

Klasifikasi Masyarakat Miskin Di Kelurahan Margajaya Rw 06 Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

Muhammad Kahfi Prayoga¹, Firmansyah^{2*}

^{1,2}Informatika, Fakultas Teknologi dan Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika,
Jl. Kramat Raya No.98, RT.2/RW.9, Kwitang, Kec. Senen, Kota Jakarta Pusat Daerah Khusus Ibukota
Jakarta, 10450

*kahfiprayoga8@gmail.com¹, firmaryah.fmy@bsi.ac.id²

Abstrak

Kemiskinan adalah masalah sosial yang mendesak, Kelurahan Margajaya merupakan salah satu daerah di Kecamatan Bogor Barat dengan populasi yang signifikan, dan masih banyak warga yang merasa bahwa bantuan dari pemerintah tidak tepat sasaran. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan masyarakat miskin di Kelurahan Margajaya RW 06 menggunakan algoritma Naïve Bayes. Algoritma Naïve Bayes dipilih karena keunggulannya dalam kecepatan perhitungan, kesederhanaan algoritma, dan tingkat akurasi yang baik. Penelitian ini diharapkan dapat membantu pemerintah dalam mengklasifikasikan masyarakat miskin dengan lebih akurat dan efisien, sehingga penyaluran bantuan dapat tepat sasaran dan mengurangi ketidakadilan sosial. Penelitian ini menguji algoritma Naïve Bayes dalam klasifikasi masyarakat miskin dan melihat nilai akurasi dari data masyarakat miskin di Kelurahan Margajaya RW 06. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan metode Naïve Bayes dapat memberikan hasil klasifikasi yang baik dan akurat. Dengan penerapan metode ini, diharapkan dapat tercipta keharmonisan dalam masyarakat dan pemerataan kesejahteraan sosial di wilayah Kelurahan Margajaya RW 06. Dari hasil evaluasi menggunakan Confusion Matrix didapatkan akurasi yang dihasilkan untuk 135 data latih dengan 134 data uji dan enam atribut yang digunakan menghasilkan akurasi sebesar 92,54%, recall 91,53%, dan presisi 100%.

Kata kunci: Naïve Bayes, Kemiskinan, Klasifikasi, Kelurahan Margajaya

A. Pendahuluan

Kemiskinan adalah salah satu isu krusial yang menjadi fokus utama pemerintah saat ini. Dari berbagai sumber disebutkan bahwa kemiskinan dianggap sebagai masalah ekonomi yang perlu diperbaiki atau setidaknya dikurangi. Kemiskinan terjadi ketika seseorang tidak mampu memenuhi kebutuhan dasar sehari-hari. Salah satu faktor penyebab kemiskinan adalah rendahnya tingkat pendidikan yang dimiliki seseorang. (Informatika et al., 2023). Masyarakat adalah sekelompok manusia yang hidup bersama dan saling berinteraksi secara sosial. (Kogoya et al., 2022). RW 06 Kelurahan Margajaya adalah salah satu wilayah pemukiman yang ada di Kecamatan Bogor Barat Kota Bogor. Dengan wilayah yang cukup luas serta warga yang mencapai angka 135 warga, membuat pemerintah perlu memperhatikan kesejahteraan setiap warga, terutama pada warga yang masuk kategori miskin. Saat ini masih ada banyak masyarakat yang merasa

bahwa pemberian bantuan masih belum tepat sasaran, klasifikasi masyarakat miskin masih dilakukan secara manual dengan tanpa menggunakan algoritma untuk mempermudah. Pesatnya perkembangan teknologi di era saat ini telah mempengaruhi semua bidang dan aspek kehidupan (April, 2019). Dengan kurang efektifnya pendataan masyarakat miskin dapat menimbulkan ketidakadilan sosial di masyarakat, contohnya jika ada keluarga yang memiliki kemampuan secara ekonomi, namun ternyata terdaftar dalam klasifikasi masyarakat miskin dan mendapat bantuan yang mana membuat efektifitas dari program pemerintah yang di salurkan oleh Kelurahan Margajaya tidak tepat terhadap sasaran yang di harapkan. Terdapat 63 warga yang masih masuk dalam kategori miskin berdasarkan data di tahun 2023. Dengan menerapkan metode naïve bayes harapannya, penelitian ini dapat memberikan kontribusi signifikan dalam memecahkan masalah klasifikasi data mengenai masyarakat miskin di wilayah Kelurahan Margajaya RW 06 dengan cepat dan tepat, sehingga penyaluran bantuan sosial yang diterima dapat tepat sasaran dan tidak terjadi lagi kecemburuan sosial di masyarakat yang dapat menimbulkan ketidak harmonisan bermasyarakat, serta dapat mengurangi kemiskinan dan pemerataan kesejahteraan sosial penduduk di wilayah Kelurahan Margajaya RW 06. Naïve Bayes Classifier adalah metode klasifikasi probabilitas yang sederhana untuk memprediksi kategori data dengan menggunakan probabilitas dan kombinasi nilai dari data yang tersedia. (Studies & Journal, 2022). Naive Bayes adalah teknik prediksi yang menggunakan probabilitas dengan menerapkan aturan Bayes dengan asumsi bahwa variabel-variabelnya saling bebas secara kuat. Selain itu, Naive Bayes juga dapat mengidentifikasi variabel yang paling berpengaruh dengan memperhitungkan peluangnya. (Retnosari, 2021).

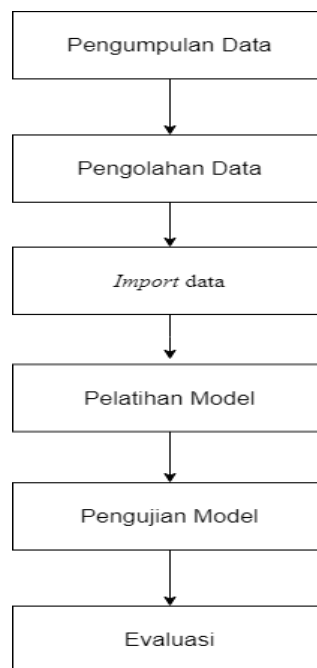
Secara singkat, klasifikasi adalah proses pengelompokan objek ke dalam kelas-kelas tertentu berdasarkan karakteristiknya, yang biasa disebut sebagai kelas. Salah satu metode klasifikasi yang umum digunakan adalah naïve bayes. Dalam penelitian sebelumnya, naïve bayes terbukti memiliki keunggulan seperti kecepatan perhitungan yang tinggi, algoritma yang sederhana, dan tingkat akurasi yang baik. Metode ini juga membutuhkan jumlah data pelatihan yang relatif kecil untuk menghasilkan estimasi parameter yang dibutuhkan dalam proses klasifikasi. Naïve bayes lebih mudah digunakan karena memiliki alur perhitungan yang tidak rumit. (Putro et al., 2020), RapidMiner adalah aplikasi yang digunakan sebagai alat pembelajaran dalam bidang data mining. Platform ini dirancang untuk mendukung segala tahapan yang terlibat

dalam pengelolaan data dalam berbagai konteks seperti bisnis, penelitian, pendidikan, pelatihan, dan pembelajaran. RapidMiner menyediakan berbagai solusi untuk pengelompokan, klasifikasi, dan analisis regresi.(Studi et al., 2022). Rapidminer adalah mesin penambangan data yang dapat diintegrasikan ke dalam produknya sendiri dan tersedia sebagai perangkat lunak mandiri untuk analisis data. (Pascalina, 2023).

Dengan akurat, tepat dan efisien dalam mengklasifikasikan masyarakat miskin maka keharmonisan dalam bermasyarakat dapat terjalin dengan baik. Penelitian ini adalah tentang bagaimana menentukan klasifikasi masyarakat miskin di wilayah Kelurahan Margajaya RW 06 dengan tepat dan akurat menggunakan algoritma naïve bayes yang berguna untuk mengoptimalkan bantuan dari pemerintah supaya tidak menimbulkan kesenjangan sosial dan kecemburuan sosial. Peneliti hanya melakukan penelitian di wilayah Kota Bogor Kecamatan Bogor Barat Kelurahan Margajaya RW 006. Sumber data yang digunakan adalah informasi penduduk yang tersedia di lingkungan Kelurahan Margajaya RW 006 berdasarkan riset serta wawancara dengan ketua RT dan RW setempat juga ibu Teny Rusiani selaku kepala seksi kemasyarakatan di Kelurahan Margajaya, juga dengan hanya menggunakan algoritma naïve bayes dalam melakukan klasifikasi.karena penelitian atau diskusi dimaksudkan untuk meningkatkan kualitas sesuatu atau berniat untuk menyumbangkan pemikiran untuk perbaikan, maka alasannya harus dikembangkan berdasarkan data konkret yang ada.

B. Metode

Dalam proses penelitian ini terdapat 6 kerangka penelitian yang membantu mengatur, melaksanakan, dan mengevaluasi penelitian. Kerangka penelitian ini juga dapat membantu peneliti untuk mengarahkan penelitian yang sesuai dengan tujuan dari penelitian. Salah satu keunggulan naïve bayes classifier (NBC) adalah kemampuannya menggunakan sejumlah kecil data pelatihan untuk menghasilkan estimasi parameter yang diperlukan dalam proses klasifikasi. (Lestari & Badrul, 2020). Kerangka penelitian dalam klasifikasi masyarakat miskin di Kelurahan Margajaya RW 06 menggunakan algoritma naïve bayes dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Kerangka penelitian

Pada gambar 1 dapat dilihat urutan dari kerangka penelitian yang dimana dari pengumpulan data yaitu dengan metode sekuder data arsip dari Kelurahan Margajaya, pengolahan data dengan menghilangkan parameter yang tidak digunakan, dilanjutkan dengan *import data* latih dan data uji ke dalam *rapidminer*, pelatihan model dengan metode *naïve bayes* di dalam *rapidminer* dan pengujian model yaitu dengan cara menguji data yang telah di pelajari *naïve bayes* untuk mencari hasil klasifikasi menggunakan *rapidminer*, tahap terakhir dari penelitian ini yaitu evaluasi menggunakan *confusion matrix*. *Confusion Matrix* adalah metode yang digunakan untuk mengevaluasi performa atau akurasi dari proses klasifikasi. Tingkat akurasi hasil klasifikasi dinilai menggunakan menggunakan *recall*, *precision*, dan *accuracy*. *recall* (*True Positive Rate*) adalah persentase dari data yang benar positif yang berhasil diidentifikasi, *precision* (*Positive Predictive Value*) adalah persentase dari hasil identifikasi positif yang benar terhadap semua hasil identifikasi positif, dan *accuracy* adalah persentase dari data yang berhasil diidentifikasi secara benar positif dari keseluruhan data. (Rininda et al., 2023)

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder arsip dari Kelurahan Margajaya berupa laporan data warga yang menerima bantuan dari pemerintah dan juga dengan diskusi secara langsung dengan ketua RT dan RW setempat juga ibu Teny Rusiani selaku kepala bidang seksi kemasyarakatan Kelurahan Margajaya mengenai faktor-faktor yang dapat mempengaruhi hasil klasifikasi dan parameter yang tepat untuk menghasilkan klasifikasi masyarakat miskin yang lebih

akurat.

Pada penelitian ini pengolahan data menggunakan aplikasi yang membantu penelitian yaitu *rapidminer*, aplikasi ini cukup sering digunakan untuk mengolah data karena terbilang mudah digunakan. Penelitian ini juga menggunakan algoritma yaitu *naïve bayes* untuk melakukan analisis terhadap data yang telah di kumpulan, dengan menggunakan algoritma *naïve bayes* dapat memudahkan peneliti dalam menghasilkan klasifikasi yang baik. Penerapan metode *naïve bayes* untuk analisis data sangat memudahkan dalam mengklasifikasikan masyarakat yang membutuhkan bantuan.

C. Hasil dan Pembahasan

Data berupa data sekunder yang diperoleh dari catatan arsip Kelurahan Margajaya. Total data yang di dapat berupa data dari tahun 2023-2024 yang akan digunakan sebagai data pelatihan dan data pengujian, data 2023 berjumlah 135 data, data 2024 berjumlah 134 data. Data tahun 2023 dapat dilihat pada gambar 2 dan data tahun 2024 dapat dilihat pada gambar 3.

NO	NAMA KEPALA KELUARGA	RT/RW	UMUR	STATUS	PENDIDIKAN	TANGGUNGAN	PEKERJAAN	NOMINAL	PENGHASILAN	KLASIFIKASI
1	AAS	02/06	TUA	CERAI MATI	SD	0	TIADA	400.000	RENDAH	MISKIN
2	ACEP KURNAEDI	02/06	TUA	KAWIN	SMA	1	ARYAWAN/BURU	3.000.000	SEDANG	TIDAK MISKIN
3	ADITYA	03/06	MUDA	KAWIN	SMA	1	KARYAWAN	3.500.000	SEDANG	TIDAK MISKIN
4	AEP SAEPU DIN	02/06	TUA	KAWIN	SD	0	TIADA	800.000	RENDAH	MISKIN
5	AGUS SUDRAJAT	02/06	TUA	BELUM KAWIN	SMA	1	ARYAWAN/BURU	4.500.000	TINGGI	TIDAK MISKIN
6	AGUS TARYANA	02/06	TUA	CERAI MATI	SMA	3	WIRAUUSAHA	4.000.000	TINGGI	TIDAK MISKIN
7	AHMAD	02/06	TUA	KAWIN	SMP	2	TIADA	1.300.000	RENDAH	MISKIN
8	AHMAD RIFKA RIDIANKA	01/06	MUDA	KAWIN	SMA	2	KARYAWAN	3.500.000	SEDANG	TIDAK MISKIN
9	AMANI	01/06	TUA	CERAI MATI	SMP	2	BURUH	1.300.000	RENDAH	MISKIN
10	AMDAN NOERJAYA	01/06	TUA	KAWIN	SMA	2	WIRASWASTA	2.500.000	SEDANG	TIDAK MISKIN
11	ANIH	02/06	TUA	CERAI	SD	1	TIADA	1.000.000	RENDAH	MISKIN
12	ANTON ADITIA	02/06	TUA	KAWIN	SD	4	BURUH	1.000.000	RENDAH	MISKIN
13	APRIANTO	01/06	TUA	KAWIN	SMA	1	WIRAUUSAHA	4.500.000	TINGGI	TIDAK MISKIN
14	ARIS SAPRUDIN	02/06	MUDA	KAWIN	SARJANA	2	WIRAUUSAHA	7.000.000	TINGGI	TIDAK MISKIN
15	ASAN SANTIKA	01/06	TUA	KAWIN	SMP	4	BURUH	1.000.000	RENDAH	MISKIN
16	ASEP SUNANDAR	02/06	MUDA	KAWIN	SMA	3	ARYAWAN/BURU	4.500.000	TINGGI	TIDAK MISKIN
17	ATEP	03/06	TUA	KAWIN	SMA	2	KARYAWAN	3.000.000	SEDANG	TIDAK MISKIN
18	BARIE	03/06	TUA	KAWIN	SMA	2	WIRASWASTA	2.500.000	SEDANG	TIDAK MISKIN
19	BUDI PERMANA	03/06	TUA	KAWIN	SMA	2	WIRAUUSAHA	2.500.000	SEDANG	TIDAK MISKIN
20	BUDI SUGIANTO	01/06	TUA	KAWIN	SMA	2	KARYAWAN	4.300.000	TINGGI	TIDAK MISKIN
21	BUDI SUPRIADI	01/06	TUA	KAWIN	SARJANA	1	KARYAWAN	6.300.000	TINGGI	TIDAK MISKIN
22	BUDIMAN	02/06	TUA	KAWIN	SMA	2	TIADA	1.000.000	RENDAH	MISKIN
23	CARMAN	01/06	TUA	KAWIN	SMA	1	WIRAUUSAHA	3.000.000	SEDANG	TIDAK MISKIN
24	DADEN SATRIADI	01/06	MUDA	KAWIN	SMA	4	WIRAUUSAHA	4.000.000	TINGGI	TIDAK MISKIN
25	DAHANA	01/06	TUA	KAWIN	SARJANA	1	KARYAWAN	6.300.000	TINGGI	TIDAK MISKIN

Gambar 2. Data Awal 2023

NO	NAMA KEPALA KELUARGA	RT/RW	UMUR	STATUS	PENDIDIKAN	TANGGUNGAN	PEKERJAAN	NOMINAL	PENGHASILAN	KLASIFIKASI
1	AAS	02/06	TUA	CERAI MATI	SD	0	BURUH	2.000.000	SEDANG	TIDAK MISKIN
2	ACEP KURNAEDI	02/06	TUA	KAWIN	SMA	1	KARYAWAN	3.000.000	TINGGI	TIDAK MISKIN
3	ADITYA	03/06	MUDA	KAWIN	SMA	1	KARYAWAN	3.500.000	SEDANG	TIDAK MISKIN
4	AEP SAEPUJIN	02/06	TUA	KAWIN	SD	0	BURUH	2.200.000	SEDANG	TIDAK MISKIN
5	AGUS SUDRAJAT	02/06	TUA	BELUM KAWIN	SMA	1	KARYAWAN	4.500.000	TINGGI	TIDAK MISKIN
6	AGUS TARYANA	02/06	TUA	CERAI MATI	SMA	3	WIRAUUSAHA	4.000.000	TINGGI	TIDAK MISKIN
7	AHMAD	02/06	TUA	KAWIN	SMP	2	TIADA	1.300.000	RENDAH	MISKIN
8	AHMAD RIFKA RIDIANKA	01/06	MUDA	KAWIN	SMA	2	KARYAWAN	3.500.000	SEDANG	TIDAK MISKIN
9	AMANI	01/06	TUA	CERAI MATI	SMP	1	WIRAUUSAHA	2.100.000	SEDANG	TIDAK MISKIN
10	AMMAN NOERJAYA	01/06	TUA	KAWIN	SMA	2	KARYAWAN	2.500.000	SEDANG	TIDAK MISKIN
11	ANIH	02/06	TUA	CERAI HIDUP	SD	1	BURUH	2.000.000	SEDANG	TIDAK MISKIN
12	ANTON ADITIA	02/06	TUA	KAWIN	SD	2	BURUH	2.500.000	SEDANG	TIDAK MISKIN
13	APRIANTO	01/06	TUA	KAWIN	SMA	0	WIRAUUSAHA	4.500.000	TINGGI	TIDAK MISKIN
14	ARIS SAPRUDIN	02/06	MUDA	KAWIN	SARJANA	2	WIRAUUSAHA	7.000.000	TINGGI	TIDAK MISKIN
15	ASAN SANTIKA	01/06	TUA	KAWIN	SMP	3	WIRAUUSAHA	2.500.000	SEDANG	TIDAK MISKIN
16	ASEP SUNANDAR	02/06	MUDA	KAWIN	SMA	3	KARYAWAN	4.500.000	TINGGI	TIDAK MISKIN
17	ATEP	03/06	TUA	KAWIN	SMA	2	KARYAWAN	3.000.000	SEDANG	TIDAK MISKIN
18	BARIE	03/06	TUA	KAWIN	SMA	2	KARYAWAN	2.500.000	SEDANG	TIDAK MISKIN
19	BUDI PERMANA	03/06	TUA	KAWIN	SMA	2	WIRAUUSAHA	2.500.000	SEDANG	TIDAK MISKIN
20	BUDI SUGIANTO	01/06	TUA	KAWIN	SMA	2	KARYAWAN	4.300.000	TINGGI	TIDAK MISKIN
21	BUDI SUPRIADI	01/06	TUA	KAWIN	SARJANA	1	KARYAWAN	6.300.000	TINGGI	TIDAK MISKIN
22	BUDIIMAN	02/06	TUA	KAWIN	SMA	1	BURUH	2.300.000	SEDANG	TIDAK MISKIN
23	CARMAN	01/06	TUA	KAWIN	SMA	0	WIRAUUSAHA	3.000.000	SEDANG	TIDAK MISKIN
24	DADEN SATRIADI	01/06	MUDA	KAWIN	SMA	4	WIRAUUSAHA	4.000.000	TINGGI	TIDAK MISKIN
25	DAHANA	01/06	TUA	KAWIN	SARJANA	1	KARYAWAN	6.300.000	TINGGI	TIDAK MISKIN

Gambar 3. Data Awal 2024

Proses pengolahan data dilakukan dengan memisahkan atribut yang tidak termasuk kedalam parameter yang dibutuhkan, terdapat 6 parameter yaitu umur, status, pendidikan, tanggungan, pekerjaan dan penghasilan, serta klasifikasi yang telah ditentukan sebagai label. Untuk umur yang dikategorikan tua berdasarkan kelurahan yaitu usia >35 tahun dan usia muda <35 tahun. Data latih yang digunakan dapat dilihat pada gambar 4 dan data uji dapat dilihat pada gambar 5. Jika menggunakan sumber sekunder, perlu juga dicantumkan sumbernya.

UMUR	STATUS	PENDIDIKAN	TANGGUNGAN	PEKERJAAN	PENGHASILAN	KLASIFIKASI
TUA	CERAI MATI	SD	0	TIADA	RENDAH	MISKIN
TUA	KAWIN	SMA	1	KARYAWAN	SEDANG	TIDAK MISKIN
MUDA	KAWIN	SMA	1	KARYAWAN	SEDANG	TIDAK MISKIN
TUA	KAWIN	SD	0	TIADA	RENDAH	MISKIN
TUA	BELUM KAWIN	SMA	1	KARYAWAN	TINGGI	TIDAK MISKIN
TUA	CERAI MATI	SMA	3	WIRSAUSAHA	TINGGI	TIDAK MISKIN
TUA	KAWIN	SMP	2	TIADA	RENDAH	MISKIN
MUDA	KAWIN	SMA	2	KARYAWAN	SEDANG	TIDAK MISKIN
TUA	CERAI MATI	SMP	2	BURUH	RENDAH	MISKIN
TUA	KAWIN	SMA	2	KARYAWAN	SEDANG	TIDAK MISKIN
TUA	CERAI HIDUP	SD	1	TIADA	RENDAH	MISKIN
TUA	KAWIN	SD	4	BURUH	RENDAH	MISKIN
TUA	KAWIN	SMA	1	WIRSAUSAHA	TINGGI	TIDAK MISKIN
MUDA	KAWIN	SARJANA	2	WIRSAUSAHA	TINGGI	TIDAK MISKIN
TUA	KAWIN	SMP	4	BURUH	RENDAH	MISKIN
MUDA	KAWIN	SMA	3	KARYAWAN	TINGGI	TIDAK MISKIN
TUA	KAWIN	SMA	2	KARYAWAN	SEDANG	TIDAK MISKIN
TUA	KAWIN	SMA	2	KARYAWAN	SEDANG	TIDAK MISKIN
TUA	KAWIN	SMA	2	WIRSAUSAHA	SEDANG	TIDAK MISKIN
TUA	KAWIN	SMA	2	KARYAWAN	TINGGI	TIDAK MISKIN
TUA	KAWIN	SARJANA	1	KARYAWAN	TINGGI	TIDAK MISKIN
TUA	KAWIN	SMA	2	TIADA	RENDAH	MISKIN
TUA	KAWIN	SMA	1	WIRSAUSAHA	SEDANG	TIDAK MISKIN
MUDA	KAWIN	SMA	4	WIRSAUSAHA	TINGGI	TIDAK MISKIN
TUA	KAWIN	SARJANA	1	KARYAWAN	TINGGI	TIDAK MISKIN

Gambar 4. Data latih

NAMA KEPALA KELUARGA	UMUR	STATUS	PENDIDIKAN	TANGGUNGAN	PEKERJAAN	PENGHASILAN	KLASIFIKASI
AAS	TUA	CERAI MATI	SD	0	BURUH	SEDANG	TIDAK MISKIN
ACEP KURNAEDI	TUA	KAWIN	SMA	1	KARYAWAN	TINGGI	TIDAK MISKIN
ADITYA	MUDA	KAWIN	SMA	1	KARYAWAN	SEDANG	TIDAK MISKIN
AEP SAEPUJIN	TUA	KAWIN	SD	0	BURUH	SEDANG	TIDAK MISKIN
AGUS SUDRAJAT	TUA	BELUM KAWIN	SMA	1	KARYAWAN	TINGGI	TIDAK MISKIN
AGUS TARYANA	TUA	CERAI MATI	SMA	3	WIRSAUSAHA	TINGGI	TIDAK MISKIN
AHMAD	TUA	KAWIN	SMP	2	TIADA	RENDAH	MISKIN
AHMAD RIFKA RIDIANKA	MUDA	KAWIN	SMA	2	KARYAWAN	SEDANG	TIDAK MISKIN
AMANI	TUA	CERAI MATI	SMP	1	WIRSAUSAHA	SEDANG	TIDAK MISKIN
AMDAN NOERJAYA	TUA	KAWIN	SMA	2	KARYAWAN	SEDANG	TIDAK MISKIN
ANIH	TUA	CERAI HIDUP	SD	1	BURUH	SEDANG	TIDAK MISKIN
ANTON ADITIA	TUA	KAWIN	SD	2	BURUH	SEDANG	TIDAK MISKIN
APRIANTO	TUA	KAWIN	SMA	0	WIRSAUSAHA	TINGGI	TIDAK MISKIN
ARIS SAPRUDIN	MUDA	KAWIN	SARJANA	2	WIRSAUSAHA	TINGGI	TIDAK MISKIN
ASAN SANTIKA	TUA	KAWIN	SMP	3	WIRSAUSAHA	SEDANG	TIDAK MISKIN
ASEP SUNANDAR	MUDA	KAWIN	SMA	3	KARYAWAN	TINGGI	TIDAK MISKIN
ATEP	TUA	KAWIN	SMA	2	KARYAWAN	SEDANG	TIDAK MISKIN
BARIE	TUA	KAWIN	SMA	2	KARYAWAN	SEDANG	TIDAK MISKIN
BUDI PERMANA	TUA	KAWIN	SMA	2	WIRSAUSAHA	SEDANG	TIDAK MISKIN
BUDI SUGIANTO	TUA	KAWIN	SMA	2	KARYAWAN	TINGGI	TIDAK MISKIN
BUDI SUPRIADI	TUA	KAWIN	SARJANA	1	KARYAWAN	TINGGI	TIDAK MISKIN
BUDIMAN	TUA	KAWIN	SMA	1	BURUH	SEDANG	TIDAK MISKIN
CARMAN	TUA	KAWIN	SMA	0	WIRSAUSAHA	SEDANG	TIDAK MISKIN
DADEN SATRIADI	MUDA	KAWIN	SMA	4	WIRSAUSAHA	TINGGI	TIDAK MISKIN
DAHANA	TUA	KAWIN	SARJANA	1	KARYAWAN	TINGGI	TIDAK MISKIN

Gambar 5. Data Uji

Nilai probabilitas dari hasil pengolahan *naïve bayes* ini sangat penting untuk menghasilkan keputusan. Nilai probabilitas di setiap parameter bisa dilihat pada table 1.

Tabel 1. Probabilitas

UMUR	MISKIN	TIDAK MISKIN
Tua	0,7937	0,514
Muda	0,206	0,486
STATUS	MISKIN	TIDAK MISKIN
Kawin	0,379	0,819
Cerai mati	0,317	0,139
Cerai hidup	0,286	0,028
Belum kawin	0	0,014
PENDIDIKAN	MISKIN	TIDAK MISKIN
SD	0,270	0,042
SMP	0,127	0,056
SMA	0,603	0,764
SARJANA	0	0,139

TANGGUNGAN	MISKIN	TIDAK MISKIN
0	0,095238095	0,263888889
1	0,380952381	0,333333333
2	0,365079365	0,277777778
3	0,079365079	0,083333333
4	0,079365079	0,041666667
PEKERJAAN	MISKIN	TIDAK MISKIN
Karyawan	0,0635	0,500
Buruh	0,476	0,153
Wirausaha	0,2381	0,250
Tiada	0,222	0
Pensiunan janda	0	0,083
Pensiunan	0	0,014
PENGHASILAN	MISKIN	TIDAK MISKIN
Tinggi	0	0,4306
Rendah	0,984	0
Sedang	0,016	0,569

1. Confusion Matrix

Hasil pengujian berupa evaluasi dengan menggunakan *confusion matrix* harus jelas, akurat dan dapat diandalkan karena menjadi dasar bagi kesimpulan yang diambil dalam proses penelitian. Dengan menggunakan operator *performance* dalam *rapidminer* yang berisi sebagai evaluasi *confusion matrix*, dapat dilihat *results* di dalam *rapidminer* berupa *performance vector* yang memperlihatkan tingkat keakuratan hasil diukur dengan memperoleh nilai *accuracy*, *precision*, dan *recall* sebagai berikut.

	true TIDAK MISKIN	true MISKIN	class precision
pred. TIDAK MISKIN	108	0	100.00%
pred. MISKIN	10	16	61.54%
class recall	91.53%	100.00%	

Gambar 6. Confusion Matrix

Pada gambar 6 merupakan *confusion matrix* sebagai evaluasi dan hasil pengujian metode *naïve bayes* yang telah dilakukan berdasarkan perhitungan dari data latih yang telah diperoleh pola data dan probabilitasnya. Dari jumlah data uji sebanyak 134 data, 108 diklasifikasikan tidak miskin sesuai dengan prediksi tidak miskin, 0 data diprediksi tidak miskin tetapi aktualnya miskin, 16 data miskin diklasifikasi sesuai dengan prediksi miskin sedangkan 10 data diprediksi miskin tetapi aktualnya tidak miskin.

2. Hasil Accuracy

Accuracy mengukur seberapa akurat model dalam memprediksi klasifikasi berdasarkan data yang telah di berikan sebelumnya. Dengan mengetahui berapa banyak data yang diklasifikasi dengan benar, kita dapat mengetahui tingkat akurasi hasil pengolahan melalui *rapidminer* ini mencapai 92,54% dari data testing yang digunakan yang berjumlah 134 data. Nilai *accuracy* dari hasil pengolahan *rapidminer* bisa dilihat pada gambar 7.

precision: 100.00% (positive class: TIDAK MISKIN)

	true MISKIN	true TIDAK MISKIN	class precision
pred. MISKIN	16	10	61.54%
pred. TIDAK MISKIN	0	108	100.00%
class recall	100.00%	91.53%	

Gambar 7. Accuracy

Pada gambar 7 terlihat nilai *accuracy* yang telah dihasilkan oleh *rapidminer* sebesar 92,54% berdasarkan dengan cara perhitungan nilai *accuracy* menggunakan rumus *confusion matrix* untuk mendapatkan nilai *accuracy* sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \text{Accuracy} &= \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{TN} + \text{FN}} \\
 &= \frac{108+16}{108+16+0+10} \\
 &= \frac{124}{134} \\
 &= 0,9253731343 \\
 &= 92,54\%
 \end{aligned}$$

3. Hasil Precision

Dalam klasifikasi menggunakan *naive bayes*, *precision* mengacu pada proporsi dari prediksi *positive* yang benar (*true positive*) dari semua hasil yang diprediksi *positive* (*true positive* + *false positive*) hasil *precision* dari perhitungan *rapidminer* yaitu sebesar 100% yang artinya bahwa semua prediksi yang dilakukan oleh model sebagai *positive* adalah benar. *Precision* dari hasil pengolahan *rapidminer* bisa dilihat pada gambar 8.

accuracy: 92.54%

	true TIDAK MISKIN	true MISKIN	class precision
pred. TIDAK MISKIN	108	0	100.00%
pred. MISKIN	10	16	61.54%
class recall	91.53%	100.00%	

Gambar 8. Precision

Pada gambar IV.8 terlihat nilai *precision* yang telah dihasilkan oleh *rapidminer* sebesar 100% berdasarkan dengan cara perhitungan nilai *precision* menggunakan rumus *confusion matrix* untuk nilai *precision* sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \text{Precision} &= \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \\
 &= \frac{108}{108+0} \\
 &= \frac{108}{108} \\
 &= 1 = 100\%
 \end{aligned}$$

4. Hasil Recall

Recall adalah perbandingan antara jumlah data *true positive* dengan jumlah data yang

sebenarnya positif (*true positive + false negative*). Hasil perhitungan *recall* dalam *rapidminer* ini adalah 91,53%, yang menunjukkan bahwa model berhasil mengidentifikasi dengan benar sebesar 91,53%. *Recall* dari hasil pengolahan *rapidminer* bisa dilihat pada gambar 9.

recall: 91.53% (positive class: TIDAK MISKIN)

	true MISKIN	true TIDAK MISKIN	class precision
pred. MISKIN	16	10	61.54%
pred. TIDAK MISKIN	0	108	100.00%
class recall	100.00%	91.53%	

Gambar 9. Recall

Pada gambar 9 terlihat nilai *recall* yang telah dihasilkan oleh *rapidminer* sebesar 91,53% berdasarkan dengan cara perhitungan nilai *recall* menggunakan rumus *confusion matrix* untuk nilai *recall* sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \text{Recall} &= \frac{TP}{TP + FN} \\
 &= \frac{108}{108 + 10} \\
 &= \frac{108}{118} \\
 &= 0,915254237 \\
 &= 91,53\%
 \end{aligned}$$

D. Kesimpulan

Dari hasil pembahasan yang telah disajikan pada bab sebelumnya, dapat disimpulkan berupa algoritma naïve bayes cukup akurat dalam mengklasifikasikan masyarakat miskin di Kelurahan Margajaya RW 06 dan dapat dilihat dari hasil evaluasi menggunakan confusion matrix di dapatkan akurasi yang dihasilkan dari 135 data latih dan 134 data uji serta terdapat 6 parameter yang digunakan menghasilkan accuracy sebesar 92,54%, recall sebesar 91,53%, dan precision sebesar 100%. Akurasi dapat dipengaruhi dari beberapa faktor, diantaranya data latih, data uji, dan atribut parameter yang digunakan. Dengan dibuatnya model algoritma naïve bayes ini dapat mengoptimalkan Kelurahan Margajaya dalam pemberian bantuan kepada masyarakat miskin yang tepat sasaran. Naïve bayes juga menggunakan data latih untuk menghitung nilai probabilitas, yang digunakan untuk membuat keputusan yang tepat dan akurat apakah penerima termasuk dalam kategori miskin atau tidak termasuk dalam kategori miskin yang memenuhi syarat untuk menerima bantuan, serta dapat mengurangi kesalahan dengan menggunakan 6 parameter atau atribut. Algoritma naïve bayes juga dapat mendukung petugas Kelurahan Margajaya dalam

mengalokasikan bantuan dari pemerintah agar tepat sasaran sesuai dengan kriteria untuk penerima bantuan.

Daftar Pustaka

- April, V. N. (2019). *Pelatihan Perancangan Alat Berbasis Arduino Uno*. 1(1), 3–7. Informatika, I. J., Teknologi, M., Baskoro, B., Gunaryati, A., & Rubhasy, A. (2023). *KLASIFIKASI PENDUDUK KURANG MAMPU DENGAN METODE K-MEANS UNTUK OPTIMALISASI PROGRAM BANTUAN SOSIAL*. 25, 41–48. <https://doi.org/10.23969/Infomatek.V25i1.7271>
- Kogoya, M., Tumengkol, S., & Paat, C. (2022). Dampak Covid-19 Terhadap Sosial Ekonomi Masyarakat Kelurahan Karombasan Utara Kecamatan Wanea Kota Manado. *Journal Ilmiah Society*, 2(1), 1–10.
- Lestari, S., & Badrul, M. (2020). *IMPLEMENTASI KLASIFIKASI NAIVE BAYES UNTUK PREDIKSI*. 7(1), 8–16.
- Pascalina, D. (2023). *Pengukuran Kesiapan Transformasi Digital Smart City Menggunakan Aplikasi Rapid Miner*. 7(3), 293–302.
- Putro, H. F., Vlandari, R. T., & Saptomo, W. L. (2020). *Penerapan Metode Naive Bayes Untuk Klasifikasi Pelanggan*. 8(2).
- Retnosari, R. (2021). *PADA PERBANKAN DENGAN METODE NAIVE BAYES*. 8(1).
- Rininda, G., Santi, I. H., & Kirom, S. (2023). *PENERAPAN SVM DALAM ANALISIS SENTIMEN PADA EDLINK*. 7(5), 3335–3342.
- Studi, P., Informasi, T., Sains, F., Labuhanbatu, U., Nasution, M., Ritonga, A. A., Juledi, A. P., Informasi, S., Informasi, T., & Labuhanbatu, U. (2022). *Implementasi Rapidminer Dalam Mengklasifikasikan Indeks Demokrasi*. 3, 99–106.
- Studies, M., & Journal, E. (2022). *Klasifikasi Keputusan Investasi Di Masa Pandemi Covid-19 Dengan Menggunakan Naive Bayes*. 3(July), 1784–1796.