/bits.v4i1.1581.
- [8] A. Fitri Cahyanti, R. Saptono, and S. Widya Sihwi, "Penentuan Model Terbaik pada Metode Naive Bayes Classifier dalam Menentukan Status Gizi Balita dengan Mempertimbangkan Independensi Parameter," *J. Teknol. Inf. ITSmart*, vol. 4, no. 1, p. 28, 2016, doi: 10.20961/its.v4i1.1754.
- [9] D. Marutho, "Perbandingan Metode Naive Bayes , KNN , Decision Tree Pada Laporan Water Level Jakarta," *Manaj. Inform. AMIK JTC Semarang*, vol. 15, no. 2, pp. 90–97, 2019.
- [10] I. W. Saputro and B. W. Sari, "Uji Performa Algoritma Naive Bayes untuk Prediksi Masa Studi Mahasiswa," *Creat. Inf. Technol. J.*, vol. 6, no. 1, p. 1, 2020, doi: 10.24076/citec.2019v6i1.178.