

PENERAPAN METODE NAIVE BAYES KLASIFIKASI KELAYAKAN PENERIMA BANTUAN PANGAN NON TUNAI (BPNT)

Jahra Sofie Azizah ¹, Wawan Joko Pranoto ², Rofilde Hasudungan ³

^{1,2,3} Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Muhammadiyah Kalimantan Timur
Jl.Ir H Juanda, Samarinda 75124, Indonesia
wjp337@umkt.ac.id

ABSTRAK

Program Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) masih menghadapi kendala dalam menentukan penerima yang benar-benar layak sehingga diperlukan metode klasifikasi yang dapat meningkatkan ketepatan dalam seleksi penerima bantuan. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan kelayakan penerima BPNT di Kelurahan Bukit Biru menggunakan metode *Naïve Bayes*. Data yang digunakan mencakup 1041 data kelayakan penerima BPNT yang diperoleh dari Kelurahan Bukit Biru pada tahun 2023 dengan data yang mencakup jumlah penghasilan, jumlah tanggungan, jumlah kendaraan, status perkawinan, jenis pekerjaan, dan kondisi rumah. Model *Naïve Bayes* diterapkan dengan pembagian data latih dan data uji dengan rasio 9:1. *Naïve Bayes* bekerja dengan menghitung probabilitas setiap kelas berdasarkan atribut yang diberikan dan menentukan hasil akhir berdasarkan probabilitas tertinggi, menjadikannya metode yang efektif untuk klasifikasi data BPNT. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *Naïve Bayes* berhasil menentukan kelas kedalam dua kategori yaitu layak atau tidak layak dengan akurasi sebesar 90%. Oleh karena itu diharapkan penelitian ini dapat membantu meningkatkan ketepatan sasaran dalam penyaluran bantuan sosial. Dengan demikian, penelitian ini dapat berkontribusi dalam meningkatkan efisiensi program bantuan sosial dan mendukung pengentasan kemiskinan.

Keyword : *Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT), Klasifikasi, Naive Bayes, Akurasi*

1. PENDAHULUAN

Kemiskinan merupakan salah satu permasalahan sosial yang signifikan di Indonesia, khususnya di daerah berkembang. Program Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) menjadi salah satu kebijakan pemerintah untuk meningkatkan kesejahteraan masyarakat dengan menyediakan bantuan pangan berbasis elektronik yang dapat digunakan di *E-warong* [1]. Keberhasilan program ini sangat bergantung pada ketepatan dalam menyeleksi penerima manfaat, sehingga penting untuk mengembangkan metode klasifikasi yang akurat guna memastikan bantuan tepat sasaran [2].

Berbagai penelitian sebelumnya telah mengeksplorasi metode klasifikasi dalam menentukan kelayakan penerima bantuan sosial. Beberapa algoritma yang sering digunakan mencakup *Random Forest*, *K-Nearest Neighbors* (KNN), *Decision Tree*, *Support Vector Machine* (SVM), dan *Naïve Bayes* [3]. Penelitian oleh [4] menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* memiliki akurasi 76,79% dalam memprediksi nilai dan waktu kelulusan mahasiswa, lebih unggul dibandingkan SVM (74,04%), KNN (68,05%), dan C4.5 (75,96%). Selain itu, penelitian oleh [5] mengenai klasifikasi citra kayu jati menemukan bahwa *Naïve Bayes* mencapai akurasi 82,7%, lebih tinggi dibandingkan dengan KNN yang hanya mencapai 70%. Penelitian lainnya yang dilakukan oleh [6] dalam mengklasifikasi penerima manfaat bantuan non tunai kartu keluarga sejahtera dan membandingkan metode klasifikasi didapatkan hasil bahwa *Naïve*

Bayes lebih akurat dengan nilai akurasi sebesar 99,88% dibandingkan dengan KNN yang mendapat nilai akurasi 66,46%.

Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh [6] telah membandingkan metode *Naïve Bayes* dan KNN untuk klasifikasi penerima manfaat bantuan non tunai, namun atribut yang digunakan seperti No, Nik, Nama, Tanggal Lahir, No RT, No RW, dan Kelurahan tidak memiliki pengaruh langsung terhadap kelayakan penerima bantuan, atribut ini bersifat administratif dan tidak memiliki hubungan signifikan dengan kondisi ekonomi individu. Penelitian ini memiliki perbedaan dengan penelitian sebelumnya dengan mempertimbangkan faktor yang lebih mendalam seperti jumlah kendaraan, status perkawinan, atau kondisi rumah secara lebih spesifik, bertujuan untuk memahami pola penerima manfaat untuk mendukung distribusi bantuan secara lebih tepat.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi kelayakan penerima BPNT di Kelurahan Bukit Biru menggunakan metode *Naïve Bayes*. Model ini mempertimbangkan variabel jumlah penghasilan, jumlah tanggungan, jumlah kendaraan, jenis pekerjaan, status perkawinan, dan kondisi rumah. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan informasi yang lebih akurat dalam seleksi penerima BPNT serta meningkatkan efisiensi program bantuan sosial dalam mendukung pengentasan kemiskinan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Naive Bayes

Naive Bayes adalah model pembelajaran mesin berbasis probabilitas yang digunakan untuk melakukan Klasifikasi berdasarkan *Teorema Bayes* [7]. *Naive Bayes* merupakan metode klasifikasi populer yang sering digunakan karena memiliki tingkat akurasi yang baik. Algoritma ini tidak memerlukan pemodelan atau uji statistik dalam proses klasifikasinya. *Naive Bayes* merupakan salah satu metode machine learning yang menggunakan pendekatan perhitungan probabilitas [8]. Adapun menghitung probabilitas *prior* atau $P(C_i)$ dapat ditunjukkan pada Persamaan 1.

$$P(C_i) = \frac{s_i}{s} \quad (1)$$

Keterangan:

$P(C_i)$ = Probabilitas *Prior*

s_i = Jumlah dari data pada kelas C_i

s = Jumlah total dari data

Menghitung probabilitas *Likelihood* menggunakan *Mean* untuk menentukan penerima bantuan pangan non tunai (BPNT) dapat ditunjukkan pada Persamaan 2.

$$\mu = \frac{\sum_k n}{k} \quad (2)$$

Keterangan:

μ = *Mean* dari fitur untuk kelas.

k = jumlah data dalam kelas.

n = nilai fitur ke- i dalam kelas.

Menghitung kuadrat *Mean* untuk menentukan penerima bantuan pangan non tunai (BPNT) dapat ditunjukkan pada Persamaan 3.

$$(x_i - \mu)^2 \quad (3)$$

Keterangan:

x_i = Nilai individu dari data ke- i dalam dataset.

x = Rata-rata atau *Mean* dari seluruh nilai data dalam dataset.

$x_i - \mu$ = Selisih antara nilai individu x_i dan rata-rata x .

Menghitung selisih kuadrat untuk menentukan penerima bantuan pangan non tunai (BPNT) dapat ditunjukkan pada Persamaan 4.

$$\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \quad (4)$$

Keterangan:

n = jumlah total data dalam dataset

x_i = nilai individu dari data ke- i .

$(x_i - \mu)^2$ = selisih antara nilai x_i dan *Mean*

μ
 $\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2$ = penjumlahan dari semua nilai kuadrat selisih antara setiap data dan *Mean*.

Menghitung *Variance* untuk menentukan penerima bantuan pangan non tunai (BPNT) dapat ditunjukkan pada Persamaan 5.

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n} \quad (5)$$

Keterangan:

σ^2 = *Variance*

x_i = nilai individu dari dataset

μ = *Mean* dari dataset

n = jumlah total data dalam dataset

Menghitung probabilitas *Likelihood* untuk menentukan penerima bantuan pangan non tunai (BPNT) dapat ditunjukkan pada Persamaan 6.

$$P(x_i|y) = \frac{N_{x_i,y}}{N_y} \quad (6)$$

Keterangan:

$N_{x_i,y}$ = jumlah kejadian fitur- i dengan nilai x_i pada kelas y .

N_y = jumlah total data pada kelas y .

Menghitung *Evidence* untuk menentukan penerima bantuan pangan non tunai (BPNT) dapat ditunjukkan pada Persamaan 7.

$$P(X) = \sum_{j=1}^m P(X|C_j) \cdot P(C_j) \quad (7)$$

Keterangan:

$P(X)$ = *Evidence*

$\sum_{j=1}^m$ = Ini adalah tanda penjumlahan, menunjukkan bahwa kita menjumlahkan istilah berikutnya untuk setiap kelas C_j dari $j = 1$ hingga $j = m$. Di sini, m adalah jumlah total kelas.

$P(X|C_j)$ = Ini adalah *Likelihood* probabilitas mendapatkan data X jika kelasnya adalah C_j .

$P(C_j)$ = *Prior* probabilitas dari kelas C_j , yaitu probabilitas kelas C_j sebelum melihat data X .

Menghitung *Posterior* untuk menentukan penerima bantuan pangan non tunai (BPNT) dapat ditunjukkan pada Persamaan 8.

$$P(C_k|X) = \frac{P(X|C_k) \cdot P(C_k)}{P(X)} \quad (8)$$

Keterangan:

$P(C_k|X)$ = probabilitas *Posterior* dari kelas C_k diberikan data X .

$P(X|C_k)$ = *Likelihood*, yaitu probabilitas mendapatkan data X jika kelasnya adalah C_k

$P(C_k)$ = probabilitas *Prior* dari kelas C_k , yaitu probabilitas kelas C_k sebelum melihat data X .

$P(X)$ = probabilitas dari data X , juga dikenal sebagai *Evidence*.

2.2. Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses dalam *Machine Learning* yang bertujuan untuk menentukan kelas dari data berdasarkan karakteristik atau fitur yang dimiliki data tersebut. Dalam Klasifikasi, model atau algoritma dilatih menggunakan data berlabel untuk mempelajari pola, sehingga nantinya dapat mengenali kelas dari data baru yang tidak berlabel. [9]. Misalnya, dengan data individu yang memiliki atribut seperti jumlah penghasilan, jumlah

tanggungan, jenis pekerjaan, dan status perkawinan, dapat membangun model untuk menentukan apakah individu tersebut "Layak" atau "Tidak Layak" menerima bantuan. Setelah dilatih, model ini dapat digunakan untuk mengevaluasi kelayakan individu lain di luar data latih.

2.3. Evaluasi

Evaluasi adalah proses menilai kinerja metode *Naive Bayes* untuk memastikan seberapa baik model tersebut bekerja. Dalam penelitian ini, kinerja model dievaluasi menggunakan *Confusion Matrix*, kriteria evaluasi yang digunakan mencakup Akurasi, Presisi, Recall, dan *F1-Score* [10].

2.4. Akurasi

Akurasi mengukur sejauh mana suatu sistem dapat mengklasifikasikan data dengan benar. Nilai akurasi adalah perbandingan antara jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar dengan total jumlah data yang tersedia [11]. Menghitung nilai Akurasi dapat ditunjukkan pada Persamaan 9.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100 \% \quad (9)$$

Keterangan:

- TP = True Positive
- TN = True Negative
- FP = False Positive
- FN = False Negative

2.5. Precision

Precision adalah rasio antara jumlah data yang benar-benar diklasifikasikan ke dalam kategori tertentu dengan total keseluruhan data yang diklasifikasikan ke dalam kategori tersebut [12]. Menghitung nilai *Precision* dapat ditunjukkan pada Persamaan 10.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{FP+TP} \times 100 \% \quad (10)$$

Keterangan:

- TP = True Positive
- FP = False Positive

2.6. Recall

Recall mengukur proporsi positif aktual yang benar diidentifikasi. Nilai *Recall* yang tinggi menunjukkan model berhasil menangkap sebagian besar sampel positif [13]. Menghitung nilai *Recall* dapat ditunjukkan pada Persamaan 11.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{FN+TP} \times 100 \% \quad (11)$$

Keterangan:

- TP = True Positive
- FN = False Negative

2.7. F1-Score

F1-Score adalah metrik Evaluasi yang mengukur keseimbangan antara *Precision* dan *Recall*. *F1-Score* memberikan gambaran performa

model, terutama saat ada ketidakseimbangan antara kelas positif dan negatif.[14]. Menghitung nilai *F1-Score* dapat ditunjukkan pada Persamaan 12.

$$F1 - Score = 2 \times \frac{\text{Presisi} \times \text{Recall}}{\text{Presisi} + \text{Recall}} \quad (12)$$

3. METODE PENELITIAN

3.1. Objek Penelitian

Objek penelitian pada penelitian ini adalah penerima Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) di Kelurahan Bukit Biru. Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) adalah bantuan sosial dari pemerintah yang diberikan setiap bulan kepada Keluarga Penerima Manfaat (KPM) atau kepada masyarakat Bukit Biru untuk membantu meringankan kebutuhan sehari-hari bersamaan komoditas tambahan ditentukan sesuai kebijakan pemerintah untuk meningkatkan kesejahteraan [15].

3.2. Pengumpulan Data

Proses Pengumpulan data adalah proses sistematis untuk mengumpulkan informasi yang relevan dan dibutuhkan dalam suatu penelitian. Proses ini bertujuan untuk mendapatkan data yang akurat dan lengkap sehingga dapat mendukung dasar penelitian [16]. Data yang didapatkan untuk penelitian diperoleh langsung di Kelurahan Bukit Biru, dengan total 1041 data penerima Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) tahun 2023, pengumpulan data dilakukan untuk memahami pola dan faktor yang mempengaruhi kelayakan penerima bantuan [17].

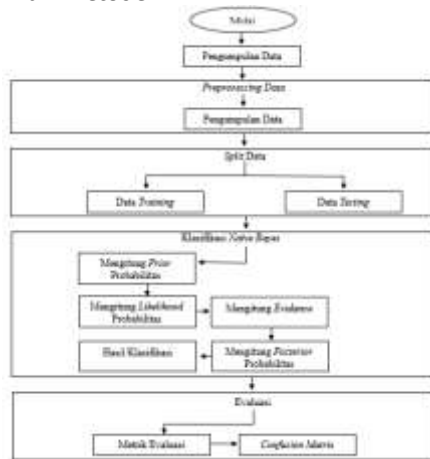
3.3. Transformasi Data

Transformasi Data adalah proses mengubah data agar sesuai dengan kebutuhan analisis atau model, dalam konteks penelitian ini, data BPNT diolah dan disesuaikan berdasarkan status kelayakan warga, yaitu apakah mereka layak menerima bantuan atau tidak [18]. Dalam Penelitian ini, proses transformasi data dilakukan dengan memberikan Label dengan teknik *One Hot Encoding* dimana *One Hot Encoding* adalah teknik dalam pemrosesan data yang digunakan untuk mengubah data kategorikal menjadi numerik biner dari setiap spesifikasi dari atribut data BPNT dengan 0 berarti tidak berpengaruh, sedangkan 1 berarti berpengaruh [19].

3.4. Split Data

Split data adalah teknik yang digunakan untuk membagi dataset, yang merupakan salah satu faktor yang memengaruhi kinerja model klasifikasi dalam algoritma pembelajaran mesin. Proses ini melibatkan pemisahan data menjadi dua bagian utama, yaitu data latih dan data uji [20]. Data *Training* adalah data yang digunakan untuk melatih model dengan metode *Naive Bayes*, sementara data *Testing* adalah data yang digunakan untuk melakukan klasifikasi berdasarkan model yang telah dilatih [21].

3.5. Alur Metode



Gambar 1. Alur Metode

Alur Metode atau Langkah-langkah dalam mengklasifikasi penerima Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) dengan menggunakan metode *Naïve Bayes* dapat dilihat pada Gambar 1

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) dari Kelurahan Bukit Biru, Kabupaten Kutai Kartanegara. Data ini mencakup informasi mendetail tentang penerima bantuan, dengan atribut seperti Jumlah Penghasilan, Jumlah Tanggungan, Jumlah Kendaraan, Jenis Pekerjaan, Status Perkawinan, serta Kondisi Rumah. Informasi lengkap mengenai data Bantuan Pangan Non Tunai dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Pengumpulan Data

Jumlah Penghasilan	Jumlah Tanggungan	Jumlah Kendaraan	Jenis Pekerjaan	Status Perkawinan	Kondisi Rumah	Class Layak/Tidak Layak
2.000.000	2	1	Bekerja	Kawin	Milik Sendiri	Layak
4.000.000	3	3	Bekerja	Kawin	Milik Sendiri	Tidak Layak
6.000.000	3	2	Bekerja	Kawin	Milik Sendiri	Tidak Layak
7.000.000	3	3	Bekerja	Kawin	Milik Sendiri	Tidak Layak
1.000.000	2	2	Bekerja	Kawin	Milik Sendiri	Layak
9.000.000	3	3	Bekerja	Kawin	Milik Sendiri	Tidak Layak
2.000.000	1	1	Bekerja	Kawin	Milik Sendiri	Layak
2.000.000	1	1	Bekerja	Kawin	Milik Sendiri	Layak
2.500.000	3	2	Bekerja	Kawin	Milik Sendiri	Tidak Layak
2.500.000	2	2	Bekerja	Kawin	Milik Sendiri	Layak
4.000.000	2	1	Bekerja	Kawin	Milik Sendiri	Tidak Layak
3.000.000	2	2	Bekerja	Kawin	Milik Sendiri	Tidak Layak
5.000.000	2	3	Bekerja	Kawin	Milik Sendiri	Tidak Layak

Tabel 1 menunjukkan data individu dengan atribut Jumlah Penghasilan, Jumlah Tanggungan, Jumlah Kendaraan, Jenis Pekerjaan, Status Perkawinan, dan Kondisi Rumah untuk menentukan kelayakan menerima bantuan. Misalnya, seseorang dengan penghasilan 2.000.000, memiliki tanggungan 2 orang, 1 kendaraan, sedang bekerja, berstatus kawin, dan memiliki rumah sendiri

diklasifikasikan sebagai “Layak” menerima Bantuan Pangan Non Tunai.

4.2. Transformasi Data

Pada langkah ini dilakukan Transformasi Data Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) dengan teknik *One Hot Encoding*. Adapun data yang telah dilakukan transformasi dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Transformasi Data

Atribut	Sampel 1	Sampel 2	Sampel 3	Sampel 4	Sampel 5
Jumlah Penghasilan_0 →Rp 1.999.000	0	0	0	0	0
Jumlah penghasilan_> Rp 2.000.000	1	1	1	1	1
Jumlah Tanggungan_≤ 2	1	1	1	0	0
Jumlah Tanggungan_≥ 3	0	0	0	1	1
Jumlah Kendaraan_≤ 2	0	1	1	0	1
Jumlah Kendaraan_≥ 3	1	0	0	1	0
Jenis pekerjaan_Bekerja	1	1	1	1	1
Jenis Pekerjaan_Tidak Bekerja	0	0	0	0	0
Status Perkawinan_Belum menikah	0	0	0	0	0
Status Perkawinan_Cerai	0	0	0	0	0
Status Perkawinan_Menikah	1	1	1	1	1
Kondisi Rumah_Bukan Milik Sendiri	0	0	0	0	0
Kondisi Rumah_Milik Sendiri	1	1	1	1	1
Class_Layak	1	0	0	0	0

Pada Tabel 2 menunjukkan hasil Transformasi Data ke dalam bentuk biner (0 dan 1) dengan teknik *One Hot Encoding* untuk lima sampel. Setiap atribut menunjukkan kondisi tertentu, seperti Jumlah Penghasilan, Tanggungan, Kendaraan, Jenis Pekerjaan, Status Perkawinan, dan Kondisi Rumah. Nilai 1 berarti berpengaruh, sedangkan 0 berarti tidak berpengaruh. Kolom *Class_LAYAK* adalah target klasifikasi, dengan 1 berarti layak dan 0 tidak layak.

4.3. Split Data

Data BPNT dibagi menjadi dua bagian, yaitu data *Training* dan data *Testing*, dalam pemodelan ini data yang digunakan berjumlah 1041 data yang dibagi menjadi 90% data *Training* dan 10% data *Testing*, jumlah data yang digunakan diperoleh dari penelitian yang dilakukan oleh [22]. Adapun *Split Data* yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. *Split Data*

Data Latih	Data Uji
936	105

Pada Tabel 3 menunjukkan jumlah data yang digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian model, dengan 936 data latih dan 105 data uji. Rasio pembagian 90:10 dipilih karena memberikan akurasi tertinggi dibandingkan dengan rasio pembagian lainnya, memastikan model dapat belajar secara optimal dari data yang tersedia sekaligus diuji secara efektif.

4.4. Hasil Klasifikasi

Hasil Klasifikasi kelas dengan *Posterior* Probabilitas tertinggi, yaitu data akan diklasifikasikan ke dalam kelas yang memiliki nilai probabilitas *Posterior* tertinggi. Data Kelas, aktual dan klasifikasi yang dihasilkan dari permodelan *Naïve Bayes* untuk mengklasifikasikan penerima bantuan pangan non tunai (BPNT) dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Klasifikasi

No	Data Aktual	Klasifikasi
1	Tidak Layak	Tidak Layak
2	Tidak Layak	Layak
3	Layak	Layak
4	Layak	Layak
5	Tidak Layak	Tidak Layak
6	Tidak Layak	Tidak Layak
7	Layak	Layak
8	Layak	Layak
9	Layak	Tidak Layak
10	Tidak Layak	Tidak Layak

Tabel 4 menampilkan hasil klasifikasi model *Naïve Bayes* untuk 10 sampel data yang berisi informasi nilai aktual (*Actual*) yang diklasifikasikan (*Classification*) oleh model dengan menampilkan kelas kelayakan. Terdapat 4 data yang di tampilkan

sebagai Tidak Layak namun di klasifikasikan sebagai Tidak Layak, 1 data ditampilkan sebagai Tidak Layak namun di klasifikasikan sebagai Layak, ada 4 data ditampilkan sebagai Layak namun di klasifikasikan sebagai Layak, dan ada 1 data ditampilkan sebagai Layak namun di klasifikasikan sebagai Tidak Layak.

4.5. Metrik Evaluasi

Mengevaluasi kinerja model dengan menggunakan metrik Evaluasi seperti Akurasi, *Precision*, dan *Recall* yang didapatkan dari permodelan *Naïve Bayes*. Metrik Evaluasi yang dihasilkan dari klasifikasi permodelan *Naïve Bayes* untuk mengklasifikasikan Penerima Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Metrik Evaluasi

Class	Akurasi	Precision	Recall	F-1 Score
0	90%	92	96	94
1		83	68	75

Pada Tabel 5 menunjukkan hasil Metrik Evaluasi kelas 1 dan 0 dengan akurasi sebesar 90%, *Precision* kelas tidak layak (0) 92, *Recall* kelas tidak layak (0) 96, *F-1 Score* kelas tidak layak (0) 94. *Precision* kelas layak (1) 83, *Recall* kelas layak (1) 68, dan *F-1 Score* kelas layak (1) 75.

5 KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan kelayakan penerima Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) di Kelurahan Bukit Biru menggunakan metode *Naïve Bayes*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini mencapai akurasi 90%, dengan *Precision* kelas tidak layak (0) sebesar 92%, *Recall* sebesar 96%, dan *F1-Score* sebesar 94%. Sementara itu, untuk kelas layak (1), diperoleh *Precision* sebesar 83%, *Recall* sebesar 68%, dan *F1-Score* sebesar 75%. Model dikembangkan dengan skema pembagian data latih dan uji sebesar 90:10, menggunakan proses perhitungan Probabilitas *Prior*, *Likelihood*, dan *Posterior* untuk menentukan hasil klasifikasi. Hasil ini menunjukkan bahwa metode *Naïve Bayes* cukup efektif dalam menentukan kelayakan penerima BPNT, sehingga dapat meningkatkan ketepatan sasaran dalam program bantuan sosial. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menambahkan atribut yang lebih beragam dan membandingkan metode *Naïve Bayes* dengan algoritma lain seperti *C4.5* atau *Logistic Regression* guna meningkatkan akurasi klasifikasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Sandi et all, "Klasifikasi Kelayakan Keluarga Penerima Bantuan Langsung Tunai Menggunakan Gain Ratio Dan Naïve Bayes," *J. Inform. Dan Rekayasa Komputer(JAKAKOM)*, vol. 3, no. 1, hal. 433–

- 442, 2023, doi: 10.33998/jakakom.2023.3.1.794.
- [2] Sholikhah et al., "Penerapan Algoritma ID3 dan Algoritma C4.5 Untuk Klasifikasi Penerima BPNT," *J. UJMC*, vol. 9, no. 2, hal. 21–28, 2023.
- [3] N. B. Putri dan A. W. Wijayanto, "Analisis Komparasi Algoritma Klasifikasi Data Mining Dalam Klasifikasi Website Phishing," *Komputika J. Sist. Komput.*, vol. 11, no. 1, hal. 59–66, 2022, doi: 10.34010/komputika.v11i1.4350.
- [4] S. Widaningsih, "Perbandingan Metode Data Mining Untuk Prediksi Nilai Dan Waktu Kelulusan Mahasiswa Prodi Teknik Informatika Dengan Algoritma C4.5, Naïve Bayes, Knn Dan Svm," *J. Tekno Insentif*, vol. 13, no. 1, hal. 16–25, 2019, doi: 10.36787/jti.v13i1.78.
- [5] R. R. Waliyansyah dan C. Fitriyah, "Perbandingan Akurasi Klasifikasi Citra Kayu Jati Menggunakan Metode Naive Bayes dan k-Nearest Neighbor (k-NN)," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 5, no. 2, hal. 157, 2019, doi: 10.26418/jp.v5i2.32473.
- [6] Hadiah et al., "View of Penerima Manfaat Bantuan Non Tunai Kartu Keluarga Sejahtera Menggunakan Metode NAÏVE BAYES dan KNN.pdf."
- [7] A. Nugroho dan Y. Religia, "Analisis Optimasi Algoritma Klasifikasi Naive Bayes menggunakan Genetic Algorithm dan Bagging," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 3, hal. 504–510, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i3.3067.
- [8] R. et al., "Perbaikan Akurasi Naïve Bayes dengan Chi-Square dan SMOTE Dalam Mengatasi High Dimensional dan Imbalanced Data Banjir," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 8, no. 3, hal. 1656, 2024, doi: 10.30865/mib.v8i3.7886.
- [9] Setio et al., "Klasifikasi Dengan Pohon Keputusan Berbasis Algoritma C4.5," *Prism. Pros. Semin. Nas. Mat.*, vol. 3, hal. 64–71, 2020.
- [10] S. Rabbani, D. Safitri, N. Rahmadhani, A. A. F. Sani, dan M. K. Anam, "Perbandingan Evaluasi Kernel SVM untuk Klasifikasi Sentimen dalam Analisis Kenaikan Harga BBM," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 3, no. 2, hal. 153–160, 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i2.897.
- [11] Agustina et al., "Klasifikasi Kanker Kulit menggunakan Metode Convolutional Neural Network dengan Arsitektur VGG-16," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 10, no. 2, hal. 446, 2022, doi: 10.26760/elkomika.v10i2.446.
- [12] Herni Yulianti et al., "Penerapan Metode Extreme Gradient Boosting (XGBOOST) pada Klasifikasi Nasabah Kartu Kredit," *J. Math. Theory Appl.*, vol. 4, no. 1, hal. 21–26, 2022, doi: 10.31605/jomta.v4i1.1792.
- [13] Qadrini et al., "Decision Tree Dan Adaboost Pada Klasifikasi Penerima Program Bantuan Sosial," *J. Inov. Penelit.*, vol. 2, no. 7, hal. 1959–1966, 2021.
- [14] D. Pradana, M. Luthfi Alghifari, M. Farhan Juna, dan D. Palaguna, "Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Metode Artificial Neural Network," *Indones. J. Data Sci.*, vol. 3, no. 2, hal. 55–60, 2022, doi: 10.56705/ijodas.v3i2.35.
- [15] et al. Huda, "Seleksi Penerima Bantuan Pangan Non Tunai di Desa Menggunakan Metode Naïve Bayes dan Simple Additive Weighting," *J. Ilm. SINUS*, vol. 19, no. 1, hal. 39, 2021, doi: 10.30646/sinus.v19i1.525.
- [16] C. et al., "Motivasi Belajar Dan Prestasi Belajar Pada Mata Pelajaran Ppkn Di Indonesia: Kajian Analisis Meta," *Bhineka Tunggal Ika Kaji. Teor. dan Prakt. Pendidik. PKn*, vol. 9, no. 2, hal. 99–113, 2022, doi: 10.36706/jbti.v9i2.18333.
- [17] M. Z. Roziqin, "ANALISIS DATA PENERIMA BANTUAN KESEHATAN DI KABUPATEN MAGETAN MENGGUNAKAN METODE KLASSTERING K-MEANS," vol. 3, no. 8, hal. 1–23, 2024.
- [18] A. Supriyadi, "Perbandingan Algoritma Naive Bayes dan Decision Tree(C4.5) dalam Klasifikasi Dosen Berprestasi," *Gener. J.*, vol. 7, no. 1, hal. 39–49, 2023, doi: 10.29407/gj.v7i1.19797.
- [19] Miftahusalam et al., "Perbandingan Metode Random Forest dan Naive Bayes pada Analisis Sentimen Review Aplikasi BCA Mobile," *SIPTEK Semin. Nas. Inov. dan Pengemb. Teknol. Pendidik.*, vol. 1, no. 1, hal. 1–8, 2023.
- [20] Oktafiani et al., "Pengaruh Komposisi Split data Terhadap Performa Klasifikasi Penyakit Kanker Payudara Menggunakan Algoritma Machine Learning," *J. Sains dan Inform.*, vol. 9, no. April, hal. 19–28, 2023, doi: 10.34128/jsi.v9i1.622.
- [21] A. et al., "Naïve Bayes untuk Prediksi Tingkat Pemahaman Kuliah Online Terhadap Mata Kuliah Algoritma Struktur Data," *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 8, no. 1, hal. 28, 2022, doi: 10.26418/jp.v8i1.48848.
- [22] H. et al., "Perbandingan Klasifikasi Berita Hoax Kategori Kesehatan Menggunakan Naïve Bayes dan Multinomial Naïve Bayes," *Repositor*, vol. 3, no. 4, hal. 419–424, 2021.