

PENERAPAN ALGORITMA NAIVE BAYES PADA KLASIFIKASI PENDUDUK KURANG MAMPU DAN MAMPU DI TANOH ANOU IDI RAYEUK

Nanda Imanda^{1*}, Nurdin²

^{1,2} Megister Teknologi Informasi Universitas Malikussaleh; Jl. Kampus Unimal Bukit Indah, Blang Pulo, Kec. Muara Satu, Kota Lhokseumawe, Aceh 24355

Received: 20 September 2024

Accepted: 5 Oktober 2024

Published: 12 Oktober 2024

Keywords:

Kurang Mampu;

Klasifikasi;

Naive Bayes;

Delay;

Correspondent Email:

nandaimanda@gmail.com

Abstrak. Indonesia merupakan salah satu Negara berkembang di Asia khususnya asia tenggara. Salah satu masalah yang sering dihadapi oleh Negara berkembang adalah kemiskinan. Kemiskinan adalah kondisi seseorang atau sekelompok orang yang tidak mampu memenuhi hak dasarnya untuk mempertahankan dan mengembangkan kehidupan yang bermartabat sehingga dalam upaya meningkatkan kesejahteraan tersebut dapat dilakukan melalui program penanggulangan kemiskinan baik berupa bantuan social maupun pemberdayaan masyarakat. Banyak penelitian terkait klasifikasi kesejahteraan rumah tanggasingkali menggunakan variable target/kelas berupa kategori miskin dan tidak miskin. Melihat kondisi penduduk miskin di Indonesia, sudah seharusnya pemerintah melakukan upaya untuk mengurangi jumlah penduduk miskin di setiap Provinsi melalui berbagai program bantuan. Kemiskinan ini harus diperhatikan untuk dapat mengetahui ketepatan jenis/klasifikasi didapat dari pengelolaan data yang ada dan tersimpan dalam database. Pada data kemiskinan tersebut dari banyak nilai untuk mengetahui miskin atau tidaknya masyarakat, hal ini sesuai dengan bidang keilmuan IT lain yaitu data mining yang bisa diintegrasikan kembali. Data mining adalah proses yang memanfaatkan suatu metode untuk memperoleh informasi baru dengan mencari pola atau aturan tertentu dari sejumlah data yang sangat besar. Tujuan dari penelitian ini adalah mengimplementasikan algoritma Naive Bayes untuk memprediksi penduduk miskin, rentan miskin dan mampu di Desa Tanoh Anou Kecamatan Idi Rayeuk. Berdasarkan data yang di dapat pada pengujian menggunakan sampel hasil wawancara diperoleh akurasi sebesar 90% berdasarkan 30 kali pengujian dimana hasil akurasi didapat dari percobaan perbandingan satu data actual dan prediksi. Selain itu pada grafik pengujian aplikasi didapat rata-rata delay selama 454,5 milidetik dan performance aplikasi serta fitur dapat bekerja dengan baik karena tidak ditemukannya bug saat pengujian.

Abstract. Indonesia is one of the developing countries in Asia, especially Southeast Asia. One of the problems often faced by developing countries is poverty. Poverty is the condition of a person or group of people who are unable to fulfill their basic rights to maintain and develop a dignified life so efforts to improve welfare can be made through poverty reduction programs in the form of social assistance or community empowerment. Many studies related to the classification of household welfare often use target/class variables in the form of poor and non-poor categories. Seeing the condition of the poor population in Indonesia, the government should make efforts to reduce the number of poor people in each province through various assistance programs. This poverty must be taken into account to be able to determine the accuracy of the type/classification obtained from the management of existing

data stored in the database. Poverty data has a lot of value in finding out whether people are poor or not, this is following other IT scientific fields, namely data mining which can be reintegrated. Datamining is a process that utilizes a method to obtain new information by looking for certain patterns or rules from very large amounts of data. This research aims to implement the Naïve Bayes algorithm to predict the poor, middle, and well-off population in Tanoh Anou Village, Idi Rayeuk District. Based on the data obtained in testing using interview samples, an accuracy of 90% was obtained based on 30 tests where the accuracy results were obtained from an experiment comparing actual and predicted data. Apart from that, the application testing graph shows an average delay of 454.5 milliseconds, and the application performance and features can work well because no bugs were found during testing.

1. PENDAHULUAN

Kemiskinan di Kabupaten Aceh Timur saat ini merupakan masalah yang serius. Adanya rumah-rumah kurang layak huni di pinggiran kota yang terjadi selama ini belum dapat teratasi. Kabupaten Aceh Timur menunjukkan suatu daerah dengan angka kemiskinan yang tinggi sehingga perlu adanya perhatian penting dari pemerintah untuk masyarakat [1]

Cara mengetahui kemiskinan dengan cara melakukan pendataan kependudukan khususnya masalah kemiskinan yang dilakukan oleh Badan Pusat Statistik setiap 3 tahun sekali. Proses pendataan dilakukan dengan cara *door to door*, cara ini dianggap kurang efektif dari pekerjaan ini BPS menghasilkan data yang berlimpah mengenai kemiskinan.

Adapun Klasifikasi adalah menentukan sebuah *record* data baru ke salah satu dari beberapa kategori yang telah didefinisikan sebelumnya. Klasifikasi merupakan peran dalam data mining yang menggunakan metode pendekatan prediktif. Secara umum proses klasifikasi dapat dilakukan dalam dua tahap, yaitu proses belajar dari data pelatihan dan klasifikasi kasus. Pada proses belajar, algoritma klasifikasi mengolah data training untuk menghasilkan sebuah model. Setelah model diuji dan dapat diterima, pada tahap klasifikasi, model tersebut digunakan untuk memprediksi kelas dari kasus baru untuk membantu proses pengambilan keputusan [2]

Indonesia merupakan salah satu Negara berkembang di Asia khususnya Asia Tenggara. Salah satu masalah yang sering dihadapi oleh Negara berkembang adalah kemiskinan.

Berdasarkan data yang dikeluarkan oleh Badan Pusat Statistik. Melihat kondisi penduduk miskin di Indonesia, sudah seharusnya pemerintah melakukan upaya untuk mengurangi jumlah penduduk miskin di setiap Provinsi melalui berbagai program bantuan. Kabupaten Aceh Timur memiliki luas wilayah sebesar 6.040.60 km², secara administrative Kabupaten Aceh Timur terdiri dari 24 Kecamatan, 54 mukim, 513 desa, 1 kelurahan dan 1.596 dusun.

Teknik yang dikenal dalam data mining yaitu teknik *clustering*. Teknik *clustering* mengelompokkan data secara otomatis tanpa perlu diberitahu label kelasnya. Banyak metode *clustering* yang telah diusulkan oleh para ahli, salah satunya adalah *Naïve Bayes*. Metode *Naïve Bayes* merupakan algoritma klasterisasi yang paling banyak digunakan dalam berbagai aplikasi kecil hingga menengah karena kemudahan mengaplikasikannya. Pada penelitian ini akan menggunakan 9 atribut, yaitu : nama warga, luas lantai, jenis dinding, fasilitas pembuangan air besar, pendidikan terakhir, tanggungan keluarga, pekerjaan, penghasilan dan ampere listrik.

Pada perhitungan *Naïve Bayes*, dapat dilihat bahwa semakin banyak faktor-faktor yang semakin kompleks yang mempengaruhi nilai probabilitas maka semakin mustahil untuk mengitung nilai tersebut satu persatu. Akibatnya perhitungan semakin sulit untuk dilakukan, maka disinilah digunakan asumsi independensi yang sangat tinggi, bahwa masing-masing atribut dapat saling bebas. [3]

Gampong Tanoh Anoe terdiri dari 5 dusun, dengan potensi perangkatnya terdiri dari

seorang Keuchik, seorang Sektaris Gampong, 9 orang TPG, 3 orang Kasi, 3 orang Kaur, dan seorang Operator dan 5 Kadus. Mempunyai jumlah penduduk keseluruhan yaitu 5.500 orang terdiri dari 2.350 orang laki-laki, 3.150 orang perempuan dan dengan jumlah Rumah Tangga berjumlah 850 KK.

Berdasarkan uraian diatas, dilakukan penelitian yang berjudul “Penerapan Algoritma Naïve Bayes untuk Klasifikasi Penduduk Kurang Mampu dan Mampu Di Tanoh Anou Idi Rayeuk”

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Miskin

Kemiskinan diartikan sebagai kondisi di mana seseorang atau sekelompok orang, laki-laki atau perempuan, tidak terpenuhinya hak-hak dasar mereka memenuhi syarat untuk kehidupan yang dipaksakan. Sudut pandang kemiskinan adalah pendekatan berbasis hak yang mengakui bahwa masyarakat miskin memiliki hak dasar yang sama dengan anggota masyarakat lainnya [4]

2.2. Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses dari mencari suatu himpunan model (fungsi) yang dapat mendeskripsikan dan membedakan kelas-kelas data atau konsep-konsep, dengan tujuan dapat menggunakan model tersebut untuk memprediksi kelas dari suatu objek yang mana kelasnya belum diketahui. [5]

2.3. Delay

Delay adalah rentang waktu penyelesaian laporan audit oleh auditor dengan cara melihat selisih hari dari tanggal penutupan tahun buku hingga diterbitkannya laporan keuangan audit [6]

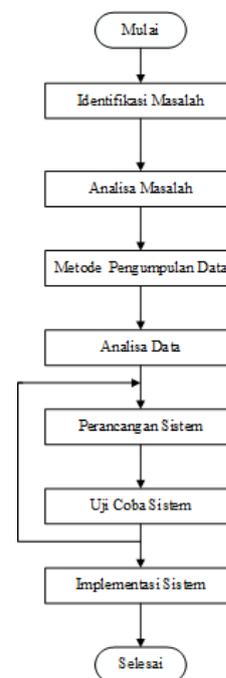
2.4. Naive Bayes

Naïve Bayes atau multinomial naïve bayes merupakan metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan sekumpulan dokumen. Algoritma ini memanfaatkan metode

probabilitas dan statistik yang dikemukakan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes. Metode Naive Bayes menempuh dua tahap dalam proses klasifikasi teks, yaitu tahap pelatihan dan tahap pengujian (klasifikasi)[7]

3. METODE PENELITIAN

Tahapan penelitian dilaksanakan dengan beberapa tahapan yaitu, perijinan pengambilan data, pengambilan data dengan cara wawancara langsung dengan pemilik rumah, data hasil wawancara langsung dilakukan analisa dan data diimplementasikan ke dalam program [8] Tahapan penelitian dapat dilihat pada gambar 1



Gambar 1. Tahapan Penelitian

3.1. Perancangan Antarmuka Pengguna

Antarmuka pengguna merupakan mekanisme komunikasi antara pengguna dengan sistem. Perancangan tampilan antarmuka diperlukan untuk mengetahui bentuk tampilan yang akan digunakan pada aplikasi [9]. Tampilan yang menarik dan userfriendly akan memberikan nilai tambah pada aplikasi



Gambar 2 Activity Diagram Testing

3.2. Analisis Sistem

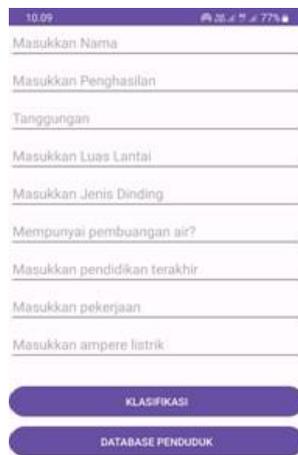
Data yang digunakan adalah data penduduk desa tanoh anou. Meliputi nama kepala keluarga, luas lantai, jenis dinding warga, fasilitas pembuangan air besar, pendidikan terakhir, tanggungan, pekerjaan kepala rumah tangga, penghasilan dan ampere listrik. Berikut atribut dan label yang akan digunakan.

No.	Data Input	Jenis
1.	Nama Kepala Keluarga	Atribut
2.	Luas lantai	Atribut
3.	Jenis Dinding	Atribut
4.	Fasilitas pembuangan air besar	Atribut
5.	Pendidikan Terakhir	Atribut
6.	Jumlah Tanggungan	Atribut
7.	Pekerjaan	Atribut
8.	Penghasilan	Atribut
9.	Ampere Listrik	Atribut
10.	Status	Label

Gambar 3 Atribut dan Label

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

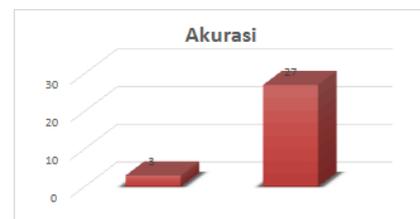
4.1 Hasil Penelitian



Gambar 4 Tampilan Antarmuka

4.2 Pengujian

Teknik pengumpulan data awal yang digunakan adalah dengan melakukan wawancara dan kajian literature mengenai kategori penduduk Tanah Anou (Miskin, Rentan miskin dan Mampu) dan kecerdasan buatan berbasis algoritma Naïve Bayes. Adapun pengujian yang akan dilakukan pada sistem ini terbagi ke dalam 3 kategori yakni Pengujian Delay Aplikasi, Pengujian Akurasi Terintegrasi dan Bug Tracking.



1. Hasil Pengujian Delay

Nilai delay didapatkan dari waktu running mobile apps dari proses klasifikasi hingga menampilkan output pada GUI. Pengambilan data dilakukan sebanyak 30 kali pada tiap kondisi mulai dari kategori miskin, rentan miskin dan mampu dengan parameter seperti Gambar 5

No Gambar	LT	Income (Rp)	Tanggungan	Dinding	Pembuangan Air?	study	work	Listrik (A)	Delay (miliidetik)
1	6x10	3.000.000	4	Kayu	Ada	SMA	Nelayan	2	502
2	5x8	3.000.000	5	kayu	Ada	SMP	Petani	2	502
3	5x7	3.000.000	4	kayu	Ada	SD	Nelayan	2	322
4	6x8	2.500.000	3	kayu	Ada	SMA	Guru	4	501
5	6x7	3.200.000	4	Kayu	Ada	SMA	Montir	4	407
6	9x6	1.800.000	3	Kayu	Ada	SMA	Pensiun	4	502
7	5x6	3.500.000	4	Tembok	Ada	SMA	Mekanik	4	503
8	7x8	5.000.000	3	Tembok	Ada	SD	Nelayan	4	332
9	6x5	4.000.000	3	Tembok	Ada	D3	PNS	4	323
10	5x8	3.000.000	4	Kayu	Ada	SD	Penjahit	4	512
11	6x7	5.000.000	6	Tembok	Ada	SMA	Pedagang	4	334
12	6x8	4.000.000	4	Tembok	Ada	SMA	Mekanik	4	512
13	5x7	3.500.000	5	Kayu	Ada	SMA	Nelayan	4	523
14	6x7	3.000.000	4	Kayu	Ada	SMP	Wiraswasta	2	402
15	6x8	4.000.000	4	Tembok	Ada	S1	Guru	4	443
16	6x7	3.500.000	4	Tembok	Ada	SMA	Nelayan	4	427
17	5x6	5.000.000	4	Tembok	Ada	SMA	Pedagang	4	523

Gambar 5 Delay Rata-rata

2. Hasil Model Training

Hasil akurasi dibutuhkan untuk mengetahui performance model training yang digunakan. Maka berdasarkan hasil pengujian, akurasinya seperti gambar 6

No Gambar	LT	Income (Rp)	Tanggungan	Dinding	Pembuangan Air	jenis	work	Lantai (A)	Prediksi (Sistem)	Prediksi (Aktual)
1	6x10	3.000.000	4	Kayu	Ada	SMA	Nelayan	2	Miskin	Miskin
2	5x8	3.000.000	5	kayu	Ada	SMP	Petani	2	Miskin	Miskin
3	5x7	3.000.000	4	kayu	Ada	SD	Nelayan	2	Miskin	Miskin
4	6x8	2.500.000	3	kayu	Ada	SMA	Guru	4	Miskin	Miskin
5	6x7	3.200.000	4	Kayu	Ada	SMA	Montir	4	Rentan Miskin	Rentan Miskin
6	9x6	1.800.000	3	Kayu	Ada	SMA	Pemurnan	4	Miskin	Miskin
7	5x6	3.500.000	4	Tembok	Ada	SMA	Mekanik	4	Rentan Miskin	Rentan Miskin
8	7x8	5.000.000	3	Tembok	Ada	SD	Nelayan	4	Mampu	Mampu
9	6x5	4.000.000	3	Tembok	Ada	D3	PNS	4	Rentan Miskin	Rentan Miskin
10	5x8	3.000.000	4	Kayu	Ada	SD	Penjahit	4	Miskin	Miskin
11	6x7	5.000.000	6	Tembok	Ada	SMA	Pedagang	4	Mampu	Mampu
12	6x8	4.000.000	4	Tembok	Ada	SMA	Mekanik	4	Rentan Miskin	Rentan Miskin
13	5x7	3.500.000	5	Kayu	Ada	SMA	Nelayan	4	Rentan	Rentan

Gambar 6 Pengujian Akurasi Terintegrasi Aplikasi

Berdasarkan tabel dan gambar diatas disimpulkan bahwa tingkat akurasi algoritma naïve bayes ini sebesar 90% dari 30 kali percobaan. Setelah dilakukan pengujian terdapat 3 data yang tidak terdeteksi dengan benar sedangkan yang memiliki nilai 27 adalah data yang benar sesuai prediksi

Gambar 7 Akurasi Software

4.3 Penerapan Naive Bayes

1. Perhitungan Probabilitas Posterior X bersyarat C ($P(X|Ci)$)

Perhitungan probabilitas posterior [9] dilakukan pada data latih sebanyak 26 data dengan menggunakan X sebagai vector pemilihan kriteria Kemiskinan yaitu XJumlah Luas Lantai, XPendapatan, XTanggungan, XJenis Dinding, XPembuangan air, XPendidikan terakhir, XPekerjaan dan Xlistrik. $P(X|Ci)$ dapat dijabarkan menjadi $P(XXJumlah Luas Lantai, XXPendapatan, XXTanggungan, XXJenisDinding, XXPembuangan air, XXPendidikan Terakhir, XXPekerjaan dan XXSumber Listrik|Ci)$ untuk setiap X dihitung kemungkinannya pada setiap Ci. Untuk menghitung setiap kemungkinan hasil kriteria $P(XXLuas Lantai|Ci)$

Luas Tanah	Luas Tanah			Probabilitas		
	Miskin	Rentan Miskin	Mampu	Miskin	Rentan Miskin	Mampu
4x6		1		0	0.1111	0
5x6	1	1	1	0.0625	0.1111	0.2
5x7	1	1		0.0625	0.1111	0
5x8	2			0.125	0	0
6x5		1		0	0.1111	0
6x6	1	1		0.0625	0.1111	0
6x7	1	4	1	0.0625	0.4444	0.2

Gambar 8 Probabilitas Luas Lantai

Pendapatan	Pendapatan			Probabilitas		
	Miskin	Rentan Miskin	Mampu	Miskin	Rentan Miskin	Mampu
1.800.000	1			0.0625		
2.000.000	1			0.0625		
2.500.000	2			0.125		
3.000.000	11			0.6875		
3.200.000	1	1		0.0625	0.0625	
3.500.000		4	1		0.4444	0.2
4.000.000		4	1		0.4444	0.2
5.000.000			3			0.6
Jumlah	16	9	5	1	1	1

Gambar 9 Probabilitas Tanggungan

Jenis Dinding	Jenis Dinding			Probabilitas		
	Miskin	Rentan Miskin	Mampu	Miskin	Rentan Miskin	Mampu
Kayu	13	3		0.8125	0.3333	0
Tembok	3	6	5	0.1875	0.6667	1
Jumlah	16	9	5			

Gambar 10 Probabilitas Jenis Dinding

Pembuangan Air	Pembuangan Air			Probabilitas		
	Miskin	Rentan Miskin	Mampu	Miskin	Rentan Miskin	Mampu
Ada	14	9	5	0.875	1	1
Tidak Ada	2			0.125		
Jumlah	16	9	5	1	1	1

Gambar 11 Probabilitas Pembuangan Air

Pendidikan Terakhir	Pendidikan Terakhir			Probabilitas		
	Miskin	Rentan Miskin	Mampu	Miskin	Rentan Miskin	Mampu
SD	4	2	1	0.25	0.222	0.2
SMP	3			0.1875		
SMA	7	5	4	0.4375	0.5556	0.8
D3	2	1		0.125	0.1111	
S1		1			0.1111	
Jumlah	16	9	5	1	1	1

Gambar 12 Probabilitas Pendidikan Terakhir

Pekerjaan	Pekerjaan			Probabilitas		
	Miskin	Rentan Miskin	Mampu	Miskin	Rentan Miskin	Mampu
Nelayan	3	2	2	0.1875	0.2222	0.4
Petani	1			0.0625		
Guru	2	1		0.125	0.1111	
Montir/Mekanik		3			0.3333	
Pensiunan	1			0.0625		
PNS	1	1		0.0625	0.1111	
Penjahit	1			0.0625		
Pedagang	1	1	3	0.0625	0.1111	0.6
Wiraswasta	6	1		0.375	0.1111	
Jumlah	16	9	5			

Gambar 13 Probabilitas Pekerjaan

Listrik	Listrik			Pribabilitas		
	Miskin	Rentan Miskin	Mampu	Miskin	Rentan Miskin	Mampu
2	9	1		0.5625	0.1111	
3	1			0.0625		
4	6	8	5	0.375	0.8889	1
Jumlah	16	9	5	1	1	1

Gambar 14 Probabilitas Listrik

2. Perhitungan Manual

$x = \{x_{LT} = 6 \times 10, x_{Pendapatan} = 3.000.000, x_{Tanggung} = 4, x_{Dinding} = \text{Kayu}, x_{Pembuangan Air} = \text{Ada}, x_{Pendidikan Terakhir} = \text{SMA}, x_{Pekerjaan} = \text{Nelayan}, x_{Listrik} = 2\}$

3. Probabilitas Data Uji

Dilakukan klasifikasi ke dalam kelas Miskin $P(x|C_0)$ dengan peluang pada masing-masing variabel sebagai berikut : 0.0625; 0.6875; 0.4375; 0.8125; 0.875; 0.4375; 0.1875; 0.0625 kemudian nilai dari masing-masing kriteria dikalikan.

$$P(x|C_0) = 0.0625 \times 0.6875 \times 0.4375 \times 0.8125 \times 0.875 \times 0.4375 \times 0.1875 \times 0.0625 = 0.0010854$$

4. Pemaksimalan $P(x|C_i) P(C_i)$

Perhitungan pemaksimalan untuk klasifikasi kelas Miskin (C_0) adalah dengan mengalikan $P(x|C_0)$ dan $P(C_0)$:

$$P(C_0|x) = P(x|C_0) \times P(C_0) = 0.0010854 \times 0.5333$$

$$= 0.0005788$$

Kemudian untuk kelas rentan miskin

$$P(C_1|x) = P(x|C_1) \times P(C_1) = 0 \times 0.3 = 0$$

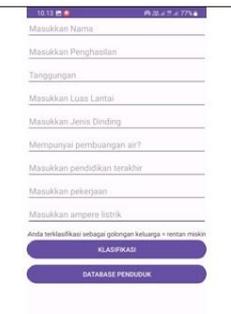
Kemudian untuk kelas mampu

$$P(C_2|x) = P(x|C_2) \times P(C_2) = 0 \times 0.1667 = 0$$

Dapat diambil kesimpulan bahwa $P(C_1|x) < P(C_0|x) > P(C_2|x)$ maka data uji tersebut diklasifikasikan ke dalam kelas miskin

5. Pengujian Fitur

Salah satu indicator lainnya pada pengujian performance aplikasi yakni bug tracking [10] Mengacu pada tahap pengujian aplikasi guna menemukan sebuah bug ataupun kecacatan dalam aplikasi, proses ini sifatnya sangat penting untuk pengujian dan juga diperlukan agar bisa mengukur serta meningkatkan kualitas dari software.

1	Fitur input	Berhasil			Berhasil
2.	Fitur Klasifikasi	Berhasil melakukan prediksi dengan menekan button "Klasifikasi"	Tidak Ada		Berhasil

<p>3</p> <p>Fitur output yang muncul di Sistem</p>	<p>Berhasil menyimpan apa yang sudah di klasifikasikan</p>	<p>Tidak Ada</p>		<p>Berhasil</p>
--	--	------------------	---	-----------------

Gambar 15 Pengujian Fitur

6. Pembahasan

Berdasarkan data yang di dapat pada pengujian menggunakan sampel hasil wawancara didapat nilai rata-rata akurasi sebesar 90% berdasarkan 30 kali pengujian dimana hasil akurasi didapat dari percobaan perbandingan satu data actual dan prediksi. Selain itu jika dilihat dari grafik pengujian aplikasi didapat rata- rata delay selama 454,5 milidetik dan performance aplikasi serta fitur dapat dipastikan bekerja dengan baik karena tidak ditemukannya bug saat pengujian

5. KESIMPULAN

Berikut kesimpulan yang dapat diambil dari pengujian yang dilakukan, dengan adanya aplikasi klasifikasi warga miskin ini untuk kedepannya user menjadi lebih cepat dalam input data, serta memproses pemilihan warga yang miskin, rentan miskin dan mampu. Menggunakan metode Naïve Bayes dalam aplikasi ini untuk menghindari terjadinya kesalahan dalam menentukan warga yang miskin, rentan miskin dan mampu. Dengan adanya aplikasi ini juga membantu user untuk menyimpan laporan data warga. Berdasarkan data yang di dapat pada pengujian ini juga menggunakan sampel hasil wawancara diperoleh akurasi sebesar 90% berdasarkan 30 kali pengujian dimana hasil akurasi didapat dari percobaan perbandingan

satu data actual dan prediksi. Selain itu jika dilihat dari grafik pengujian aplikasi didapat rata- rata delay selama 454,5 milidetik dan performance aplikasi serta fitur dapat bekerja dengan baik karena tidak ditemukannya bug saat pengujian.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. Annur and M. E. Lasulika, “Klasifikasi Nasabah Kredit Koperasi Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor,” *J. Inform. Upgris*, vol. 5, no. 2, pp. 126–129, 2019.
- [2] E. Fitriani, “Perbandingan Algoritma C4.5 Dan Naïve Bayes Untuk Menentukan Kelayakan Penerima Bantuan Program Keluarga Harapan,” *Sistemasi*, vol. 9, no. 1, p. 103, 2020, doi: 10.32520/stmsi.v9i1.596.
- [3] A. R. Isnain, J. Supriyanto, and M. P. Kharisma, “Implementation of K-Nearest Neighbor (K-NN) Algorithm For Public Sentiment Analysis of Online Learning,” *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.)*, vol. 15, no. 2, p. 121, 2021, doi: 10.22146/ijccs.65176.
- [4] A. Mahendra, “Analisis Pengaruh Pertumbuhan Ekonomi, Pendapatan Perkapita, Inflasi Dan Pengangguran Terhadap Jumlah Penduduk Miskin Di Provinsi Sumatera Utara,” *J. Ris. Akunt. Keuang.*, vol. 2, no. 2, pp. 123–148, 2016, doi: 10.54367/jrak.v2i2.177.
- [5] L. N. Rani, “Klasifikasi Nasabah Menggunakan Algoritma C4.5 Sebagai Dasar Pemberian Kredit,” *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 1, no. 2, p. 126, 2016, doi: 10.35314/isi.v1i2.131.
- [6] K. Harjanto, “Pengaruh Ukuran Perusahaan, Profitabilitas, Solvabilitas, dan Ukuran Kantor Akuntan Publik terhadap Audit Delay,” *J. Ultim. Account.*, vol. 9, no. 2, pp. 33–49, 2018, doi: 10.31937/akuntansi.v9i2.728.
- [7] A. D. Wibisono, S. Dadi Rizkiono, and A. Wantoro, “Filtering Spam Email Menggunakan Metode Naive Bayes,” *TELEFORTECH J. Telemat. Inf. Technol.*, vol. 1, no. 1, 2020, doi: 10.33365/tft.v1i1.685.
- [8] F. M. Baliyah, “Manajemen Budaya Organisasi dalam Meningkatkan Pelayanan Administrasi Pendidikan (Studi Kasus di SMK Negeri 2 Ponorogo),” *Electron. Tesis IAIN Ponorogo*, p. 113, 2021, [Online]. Available: http://etheses.iainponorogo.ac.id/id/eprint/14895/1/SKRIPSI_211217038_FERRA_MASWIATUL_BALIYAH.pdf

go.ac.id/id/eprint/14895%0Ahttp://etheses.ia
inponorogo.ac.id/14895/1/SKRIPSI
211217038 F

- [9] M. Rinestu, I. P. Made Indra, B. Marsanto, and S. Trisakti, "Classification Of Investment Decisions During Covid-19 Pandemic Using Naive Bayes Klasifikasi Keputusan Investasi Di Masa Pandemi Covid-19 Dengan Menggunakan Naive Bayes," *Manag. Stud. Entrep. J.*, vol. 3, no. 4, pp. 1784–1796, 2022, [Online]. Available: <http://journal.yrpiiku.com/index.php/msej>
- [10] S. Liang and Y. Hartanto, "Implementasi Bug Tracking System dengan Metodologi Scrum dan Algoritma Cosine Similarity," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 9, no. 1, p. 24, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i1.3861.