DINAMIKA DOTCOM
Jurnal Pengembangan Manajemen Informatika & Komputer Vol. 17, No. 2, Juli 2026 ISSN 2086-2652

KLASIFIKASI PENERIMA BANTUAN SOSIAL PROGRAM KELUARGA HARAPAN (PKH) KECAMATAN GONDANGLEGI MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES

Muhammad Rifat[#*1], Tubagus Mohammad Akhriza[#2]
S1 Sistem Informasi, STMIK PPKIA Pradnya Paramita (STIMATA) Malang Jl. Laksda Adi Sucipto No.249a, Pandanwangi, Kota s Malang,Jawa Timur 65126, Indonesia
rifat_23510065@stimata.ac.id[1], akhriza@stimata.ac.id[2]

Info Artikel

Diajukan: 28 Maret 2026
Diterima: 20 Juli 2026
Diterbitkan: 29 Juli 2026

Keywords:
Naïve Bayes, PKH, Classification, Machine Learning, Social Assistance

Kata Kunci:
Naïve Bayes, PKH, Klasifikasi, Pembelajaran Mesin, Bantuan Sosial

Abstract

The Family Hope Program (PKH) is a crucial social assistance initiative for poverty reduction in Indonesia; however, the misallocation of aid remains a primary challenge. This study aims to improve the accuracy of classifying PKH recipients in Gondanglegi District using the Naïve Bayes method, focusing on socioeconomic data. The research employs the Gaussian Naïve Bayes algorithm, utilizing data from 1,000 PKH recipients characterized by 18 attributes grouped into four aspects: health, education, social welfare, and poverty. The process encompasses data preparation, attribute selection, data splitting (using 80:20, 70:30, and 60:40 ratios), and the encoding of categorical variables via One-Hot Encoding. Model evaluation was conducted using a confusion matrix to calculate accuracy, precision, recall, and F1-score. The results indicate that the Gaussian Naïve Bayes model achieved the highest accuracy—96.5%—with an 80:20 data split ratio. The model proved effective in classifying PKH recipients with a high degree of precision, thereby supporting more targeted decision-making by local government authorities. Consequently, implementing this method can enhance the efficiency and effectiveness of social assistance distribution within the PKH program.

Abstrak

Program Keluarga Harapan (PKH) merupakan program bantuan sosial penting untuk mengurangi kemiskinan di Indonesia, namun penyaluran yang tidak tepat sasaran menjadi kendala utama. Penelitian ini bertujuan meningkatkan akurasi klasifikasi penerima PKH di Kecamatan Gondanglegi menggunakan metode Naïve Bayes, dengan fokus pada data sosial ekonomi. Penelitian menggunakan algoritma Gaussian Naïve Bayes, melibatkan 1000 data penerima PKH dengan 18 atribut yang dikelompokkan ke dalam empat aspek kesehatan, pendidikan, kesejahteraan sosial, dan kemiskinan. Proses meliputi persiapan data, pemilihan atribut, pembagian data menjadi rasio 80:20, 70:30, dan 60:40, serta pengkodean variabel kategorikal menggunakan One-Hot Encoding. Evaluasi model dilakukan dengan Confusion Matrix untuk menghitung akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil menunjukkan model Gaussian Naïve Bayes dengan rasio data uji 80:20 memberikan akurasi tertinggi sebesar 96,5%. Model ini terbukti efektif dalam klasifikasi penerima bantuan PKH dengan tingkat ketepatan tinggi, sehingga dapat mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat sasaran oleh pemerintah daerah. Dengan demikian, implementasi metode ini dapat meningkatkan efisiensi dan efektivitas penyaluran bantuan sosial dalam program PKH.

Cara mensitasi artikel:
M. Rifat, Tb. M. Akhriza. " Klasifikasi Penerima Bantuan Sosial Program Keluarga Harapan (PKH) Kecamatan Gondanglegi Menggunakan Metode Naïve Bayes". *DINAMIKA DOTCOM: Jurnal Pengembangan Manajemen Informatika & Komputer, Vol. 17 No.2, pp 103-112, Juli 2026*

PENDAHULUAN

Kemiskinan merupakan permasalahan utama dalam bidang ekonomi di negara Indonesia [1]. Ketimpangan ekonomi di setiap daerah menjadi pemicu adanya warga miskin dan warga sejahtera. Pemerintah Indonesia telah melakukan berbagai cara untuk mengentaskan kemiskinan di Indonesia. Melalui Kementerian Sosial Republik Indonesia telah meluncurkan Program Keluarga Harapan (PKH) sebagai salah satu program perlindungan sosial di Indonesia dalam bentuk bantuan sosial. Bantuan ini diberikan kepada keluarga miskin dan rentan miskin

Submitted 28 Maret 2026; Revised 22 Juli 2026; Accepted 29 Juli 2026

dengan persyaratan tertentu di mana mereka terdaftar dalam Data Terpadu Kesejahteraan Sosial (DTKS).

PKH merupakan salah satu upaya pemerintah dalam percepatan penanggulangan kemiskinan dan secara khusus bertujuan untuk memutus rantai kemiskinan antargenerasi [2]. Sejak diluncurkan pada tahun 2007, PKH telah berkontribusi dalam menekan angka kemiskinan dan mendorong kemandirian penerima bansos, yang selanjutnya disebut sebagai Keluarga Penerima Manfaat (KPM) [3].

Menurut Peraturan Menteri Sosial Nomor 1 Tahun 2018 terdapat beberapa komponen kriteria penerima manfaat PKM diantaranya kompenen kesehatan yang menyangkut ibu hamil/nifas/menyusui dan anak usia dini, komponen pendidikan terdiri dari anak dengan usia 6 sampai 21 tahun yang belum menyelesaikan wajib belajar, yang menempuh tingkat pendidikan SD, SMP, SMA atau sederajat dan yang terakhir yaitu komponen kesejahteraan sosial yang menyangkut lanjut usia dan penyandang disabilitas [4].

Pelaksanaan Program Keluarga Harapan (PKH) di Kabupaten Malang dimulai sejak bulan Oktober 2013 dan berdasarkan Keputusan Direktur Jenderal Jaminan Sosial pada Kementerian Sosial Republik Indonesia tanggal 4 Februari 2014 Nomor : 22/LJS/02/2013 tentang Penetapan Kabupaten/Kota Lokasi Pengembangan PKH di Provinsi Pelaksana PKH Tahun 2013. Kecamatan Gondanglegi merupakan salah satu daerah yang merasakan dampak program tersebut.

Proses seleksi Keluarga Penerima Manfaat (KPM) pada Kecamatan Gondanglegi masih dilakukan secara manual yaitu dengan melakukan verifikasi dengan melakukan survey ke tiap-tiap desa kepada calon penerima program PKH, kemudian dilakukan pembahasan dalam forum musyawarah Desa (Musdes) untuk menentukan usulan tersebut. Kendala yang sering dialami yaitu tidak sedikit warga miskin yang seharusnya masuk ke dalam data warga miskin justru tidak masuk, begitu juga sebaliknya, banyak warga yang sudah sejahtera dan tergolong tidak miskin justru masih terdaftar sebagai warga miskin. Hal ini tentu saja sangat berpengaruh terhadap ketepatan sasaran program- program kemiskinan. Anggaran besar yang dikeluarkan untuk program-program penanggulangan kemiskinan menjadi sia-sia tatkala program tersebut diberikan kepada orang yang salah. Atau sebaliknya, orang yang seharusnya mendapat program pengentasan kemiskinan justru tidak pernah mendapat manfaat dari program tersebut. Berdasarkan uraian permasalahan di atas, tujuan penelitian ini adalah untuk mengetahui akurasi data dari warga yang tidak mampu di Kecamatan Gondanglegi yang berhak untuk mendapatkan bantuan PKH dari pemerintah menggunakan metode Naïve Bayes serta dapat membantu penerimaan Keluarga Penerima Manfaat (KPM) menjadi lebih efektif dan meningkatkan efisiensi waktu.

Beberapa penelitian mengenai klasifikasi penerima bantuan sosial program kesejahteraan sosial (PKH) juga telah banyak diterapkan. Seperti sebuah studi yang ditulis oleh [5] menggunakan Naive Bayes untuk mengklasifikasikan penerima PKH di Kecamatan Bungaraya dengan 8 atribut menunjukkan akurasi hingga 99% dengan *Google Colab* dan 94% dengan *Rapid Miner*. Penelitian ini berhasil mengatasi ketidaktepatan sasaran akibat pemilihan manual. Hasil ini menunjukkan potensi penggunaan Naive Bayes untuk klasifikasi penerima bantuan yang lebih efektif dan akurat di berbagai wilayah.

Studi dari [5] dengan judul "Penerapan Algoritma *Naïve Bayes* dalam Menentukan Kelayakan Penerima Bantuan Program Keluarga Harapan" mengkaji ketidaktepatan sasaran penerima manfaat PKH di Desa Petataru Kecamatan Batubara yang bertujuan untuk mengatasinya. Penelitian ini menggunakan 100 data latih dan 20 data uji dengan 8 atribut. Saat menerapkan metode *Naive Bayes*, *Rapid Miner* dan *Confusion Matrix* memberikan tingkat akurasi 100% dan error 0%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa *Naive Bayes* dapat meningkatkan akurasi penentuan penerima bantuan PKH.

Selanjutnya studi dari [6] dalam penelitian berjudul "Komparasi Efektivitas Algoritma C4.5 dan *Naïve Bayes*

Korespondensi : Muhammad Rifat

untuk Menentukan Kelayakan Penerima Manfaat Program Keluarga Harapan (studi kasus : kecamatan cicalengka kabupaten bandung) “ melakukan komparasi dua algoritma, yaitu C4.5 dan *Naïve Bayes*, dalam mengklasifikasikan kelayakan penerima bantuan PKH di Kecamatan Cicalengka, Kabupaten Bandung menggunakan dataset sebanyak 774 dengan 17 atribut. Algoritma C4.5, yang merupakan algoritma *Decision Tree*, dan *Naïve Bayes*, yang berbasis probabilitas, diuji menggunakan metode CRISP-DM. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* memiliki akurasi tertinggi sebesar 99,87% dan AUC 1,000, sedangkan algoritma C4.5 memiliki akurasi 99,61% dan AUC 0,743. Hal ini mengindikasikan bahwa *Naïve Bayes* lebih unggul dalam klasifikasi dengan hasil AUC yang menunjukkan klasifikasi sangat baik *(Excellent classification)* dibandingkan C4.5 yang hanya menghasilkan klasifikasi adil *(Fair).*

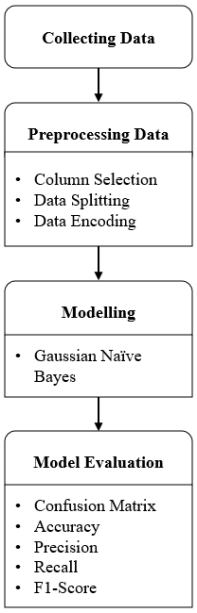
Dari berbagai penelitian yang telah disebutkan, jelas bahwa penggunaan algoritma *Naïve Bayes* dalam klasifikasi penerima bantuan PKH menunjukkan hasil yang menjanjikan. Hal ini memberikan gambaran bahwa tujuan melakukan klasifikasi dengan metode ini dapat menjadi alternatif yang efektif dalam meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam penentuan penerima bantuan sosial.

Dengan latar belakang tersebut, penelitian ini akan fokus pada penerapan metode Naïve Bayes untuk menentukan kelayakan warga yang berhak menerima bantuan PKH di Kecamatan Gondanglegi yang menggunakan dataset 1000 yang terdiri dari 18 atribut yang akan diklasifikasi, serta menganalisis hasil yang diperoleh untuk memastikan bahwa bantuan sosial disalurkan kepada mereka yang benar-benar membutuhkan. Melalui penelitian ini, diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata bagi upaya pemerintah dalam mengurangi angka kemiskinan dan meningkatkan kesejahteraan masyarakat.

Pemilihan metode Naïve Bayes untuk klasifikasi penerima PKH karena beberapa alasan utama. Pertama, metode ini sangat efisien secara komputasi, baik untuk melatih model maupun membuat prediksi, menjadikannya pilihan yang baik jika memiliki dataset besar atau keterbatasan sumber daya. Kedua, Naïve Bayes menunjukkan performa yang baik bahkan dengan data yang terbatas dan dapat menangani banyak fitur dengan efektif. Ketiga, meskipun didasarkan pada asumsi independensi yang sederhana, metode ini mudah diinterpretasikan, memungkinkan untuk memahami kontribusi setiap faktor dalam keputusan klasifikasi. Keempat, Naïve Bayes cenderung tidak mengalami overfitting, sehingga hasilnya lebih umum dan dapat diandalkan pada data baru.

METODE

Ada enam tahapan dalam penelitian ini, yaitu: *Collecting Data*, *Preprocessing Data*, *Modelling* dan *Model Evaluation* sebagaimana di ilustrasikan pada gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Collecting Data

Pada tahap ini data yang dikumpulkan adalah data *By Name by Address* (BNBA) dari penerima manfaat pada Data Terpadu Kesejahteraan Sosial (DTKS) yang berada di aplikasi Siks-Ng. Pemiilihan data pada proses seleksi data mencakup 21 atribut yang dikelompokkan menjadi 4 aspek yaitu aspek kemiskinan, aspek kesehatan, aspek pendidikan

Korespondensi : Muhammad Rifat

dan aspek kesejahteraan sosial yang ditampilkan pada tabel 1.

Tabel 1. Aspek Kriteria Kelayakan Penerima PKH Kecamatan Gondanglegi

Kode	Atribut	Aspek
A1	NIK	-
A2	Nama	
A3	Status	
A4	Memiliki Balita	Kesehatan
A5	Terdapat Ibu Hamil	
A6	Memiliki anak sekolah SD s/d SMA atau sederajat	Pendidikan
A7	Terdapat Lansia	Kesejahteraan Sosial
A8	Terdapat Disabilitas	
A9	Sudah / Tidak Bekerja	Kemiskinan
A10	Status Kepemilikan Rumah	
A11	Pendapatan Perbulan	
A12	Terdapat Tempat Membuang Air Besar/Kecil	
A13	Sebagian besar dinding terbuat dari bambu, kawat atau kayu	
A14	Sebagian besar lantai tempat tinggal terbuat dari tanah	
A15	Pernah kawatir tidak memiliki makanan untuk disantap	
A16	Melakukan kegiatan bekerja yang menghasilkan uang dalam seminggu terakhir	
A17	Membeli pakaian untuk diri sendiri atau keluarga dalam setahun terakhir	
A18	Tinggal bersama anggota keluarga lain	
A19	Sumber penerangan rumah dari listrik 450 watt ataupun bukan Listrik	
A20	Mempunyai tempat berteduh tetep sehari-hari	
A21	Sebagian besar pengeluaran digunakan untuk membeli makanan (lebih dari dua pertiga penghasilan)	

Selanjutnya, data sebanyak 1000 penerima PKH diambil dan dipilih berdasarkan aspek-aspek yang tercantum pada tabel 1.

Preprocessing Data

Data yang telah dikumpulkan masih dalam bentuk mentah dan perlu dilakukan *preprocessing* agar dapat diolah menggunakan metode *Naïve Bayes*. Tahapan *preprocessing* yang dilakukan meliputi seleksi kolom, pembagian data *(data splitting)*, dan pengkodean data *(data encoding).*

Column Selection

Dari total 21 atribut yang tersedia, hanya 18 atribut yang dipilih untuk diolah menggunakan metode *Naïve Bayes.* Dua variabel yang tidak diikutsertakan dalam analisis adalah *Nama* dan *NIK*, karena keduanya tidak relevan untuk klasifikasi. Selain itu, atribut *Status* ditetapkan sebagai atribut target, sedangkan atribut lainnya berfungsi sebagai fitur yang akan digunakan dalam proses klasifikasi/prediksi.

Data Splitting

Data splitting merupakan proses membagi dataset menjadi dua bagian, yakni data latih *(training data)* dan data uji *(testing data)*. Data latih digunakan untuk melatih model, sementara data uji digunakan untuk mengevaluasi kinerja model setelah pelatihan [7]. Dalam penelitian ini, telah dilakukan beberapa percobaan dengan berbagai rasio pembagian data, yaitu 80:20, 70:30, dan 60:40.

Dalam tahap ini juga menerapkan dua fungsi penting dalam proses ini yaitu *shuffle* dan *stratify*. Fungsi shuffle digunakan untuk mengacak urutan data sebelum melalui proses data splitting untuk menghindari bias yang mungkin timbul jika data disusun dalam urutan tertentu seperti berdasarkan waktu atau kategori, dengan mengacak data maka memastikan bahwa setiap sampel memiliki peluang yang sama untuk masuk ke dalam data training atau data testing yang membantu model belajar pola yang lebih umum dan tidak overfit pada urutan data tertentu. Di sisi

Korespondensi : Muhammad Rifat

lain, fungsi stratify sangat penting ketika berhadapan dengan dataset yang memiliki distribusi kelas yang tidak seimbang. Dengan menggunakan stratify dapat menjaga proporsi kelas yang sama dalam kedua dataset, sehingga model dapat dilatih dan diuji pada data yang representatif. Misalnya, jika dataset asli memiliki 70% sampel dari kelas A dan 30% dari kelas B, stratify akan memastikan bahwa proporsi ini dipertahankan dalam data training dan testing.

Kombinasi penggunaan shuffle dan stratify dalam data splitting membantu dalam menciptakan model Naive Bayes yang lebih akurat dengan menghindari bias dan memastikan representasi kelas yang konsisten. Tujuan penelitian ini adalah mencari pembagian yang menghasilkan kinerja terbaik untuk model *Naïve Bayes*.

Data Encoding

Data encoding adalah langkah untuk mengubah format data agar dapat dipahami oleh algoritma *machine learning* [8]. Algoritma seperti *Naïve Bayes* hanya bisa digunakan dengan data numerik, sehingga fitur-fitur kategorikal perlu diubah menjadi numerik.

Dalam penelitian ini menggunakan metode one-hot encoding karena semua fitur yang digunakan bersifat kategorik. *One-hot encoding* merupakan teknik untuk mengubah data kategorikal menjadi representasi biner di mana setiap kategori fitur akan diwakili oleh satu kolom biner (0 atau 1) [9]. Setiap kategori akan memiliki kolomnya sendiri, dan hanya satu kolom akan berisi angka 1, sedangkan kolom lainnya akan bernilai 0. Ini penting agar algoritma dapat memproses atribut kategorikal dengan benar tanpa memberikan urutan atau prioritas numerik di antara kategori tersebut.

Modelling

Setelah proses *preprocessing* selesai, langkah berikutnya adalah pemodelan. Pada tahap ini, algoritma yang digunakan adalah *Naive Bayes*.

Seperti yang dikemukakan ilmuwan Inggris yaitu *Thomas Bayes* bahwa *Naive Bayes* merupakan pengklasifikasian dengan metode probabilitas dan statistik [10]. Menurut Olson Delen (2008), *Naïve Bayes* memperhitungkan setiap jenis keputusan, dengan menghitung probabilitas tergantung pada asumsi bahwa atribut objek bersifat independen [11].

Sedangkan Klasifikasi *Naïve Bayes* adalah suatu implementasi dari algoritma *Naïve Bayes* yang digunakan untuk memprediksi kategori atau kelas dari suatu data dengan mengklasifikasikannya berdasarkan probabilitas [12].

Metode *Naïve Bayes* yang memiliki penghitungan berdasarkan probabilitas hubungan antara atribut dan label tertinggi memiliki rumus berikut ini [13]:

$$P(H|x) = \frac{P(x|H)P(H)}{P(x)}, P(x) > 0 \quad (1)$$

Dimana $P(H|x)$ adalah Probabilitas bahwa hipotesis H benar (kelas) diberikan data x, $P(x|H)$ adalah Probabilitas data x diberikan bahwa hipotesis H benar, $P(H)$adalah Probabilitas awal dari hipotesis H (prior probability) dan $P(x)$ adalah Probabilitas data x (normalisasi).

Keuntungan menggunakan metode *Naive Bayes* antara lain relatif mudah dalam penerapannya karena tidak menggunakan optimasi numerik, perhitungan matriks dan sejenisnya, efektif dalam pelatihan dan penggunaan, data biner atau polinomial dapat digunakan, dan dianggap independen, metode ini memungkinkan implementasi dengan banyak tipe kumpulan data yang berbeda [10].

Dalam penelitian ini, *Naive Bayes* diimplementasikan menggunakan *library scikit-learn* dalam *Python* untuk klasifikasi.

Model Evaluation

Setelah tahap pemodelan selesai, langkah berikutnya adalah evaluasi model. Tahap evaluasi merupakan tahap yang dilakukan untuk melihat seberapa baik kinerja algoritma klasifikasi yang digunakan dalam penelitian [7]. Evaluasi merupakan tahap penting dalam menilai kinerja

Korespondensi : Muhammad Rifat

model agar dapat diketahui bahwa tidak hanya baik pada data tertentu saja [14].

Saat mengevaluasi kinerja model klasifikasi, metrik penting seperti akurasi, presisi, recall daan fi-score digunakan untuk mengukur efektivitas model. Dalam menghitung metrik-metrik ini, digunakan alat yang disebut *confusion matrix*. *Confusion Matrix adalah* alat evaluasi yang sangat berguna untuk model klasifikasi, terutama dalam konteks klasifikasi biner seperti yang diterapkan dalam studi ini. Dengan membandingkan prediksi model dengan label kelas yang sebenarnya (dikenal sebagai *"ground truth"*), *Confusion Matrix* memberikan informasi tentang jumlah prediksi yang benar dan salah yang dibuat oleh model [15] seperti pada tabel 2.

Tabel 2. *Confusion Matrix*

		Kelas Prediksi	
		Positif	Negatif
Kelas Sebenarnya	Positif	TP	FN
	Negatif	FP	TN

Berdasarkan tabel diatas, maka dapat dilakukan perhitungan akurasi, presisi, *recall* dan *f1-score*. Berikut rumus dari masing-masing matriks tersebut :

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{\text{TP+TN+FP+FN}} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{\text{TP+FN}} \quad (3)$$

$$Presisi = \frac{TP}{\text{TP+FP}} \quad (4)$$

$$F1\ Score = 2 * \frac{Presisi * recall}{\text{Presisi+Recall}} \quad (5)$$

Akurasi mengukur seberapa tepat prediksi model secara keseluruhan, presisi menilai seberapa akurat prediksi positif yang diberikan, *recall* melihat sejauh mana model dapat mendeteksi semua instance positif, dan F1-score memberikan keseimbangan antara presisi dan recall, terutama ketika ada ketidakseimbangan data [15]. Metrik-metrik ini memberikan gambaran menyeluruh tentang performa model dalam klasifikasi data penerima PKH.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data

Setelah tahap pemodelan selesai, langkah berikutnya Penelitian ini melibatkan 1000 data penerima Program Keluarga Harapan (PKH) di Kecamatan Gondanglegi, yang dipilih secara acak. Dataset terdiri dari 21 atribut, di mana terdapat 2 atribut identitas, yaitu "NIK" dan "NAMA", yang tidak digunakan dalam pemodelan. Selain itu, ada 1 atribut target yang disebut "Status" dengan dua nilai klasifikasi: Layak dan Tidak Layak. Sisa 18 atribut lain berperan sebagai fitur dan dikelompokkan ke dalam 4 aspek utama: Kesehatan, Pendidikan, Kesejahteraan Sosial, dan Kemiskinan. Berikut adalah ciri-ciri lengkap dari kumpulan data yang digunakan untuk pemodelan. Tipe data dan nilai kategori masing-masing atribut berdasarkan kode yang telah diberikan disajikan pada tabel 3 yang mengacu pada tabel 1.

Tabel 3. Karakteristik data yang digunakan

Jenis Atribut	**Kode Atribut**	**Tipe**	**Nilai**
Identitas	NIK	Numerik	-
	Nama	String	-
Target	Status	Kategorikal	"Layak" & "Tidak Layak"
Fitur	A1 – A5 dan A9 – A18	Kategorikal	"Ya" & "Tidak"
	A6	Kategorikal	“Tidak Bekerja” & “Sudah Bekerja”
	A7	Kategorikal	“Milik Sendiri”, “Sewa” & “Menumpang”
	A8	Kategorikal	“Rendah”, “Sedang” & “Tinggi”

Hasil *Preprocessing Data*

Hasil *Data Encoding*

Agar data dapat diolah oleh model Naïve Bayes, perlu dilakukan proses encoding pada variabel-variabel

Korespondensi : Muhammad Rifat

kategorik. Dalam penelitian ini, metode encoding yang digunakan adalah *one-hot encoding*. Berikut adalah contoh data sebelum dan sesudah dilakukan proses encoding dengan one-hot yang disajikan pada Tabel 4 dan Tabel 5.

Tabel 4. Data sebelum *encoding*

Status	Memiliki Balita
Layak	Ya
Tidak Layak	Tidak

Tabel 5. Data sesudah *encoding*

Status_Layak	Status_Tidak_Layak	Memiliki Balita_Ya	Memiliki Balita_Tidak
1	0	1	0
0	1	0	1

Tabel sesudah encoding menunjukkan bagaimana setiap kategori diubah menjadi nilai biner (0 dan 1) untuk memudahkan model machine learning dalam memproses data kategorikal

Hasil *Data Spliting*

Berikut adalah tabel yang menunjukkan jumlah data training dan testing berdasarkan rasio pembagian data 80:20, 70:30, dan 60:40 dengan total data 1000. Rasio pembagian data latih dan data uji untuk masing-masing skenario pemodelan disajikan pada tabel 6.

Tabel 6. Rasio perbandingan *data training* dan *data testing*

Rasio	Jumlah Data Training	Jumlah Data Testing
80:20	800	200
70:30	700	300
60:40	600	400

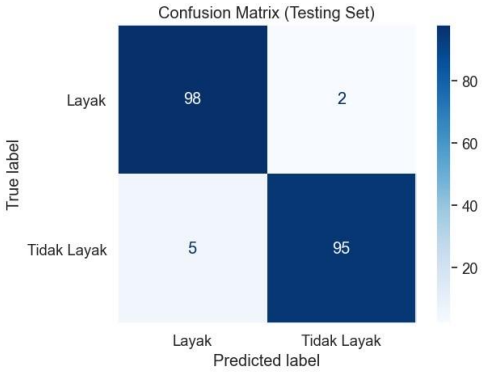
Pada tabel di atas, jumlah data *training* adalah bagian dari total data yang digunakan untuk melatih model, sedangkan data testing digunakan untuk menguji performa model.

Modeling Naïve Bayes

Pemodelan klasifikasi dilakukan dengan menggunakan *library Naïve Bayes Gaussian* dari *scikit learn*. Selanjutnya, data latih akan dimasukkan ke dalam fungsi *GaussianNB*. Setelah itu, akan dilakukan prediksi hasil dari data uji untuk menentukan probabilitas prediksi.

Hasil *Evaluasi Model*

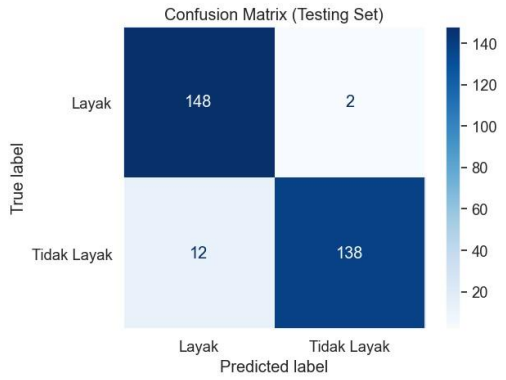
Setelah proses klasifikasi selesai, langkah selanjutnya adalah melakukan evaluasi untuk menilai performa model yang telah dibangun. Evaluasi ini bertujuan untuk melihat sejauh mana model dapat mengklasifikasikan data dengan benar. Dalam penelitian ini menggunakan beberapa metrik utama untuk mengevaluasi kinerja model, termasuk *Confusion Matrix*, akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Metrik-metrik ini dihitung berdasarkan hasil klasifikasi pada data uji dengan rasio yang telah ditentukan sebelumnya



Gambar 2. *Confusion Matrix data testing* 20%

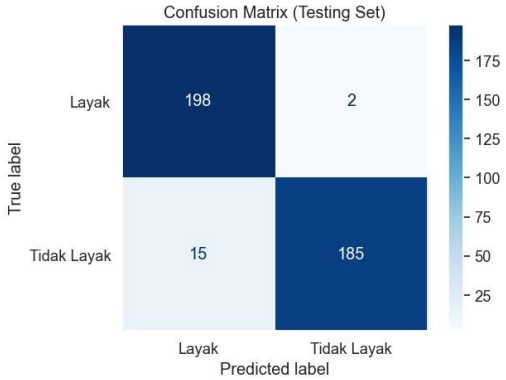
Gambar 2 menampilkan pengujian dengan data testing sebesar 20%, model menghasilkan hasil evaluasi dengan Confusion Matrix sebagai berikut: True Positive (TP) = 98, True Negative (TN) = 95, False Positive (FP) = 5, dan False Negative (FN) = 2. Dari hasil ini, dapat dilihat bahwa model mampu mengklasifikasikan 98 data dengan benar sebagai layak menerima bantuan (TP), dan 95 data dengan benar sebagai tidak layak menerima bantuan (TN). Namun, terdapat 5 data yang diklasifikasikan salah sebagai layak menerima bantuan padahal sebenarnya tidak layak (FP), dan 2 data yang salah diklasifikasikan sebagai tidak layak padahal sebenarnya layak (FN).

Korespondensi : Muhammad Rifat



Gambar 3. *Confusion Matrix data testing* 30%

Selanjutnya pada gambar 3 menampilkan pengujian dengan *data testing* sebesar 30%, model menghasilkan hasil evaluasi dengan *Confusion Matrix* sebagai berikut: *True Positive (TP)* = 148, *True Negative (TN)* = 138, *False Positive (FP)* = 12, dan *False Negative (FN)* = 2. Dari hasil ini, dapat dilihat bahwa model mampu mengklasifikasikan 148 data dengan benar sebagai layak menerima bantuan (TP), dan 138 data dengan benar sebagai tidak layak menerima bantuan (TN). Namun, terdapat 12 data yang diklasifikasikan salah sebagai layak menerima bantuan padahal sebenarnya tidak layak (FP), dan 5 data yang salah diklasifikasikan sebagai tidak layak padahal sebenarnya layak (FN).



Gambar 4. *Confusion Matrix data testing* 40%

Selanjutnya pada gambar 4 menunjukkan pengujian dengan data testing sebesar 40%, model menghasilkan hasil evaluasi dengan Confusion Matrix sebagai berikut: True Positive (TP) = 198, True Negative (TN) = 185, False Positive (FP) = 15, dan False Negative (FN) = 2. Dari hasil ini, dapat dilihat bahwa model mampu mengklasifikasikan 198 data dengan benar sebagai layak menerima bantuan (TP), dan 185 data dengan benar sebagai tidak layak menerima bantuan (TN). Namun, terdapat 15 data yang diklasifikasikan salah sebagai layak menerima bantuan padahal sebenarnya tidak layak (FP), dan 2 data yang salah diklasifikasikan sebagai tidak layak padahal sebenarnya layak (FN). Ringkasan hasil evaluasi performa model untuk masing-masing rasio data uji disajikan pada tabel 6.

Tabel 3. *Performance data testing*

Rasio Data Uji	**Akurasi**	**Presisi**	***Recall***	***F1-Score***
80:20	96,5%	96,54%	96,5%	96,49%
70:30	95.33%	95.53%	95.53%	95.32%
60:40	95.75%	95.94%	95.75%	95.74%

Berdasarkan pengujian dengan berbagai rasio data uji, model evaluasi menunjukkan kinerja yang konsisten dan sangat baik. Pada rasio 80:20, model mencapai akurasi, presisi, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 96,5%, yang mencerminkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan data dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah.

Selanjutnya, pada rasio 70:30, meskipun porsi data uji lebih besar, model masih menghasilkan akurasi sebesar 95.33%, dengan presisi dan recall masing-masing 95.53%, serta F1-score 95.32%, yang menunjukkan keseimbangan yang baik antara prediksi positif dan negatif yang benar.

Pada rasio 60:40, model berhasil mempertahankan performanya dengan akurasi 95.75%, presisi 95.94%, recall 95.75%, dan F1-score 95.74%. Hasil ini menunjukkan model tetap kokoh meskipun persentase data uji ditingkatkan, memberikan hasil yang konsisten dalam berbagai skenario pengujian.

Selain hasil evaluasi model berdasarkan confusion matrix dan metrik klasifikasi, perlu dijelaskan pula bagaimana proses kerja model Naïve Bayes dalam menghasilkan prediksi klasifikasi pada dataset yang

Korespondensi : Muhammad Rifat

digunakan. Berikut adalah analisis dan interpretasi dari model Naïve Bayes yang diterapkan pada penelitian ini.

Model Naïve Bayes bekerja dengan menghitung probabilitas suatu data masuk ke dalam kelas tertentu, yaitu Layak atau Tidak Layak, berdasarkan atribut-atribut yang dimiliki. Setiap atribut pada data, seperti memiliki balita, ibu hamil, dan pendapatan, memiliki peluang kemunculan dalam masing-masing kelas. Model kemudian mengalikan probabilitas dari seluruh atribut tersebut dengan probabilitas awal kelas (prior probability), untuk menentukan kelas dengan kemungkinan tertinggi.

Sebagai contoh, jika terdapat data penerima PKH dengan ciri memiliki balita, ibu hamil, dan pendapatan rendah, model akan menghitung peluang data tersebut termasuk dalam kelas Layak atau Tidak Layak berdasarkan frekuensi kemunculan ciri-ciri tersebut di data pelatihan. Jika probabilitas masuk ke kelas Layak lebih tinggi dibandingkan Tidak Layak, maka data tersebut akan diprediksi sebagai Layak.

Melalui pendekatan ini, model Naïve Bayes tidak hanya memberikan hasil prediksi, tetapi juga memperlihatkan bagaimana kontribusi masing-masing atribut memengaruhi klasifikasi. Analisis ini melengkapi hasil evaluasi model, sehingga tidak hanya diketahui kinerja model secara keseluruhan, tetapi juga bagaimana data digunakan dalam proses klasifikasi.

KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, kesimpulannya adalah model klasifikasi menggunakan algoritma *Naïve Bayes* berhasil diterapkan untuk menentukan kelayakan penerima bantuan PKH di Kecamatan Gondanglegi. Melalui proses *preprocessing* dan evaluasi model, hasil evaluasi menunjukkan performa model yang baik dengan tingkat akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* yang tinggi. Meskipun semua rasio menunjukkan performa yang baik, rasio 80:20 memberikan hasil terbaik di semua metrik. Secara keseluruhan, rasio data uji sangat mempengaruhi akurasi model klasifikasi, memilih rasio yang tepat adalah langkah penting dalam pengembangan model yang efektif dan dapat diandalkan untuk meningkatkan efisiensi dan efektivitas dalam menentukan penerima bantuan yang tepat sasaran.

Hasil prediksi dapat digunakan oleh pemerintah daerah sebagai panduan dalam pengambilan keputusan terkait penentuan penerima bantuan sosial. Dengan demikian, penelitian ini turut berperan membantu pemerintah dalam menangani ketidakakuratan dalam penyaluran bantuan serta meningkatkan kesejahteraan masyarakat.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada tim pengelola Jurnal DINAMIKA DOTCOM atas dukungannya terhadap penerbitan riset ini. Kami berharap publikasi mengenai optimasi rasio data uji pada algoritma Naïve Bayes ini tidak hanya memperkaya literatur ilmiah, tetapi juga memberikan kontribusi nyata dalam membantu pemerintah daerah menangani ketidakakuratan penyaluran bantuan sosial.

REFERENSI

[1] A. Fatmawati, A. Irma Purnamasari, I. Ali, “Implementasi Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Kelayakan Penerima Bantuan Sosial”, Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika, Vol. 8, No. 1, pp. 745–750, Januari 2024, doi: 10.36040/jati.v8i1.8714.

[2] S. Sulfadli, G. Susanti, M. T. Abdullah, and R. Pauzi, “Evaluasi Dampak Program: Studi Kasus Program Keluarga Harapan (PKH) di Kabupaten Enrekang,” Dev. Policy Manag. Rev., Vol. 3, No. 1, pp. 1–20, 2023, doi: 10.61731/dpmr.v3i1.26674.

[3] A. H. Ramadhan and A. Hidir, “Lansia Penerima Program Keluarga Harapan Di Desa Batang Tumu Kecamatan Mandah Kabupaten Indragiri Hilir,” *Cross-border*, Vol. 4, No. 1, pp. 166–180, 2021.

[4] K. S. RI, “PERATURAN MENTERI SOSIAL REPUBLIK INDONESIA N OMOR 1 TAHUN 2018 TENTANG PROGRAM KELUARGA HARAPAN,” Indonesia, 2018. diakses daring pada https://peraturan.bpk.go.id/Home/Download/120868/PERMENSOS NOMOR 1 TAHUN 2018.pdf.

[5] A. Irsyada, E. Haerani, M. Irsyad, F. Wulandari, L. Afriyanti, “Penerapan Algoritma Naïve Bayes Terhadap Klasifikasi Penerima Bantuan Program Keluarga Harapan (PKH)”, Jurnal Sistem Komputer dan Informatika, Vol. 5, No. 2, p. 457, 2023, doi:

Korespondensi : Muhammad Rifat

10.30865/json.v5i2.7203.

[6] A. Nur, A. Rohim, A.I. Purnamasari, I. Ali, "Komparasi Efektifitas Algoritma C4.5 dan Naïve Bayes untuk Menentukan Kelayakan Penerima Manfaat Program Keluarga Harapan (Studi Kasus: Kecamatan Cicalengka Kabupaten Bandung)", Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika, Vol. 8, No. 2, pp. 2355–2362, 2024.

[7] M.S. Haris, A.N. Khudori, W.T. Kusuma, "Perbandingan Metode Supervised Machine Learning untuk Prediksi Prevalensi Stunting di Provinsi Jawa Timur," Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, Vol. 9, No. 7, p. 1571, 2022, doi: 10.25126/jtiik.2022976744.

[8] E.P. Febtiawan, L.A. Syamsul, I. Akbar, A.S. Rachman, "Forecasting Produksi Energi Photovoltaic Menggunakan Algoritma Random Forest Classification," Journal of Information Systems Research, Vol. 5, No. 4, pp. 1053–1062, 2024, doi: 10.47065/josh.v5i4.5514.

[9] G.P. Insany, P. Somantri, A. Putri, "Implementasi Sistem Rekomendasi dengan Content Based Filtering dan Teknologi Virtual Tour untuk Strategi Pemasaran pada Website," Technol. Sci., Vol. 6, No. 1, pp. 300–313, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i1.5358.

[10] N. Wikayati, "Model Pendeteksi Kematangan Buah Apel dengan Metode Naive Bayes Classifier dan Sensor Warna TCS3200 Berbasis ArduinoNANO," Dinamika Dotcom Jurnal Pengembangan Manajemen Informasi dan Komputer, Vol. 13, pp. 149–161, 2022.

[11] F. K. Pratama, D. W. Widodo, and N. Shofia, "Implementasi Metode Naïve Bayes dalam Mengklasifikasi Penerima Program Keluarga Harapan (PKH) Desa Minggiran Kediri," *Semin. Nas. Inov. Teknol. UN PGRI Kediri*, pp. 23–28, 2021, diakses daring pada https://proceeding.unpkediri.ac.id/index.php/inotek/article/view/1072%0Ahttps://proceeding.unpkediri.ac.id/index.php/inotek/article/download/1072/685.

[12] Windy, D. Rudiaman Sijabat, F. Eka Purwiantono, "Implementasi Algoritma Naïve Bayes untuk Memprediksi Lama Masa Studi dan Predikat Kelulusan Mahasiswa," Jurnal Dinamika DOTCOM, Vol. 10, No. 1, pp. 19–28, 2019.

[13] M.F. Essy Rahma Meilaniwati, "Klasifikasi Penduduk Miskin Penerima PKH Menggunakan Metode Naïve Bayes dan KNN," Jurnal Kajian dan Terapan Matematika, Vol. 8, No. 2, pp. 75–84, 2022.

[14] Kaka Kamaludin, Woro Isti Rahayu, M.Y. Helmi Setywan, "Transfer Learning to Predict Genre Based on Anime Posters," Jurnal Teknologi Informasi, Vol. 4, No. 5, pp. 1041–1052, 2023, doi: 10.52436/1.jutif.2023.4.5.860.

[15] A. Jalil, A. Homaidi, Z. Fatah, "Implementasi Algoritma Support Vector Machine untuk Klasifikasi Status Stunting pada Balita," G-Tech Jurnal Teknologi Terapan, Vol. 8, No. 3, pp. 2070–2079, 2024, doi: 10.33379/gtech.v8i3.4811.

Korespondensi : Muhammad Rifat