

CESS

(Journal of Computer Engineering, System and Science)

Available online: <https://jurnal.unimed.ac.id/2012/index.php/cess>

ISSN: 2502-714x (Print) | ISSN: 2502-7131 (Online)



Analisis Model Klasifikasi Penerima Bantuan Langsung Tunai Menggunakan Algoritma Naive Bayes

Analysis of Direct Cash Assistance Recipient Classification Model Using Naive Bayes Algorithm

Muh. Ikhsan Amar^{1*}, Muh. Faizal Rajib²

¹Teknik Robotika dan Kecerdasan Buatan, Institut Teknologi Bacharuddin Jusuf Habibie, Parepare
Jl. Balaikota No.1, Bumi Harapan, Kota Parepare, Sulawesi Selatan 91122, Indonesia

²Ilmu Komputer, Universitas Megarezky, Makassar
Jl. Antang Raya No. 45, Antang, Manggala, Makassar, Sulawesi Selatan, Indonesia.

Email: ¹ikhsan.amar93@ith.ac.id, ²muhfaizalrajib@gmail.com

*Corresponding Author

ABSTRAK

Bantuan Langsung Tunai (BLT) menjadi salah satu kebijakan Pemerintah dalam memenuhi hak jaminan sosial masyarakat. Penyaluran BLT didasarkan untuk membantu masyarakat miskin agar dapat tetap memenuhi kebutuhannya sehingga menjadi stimulus dalam mempercepat pemulihan ekonomi nasional. Namun dalam implementasinya, proses penyaluran penerima BLT kerap menimbulkan subjektivitas dan keakuratan data yang rendah, sehingga tidak menyentuh secara optimal kepada penerima manfaat, yang berpotensi mempengaruhi stabilitas sosial. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis dan perancangan model untuk sistem klasifikasi penerima Bantuan Lansung Tunai (BLT). Penelitian ini menggunakan konsep Machine Learning dengan menerapkan algoritma Naïve Bayes, yang diklasifikasi kedalam tiga parameter kriteria yaitu sangat layak, layak, dan tidak layak. Penerapan model dilakukan dengan menggunakan dataset masyarakat Kecamatan Citta Kabupaten Soppeng. Jumlah data yang digunakan sebanyak 8.046 *record* sesuai dengan jumlah penduduk Kecamatan Citta yang diperoleh dari BPS Kabupaten Soppeng dan pendataan langsung di lapangan. Dari hasil pengujian model, diperoleh hasil nilai *Accuracy* sebesar 88.89%, nilai *Precision* sebesar 89% Recall sebesar 89% dan nilai *F1-Score* sebesar 89%.

Kata Kunci: *Machine Learning; Model Klasifikasi; BLT; Naive Bayes.*

ABSTRACT

Direct Cash Assistance (BLT) is one of the Government's policies in fulfilling the community's social security rights. The distribution of BLT is based on helping the poor to continue to meet their needs, thus becoming a stimulus in accelerating national economic recovery. However, in its implementation, the distribution process for BLT recipients often results in subjectivity



This open access article is distributed under a Creative Commons Attribution (CC-BY) 4.0 license

and low data accuracy, so it does not optimally reach beneficiaries, which has the potential to affect social stability. This study aims to analyze and design a model for a classification system for Direct Cash Assistance (BLT) recipients. This study uses the concept of Machine Learning by applying the Naïve Bayes algorithm, which is classified into three criteria parameters: very worthy, worthy, and not worthy. The model application was carried out using a dataset of the Citta District community in Soppeng Regency. The number of data used was 8,046 records according to the population of Citta District obtained from the Soppeng Regency BPS and direct data collection in the field. From the results of the model testing, the results obtained were an Accuracy value of 88.89%, a Precision value of 89%, a Recall value of 89% and an F1-Score value of 89%.

Keywords: *Machine Learning; Classification Model; BLT; Naive Bayes.*

1. PENDAHULUAN

Bantuan Langsung Tunai (BLT) merupakan program pemerintah yang memberikan bantuan finansial langsung kepada individu atau keluarga yang kurang mampu [1]. Tujuannya adalah untuk membantu meringankan beban ekonomi dan meningkatkan kesejahteraan penerima dengan menyalurkan dana secara tunai, yang dapat langsung digunakan sesuai kebutuhan sehingga mempercepat pemulihan ekonomi nasional [2]. Pada tahun 2022, melalui Peraturan Presiden Nomor 104 tahun 2021, mengalokasikan dana desa sebesar 40% untuk menyelenggarakan program perlindungan sosial berupa BLT [3]. Kemudian pada tahun 2024 melalui Peraturan Menteri Keuangan Nomor 146 tahun 2023, dialokasikan maksimal 25% dari dana desa untuk program perlindungan sosial dalam bentuk BLT [4].

Dalam penyaluran BLT di tingkat desa, terdapat prosedur yang dijalankan oleh Pemerintah Desa sebelum BLT tersebut sampai ke tangan masyarakat yaitu: pendataan dan verifikasi, rapat pembahasan daftar calon penerima BLT, penetapan daftar penerima BLT, dan penyaluran BLT [5]. Namun dalam implementasinya, proses pendataan masyarakat calon penerima BLT seperti yang dijelaskan dalam penelitian [6] menerangkan bahwa, proses pendataan dan penetapan penerima BLT memerlukan waktu yang cukup lama serta berpotensi menghasilkan keputusan yang subjektif. Akibatnya, penyaluran BLT menjadi terhambat untuk sampai ke penerima manfaat. Masalah lain yang juga kerap dihadapi adalah data yang tidak akurat sehingga penyaluran BLT tidak tepat sasaran dan dapat mempengaruhi stabilitas sosial.

Sehubungan dengan fakta permasalahan tersebut diatas, maka dibutuhkan sebuah model komputasi yang secara matematis dapat melakukan klasifikasi terhadap data masyarakat penerima BLT. Beberapa penelitian sebelumnya terkait BLT telah dilakukan, penelitian oleh [7] menggunakan algoritma *PROMETHEE* dan memperoleh hasil penelitian berupa nilai perangkungan prioritas, namun penelitian ini hanya sampai pada nilai perangkungan dan belum mencakup klasifikasi yang lebih detail. Penelitian oleh [8] dengan menggunakan algoritma *K-Means*, hasil penelitian berupa rancangan model dan pengujian performa algoritma yang menunjukkan bahwa algoritma *K-Means* memperoleh nilai *Devies-Bouldin* cukup baik yaitu - 0.794, namun penelitian ini belum sampai pada tahap implementasi sehingga manfaat dari model belum dirasakan secara langsung. Penelitian oleh [9] menerapkan algoritma *Analytical Network Process* dan hasil penelitian berupa sistem

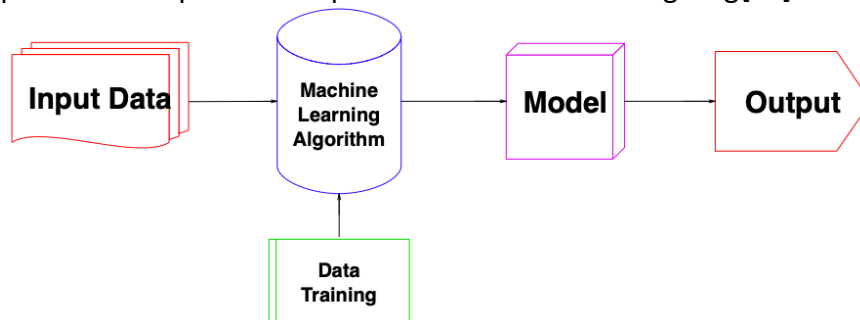
pendukung keputusan penerima BLT, namun sistem hanya sampai pada tahap perhitungan nilai prioritas kelayakan penerima BLT.

Berdasarkan hasil penelitian terdahulu, maka fokus pada penelitian ini adalah melakukan analisis dan perancangan model klasifikasi penerima BLT dengan algoritma *Naïve Bayes* dengan menggunakan tiga parameter kriteria yaitu sangat layak, layak dan tidak layak. Sehingga hasil penelitian ini dapat berkontribusi pada pembuatan instrument yang akan sangat membantu dalam proses penentuan penerima manfaat BLT. Model yang dihasilkan tidak hanya akan berfungsi sebagai algoritma klasifikasi, tetapi juga akan tersedia sebagai library yang dapat diintegrasikan langsung dalam pembangunan sistem penentuan penerima BLT di masa mendatang. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat meningkatkan efisiensi, akurasi, dan objektivitas dalam penyaluran BLT, memastikan bantuan tersalurkan tepat sasaran kepada mereka yang benar-benar membutuhkan.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Machine Learning

Machine Learning merupakan salah satu domain dari Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence*) yang berfokus pada pengembangan sistem komputer untuk dapat belajar dan mengenali pola-pola dari suatu data tanpa di program secara eksplisit[10]. *Machine learning* menggunakan algoritma dan model untuk menganalisis data, mengidentifikasi pola, dan membuat keputusan atau prediksi tanpa intervensi manusia langsung[11].



Gambar 1. Cara Kerja *Machine Learning*

Konsep utama dari *machine learning* adalah agar sistem komputer dapat belajar secara mandiri dari data yang ada atau pengalaman sebelumnya, dan kemudian menerapkan pengetahuan yang diperoleh tersebut untuk membuat keputusan atau tugas tertentu[12]. *Machine learning* ditujukan untuk membangun sistem yang dapat melakukan pekerjaan-pekerjaan spesifik secara otomatis, misalnya mesin untuk klasifikasi, prediksi, atau rekomendasi [13].

2.2. Algoritma *Naïve Bayes*

Algoritma *Naive Bayes* adalah metode *machine learning* yang didasarkan pada teorema probabilitas Bayes [14]. *Naive Bayes* menggunakan prinsip *probability* untuk membuat klasifikasi model dengan memanfaatkan data tentang kejadian di masa lalu[15]. Selain itu, algoritma ini juga digunakan untuk membuat prediksi berdasarkan informasi yang telah diamati sebelumnya [16]. *Naive Bayes* sering digunakan dalam klasifikasi teks, deteksi spam email, analisis sentimen, dan berbagai aplikasi lainnya [10]. Dalam ilmu statistik, Teori Bayes dipakai untuk menjelaskan *conditional probability* dengan model persamaan berikut:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} \quad (1)$$

Notasi $P(A)$ menunjukkan kemungkinan A terjadi. Notasi $P(A | B)$ menunjukkan kemungkinan A terjadi bila B terjadi, sedangkan notasi $P(A \cap B)$ menunjukkan kemungkinan $P(A)$ dan $P(B)$ terjadi secara bersamaan.

2.3. Tahapan Penelitian

- a. Pengumpulan Data
Data yang dikumpulkan terbagi atas data training dan data uji yang secara keseluruhan berjumlah 8.046 record, yang pada penelitian ini diambil dari data masyarakat di Kecamatan Citta, Kabupaten Soppeng, Provinsi Sulawesi Selatan.
- b. Pre-Processing
Tahap ini dilakukan *cleaning* data untuk memastikan agar data yang digunakan sesuai format.
- c. Penerapan Algoritma Naïve Bayes
Model klasifikasi menggunakan algoritma *Naive Bayes* diterapkan pada data yang telah dipersiapkan sebelumnya. Model ini akan "belajar" dari data training untuk mengenali pola dan hubungan antara variable.
- d. Implementasi Model
Model diimplementasikan pada data masyarakat Kecamatan Citta Kabupaten Soppeng yang berjumlah 8.046 record untuk mengidentifikasi penerima BLT.
- e. Analisis dan Pengujian Model
Setelah di implementasikan pada data *real*, model dianalisis dan diuji untuk memahami bagaimana model mengklasifikasikan penerima BLT dengan mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi klasifikasi.
- f. Penarikan Kesimpulan
Dari hasil pengujian model, maka dapat diberikan rekomendasi terhadap penggunaan model dalam pengambilan keputusan BLT.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Implementasi Model Machine Learning

a. Pra Pemrosesan Data

Data mentah diubah menjadi struktur Data Frame untuk dikelola dengan menggunakan library *pandas*.

```
data = pd.read_excel('MODEL3.xlsx')
print(data.head())

data = data.drop('NO', axis=1)
data = data.drop('nama', axis=1)
data = data.drop('nik', axis=1)
data = data.drop('alamat', axis=1)
data = data.drop('jenis_kelamin', axis=1)
data = data.drop('usia', axis=1)
```

Field yang dianggap tidak diperlukan untuk pemodelan dihapus dari data frame menggunakan metode `data.drop()`.

b. Pengkodean Data Kategorikal

Data kategorikal diubah menjadi bentuk numerik menggunakan teknik "one-hot encoding" dengan fungsi `pd.get_dummies()`.

```
data_encoded = pd.get_dummies(data, columns=[  
    "sudah_menerima_bantuan", "kategori_usia",  
    "status_pernikahan", "status_keluarga", "pekerjaan",  
    "kehilangan_mata_pencarian", "sakit_kronis",  
    "rt_tunggal_lansia", "keluarga_miskin",  
    "jumlah_anggota_keluarga"])
```

Kolom-kolom dengan nilai kategori diubah menjadi kolom-kolom baru yang mewakili nilai-nilai kategori tersebut dalam bentuk biner (0 atau 1).

c. Memisahkan fitur-fitur

Memisahkan fitur-fitur dan target, agar mempermudah dalam proses melakukan *transformasi data* terhadap fitur – fitur yang digunakan.

```
label_column = 'keterangan' #Sesuai dengan nama kolom target  
feature_columns = [col for col in data.columns if col != label_column]
```

Fitur-fitur diwakili oleh *feature_columns*, sedangkan label-label target diwakili oleh *label_colums*. Selanjutnya *transformasi data LabelEncoder*.

```
# Menerapkan LabelEncoder ke semua kolom fitur  
label_encoder = LabelEncoder()  
for col in feature_columns:  
    data[col] = label_encoder.fit_transform(data[col])
```

Tujuan dari *LabelEncoder* adalah untuk mengubah data kategorikal menjadi representasi bilangan bulat sehingga memudahkan pemrosesan oleh *model machine learning*. Selanjutnya adalah memisahkan fitur - fitur dari target.

```
X = data[feature_columns]  
y = data[label_column]
```

Tujuannya agar kita memiliki dua set data yang siap digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian model. Fitur-fitur diwakili oleh **X**, sedangkan label target diwakili oleh **y**.

d. Pembagian Dataset

Dataset dibagi menjadi training set dan test set menggunakan fungsi *train_test_spliy()* dari *Scikit-Learn* untuk melatih model pada data training dan diuji pada data test.

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y,  
test_size=0.2, random_state=42)
```

X_train, X_test, y_train, y_test: empat variabel ini akan digunakan untuk menyimpan data yang telah dibagi. *train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)*: adalah pemanggilan fungsi *train_test_split* yang digunakan untuk membagi *dataset* menjadi data pelatihan dan pengujian. *test_size=0.2* mengatur bahwa 20% dari data akan digunakan sebagai data pengujian, sementara 80% akan digunakan sebagai data pelatihan.

e. Inisialisasi dan Pelatihan Model

Model Naive Bayes tipe Multinomial diinisialisasi dengan *MultinomialNB()* dan dilatih pada data training.

```
# Inisialisasi model Naive Bayes  
model = MultinomialNB()  
# Melatih model  
model.fit(X_train, y_train)
```

Sebagai hasil dari tahap ini, model telah di training dari data training dan siap digunakan untuk melakukan klasifikasi dan prediksi.

f. Prediksi dan Evaluasi

Model yang telah dilatih digunakan untuk melakukan prediksi pada data test, dan hasil prediksi disimpan dalam variabel *predictions*. Akurasi model dihitung menggunakan fungsi *accuracy_score()*.

```
# Membuat prediksi  
y_pred = model.predict(X_test)  
  
# Mengukur akurasi  
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)  
print(f'Akurasi model: {accuracy * 100:.2f}%')
```

g. Penyimpanan Model

Model yang telah dilatih disimpan dalam file biner menggunakan modul *pickle*.

```
pickle.dump(model, open("model.pkl", "wb"))
```

3.2. Pengujian Model *Machine Learning*

Pengujian dilakukan dengan cara memberikan input ke dalam model dan mengevaluasi hasil dari model tersebut.

```
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)  
print(f'Akurasi model: {accuracy * 100:.2f}%')
```

Akurasi model: 88.89%

Perhitungan akurasi model diuji dengan menggunakan data uji (y_{test}) dan prediksi yang dihasilkan oleh model ($predictions$). Dari pengujian diperoleh akurasi model sebesar 88.89%. Model yang telah di training akan dihitung nilai presisi, *recall* dan *F1-Score*.

```
# Menghitung nilai presisi
precision = precision_score(y_test, y_pred, average='weighted')
print(f'Presisi model: {precision * 100:.2f}%')
Precision: 88.89%

# Menghitung nilai recall
recall = recall_score(y_test, y_pred, average='weighted')
print(f'Recall model: {recall * 100:.2f}%')
Recall: 88.89%

# Menghitung nilai F1-score
f1 = f1_score(y_test, y_pred, average='weighted')
print(f'F1-score model: {f1 * 100:.2f}%')
F1-Score: 88.89%
```

Proses diatas menghitung nilai metrik dari evaluasi kinerja model yang mengukur sejauh mana model klasifikasi berhasil melakukan klasifikasi yang benar pada berbagai kelas target. Diperoleh nilai *precision* 89%, *recall* 89%, dan *F1-Score* 89%.

3.3. Pembahasan Model *Machine Learning*

Hasil pemodelan ini diperoleh sebuah tabel distribusi yang menyatakan nilai probabilitas setiap label fitur. Pada tabel 1 menunjukkan nilai probabilitas setiap fitur dari penerapan algoritma *Naïve Bayes*.

Tabel 1. Nilai Probabilitas

Fitur	Parameter	Label Target		
		Layak	Sangat Layak	Tidak Layak
Penerima Bantuan	Belum Pernah	0,08	0,07	0,09
	Pernah Menerima Bantuan	0,08	0,07	0,09
Kategori Usia	Dewasa Awal	0,09	0,16	0,08
	Dewasa Akhir	0,09	0,16	0,08
	Lansia	0,09	0,16	0,08
	Manula	0,09	0,16	0,08
Status Pernikahan	Belum Kawin	0,2	0,15	0,23
	Kawin	0,2	0,15	0,23
	Cerai Hidup	0,2	0,15	0,23
	Cerai Mati	0,2	0,15	0,23
Status Keluarga	Kepala Rumah Tangga	0,13	0,12	0,12
	Istri	0,13	0,12	0,12
	Anak	0,13	0,12	0,12

Fitur	Parameter	Label Target		
		Layak	Sangat Layak	Tidak Layak
Pekerjaan	Tidak Bekerja	0,29	0,28	0,34
	Pelajar	0,29	0,28	0,34
	Mengurus Rumah Tangga	0,29	0,28	0,34
	Buruh Tani	0,29	0,28	0,34
	Petani	0,29	0,28	0,34
	Wiraswasta	0,29	0,28	0,34
	PNS	0,29	0,28	0,34
Kehilangan Mata Pencarian	Ya	0,04	0,01	0,01
	Tidak	0,04	0,01	0,01
Sakit Kronis	Ya	0,05	0,06	0,0
	Tidak	0,05	0,06	0,0
Rumah Tangga Tunggal Lansia	Ya	0,01	0,03	0,0
	Tidak	0,01	0,03	0,0
Keluarga Miskin	Ya	0,02	0,06	0,0
	Tidak	0,02	0,06	0,0
Jumlah Anggota Keluarga	1 - 2 Orang	0,1	0,05	0,12
	3 – 4 Orang	0,1	0,05	0,12
	5 Orang Lebih	0,1	0,05	0,12

Berdasarkan tabel 1, perolehan nilai probabilitas tertinggi pada masyarakat layak yaitu 0,29 terdapat pada parameter pekerjaan dan nilai probabilitas terendah pada masyarakat layak yaitu 0,01 terdapat pada parameter rumah tangga tunggal lansia. Sedangkan perolehan nilai probabilitas tertinggi pada masyarakat sangat layak yaitu 0,28 terdapat pada parameter pekerjaan dan nilai probabilitas terendah pada masyarakat layak yaitu 0,01 terdapat pada parameter kehilangan mata pencarian. Sedangkan perolehan nilai probabilitas tertinggi pada masyarakat tidak layak yaitu 0,34 terdapat pada parameter pekerjaan dan nilai probabilitas terendah pada masyarakat tidak layak yaitu 0,0 terdapat pada parameter sakit kronis, rumah tangga tunggal lansia dan keluarga miskin.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini telah menghasilkan model machine learning dengan algoritma Naïve Bayes untuk klasifikasi penerima Bantuan Langsung Tunai (BLT). Model ini dilatih dan diuji menggunakan dataset riil sebanyak 8.046 record berdasarkan jumlah penduduk Kecamatan Citta, Kabupaten Soppeng. Hasil pengujian menunjukkan performa model yang sangat baik, dengan nilai Akurasi sebesar 88.89%, Presisi 89%, Rekal 89%, dan F1-Score 89%. Berdasarkan metrik evaluasi, dapat disimpulkan bahwa model yang dihasilkan sangat layak dan siap untuk diimplementasikan ke dalam sistem klasifikasi penerima BLT.

Hasil penelitian ini dapat dikembangkan dengan menerapkan model kedalam sistem informasi atau sistem pendukung keputusan penentuan penerima BLT. Penelitian juga dapat dikembangkan pada penambahan parameter kriteria yang lebih komprehensif, seperti kondisi rumah dan kepemilikan aset dapat memperdalam analisis dan meningkatkan akurasi model dalam mengklasifikasikan kelayakan penerima BLT. Adapun Keterbatasan dari model yang

dihasilkan terletak pada asumsi independensi fitur dalam algoritma Naïve Bayes, dimana asumsi bahwa semua parameter kriteria saling independen terkadang tidak sepenuhnya relevan dengan realitas, di mana kriteria kelayakan seperti status ekonomi dan kepemilikan aset bisa saja memiliki keterkaitan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Sampulawa, J. Tuharea, and T. Gaite, "Implementasi Bantuan Langsung Tunai Desa Terhadap Masyarakat Ekonomi Lemah di Dusun Lirang Desa Luhu," *JETISH: Journal of Education Technology Information Social Sciences and Health*, vol. 1, no. 1, Art. no. 1, Jan. 2023, doi: 10.57235/jetish.v1i1.59.
- [2] R. Ririn and L. Suryani, "Efektivitas Bantuan Langsung Tunai Dana Desa (BLT-DD) Di Desa Bamban Kecamatan Benua Lima Kabupaten Barito Timur," *JAPB*, vol. 4, no. 2, Art. no. 2, Dec. 2021.
- [3] PERPRES 104 2021, "PERPRES No. 104 Tahun 2021." Accessed: Mar. 26, 2024. [Online]. Available: <http://peraturan.bpk.go.id/Details/188354/perpres-no-104-tahun-2021>
- [4] PMK 146 2023, "Peraturan Menteri Keuangan PMK 146 TAHUN 2023 | JDIH Kementerian Keuangan." Kementerian Keuangan RI, Dec. 28, 2023. Accessed: Mar. 18, 2024. [Online]. Available: <https://jdih.kemenkeu.go.id/in/dokumen/>
- [5] BAPPENAS, "Panduan Pendataan Bantuan Langsung Tunai Dana Desa." BAPPENAS, 2020. [Online]. Available: <https://sikompak.bappenas.go.id/>
- [6] A. Wulandari and L. Suryani, "Pendataan & Penetapan Calon Penerima Bantuan Langsung Tunai Dana Desa (BLT-DD) di Desa Argo Mulyo Kecamatan Bintang Ara Kabupaten Tabalong," *JAPB*, vol. 5, no. 1, Art. no. 1, May 2022.
- [7] I. N. T. A. Putra, K. S. Kartini, I. G. I. Sudipa, F. Muharam, and I. M. Muryasa, "Sistem Pendukung Keputusan Penerima Bantuan Langsung Tunai Menggunakan Metode Promethee," *Kesatria: Jurnal Penerapan Sistem Informasi (Komputer dan Manajemen)*, vol. 4, no. 2, Art. no. 2, Apr. 2023, doi: 10.30645/kesatria.v4i2.179.
- [8] N. Nurahman and J. Susanto, "Klasterisasi Data Penerima Bantuan Langsung Tunai Menggunakan Algoritma K-Means," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 10, no. 2, Art. no. 2, Apr. 2023, doi: 10.30865/jurikom.v10i2.5807.
- [9] K. O. Putra and M. Jannah, "Rancang Bangun Sistem Informasi Penerima Bantuan Langsung Tunai (BLT) di Kecamatan Mandau Berbasis Web," *JSR : Jaringan Sistem Informasi Robotik*, vol. 7, no. 1, p. 105, Apr. 2023, doi: 10.58486/jsr.v7i1.229.
- [10] D. Kurniawan, *Pengenalan machine learning dengan python*, Cetakan kedua, April 2021. Jakarta: PT Elex Media Komputindo, 2021. Accessed: Mar. 27, 2024. [Online]. Available: <https://opac.perpusnas.go.id/DetailOpac.aspx?id=1414752#>
- [11] B. Mahesh, "Machine Learning Algorithms - A Review," *IJSR*, vol. 9, no. 1, pp. 381–386, Jan. 2020, doi: 10.21275/ART20203995.
- [12] M. Kumar, S. Ali Khan, A. Bhatia, V. Sharma, and P. Jain, "Machine Learning Algorithms: A Conceptual Review," in *2023 1st International Conference on Intelligent Computing and Research Trends (ICRT)*, Roorkee, India: IEEE, Feb. 2023, pp. 1–7. doi: 10.1109/ICRT57042.2023.10146678.
- [13] I. Id, *Machine Learning: Teori, Studi Kasus dan Implementasi Menggunakan Python*. 2021. doi: 10.5281/zenodo.5113507.

- [14] R. Rachman and R. N. Handayani, "Klasifikasi Algoritma Naive Bayes Dalam Memprediksi Tingkat Kelancaran Pembayaran Sewa Teras UMKM," *Jurnal Informatika*, vol. 8, no. 2, Art. no. 2, Aug. 2021, doi: 10.31294/ji.v8i2.10494.
- [15] N. Riyanah and F. Fatmawati, "Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Klasifikasi Penerima Bantuan Surat Keterangan Tidak Mampu," *JTIM: Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, vol. 2, no. 4, Art. no. 4, Feb. 2021, doi: 10.35746/jtim.v2i4.117.
- [16] A. Surahman and U. Hayati, "Implementasi Algoritma Naïve Bayes Untuk Prediksi Penerima Bantuan Sosial," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 1, Art. no. 1, Mar. 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6302.