

Implementasi *Support Vector Machine* Untuk Klasifikasi Kelayakan Penerima Bantuan Pangan Non Tunai

Sultan Ali^{a1}, Wawan Joko Pranoto^{a2}, Rofilde Hasudungan^{b3}

^aTeknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Kalimantan Timur

Jl. Ir. H. Juanda No.15, Sidodadi, Kec. Samarinda Ulu, Kota Samarinda, Kalimantan Timur

75124

12111102441132@umkt.ac.id

wjp337@umkt.ac.id

rofilde@umkt.ac.id

Abstract

Non-cash Food Assistance (BPNT) is a government program that aims to improve the food security of underprivileged communities. However, the process of identifying recipients often faces challenges such as inaccurate data and distribution that is not on target. This research aims to classify the eligibility of BPNT recipients in Bukit Biru Village using the Support Vector Machine (SVM) method. The research data involved 1,041 BPNT recipient data with attributes such as total income, number of dependents, number of vehicles, type of work, marital status and house condition. The research process includes data collection, data transformation preprocessing using One-Hot Encoding, division of Training data and Testing data with a ratio of 80:20. The Support Vector Machine (SVM) model using a linear kernel and optimal parameters such as Complexity (C) = 1000 and maximum iterations = 50 resulted in an accuracy of 89%, with evaluation metrics such as precision, Recall, and F1-Score. These results show that the Support Vector Machine (SVM) method can be used effectively to separate the eligible and ineligible classes. This research is expected to help improve the effectiveness of the BPNT program and provide recommendations for the government in validating prospective recipient data more accurately.

Keywords: *Non-Cash Food Assistance, Classification, Support Vector Machine, Eligibility, Accuracy*

1. Pendahuluan

Program Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) merupakan bantuan sosial dari pemerintah bertujuan untuk membantu masyarakat yang mengalami kesulitan memenuhi kebutuhan dasar serta meningkatkan ketahanan pangan dan gizi masyarakat kurang mampu [1]. Masyarakat kurang mampu yang layak menerima BPNT di Kelurahan Bukit Biru sering menghadapi masalah, seperti data yang tidak akurat dan kurangnya keterbukaan dalam pemilihan penerima bantuan [2].

Pemilihan penerima bantuan selain memakan waktu, proses tersebut juga memiliki risiko tinggi terhadap kesalahan dan kecurangan yang dapat menyebabkan bantuan tidak tepat sasaran, pada akhirnya mengurangi efektivitas BPNT [3]. Program BPNT mengalami kesulitan mengidentifikasi penerima bantuan, sehingga masih ada masyarakat miskin belum teridentifikasi dan terverifikasi sebagai warga miskin yang berhak menerima BPNT [4].

Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) memiliki permasalahan yaitu mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi penerima bantuan yang dihadapi di Kelurahan Bukit Biru, untuk mengatasi masalah pemerintah daerah harus rutin melakukan verifikasi dan validasi data penerima bantuan untuk memastikan bahwa data yang ada sesuai dengan kondisi lapangan [5]. Verifikasi dan validasi data Memastikan bahwa penerima bantuan sesuai data Kelurahan Bukit Biru dengan menerapkan konsep prediksi, klastering, dan klasifikasi untuk memecahkan masalah kelayakan penerima BPNT [6].

Untuk memecahkan masalah penerima BPNT dapat menerapkan konsep klasifikasi, dimana klasifikasi adalah bagian dari proses data mining yang diterapkan untuk mengelompokkan dari kumpulan data ke dalam kategori tertentu [7]. Kumpulan data yang besar pada proses klasifikasi

terdapat banyak algoritma digunakan seperti Naive Bayes, Decision Tree dan Support Vector Machine [8].

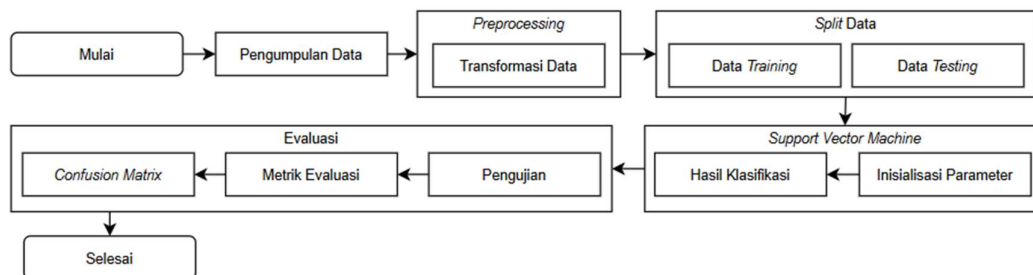
Berdasarkan Penelitian yang dilakukan oleh Normah et al (2022) terkait klasifikasi penyakit kanker payudara yang membandingkan akurasi tiga algoritma klasifikasi mengindikasikan bahwa algoritma *Support Vector Machine* (SVM) menunjukkan kinerja paling optimal dengan tingkat akurasi sebesar 74,29%, diikuti oleh Naive bayes dengan akurasi 65,71%, dan Decision Tree dengan akurasi 60,00%. Penelitian lain yang dilakukan oleh Sari et al (2022) terkait klasifikasi konsumsi obat menghasilkan akurasi sebesar 0,53% untuk algoritma Support Vector Machine, kemudian Naive Bayes sebesar 0,50% dan terakhir Decision Tree sebesar 0,41%.

Support Vector Machine (SVM) merupakan metode yang menerapkan tugas klasifikasi dan regresi berbasis *Machine Learning* dengan cara kerja mencari bidang pemisah optimal untuk membedakan kategori-kategori dalam data, sehingga dapat memprediksi kelas baru dengan akurasi tinggi [11]. Berdasarkan penelitian dilakukan oleh Alamsyah et al (2022) mengidentifikasi penyakit Leukimia dan melakukan perbandingan metode yang memperoleh hasil akurasi Support Vector Machine sebesar 95,45% sedangkan hasil akurasi Decision Tree sebesar 65,90% jauh lebih kecil dibandingkan dengan Support Vector Machine.

Berdasarkan uraian diatas, penelitian berfokus untuk melakukan klasifikasi data Bantuan Pangan Non Tunai di Kelurahan Bukit Biru yang menggunakan metode algoritma Support Vector Machine dengan mempertimbangkan jumlah penghasilan, jumlah tanggungan, status perkawinan, jenis pekerjaan dan kondisi rumah dan lain sebagainya. Penelitian diharapkan mampu mengungkap faktor-faktor yang mempengaruhi efektivitas Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) di Kelurahan Bukit Biru serta memberikan solusi kepada pemerintah untuk memvalidasi data agar tidak terjadinya kesalahan untuk calon penerima BPNT dengan melihat hasil akurasi metode Support Vector Machine dari penelitian sebelumnya.

2. Metode Penelitian

langkah-langkah metode penelitian memerlukan proses teratur sehingga mendapatkan hasil klasifikasi akurat yang dicantumkan di Gambar 1.



Gambar 1. Metode Penelitian

Gambar 1 menunjukkan visualisasi proses atau langkah-langkah pada penelitian menentukan kelayakan penerima BPNT menerapkan metode *Support Vector Machine* akan dijelaskan sebagai berikut:

1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data, pengumpulan data didapatkan dari Kelurahan Bukit Biru, data yang digunakan merupakan data calon penerima Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT).

2. Preprocessing Data

Pada tahap *Preprocessing* data dilakukan proses transformasi data, dimana setiap atribut data yang telah dikumpulkan diubah menjadi nilai biner.

3. Split Data

Pada tahap *Split* data, dilakukan pembagian data menjadi data pelatihan dan data pengujian.

4. Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan metode yang sering diaplikasikan pada penelitian regresi dan klasifikasi. SVM digunakan karena kemampuannya yang tinggi dalam

memisahkan kelas-kelas yang berbeda dalam data dengan menggunakan *Hyperplane* yang optimal.

5. Evaluasi

Tahap evaluasi, mengukur kinerja model untuk menentukan tingkat keberhasilannya. Proses evaluasi diterapkan memanfaatkan metrik tertentu, seperti akurasi, presisi, *Recall*, *F1-score*, serta *Confusion Matrix* memastikan model mampu memberikan hasil yang optimal dan baik.

2.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data diperlukan untuk melakukan sebuah penelitian agar mendapatkan sebuah informasi akurat serta yang diperlukan. Data yang diterapkan merupakan data BPNT dikumpulkan di wilayah Kelurahan Bukit Biru dengan atribut meliputi total pendapatan, jumlah tanggungan, jumlah kendaraan, jenis pekerjaan, status pernikahan dan kondisi rumah dengan total 1041 data penerima BPNT tahun 2023 [13].

2.2. Transformasi Data

Transformasi data merupakan langkah mengubah data menjadi format tertentu agar dapat memudahkan pengolahan dan analisis model [14]. Transformasi data dilakukan berdasarkan pada kriteria atribut dari data penerima BPNT dengan memberikan nilai "0" yang berarti tidak berpengaruh, sedangkan nilai "1" berpengaruh [15].

2.3. Split Data

Setelah transformasi data, *Split* data merupakan langkah dalam proses yang memisahkan dataset menjadi data pelatihan dan data pengujian. Data pengujian (*Test*) diterapkan mengevaluasi kinerja model setelah pelatihan, data pelatihan (*Train*) diterapkan melatih model dan memahami pola dalam dataset [16].

2.4. Klasifikasi *Support Vector Machine*

Klasifikasi merupakan suatu tahapan mengelompokkan data ke kategori tertentu berdasarkan pola atau karakteristik tertentu, dengan tujuan mengklasifikasikan data baru menggunakan model yang telah dilatih sebelumnya, dalam menerapkan algoritma *Support Vector Machine* [17]. *Support Vector Machine* (SVM) ditemukan oleh Vladimir Vapnik tahun 1979, SVM digunakan untuk melakukan klasifikasi dan regresi yang biasa digunakan untuk linear dan non linear. *Support Vector Machine* (SVM) memiliki tujuan membuat *Hyperplane* yang dapat membagi data secara efisien menjadi dua kelompok berbeda, dengan menentukan *Hyperplane* optimal untuk memperbesar margin diantara kedua kelompok tersebut, sehingga model dapat mengklasifikasi data baru dengan akurasi tinggi [18]. Fungsi keputusan pada *Support Vector Machine* (SVM) dapat ditunjukkan pada Persamaan 1.

$$f(x) = w \cdot x + b \quad \text{atau} \quad f(x) = \sum_{i=1}^n a_i y_i K(x, x_i) + b \quad (1)$$

Keterangan:

$f(x)$: fungsi keputusan

$\sum_{i=1}^n$: penjumlahan indeks $i = 1$ sampai $i = n$, dimana n merupakan jumlah data pelatihan

a_i : *Lagrange Multiplier*

K : fungsi kernel

Support Vector Machine memiliki peran kernel yang berfungsi untuk memetakan data mengarah ruang dimensi tinggi, sehingga data yang bersifat non-linear dapat dipisahkan secara linear [19]. Terdapat fungsi kernel dapat digunakan sebagai berikut:

1. Kernel Linear

Kernel linear adalah jenis fungsi kernel yang paling dasar, dimana parameter utama yang digunakan adalah parameter C dan iterasi maksimum. Kernel linear sangat cocok diimplementasikan pada data dengan jumlah fitur yang banyak karena memungkinkan pemetaan ke dimensi lebih tinggi. Fungsi kernel linear ditunjukkan Persamaan 2.

$$K(x, y) = x \cdot y \quad (2)$$

2. Kernel Polinomial

Kernel polinomial berfungsi untuk mengukur hubungan polinomial antara dua vektor input pada ruang asli. Parameter utamanya adalah d (degree), yang berperan dalam menentukan nilai optimal untuk dataset. Namun, peningkatan nilai d pada kernel polinomial dapat menyebabkan hasil akurasi menjadi tidak stabil. Fungsi kernel polinomial dapat ditunjukkan pada Persamaan 3.

$$K(x, y) = (x \cdot y + c)^d \quad (3)$$

3. Kernel *Radial Basis Function* (RBF)

Kernel RBF sering digunakan dalam analisis data yang tidak bisa dipisahkan dengan cara linier. Kernel ini memiliki dua parameter utama, yaitu Gamma (γ) yang menentukan sejauh mana pengaruh sebuah sampel terhadap data pelatihan, dan C yang bertugas mengoptimalkan SVM agar mampu meminimalkan kesalahan klasifikasi pada setiap sampel data pelatihan. Fungsi kernel RBF dapat ditunjukkan pada Persamaan 4.

$$K(x, y) = \exp(-\gamma|x - y|^2) \quad (4)$$

4. Kernel Sigmoid

Kernel sigmoid menggunakan fungsi sigmoid untuk mengukur hubungan antar data dengan parameter alpha (α) dan bias (b). Kernel sigmoid cocok untuk menangani hubungan kompleks dalam data, tetapi penggunaannya harus hati-hati agar tidak menyebabkan overfitting. Fungsi kernel sigmoid dapat ditunjukkan pada Persamaan 5.

$$K(x, y) = \tanh(\gamma \cdot x \cdot y + r) \quad (5)$$

2.5. Evaluasi

Evaluasi merupakan proses untuk menilai seberapa efektif model menentukan data ke kategori atau kelas yang tepat dengan memanfaatkan metrik evaluasi, seperti akurasi, presisi, *Recall*, dan *F1-Score* mencakup *Confusion Matrix* (Aziz et al., 2024). Evaluasi dalam klasifikasi yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. Metrik Evaluasi

Metrik Evaluasi merupakan sebuah alat ukur untuk menilai kinerja model, sistem, atau algoritma dalam *Machine Learning* yang bertujuan menilai kemampuan model dalam membuat prediksi dan klasifikasi, seperti akurasi, presisi, *Recall*, dan *F1-Score*.

Akurasi mengindikasikan sejauh mana sistem klasifikasi mengenali semua kelas dengan benar dari seluruh data yang dinilai. Nilai akurasi diperoleh menghitung rasio antara total data uji diklasifikasikan dengan benar terhadap total data uji. Perhitungan nilai akurasi ditunjukkan Persamaan 6.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \times 100\% \quad (6)$$

Keterangan:

- TP = hasil positif terdeteksi benar (*True Positive*)
- TN = hasil negatif terdeteksi benar (*True Negative*)
- FP = hasil negatif terdeteksi salah sebagai positif (*False Positive*)
- FN = data positif terdeteksi salah sebagai negatif (*False Negative*)

Presisi merupakan salah satu metrik evaluasi dalam model klasifikasi, presisi mengukur banyak data diklasifikasikan sebagai positif oleh algoritma benar-benar merupakan data positif atau relevan, dibandingkan dengan keseluruhan data yang diklasifikasikan sebagai positif oleh algoritma [20]. Perhitungan nilai presisi dapat ditunjukkan pada Persamaan 7.

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (7)$$

Keterangan:

TP = hasil positif benar (*True Positive*)

FP = hasil positif keliru (*False Positive*)

Recall adalah ukuran banyak data yang berhasil diidentifikasi kembali oleh model klasifikasi, dibandingkan dengan total jumlah data yang relevan. *Recall* berfungsi untuk mengevaluasi perbandingan prediksi positif yang benar terhadap keseluruhan kelas yang sebenarnya positif [21]. Perhitungan *Recall* ditunjukkan pada Persamaan 8.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (8)$$

Keterangan:

TP = hasil positif benar (*True Positive*)

FN = hasil negatif keliru (*False Negative*)

F1-Score merupakan metrik untuk menilai performa model dalam tugas klasifikasi, khususnya ketika terdapat ketidakseimbangan antara kelas. Nilai *F1-Score* berkisar dari 0 hingga 1, dimana 1 adalah nilai terbaik yang menunjukkan Presisi dan *Recall* yang sempurna, sementara 0 adalah nilai terburuk [22]. Perhitungan nilai *F1-Score* dapat ditunjukkan pada Persamaan 9.

$$F1 - Score = \frac{2 (\text{presisi} \times \text{Recall})}{(\text{presisi} + \text{Recall})} \times 100\% \quad (9)$$

2. Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah alat pengukur dalam bentuk matriks yang diterapkan menilai akurasi, presisi, dan *Recall* dari klasifikasi berdasarkan berbagai kelas suatu algoritma yang digunakan [23]. Contoh *Confusion Matrix* dapat ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Confusion Matrix

Kelas	Nilai Aktual	
	Positif	Negatif
Nilai Prediksi	Positif	<i>True Positive</i>
	Negatif	<i>False Positive</i>
		<i>False Negative</i>
		<i>True Negative</i>

Keterangan:

True Positive (TP) = Data label positif berhasil diklasifikasi secara benar.

True Negative (TN) = Data label negatif berhasil diklasifikasi secara benar.

False Positive (FP) = Data label negatif yang keliru diklasifikasi sebagai positif.

False Negative (FN) = Data label positif yang keliru diklasifikasi sebagai negatif.

3. Hasil dan Pembahasan

Hasil dan pembahasan menjelaskan dataset yang diperoleh, algoritma yang digunakan dan hasil terhadap penelitian.

3.1. Pengumpulan Data

Proses pengumpulan dataset akan dimanfaatkan untuk menentukan kelayakan penerima BPNT di wilayah Kelurahan Bukit Biru. Dataset terkait Bantuan Pangan Non Tunai memiliki sejumlah kriteria atau atribut, seperti total pendapatan, jumlah tanggungan, jumlah kendaraan, jenis pekerjaan, status pernikahan, serta kondisi tempat tinggal. Data BPNT ditunjukkan Tabel 2.

Tabel 2. Data BPNT

Jumlah Penghasilan	Jumlah Tanggungan	Jumlah Kendaraan	Jenis Pekerjaan	Status Perkawinan	Kondisi Rumah	Kelas
						Layak/Tidak Layak
3.500.000	2	1	Bekerja	Kawin	Milik Sendiri	Tidak Layak
5.000.000	8	3	Bekerja	Kawin	Milik Sendiri	Tidak Layak
4.000.000	3	2	Bekerja	Kawin	Milik Sendiri	Tidak Layak
5.500.000	1	2	Bekerja	Kawin	Bukan Milik Sendiri	Tidak Layak
0	0	0	Tidak Bekerja	Cerai	Milik Sendiri	Layak
8.000.000	4	3	Bekerja	Kawin	Milik Sendiri	Tidak Layak
0	0	0	Tidak Bekerja	Cerai	Milik Sendiri	Layak
5.500.000	3	3	Bekerja	Kawin	Milik Sendiri	Tidak Layak
0	0	0	Tidak Bekerja	Cerai	Bukan Milik Sendiri	Layak
6.000.000	1	1	Bekerja	Kawin	Milik Sendiri	Tidak Layak
4.000.000	2	3	Bekerja	Kawin	Milik Sendiri	Tidak Layak
3.000.000	0	1	Bekerja	Belum Kawin	Milik Sendiri	Tidak Layak
0	0	0	Tidak Bekerja	Belum Kawin	Milik Sendiri	Layak

Tabel 2 menunjukkan dataset BPNT, meliputi atribut seperti total pendapatan, tanggungan, kendaraan, pekerjaan, status perkawinan dan kondisi rumah untuk menentukan “Layak” atau “Tidak Layak” mendapatkan bantuan.

3.2. Transformasi Data

Dataset BPNT yang telah dikumpulkan akan melewati tahap transformasi data dengan menggunakan *One-Hot Encoding*. *One-Hot Encoding* merupakan tahap mengonversi data kategori menjadi nilai biner, dimana satu kategori yang bernilai 1 (menandakan kategori berpengaruh) sedangkan kategori lainnya bernilai 0 [24]. Hasil transformasi data menggunakan *One-Hot Encoding* dapat ditunjukkan Tabel 3.

Tabel 3. Transformasi Data

Atribut	Data BPNT 1	Data BPNT 2	Data BPNT 3	Data BPNT 4	Data BPNT 5
Jumlah Penghasilan_0 → Rp 1.999.000	0	0	0	0	1
Jumlah Penghasilan_≥ Rp 2.000.000	1	1	1	1	0
Jumlah Tanggungan_≤ 2	1	0	0	1	1
Jumlah Tanggungan_≥ 3	0	1	1	0	0
Jumlah Kendaraan_≤ 2	1	0	1	1	1
Jumlah Kendaraan_≥ 3	0	1	0	0	0
Jenis Pekerjaan_Bekerja	1	1	1	1	0
Jenis Pekerjaan_Tidak Bekerja	0	0	0	0	1

Atribut	Data BPNT 1	Data BPNT 2	Data BPNT 3	Data BPNT 4	Data BPNT 5
Status_Belum Menikah	0	0	0	0	0
Status_Cerai	0	0	0	0	1
Status_Menikah	1	1	1	1	0
Kondisi Rumah_Bukan Milik Sendiri	0	0	0	1	0
Kondisi Rumah_Milik Sendiri	1	1	1	0	1
Class_LAYAK	0	0	0	0	1

Tabel 3 menunjukkan data yang telah dilakukan proses transformasi menggunakan teknik *One-Hot Encoding* menjadi nilai biner, yaitu 0 dan 1, dimana 0 menunjukkan "Tidak berpengaruh" dan 1 menunjukkan "Berpengaruh" terhadap kelayakan penerima BPNT.

3.3. Split Data

Jumlah dataset mencakup 1041 data penerima BPNT, akan dipisahkan ke data pelatihan (*Train*) dan data uji (*Test*). Setelah transformasi dataset, data dipisahkan dengan rasio 80% berbanding 20%. Hasil *Split* data ditunjukkan Tabel 4.

Tabel 4. *Split* Data

<i>Split</i> Data	
Data <i>Train</i>	832
Data <i>Test</i>	209

Tabel 4 menunjukkan bahwa, sesuai dengan rasio pembagian data pada penelitian Wijaya et al., (2022), sebanyak 832 dari 1041 data BPNT digunakan untuk pelatihan dan 209 pengujian, dengan rasio 80:20.

3.4. Klasifikasi *Support Vector Machine*

Metode *Support Vector Machine* (SVM) digunakan untuk proses klasifikasi, hasilnya dijelaskan sebagai berikut:

3.4.1. Kernel *Support Vector Machine*

Pengujian kernel dilakukan untuk menentukan nilai yang memberikan akurasi klasifikasi paling tinggi untuk *Support Vector Machine* (SVM). Jenis kernel yang akan diuji adalah kernel RBF, kernel sigmoid, kernel linear dan kernel polinomial. Pengujian jenis kernel ditunjukkan Tabel 5.

Tabel 5. Jenis Kernel

Jenis Kernel	Akurasi
Kernel Linear	0.81
Kernel Polinomial	0.80
Kernel RBF	0.80
Kernel Sigmoid	0.78

Tabel 5 menunjukkan kernel linear lebih cocok digunakan pada dataset penerima Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) dengan memperoleh akurasi 0.81 atau 81%.

3.4.2. Parameter *Support Vector Machine*

Inisialisasi parameter *Support Vector Machine* sangat penting untuk memastikan algoritma beroperasi dengan baik dalam mengklasifikasikan dataset. *Support Vector Machine* memiliki parameter yang dapat disesuaikan, yang mempengaruhi bagaimana kinerja model dan seberapa baik kinerjanya terhadap dataset, parameter yang digunakan yaitu, *C* (*Complexity*) dan iterasi maksimum (*Max_iter*) berdasarkan penelitian dilakukan oleh Falakhi et al., (2023). Parameter yang digunakan ditunjukkan Tabel 6.

Tabel 6. Parameter SVM

Parameter Kernel Linear	Nilai	Parameter Kernel Linear	Nilai
<i>Complexity (C)</i>	0,001	<i>Iter_Max</i>	5
	0,01		10
	0,1		25
	1		50
	10		100
	100		250
	1000		500

Tabel 6 menunjukkan parameter dan nilai yang digunakan dalam pemodelan algoritma *Support Vector Machine* untuk meningkatkan kinerja model dalam mengklasifikasikan dataset.

3.4.3. Hasil Klasifikasi *Support Vector Machine*

Hasil pengujian terhadap 10 sampel data untuk mengklasifikasikan data ke dalam kelas “Layak” atau “Tidak Layak” dapat ditunjukkan pada tabel 7.

Tabel 7. Hasil Klasifikasi

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

Tabel 7 menunjukkan hasil pengujian model klasifikasi terhadap 10 sampel data, Aktual merupakan label sebenarnya dari dataset sedangkan Hasil Klasifikasi merupakan hasil klasifikasi dari model *Support Vector Machine*, model berhasil mengklasifikasikan 9 sampel dengan benar sementara 1 sampel klasifikasi salah.

3.5. Evaluasi

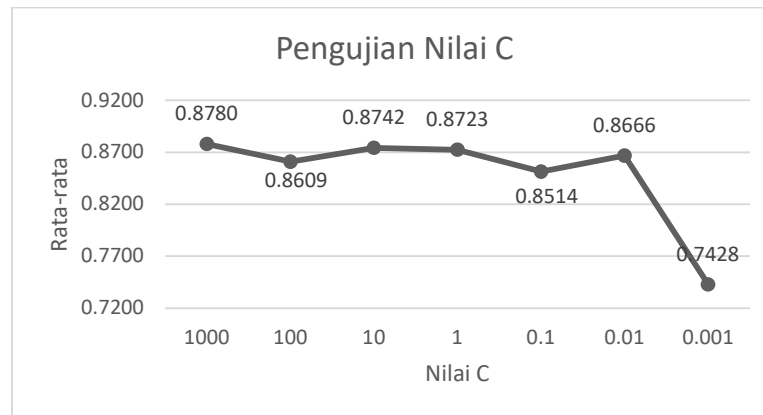
Evaluasi hasil model *Support Vector Machine* (SVM) akan ditunjukkan dalam bentuk pengujian parameter, metrik evaluasi, dan *Confusion Matrix* dengan tujuan untuk memberikan pemahaman mengenai performa model dalam mengelola data penerima BPNT.

3.5.1. Pengujian Parameter *Support Vector Machine*

Pengujian parameter SVM menggunakan kernel linear dilakukan untuk menemukan kombinasi parameter yang optimal pada model, sehingga model dapat memberikan kinerja terbaik dalam mengklasifikasikan dataset. Parameter yang diuji meliputi, nilai *Complexity (C)*, dan *Max_Iter* atau jumlah maksimum iterasi yang dapat ditunjukkan sebagai berikut:

1. Pengujian parameter *Complexity (C)*

Pengujian nilai C dilakukan guna menentukan nilai C optimal, yaitu nilai yang memberikan akurasi klasifikasi paling tinggi untuk *Support Vector Machine*. Nilai C yang digunakan adalah 0.001, 0.01, 0.1, 1, 10, 100, dan 1000. Hasil pengujian parameter *Complexity* dapat ditunjukkan pada Gambar 2.

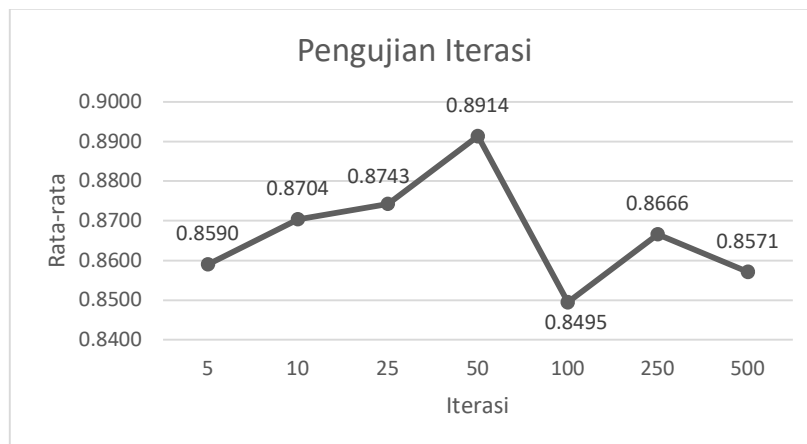


Gambar 2. Pengujian Nilai C

Gambar 2 menunjukkan hasil dari pengujian parameter nilai C mendapatkan nilai tertinggi C=1000 menghasilkan rata-rata akurasi tertinggi, yaitu 0.87 atau setara dengan 87%.

2. *Max_Iter*

Pengujian terhadap nilai *Max_Iter* (Iterasi maksimum) dilakukan untuk menentukan jumlah iterasi yang lebih optimal, yaitu nilai yang memberikan akurasi klasifikasi paling tinggi untuk *Support Vector Machine*. Jumlah iterasi yang digunakan adalah 5, 10, 25, 50, 100, 250, dan 500. Hasil pengujian iterasi maksimum dapat ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Pengujian Iterasi

Gambar 3 menunjukkan hasil dari pengujian jumlah iterasi maksimum dengan mendapatkan 50 iterasi maksimum yang menghasilkan rata-rata akurasi tertinggi, yaitu 0.89 atau setara dengan 89%.

3.5.2. Metrik Evaluasi

Metrik evaluasi diterapkan mengukur kinerja model guna menentukan data ke setiap kelas, memberikan gambaran menyeluruh mengenai seberapa efektif model dalam klasifikasi secara akurat. Metrik evaluasi didapatkan dari pengujian model *Support Vector Machine* yang ditunjukkan Tabel 8.

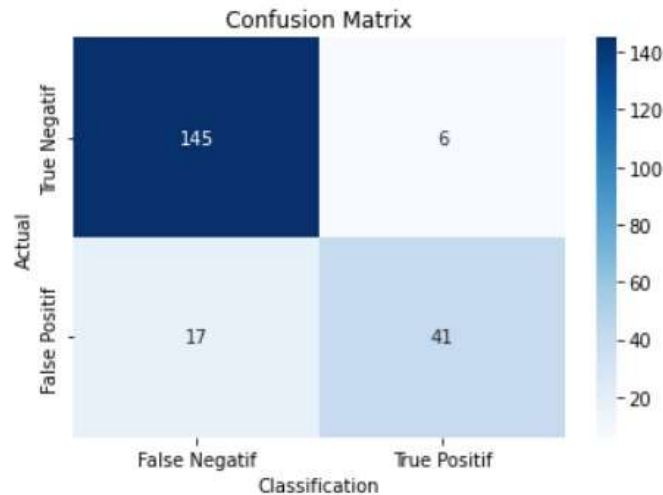
Tabel 8. Hasil Metrik Evaluasi

Kelas	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
0	0.89	0.90	0.96	0.93
1		0.87	0.71	0.78

Tabel 8 menunjukkan hasil metrik evaluasi yang didapatkan dari model memiliki akurasi sebesar 0.89 atau sama dengan 89%.

3.5.3. Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan bentuk matriks yang diperoleh dari metrik evaluasi dapat ditunjukkan Gambar 4.



Gambar 4. Confusion Matrix

Gambar 4 menunjukkan model berhasil mengklasifikasikan 145 data negatif sebagai negatif (TN), 6 data negatif sebagai positif (FP), 17 data positif sebagai negatif (FN), dan 41 data positif sebagai positif (TP).

4. Kesimpulan

Mengimplementasikan metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk proses klasifikasi data kelayakan penerima BPNT di Kelurahan Bukit Biru dengan menggunakan kernel linear dan parameter optimal, yaitu *Complexity* (C) sebesar 1000, dan iterasi maksimum sebesar 50, model *Support Vector Machine* (SVM) mampu menghasilkan akurasi sebesar 89% yang menggambarkan efektivitas *Support Vector Machine* (SVM) dalam memisahkan kelas layak dan tidak layak.

Hasil evaluasi model menunjukkan performa yang baik dengan akurasi sebesar 89%, presisi rata-rata 88.5% , *Recall* rata-rata 83%, dan *F1-Score* rata-rata 85%. Evaluasi ini membuktikan bahwa metode *Support Vector Machine* (SVM) dapat secara efektif dalam mengklasifikasi data kelayakan penerima BPNT untuk memastikan bantuan tersalurkan kepada pihak yang layak secara lebih akurat.

Daftar Pustaka

- [1] S. Kurniasih and S. P. Astuti, "Kelayakan Penerimaan Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) Menggunakan Metode Simple Additive Weighting (Studi Kasus: Kel. Mekarjaya Kec. Rancasari Bandung)," *Buffer Inform.*, vol. 6, no. 1, pp. 41–48, 2020, [Online]. Available: <http://journal.uniku.ac.id/index.php/buffer/article/view/2886>
- [2] D. C. Pratiwi and I. Imsar, "Analisis penyaluran bantuan sosial program keluarga harapan (PKH) dan bantuan pangan non tunai (BPNT) dinas sosial pada masyarakat Kabupaten Batu Bara," *Fair Value J. Ilm. Akunt. dan Keuang.*, vol. 4, no. 12, pp. 5684–5690, 2022, doi: 10.32670/fairvalue.v4i12.2122.
- [3] D. Librado, T. Prabawa, and H. A. Triyanto, "Klasterisasi Penerima Bantuan Sosial Menggunakan Metode Simple Additive Weighting," *JIKO (Jurnal Inform. dan Komputer)*,

- vol. 7, no. 1, p. 30, 2023, doi: 10.26798/jiko.v7i1.677.
- [4] J. Hutagalung, D. Nofriansyah, and M. A. Syahdian, "Penerimaan Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) Menggunakan Metode ARAS," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 6, no. 1, p. 198, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i1.3478.
 - [5] S. Wati, "Pengelolaan Data Terpadu Kesejahteraan Sosial (DTKS) Dalam Penyaluran Bantuan Sosial Pada Dinas Sosial Kota Banda Aceh," pp. 1–129, 2022.
 - [6] P. Pada and K. Wonorejo, "Penerapan Data Mining Clustering Terhadap," 2022.
 - [7] Y. Religia, "Feature Extraction Untuk Klasifikasi Pengenalan Wajah Menggunakan Support Vector Machine Dan K-Nearest Neighbor," *Pelita Teknol. J. Ilm. Inform. Arsit. dan Lingkung.*, vol. 14, no. 2, pp. 85–92, 2019.
 - [8] C. A. Sugianto and F. R. Maulana, "Algoritma Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Penerima Bantuan Pangan Non Tunai (Studi Kasus Kelurahan Utama)," *Techno.Com*, vol. 18, no. 4, pp. 321–331, 2019, doi: 10.33633/tc.v18i4.2587.
 - [9] Normah, B. Rifai, S. Vambudi, and R. Maulana, "Analisa Sentimen Perkembangan Vtuber Dengan Metode Support Vector Machine Berbasis SMOTE," *J. Tek. Komput. AMIK BSI*, vol. 8, no. 2, pp. 174–180, 2022, doi: 10.31294/jtk.v4i2.
 - [10] C. A. Sari, A. Sukmawati, R. P. Aprilli, P. S. Kayaningtias, and N. Yudistira, "Perbandingan Metode Naïve Bayes, Support Vector Machine Dan Decision Tree Dalam Klasifikasi Konsumsi Obat," *J. Litbang Edusaintech*, vol. 3, no. 1, pp. 33–41, 2022, [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.51402/jle.v3i1.47>
 - [11] C. Z. V. Junus, T. Tarno, and P. Kartikasari, "Klasifikasi Menggunakan Metode Support Vector Machine Dan Random Forest Untuk Deteksi Awal Risiko Diabetes Melitus," *J. Gaussian*, vol. 11, no. 3, pp. 386–396, 2023, doi: 10.14710/j.gauss.11.3.386-396.
 - [12] F. Alamsyah, M. Dzirkullah Suratin, and M. Hamid, "Analisis Perbandingan Metode Support Vector Machine (SVM) dan Decision Tree Pada Klasifikasi Penyakit Acute Lymphoblastic Leukimia (ALL)," *J. PRODUKTIF*, vol. 6, no. 2, pp. 581–587, 2022.
 - [13] E. I. Syaripudin and M. Tri Putri, "Kajian Kategori Penerima Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) dalam Perspektif Hukum Ekonomi Syari'ah," *J. Huk. Ekon. Syariah*, vol. 1, no. 1, pp. 106–114, 2022, doi: 10.37968/jhesy.v1i1.150.
 - [14] R. S. Wijaya, A. Qur'ania, and I. Anggraeni, "Klasifikasi Penyakit Cacar Monyet Menggunakan Support Vector Machine (SVM)," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 4, pp. 1253–1260, 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i4.1417.
 - [15] T. Gori, A. Sunyoto, and H. Al Fatta, "Preprocessing Data dan Klasifikasi untuk Prediksi Kinerja Akademik Siswa," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 11, no. 1, pp. 215–224, 2024, doi: 10.25126/jtiik.20241118074.
 - [16] S. S. Maulina Putri, M. Arhami, and H. Hendrawaty, "Penerapan Metode SVM pada Klasifikasi Kualitas Air," *J. Artif. Intell. Softw. Eng.*, vol. 3, no. 2, p. 93, 2023, doi: 10.30811/jaise.v3i2.4630.
 - [17] F. M. Hana, "Klasifikasi Penderita Penyakit Diabetes Menggunakan Algoritma Decision Tree C4.5," *J. SISKOM-KB (Sistem Komput. dan Kecerdasan Buatan)*, vol. 4, no. 1, pp. 32–39, 2020, doi: 10.47970/siskom-kb.v4i1.173.
 - [18] N. G. Ramadhan and A. Khoirunnisa, "Klasifikasi Data Malaria Menggunakan Metode Support Vector Machine," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 4, p. 1580, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i4.3347.
 - [19] Y. Yudistira, "Klasifikasi Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM) Multiclass pada Data Indeks Desa Membangun (IDM) di Provinsi Maluku," no. November, 2024, doi: 10.35580/jmathcos.v7i2.3624.
 - [20] F. Rahmi, F. Yanuar, and Y. Asdi, "Penggunaan Metode Support Vector Machine (SVM) dalam Mengidentifikasi Tingkat Keparahan Pada Kecelakaan Lalu Lintas," vol. 24, no. 1, pp. 1–10, 2024.
 - [21] E. Suryati, Styawati, and A. A. Aldino, "Analisis Sentimen Transportasi Online Menggunakan Ekstraksi Fitur Model Word2vec Text Embedding Dan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *J. Teknol. Dan Sist. Inf.*, vol. 4, no. 1, pp. 96–106, 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.33365/jtsi.v4i1.2445>
 - [22] Yudi Widhiyasana, Transmissia Semiawan, Ilham Gibran Achmad Mudzakir, and Muhammad Randi Noor, "Penerapan Convolutional Long Short-Term Memory untuk Klasifikasi Teks Berita Bahasa Indonesia," *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 10, no. 4, pp. 354–361, 2021, doi: 10.22146/jnteti.v10i4.2438.

- [23] A. Desiani, M. Akbar, I. Irmeilyana, and A. Amran, "Implementasi Algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) Pada Klasifikasi Penyakit Kardiovaskular," *J. Tek. Elektro dan Komputasi*, vol. 4, no. 2, pp. 207–214, 2022, [Online]. Available: <http://jurnal.unmuhjember.ac.id/index.php/ELKOM/article/view/7691>
- [24] F. P. Rizki *et al.*, "PENERAPAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) UNTUK KLASIFIKASI IKAN HIAS CHANNA," vol. 8, no. 5, pp. 10980–10986, 2024.
- [25] A. Wijaya, C. Rozikin, and B. N. Sari, "Penerapan Text Mining Untuk Klasifikasi Judul Berita Hoax Vaksinasi COVID-19 Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *J. Ilm. Wahana Pendidik.*, vol. 8, no. 16, pp. 11–20, 2022, [Online]. Available: <https://jurnal.peneliti.net/index.php/JIWP/article/view/2235>
- [26] B. Falakhi, I. Cholissodin, and R. S. Perdana, "Klasifikasi Sinopsis Novel berdasarkan Jenis Genre menggunakan Multi-class Support Vector Machine dan Chi-square," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 1, pp. 192–202, 2023, [Online]. Available: doi: <http://j-ptiik.ub.ac.id>