Classification of the Village Development Index in East Java Province 2024 Using Backpropagation Neural Network and Naïve Bayes
Klasifikasi Indeks Desa Membangun Provinsi Jawa Timur 2024 Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation dan Naïve Bayes

Naila Farah Diba, Novia Ariyanti, Ade Eviyanti, Mochamad Alfan Rosid, Yulian Findawati

Program Studi Informatika, Universitas Muhammadiyah Sidoarjo, Indonesia
*Email Penulis Korespondensi: noviaariyanti@umsida.ac.id

Abstract. *The Village Development Index (Indeks Desa Membangun/IDM) is an important instrument for measuring village development. This study compares two classification methods, Backpropagation and Naïve Bayes, in determining village status using the 2024 IDM dataset of East Java. The evaluation was carried out using accuracy, precision, recall, F1-score, and confusion matrix metrics. The results indicate that Naïve Bayes is more stable, achieving an accuracy of 0.80 on the training set and slightly increasing to 0.81 on the test set, which demonstrates good generalization ability. In contrast, Backpropagation achieved 0.7802 accuracy on the training set but dropped to 0.7540 on the test set, showing less consistent performance, particularly across several categories. In conclusion, simpler methods such as Naïve Bayes can outperform more complex models in regional datasets that are relatively small with linear features, while Backpropagation is more suitable for national-scale data with larger size and more complex non-linear patterns.*

Keywords – *Village Development Index (IDM), Classification, Naïve Bayes, Backpropagation, Machine Learning*

Abstrak. *Indeks Desa Membangun (IDM) merupakan instrumen penting untuk mengukur perkembangan desa. Penelitian ini membandingkan dua metode klasifikasi, yaitu Backpropagation dan Naïve Bayes, dalam menentukan status desa pada data IDM Jawa Timur 2024. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, F1-score, serta confusion matrix. Hasil menunjukkan bahwa Naïve Bayes lebih stabil dengan akurasi 0,80 pada training set dan meningkat menjadi 0,81 pada test set, menandakan kemampuan generalisasi yang baik. Sebaliknya, Backpropagation mencatat akurasi 0,7802 pada training set namun menurun menjadi 0,7540 pada test set, dengan performa yang kurang konsisten terutama pada beberapa kategori. Kesimpulannya, metode sederhana seperti Naïve Bayes dapat lebih unggul pada dataset regional yang berukuran relatif kecil dengan fitur linear, sementara Backpropagation lebih sesuai untuk skala nasional dengan data besar dan pola non-linear yang kompleks.*

Kata Kunci – *Indeks Desa Membangun (IDM), Klasifikasi, Naïve Bayes, Backpropagation, Pembelajaran Mesin*

I. PENDAHULUAN

Menurut Undang-Undang Nomor 6 Tahun 2014 tentang Desa, desa adalah batas wilayah terkecil yang berwenang untuk mengatur dan mengurus urusan pemerintahan demi kepentingan masyarakat setempat. Peraturan tersebut memberikan sudut pandang baru tentang pembangunan desa, sehingga desa memiliki hak penuh untuk mengelola pembangunan di daerahnya masing-masing untuk mengurangi tingkat kesenjangan yang terjadi pada wilayah pedesaan [1]. Pembangunan di wilayah pedesaan merupakan upaya strategis pemerintah untuk mencapai pembangunan nasional secara merata.

Permendagri No.114 Tahun 2014 menjadi asas dasar upaya pembangunan desa, dengan tujuan pembangunan dan mensejahterahkan masyarakat desa. Untuk memetakan setiap kondisi desa guna merancang kebijakan pembangunan yang tepat untuk mendorong kemajuan desa, Kementerian Desa menyusun Indeks Desa Membangun (IDM). IDM sendiri dikembangkan untuk menentukan lokasi prioritas dalam upaya pengentasan desa tertinggal dan percepatan pembangunan desa mandiri [2].

Berbeda dari format indikator sebelumnya, yang terdiri dari tiga indikator utama, Indeks Ketahanan Sosial (IKS), Indeks Ketahanan Ekonomi (IKE), dan Indeks Ketahanan Lingkungan (IKL) [3]. Dilansir dari situs resmi milik Kementerian Pendayagunaan Aparatur Negara dan Reformasi Birokrasi Republik Indonesia (KemenPAN-RB), pemerintah meluncurkan indikator tungal dalam data IDM yang terdiri dari enam dimensi utama, yakni layanan dasar, sosial, ekonomi, lingkungan, aksesibilitas, dan tata kelola pemerintahan desa.

Berdasarkan Keputusan Menteri Desa PDTT No. 400 Tahun 2024, Provinsi Jawa Timur (Jatim) kembali berhasil menorehkan provinsi tertinggi dengan desa terindeks mandiri di Indonesia. Dilansir dari laman resmi Kominfo Jatim tercatat jumlah desa mandiri di provinsi tersebut sebanyak 4.019 desa. Jumlah desa yang naik menjadi desa mandiri kian naik melesat setiap tahunnya. Pada tahun 2024 jumlah desa mandiri di Jatim meningkat sebanyak 43.54%.

Lonjakan yang konsisten ini membuat Provinsi Jatim konsisten berada di peringkat pertama nasional provinsi dengan indeks desa mandiri tertinggi selama lima tahun berturut-turut sejak tahun 2019-2024.

Meski sebagian besar desa di provinsi ini telah masuk dalam kategori maju dan mandiri, namun demikian, masih terdapat sejumlah desa yang memerlukan perhatian lebih dalam indikator IDM. Hal ini menunjukkan bahwa masih terdapat kesenjangan pada suatu wilayah yang berkembang pesat. Kesenjangan internal antar desa tetap perlu diperhatikan melalui pemetaan yang lebih detail [4].

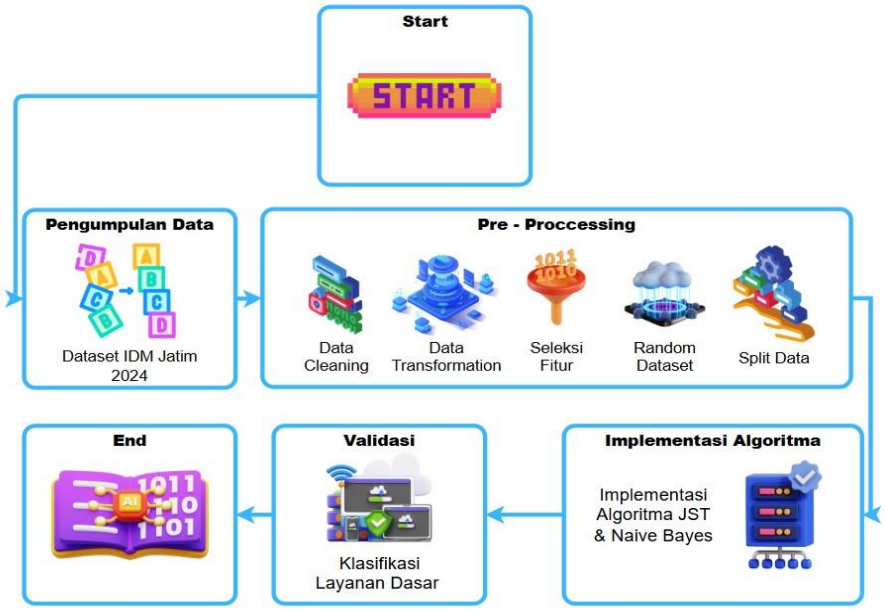
Kemajuan teknologi telah mendorong perkembangan *machine learning* yang kini banyak diterapkan di berbagai sektor, salah satunya sektor publik. Dengan bantuan algoritma pada machine learning, klasifikasi pada data IDM dengan machine learning membantu mengidentifikasi pola dan mengevaluasi capaian pembangunan desa pada pengelompokan kategori status desa menurut IDM, yakni mandiri, maju, membangun, berkembang, terbelakang, dan sangat terbelakang.

Pada penelitian ini, penulis menggunakan dua metode klasifikasi, yaitu Jaringan Saraf Tiruan (JST) Backpropagation dan Naïve Bayes. Algoritma backpropagation diterapkan sebagai metode pelatihan pada model JST. Backpropagation sebagai salah satu algoritma dasar dalam JST yang mampu mempelajari pola data non-linear secara efektif serta cukup fleksibel untuk diaplikasikan dalam berbagai *data mining tasks*, baik klasifikasi maupun prediksi [5]. Penelitian ini menggunakan Multilayer Perceptron (MLP) dengan algoritma Backpropagation sebagai classifier. Karena tujuan penelitian adalah klasifikasi, maka diperlukan lebih dari satu neuron pada lapisan output, sesuai dengan jumlah kategori [6]. Sementara itu, Naïve Bayes Classifier merupakan metode machine learning yang telah lama digunakan dan terbukti baik dalam menyelesaikan berbagai permasalahan klasifikasi. Algoritma ini bekerja dengan asumsi independensi antar variabel prediktor, sehingga disebut "*naïve*" [7]. Penelitian ini menggunakan metode Gaussian Naïve Bayes karena model ini sesuai untuk klasifikasi pada dataset IDM Jatim yang memiliki atribut bersifat kontinu [8].

II. METODE

Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian merupakan serangkaian langkah sistematis yang dilakukan mulai dari perencanaan awal hingga evaluasi akhir guna mencapai tujuan penelitian. Pada penelitian ini, proses dimulai dari studi literatur, dilanjutkan dengan pengumpulan data, tahap pre-processing, pemrosesan data menggunakan algoritma Backpropagation dan Naïve Bayes, hingga tahap validasi model. Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan data IDM tahun 2024 di Provinsi Jawa Timur. Rangkaian tahapan penelitian ditunjukkan pada gambar berikut:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1. **Pengumpulan Data**

   Pengumpulan data dilakukan dengan mengakses IDM tahun 2024 melalui laman resmi dari Kemendesa "https://idm.kemendesa.go.id/". Provinsi Jawa Timur secara keseluruhan, termasuk setiap kecamatan dan

desanya, menjadi fokus area dalam pengumpulan data.Dataset yang diperoleh mencakup 66 atribut, dengan informasi yang berkaitan dengan dimensi utama IDM dan status perkembangan desa, disertai 7.721 baris data. Variabel target dalam penelitian ini adalah status desa, yang akan diklasifikasikan menggunakan algoritma Naïve Bayes. Data ini dianalisis menggunakan bahasa pemrograman Python melalui platform Jupyter Notebook untuk membangun model klasifikasi prediktif. Di bawah ini tabel atribut data IDM

Tabel 1. Atribut Data IDM

No. Atribut	Dimensi	Atribut
X1-X17	Layanan Dasar	Layanan Dasar, SUB-DIMENSI PENDIDIKAN, Akses terhadap PAUD/ TK/ Sederajat, Akses terhadap SD/ MI/ Sederajat, Akses terhadap SMP/ MTs/ Sederajat, akses terhadap SMA/ SMK/ MA/ MAK/ Sederajat, SUB-DIMENSI KESEHATAN, Layanan Sarana Kesehatan, Fasilitas Kesehatan Poskesdes/ Polindes, Aktivitas Posyandu, Layanan Dokter, Layanan Bidan, Layanan Tenaga Kesehatan Lainnya, Jaminan Kesehatan Nasional, SUB-DIMENSI UTILITAS DASAR, Air Minum, dan Persentase Rumah Tidak Layak Huni
X18-X28	Sosial	SOSIAL, SUB-DIMENSI AKTIVITAS, Kearifan Sosial/ Budaya, Frekuensi Gotong Royong, Kegiatan Olahraga, Mitigasi dan Penanganan Konflik Sosial, Satkamling, SUB-DIMENSI FASILITAS MASYARAKAT, Taman Bacaan Masyarakat/ Perpustakaan Desa, Fasilitas Olahraga, dan Keberadaan Ruang Publik Terbuka
X29-X41	Ekonomi	EKONOMI, Keragaman Aktivitas Ekonomi, Produk Unggulan Desa, Ekonomi Kreatif, SUB-DIMENSI FASILTAS PENDUKUNG EKONOMI, Akses Terhadap Pendidikan Non-formal/ Pusat Keterampilan/ Kursus, 'Pasar Rakyat, 'Toko/ Pertokoan, Kedai/ Rumah Makan, Penginapan, Layanan Pos dan/ Logistik, Lembaga Ekonomi, dan Layanan Keuangan
X42-X49	Lingkungan	LINGKUNGAN, SUB-DIMENSI PENGELOLAAN LINGKUNGAN, Kearifan Lingkungan, Sistem Pengelolaan Sampah, Tingkat Pencemaran Lingkungan, Sistem Pembuangan Air Limbah Domestik (Rumah Tangga), SUB-DIMENSI PENANGGULANGAN BENCANA, dan Penanggulangan Bencana
X50-X57	Aksesibilitas	AKSESIBILITAS, SUB-DIMENSI KONDISI AKSES JALAN, Kondisi Jalan di desa, Kondisi Penerangan Jalan Utama Desa, SUB-DIMENSI KEMUDAHAN AKSES, Keberadaan Angkutan Perdesaan/ Angkutan Lokal/ Sejenis, Akses Listrik, dan Layanan Telekomunikasi
X58-X65	Tata Kelola Pemerintahan Desa	TATA KELOLA PEMERINTAHAN DESA, SUB-DIMENSI KELEMBAGAAN DAN PELAYANAN DESA, Pelaksanaan Pelayanan dan Administrasi Desa, Pemanfaatan Teknologi dalam Pelayanan Desa (SPBE), Musyawarah Desa, SUB-DIMENSI TATA KELOLA KEUANGAN DESA, Pendapatan Asli Desa

		(PADes) dan Dana Desa, dan Jumlah Kepemilikan dan Produktivitas Aset Desa.
X66	Skor	Total Skor
Y	Status Desa	STATUS ID 2024

2. Pra-Pemrosesan

Prapemrosesan data merupakan tahap awal dalam implementasi algoritma Naïve Bayes pada IDM, yang mencakup proses pembersihan data, transformasi data, seleksi fitur, split data. Tahapan ini penting agar data dapat diproses dan dikomputasi oleh algoritma Backpropagation maupun Gaussian Naïve Bayes dengan lancar dan menguji kedua algoritma tersebut secara obyektif.

a. Data Cleaning

Data cleaning dilakukan untuk membersihkan dataset dari nilai kosong, teks tidak konsisten, dan data yang kurang relevan [9]. Pada dataset ini ditemukan beberapa masalah, seperti nilai "-" (kosong), data tekstual seperti "Cek Kembali" dan "Tidak Teridentifikasi" yang perlu diubah ke bentuk numerik, serta kolom dengan nilai yang seragam di seluruh baris. Penanganan dilakukan dengan simple imputer, yaitu mengganti data kosong menggunakan nilai *mean* [10], mengubah data teks menjadi angka dengan nilai rata-rata [11].

b. Data Transformation

Data transformation bertujuan untuk mengonversi data kategorikal berbentuk teks menjadi nilai numerik. Pada penelitian ini, digunakan manual mapping untuk algoritma Naïve Bayes dan one-hot encoding untuk Backpropagation Multilayer Perceptron (MLP). Pada manual mapping, kategori pada dataset IDM dikodekan menjadi 0 hingga 4, yaitu: 0 = sangat terbelakang, 1 = terbelakang, 2 = berkembang, 3 = maju, dan 4 = mandiri [12]. Sementara itu, one-hot encoding merepresentasikan kelas dalam bentuk biner menggunakan lima perceptron secara ascending, sesuai dengan pendekatan yang penulis terapkan pada manual mapping [6].

c. Seleksi Fitur

Dataset yang digunakan terdiri dari 66 atribut prediktor yang mewakili indikator-indikator dalam data IDM. Untuk menyederhanakan proses klasifikasi dan meningkatkan akurasi model, dilakukan seleksi fitur dengan menghapus beberapa kelompok atribut yang dianggap kurang berpengaruh [13]. Penelitian ini menggunakan korelasi antar-atribut dengan metode pearson [14]. Penelitian ini memiilih korelasi antar-atribut dengan nilai minimal 0,1, dan diaplikasikan pada train set. Berikut tabel di bawah ini menampilkan atribut setelah dilakukan seleksi fitur:

Tabel 2. Atribut yamg tersisa setelah seleksi fitur

No. Atribut	Dimensi	Atribut
X7, X8, X11, X12, X13, X14, dan X16	Layanan Dasar	SUB-DIMENSI KESEHATAN, Layanan Sarana Kesehatan, Fasilitas Kesehatan Poskesdes/ Polindes, Layanan Tenaga Kesehatan Lainnya, Jaminan Kesehatan Nasional, SUB-DIMENSI UTILITAS DASAR, dan Persentase Rumah Tidak Layak Huni
X18, X19, X20, X21, X23, X24, X25, dan X26	Sosial	SOSIAL, SUB-DIMENSI AKTIVITAS, Kearifan Sosial/ Budaya, Kegiatan Olahraga, Mitigasi dan Penanganan Konflik Sosial, Satkamling, dan SUB-DIMENSI FASILITAS MASYARAKAT
X29, X30, X31, X32, X33, 34, X35, X37, X38, X40, dan X41	Ekonomi	EKONOMI, Keragaman Aktivitas Ekonomi, Produk Unggulan Desa, Ekonomi Kreatif, SUB-DIMENSI FASILTAS PENDUKUNG EKONOMI, Akses Terhadap Pendidikan Non-formal/ Pusat Keterampilan/ Kursus, 'Pasar Rakyat, Kedai/ Rumah Makan, Penginapan, Layanan Pos dan/ Logistik, Lembaga Ekonomi, dan Layanan Keuangan
X42, X43, X44, X45,	Lingkungan	LINGKUNGAN, SUB-DIMENSI

X47, X48, dan X49		PENGELOLAAN LINGKUNGAN, Kearifan Lingkungan, Sistem Pengelolaan Sampah, Sistem Pembuangan Air Limbah Domestik (Rumah Tangga), SUB-DIMENSI PENANGGULANGAN BENCANA, dan Penanggulangan Bencana
X51, X52, X53, X55, dan X57	Aksesibilitas	SUB-DIMENSI KONDISI AKSES JALAN, Kondisi Jalan di desa, Kondisi Penerangan Jalan Utama Desa, Keberadaan Angkutan Perdesaan/ Angkutan Lokal/ Sejenis, dan Layanan Telekomunikasi
X59, X60, X61, dan X64	Tata Kelola Pemerintahan Desa	SUB-DIMENSI KELEMBAGAAN DAN PELAYANAN DESA, Pelaksanaan Pelayanan dan Administrasi Desa, Pemanfaatan Teknologi dalam Pelayanan Desa (SPBE), dan Pendapatan Asli Desa (PADes) dan Dana Desa

d. Random Dataset

Pengacakan urutan data dilakukan untuk memastikan setiap baris memiliki peluang yang sama dalam mewakili seluruh atribut. Dengan mengacak urutan data, model Naïve Bayes dan JST dapat belajar dari data secara merata dan tidak terpengaruh oleh susunan awal dalam dataset. Proses ini dilakukan sebelum data dibagi menjadi data latih dan data uji [15].

e. Split Data

Dataset yang digunakan terdiri dari 66 atribut prediktor yang mewakili dimensi dalam data IDM. Untuk menyederhanakan proses klasifikasi dan meningkatkan akurasi model, dilakukan seleksi fitur dengan menghapus beberapa kelompok atribut yang dianggap kurang berpengaruh [16]. Setelah diseleksi fitur, tersisa 40 atribut pada dataset tersebut. Lalu aplikasikan penyaringan fitur tersebbut di training set saja untuk mencegah *data leakage* [17].

3. Implementasi Algoritma

Tahap ini merupakan implementasi algoritma klasifikasi pada data IDM Jawa Timur 2024. Algoritma yang digunakan adalah Multiple Layer Perceptron (MLP) Backpropagation dan Gaussian Naïve Bayes. Pemilihan Gaussian Naïve Bayes didasarkan pada kemampuannya menangani data kontinu [7], sedangkan MLP Backpropagation dipilih karena mampu memodelkan hubungan non-linear yang kompleks [6]. Berikut ditunjukkan implementasi algoritma MLP Backpropagation Classifier:

A. Langkah-Langkah Algoritma MLP Backpropagation

1. Normalisasi Data

Normalisasi nilai pada seluruh isi datset dari rentang 0 hingga 1 sebagai syarat untuk melanjutkan pada proses fungsi aktivasi sigmoid. Dalam penelitian ini, penulis menggunakan *adjusted normalization* untuk mencegah nilai input berada dalam rentang yang konsisten [18].

$$x' = \frac{(x_i - x_{min})}{x_{max} - x_{min}}$$

2. Arsitektur Jaringan

Dalam menentukan arsitektur jaringan dan banyaknya neuron pada hidden layer, penulis di sini menggunakan aturan praktis, dengan rumus [19].

$$N_j = \frac{N_i + N_k}{2}$$

Dalam aplikasi rumus di atas menghasilkan 35 neuron pada lapisan tersebunyi, sehingga arsitektur jaringannya adalah 65-35-5.

3. Menentukan Bobot dan Bias

Penelitian ini menggunakan metode random untuk inisialisasi bobot dan bias. Dimana bobot dan bias dipilih secara acak dari rentang -0,5–0,5 [20]. Namun pemilihan random memiliki peraturan dimana inisialisasi bobot dan bias tidak boleh memiliki nilai yang sama persis dengan input maupun output.

4. Menentukan Learning Rate

Learning rate yang digunakan untuk penelitian ini adalah, yakni 0,001. Untuk mencapai hasil prediksi yang akurat dan presisi pada dataset berskala besar, learning rate 0,001 cenderung memberikan performa yang baik karena memungkinkan proses pembelajaran yang lebih stabil dan terkontrol [21]. Selain itu, perubahan bobot dan bias yang dihasilkan tidak terlalu besar, sehingga model menjadi lebih stabil dalam melakukan prediksi pada dataset berskala kecil.

5. Menentukan Fungsi Aktivasi dan Fungsi Loss

Fungsi aktivasi yang digunakan pada penelitian ini yaitu fungsi aktivasi softmax. Karena softmax mengubah output JST menjadi distribusi probabilitas antarkelas. Kombinasi softmax dan Cross Entropy (CE) sebagai pendekatan klasifikasi secara teoritis paling efektif dalam klasifikasi. Hal ini dikarenakan CE bekerja dengan memodelkan probabilitas kelas, yang memiliki prinsip yang sama dengan klasifikasi [22].

6. Propagasi Maju

Propagasi maju pada MLP backpropagation classifier adalah proses menghitung keluaran jaringan dengan cara mengalikan input dengan bobot, menjumlahkan bias, lalu melewatkan hasilnya ke fungsi aktivasi di setiap neuron [23].

$$Z_{netj} = \sum_{i=1}^{n} \left(x_i \, . v_{ij} \right) + b_j$$

Output dari Z_{netj} dihitung menggunakan sigmoid [24]:

$$Z_j = \frac{1}{1 + e^{-\text{net}_j}}$$

Menghitung aktivasi di output jaringan menggunakan softmax [25]:

$$y_k = \frac{e^{(y_{net_i})}}{\sum_{j=1}^{n} e^{(y_{net_k})}}$$

Menghitung fungsi loss dengan Cross Entropy (CE) [26]:

$$\text{CE} = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{c} t_i \log(y_i)$$

7. Fase Propagasi Mundur (*Backward*)

Fase *Backward* adalah proses menghitung error dengan cara mengurangkan output prediksi dengan target sebenarnya, kemudian menyebarkan error tersebut ke layer sebelumnya menggunakan aturan rantai turunan untuk memperoleh gradien [27].

8. Update Bobot dan Bias

$$\delta_k = t_k - y_k$$

Pada MLP backpropagation classifier, bobot dan bias diperbarui dengan cara menguranginya menggunakan gradien error yang telah dihitung dikalikan dengan learning rate. Proses ini memastikan bobot dan bias bergerak sedikit demi sedikit ke arah yang meminimalkan nilai loss function [28].

B. Langkah-Langkah Algoritma Naïve Bayes

1. Presentasi Data

Informasi dari IDM diubah menjadi serangkaian fitur numerik yang merefleksikan kondisi sosial, ekonomi, lingkungan, aksesibilitas, dan tata kelola pemerintahan desa secara terstruktur dalam bentuk vektor data.

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$$

Setiap entri data mewakili satu desa dengan atribut-atribut seperti layanan dasar, pendidikan, penanggulangan bencana, dan sebagainya. Label kelas yang digunakan adalah status, yang diklasifikasikan ke dalam kelas:

$$y \in \{mandiri, maju, membangun, terbelakang, sangat\ terbelakang\}$$

2. Perhitungan Probabilitas Posterior (Teorema Bayes)

Naïve Bayes menghitung probabilitas kemunculan kelas Y terhadap fitur X , menggunakan rumus :

$$P(Y|X) = \frac{P(X|Y) \cdot P(Y)}{P(X)}$$

3. Prediksi Kelas

Dalam proses klasifikasi, algoritma Naïve Bayes akan menghitung peluang atau probabilitas setiap kelas berdasarkan nilai-nilai fitur yang dimiliki oleh suatu data. Kemudian, model akan memilih kelas yang memiliki probabilitas paling besar sebagai hasil prediksi. Artinya, kelas dengan kemungkinan tertinggi dianggap sebagai representasi paling tepat dari data tersebut.

$$\hat{Y} = \ arg\ max\ P(Y|X)$$

Dengan asumsi independensi antar fitur, Naïve Bayes menghitung:

$$P(X|Y) = \ P(x_1|Y) \cdot P(x_2|Y) \cdot \ldots \cdot P(x_n|Y)$$

4. Validasi Model

Untuk menguji kinerja algoritma Naïve Bayes, dilakukan validasi menggunakan data uji. Beberapa matrik evaluasi yang digunakan [29]:

1. Accuracy

Mengukur persentase prediksi yang benar terhadap keseluruhan data:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

2. Precision

Menunjukkan seberapa akurat prediksi terhadap kelas positif [30]:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

3. Recall

Mengukur kemampuan model dalam menemukan seluruh data yang benar-benar positif:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

4. F-1 Score

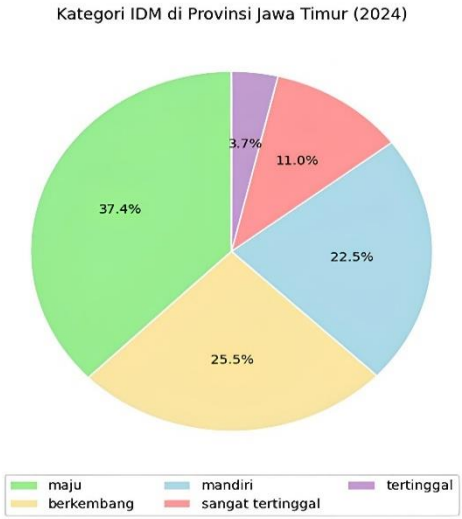
Merupakan rata-rata harmonik dari Precision dan Recall:

$$F1 = 2 \times \frac{Precision\ \times \text{Recall}}{Precision + Recall}$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

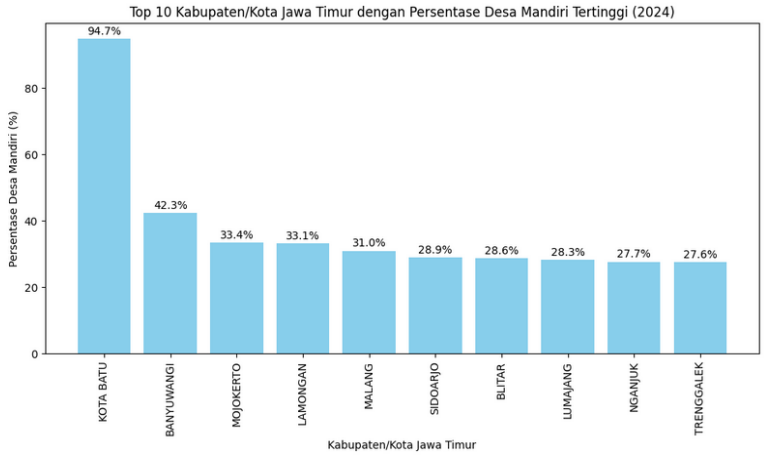
A. Distribusi Data Status Desa IDM Jawa Timur 2024

Statistik deskriptif merupakan cabang dari statistika yang berfungsi untuk menyajikan data agar lebih mudah dipahami [31]. Pada bagian ini, penulis menampilkan sebaran data berdasarkan kategori status desa menurut IDM melalui bentuk visual (diagram). Sebaran tersebut menggambarkan distribusi status desa di Provinsi Jawa Timur serta menampilkan peringkat 10 kabupaten dengan persentase desa mandiri dan maju tertinggi. Gambar berikut menyajikan diagram lingkaran mengenai sebaran lima kategori status desa berdasarkan IDM Jawa Timur tahun 2024:



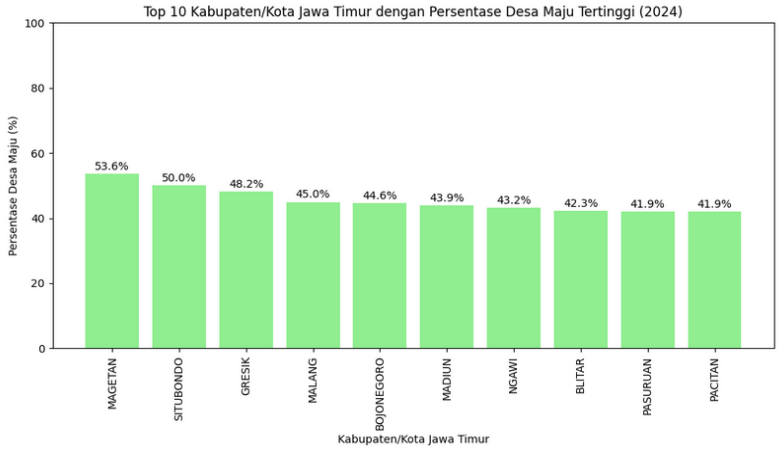
Gambar 2. Sebaran status desa IDM 2024 di Provinsi Jawa Timur

Berdasarkan Gambar 1, status desa dengan jumlah tertinggi di Jawa Timur adalah desa berstatus maju, yaitu sebanyak 2.887 desa (37,4%). Selanjutnya, desa berkembang menempati urutan kedua dengan total 1.966 desa (25,5%), diikuti desa mandiri sebanyak 1.736 desa (22,5%). Sementara itu, terdapat 846 desa (11,0%) berstatus tertinggal, dan yang paling sedikit adalah desa sangat tertinggal dengan jumlah 286 desa (3,7%). Selanjutnya, dua gambar di bawah ini akan menyajikan diagram batang yang menampilkan 10 kabupaten/kota dengan persentase tertinggi desa berstatus mandiri.



Gambar 3. Persentase 10 Kabupaten/Kota dengan Desa Berstatus Mandiri Tertinggi

Dari gambar di atas menunjukkan Kota Batu meraih peringkat tertinggi desa terindeks mandiri, dimana terdapat 18 desa berstatus mandiri dengan total keseluruhan 19 desa (94,7%). Di urutan ke-dua adalah Kabupaten Banyuwangi dengan 80 desa berstatus mandiri dari 189 desa (42,3%). Dan di peringkat ke-tiga adalah Kabupaten Mojokerto dengan 100 desa berstatus mandiri dari 299 desa (33,4%). Urutan selanjutnya Kabupaten Lamongan (3,.1%), Kabupaten Malang (31%), Kabupaten Sidoarjo (28.9%), Kabupaten Blitar (28,6%), Kabupaten Lumajang (28,3%), Kabupaten Nganjuk (27,7%), dan terakhir Kabupaten Trenggalek (27,6%). Selanjutnya, dua gambar di bawah ini akan menyajikan diagram batang yang menampilkan 10 kabupaten/kota dengan persentase tertinggi desa berstatus maju..



Gambar 3. Persentase 10 Kabupaten/Kota dengan Desa Berstatus Maju

Dari gambar di atas menunjukkan Kabupaten Magetan meraih peringkat tertinggi desa terindeks maju, dimana terdapat 111 desa berstatus maju dari total keseluruhan 207 desa (53,6%). Di urutan ke-dua adalah Kabupaten Situbondo dengan 66 desa berstatus mju dari 132 desa (50%). Dan di peringkat ke-tiga adalah Kabupaten Gresik dengan 159 desa berstatus maju dari 330 desa (48,2%). Urutan selanjutnya Kabupaten Malang (45%), Kabupaten Bojonegoro (44,6%), Kabupaten Madiun (43,9%), Kabupaten Ngawi (43,2%), Kabupaten Blitar (42,3%), Kabupaten Pasuruan (4 1,94%), dan terakhir Kabupaten Pacitan (41,92%).

B. Hasil Uji Validasi Model

Akurasi dan Presisi MLP Backpropagation

Pada Tabel 3, hasil uji akurasi pada *test set* menunjukkan bahwa performa model bervariasi antar kategori. Kategori mandiri memiliki performa terbaik dengan *precision* sebesar 0,84, *recall* 0.80, dan *F1-score* 0,82 pada 521 data. Kategori maju juga relatif baik dengan *precision* 0.72, *recall* 0.89, dan *F1-score* 0.80. Selanjutnya, kategori berkembang mencapai *precision* 0,77, *recall* 0,83, dan *F1-score* 0,80 pada 866 data, serta kategori tertinggal memperoleh *precision* 0,82, *recall* 0,72, dan *F1-score* 0,77 pada 586 data. Namun, performa model menurun drastis pada kategori sangat tertinggal yang hanya mencapai *precision* 0,20, *recall* 0,03, dan *F1-score* 0,05 pada 254 data.

Secara keseluruhan, akurasi model pada *test set* MLP Backpropagation adalah 0,7540, sedikit menurun dibandingkan akurasi pada training set sebesar 0,7802. Penurunan ini mengindikasikan adanya kesulitan model dalam mempelajari pola pada data uji, yang kemungkinan disebabkan oleh keterbatasan jumlah data, hanya 30% dari total dataset (2317 data) serta kompleksitas fitur input yang relatif tinggi. Kondisi ini menunjukkan bahwa peningkatan jumlah data pelatihan dapat berkontribusi terhadap peningkatan performa model.

Tabel 3. MLP Backpropagation Test Set Classification Report.

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Sangat Tertinggal	0.20	0.03	0.05	254
Tertinggal	0.82	0.72	0.77	86
Berkembang	0.77	0.83	0.80	590
Maju	0.72	0.89	0.80	866
Mandiri	0.84	0.80	0.82	521
Accuracy			0.75	2317
Macro Avg	0.75	0.65	0.65	2317
Weighted Avg	0.77	0.75	0.72	2317

Akurasi dan Presisi Naïve Bayes

Pada Tabel 4, hasil uji akurasi pada test set menggunakan Naïve Bayes menunjukkan bahwa performa model relatif lebih stabil dibandingkan Backpropagation Classifier. Kategori mandiri memperoleh precision 0,90, recall 0,9, dan F1-score 0,78 pada 520 data. Kategori maju menunjukkan hasil cukup baik dengan precision 0,76, recall 0,90, dan F1-score 0,83. Selanjutnya, kategori berkembang mencapai precision 0,85, recall 0,87, dan F1-score 0,86, sedangkan kategori tertinggal memperoleh precision 0,74, recall 0,94, dan F1-score 0,83 pada 597 data. Performa menurun pada kategori sangat tertinggal, yaitu precision 0,82, recall 0,53, dan F1-score 0.64 pada 254 data. Meskipun demikian, penurunan ini tidak sedrastis yang terjadi pada Backpropagation Classifier.

Secara keseluruhan, akurasi model pada *test set* Naïve Bayes adalah 0,81, sedikit lebih tinggi dibandingkan akurasi pada *training set* sebesar 0,80. Hal ini menunjukkan bahwa Naïve Bayes mampu bekerja cukup baik pada jumlah data uji lebih sedikit, karena sifat algoritma ini yang lebih sesuai untuk dataset berukuran kecil dengan asumsi distribusi fitur yang sederhana dan relatif linear. Peningkatan akurasi sebesar 0.01 antara training dan testing set mengindikasikan bahwa model tidak mengalami overfitting yang berarti, serta menunjukkan generalisasi yang lebih baik dibandingkan Backpropagation Classifier.

Tabel 4. Naïve Bayes Test Set Classification report

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Sangat Tertinggal	0.82	0.53	0.64	254
Tertinggal	0.74	0.94	0.83	86
Berkembang	0.85	0.87	0.86	590
Maju	0.76	0.91	0.83	866
Mandiri	0.90	0.69	0.78	521
Accuracy			0.81	2317
Macro Avg	0.81	0.79	0.79	2317
Weighted Avg	0.82	0.81	0.81	2317

Tabel 5. Perbandingan Akurasi Model

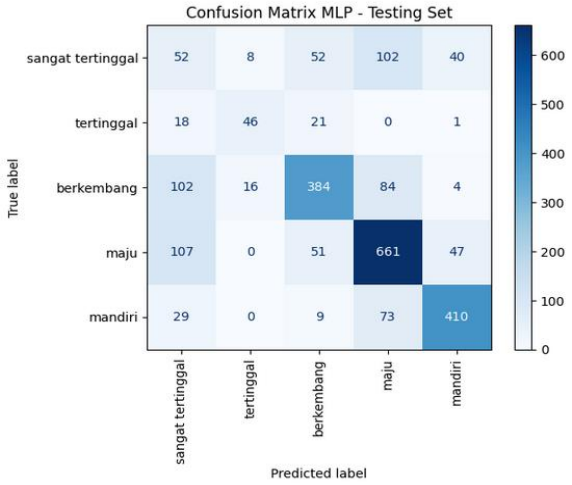
Model	Akurasi Train Set	Akurasi Test Set
Backpropagation	0.7802	0.7540
Naïve Bayes	0.80	0.81

Confusion Matrix

Pada Gambar 5 terlihat bahwa kategori mandiri dan maju memiliki tingkat presisi yang relatif baik dalam mengklasifikasikan data. Namun, pada kategori lainnya masih terdapat banyak kesalahan, terutama pada kategori sangat tertinggal. Dari total 254 data sangat tertinggal, hanya 52 data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan sisanya salah diprediksi sebagai tertinggal (8 data), berkembang (52 data), maju (102 data), dan mandiri (40 data). Hal ini menunjukkan bahwa model masih kesulitan membedakan kategori sangat tertinggal dengan kategori maju dan berkembang.

Untuk kategori tertinggal, sebanyak 46 data berhasil diklasifikasikan dengan benar dari total 86 data, sementara 18 data salah diprediksi sebagai sangat tertinggal, 21 data sebagai berkembang, dan 1 data sebagai mandiri. Kondisi ini mengindikasikan bahwa model masih mengalami kebingungan dalam membedakan kategori tertinggal dengan kategori berkembang maupun sangat tertinggal.

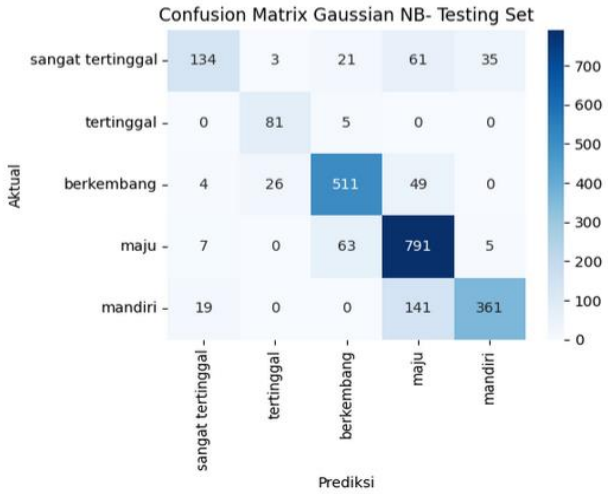
Sementara itu, pada kategori berkembang, terdapat 384 data yang terklasifikasi dengan benar dari total 590 data. Kesalahan klasifikasi terjadi pada 102 data yang diprediksi sebagai sangat tertinggal, 16 data sebagai tertinggal, 84 data sebagai maju, dan 4 data sebagai mandiri. Hal ini menunjukkan bahwa model masih sering menyamakan kategori berkembang dengan kategori sangat tertinggal dan maju.



Gambar 5. Confusion Matrix MLP Backpropagation

Pada Gambar 6 terlihat bahwa kategori maju dan tertinggal memiliki tingkat klasifikasi yang relatif stabil. Namun, pada kategori lainnya masih terdapat cukup banyak kesalahan, terutama pada kategori sangat tertinggal. Dari total 254 data sangat tertinggal, hanya 134 data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan sisanya salah diprediksi sebagai tertinggal (3 data), berkembang (21 data), maju (61 data), dan mandiri (35 data). Kondisi ini menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan kategori sangat tertinggal dengan maju dan mandiri.

Untuk kategori berkembang, sebanyak 511 data berhasil diklasifikasikan dengan benar dari total 590 data. Kesalahan klasifikasi terjadi pada 4 data yang diprediksi sebagai sangat tertinggal, 26 data sebagai tertinggal, dan 49 data sebagai maju. Kondisi ini mengindikasikan bahwa model masih mengalami kebingungan dalam membedakan kategori berkembang dengan maju maupun tertinggal. Secara keseluruhan, kesalahan klasifikasi pada model Naïve Bayes relatif lebih stabil apabila dibandingkan dengan Backpropagation Classifier.



Gambar 6. Confusion Matrix Naïve Bayes

IV. SIMPULAN

Hasil perbandingan performa antara Backpropagation dan Naïve Bayes menunjukkan bahwa Naïve Bayes memiliki kinerja lebih unggul. Pada *training set*, akurasi Naïve Bayes sebesar 0,80, bahkan sedikit meningkat pada *test set* menjadi 0,81. Hal ini mengindikasikan bahwa model tidak mengalami overfitting dan mampu melakukan generalisasi dengan baik. Sebaliknya, Backpropagation menunjukkan akurasi 0,7802 pada *training set*, namun turun menjadi 0,7540 pada *test set*. Pada uji validasi, Backpropagation mengalami penurunan akurasi secara gradual, sedangkan pada Naïve Bayes penurunan lebih terlihat pada kategori sangat tertinggal. Hal ini terjadi karena model masih kesulitan membedakan kategori tersebut dengan kategori lain, meskipun penurunan performanya tidak sedrastis Backpropagation. Secara keseluruhan, Naïve Bayes tetap menunjukkan performa yang lebih stabil .

Temuan ini menegaskan bahwa model baru tidak selalu lebih baik daripada model yang lebih sederhana. Faktor pra-pemrosesan dan pelatihan data juga berpengaruh besar terhadap akurasi dan presisi klasifikasi. Naïve Bayes dapat bekerja efektif pada data dengan jumlah fitur linear yang cukup banyak, sebagaimana pada data IDM Jatim 2024 yang relatif tidak terlalu besar jika dibandingkan dengan jumlah fiturnya. Sebaliknya, Backpropagation lebih sesuai untuk data berskala besar dengan pola non-linear yang kompleks.

Dengan demikian, pemilihan model perlu disesuaikan dengan karakteristik data. Untuk perhitungan IDM dalam skala nasional, Backpropagation dapat dipertimbangkan mengingat kemampuannya dalam mengolah data besar dan kompleks. Namun, untuk skala regional dengan jumlah data yang relatif lebih kecil dan fitur yang cenderung linear, metode tradisional seperti Naïve Bayes, justru lebih tepat digunakan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada keluarga atas segala dukungan, baik secara emosional maupun material, dalam menjalani proses akademik dari awal hingga saat ini Ucapan terima kasih juga penulis sampaikan kepada teman-teman, saudara, rekan sejawat, Pembimbing,, Ketua Program Studi Informatika, serta jajaran akademisi Informatika UMSIDA atas masukan dan bimbingan yang telah diberikan sehingga penelitian ini dapat terselesaikan dengan baik.

REFERENSI

[1] N. Sari and T. Oktavianor, "Indeks Desa Membangun (Idm) Di Kabupaten Barito Kuala," *J. Adm. Publik dan Pembang.*, vol. 2, no. 1, p. 36, 2021, doi: 10.20527/jpp.v2i1.2768.

[2] A. N. Astika and N. Sri Subawa, "Evaluasi Pembangunan Desa Berdasarkan Indeks Desa Membangun," *J. Ilm. Muqoddimah J. Ilmu Sos. Polit. dan Hummanioramaniora*, vol. 5, no. 2, p. 223, 2021, doi: 10.31604/jim.v5i2.2021.223-232.

[3] Shafira Agnia Latfalia and Reny Rian Marliana, "Klasifikasi Status Indeks Desa Membangun Jawa Barat Menggunakan Algoritma XGBoost," *J. Ris. Stat.*, pp. 75–82, 2024, doi: 10.29313/jrs.v4i2.5011.

[4] Ahmad Zaenudin, Apri Budianto, and Aini Kusniawati, "Model Strategi Peningkatan Indeks Desa Membangun (IDM) di Kabupaten Ciamis," *Maeswara J. Ris. Ilmu Manaj. dan Kewirausahaan*, vol. 1, no. 1, pp. 19–31, 2023, doi: 10.61132/maeswara.v1i1.1532.

[5] W. Guswanti, I. Afrianty, E. Budianita, and F. Syafria, "Perbandingan Inisialisasi Bobot Random dan Nguyen-Widrow Pada Backpropagation Dalam Klasifikasi Penyakit Diabetes," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 10, no. 2, pp. 323–332, 2025, doi: 10.30591/jpit.v10i2.8618.

[6] Y. Yin *et al.*, "IGRF-RFE: a hybrid feature selection method for MLP-based network intrusion detection on UNSW-NB15 dataset," *J. Big Data*, vol. 10, no. 1, 2023, doi: 10.1186/s40537-023-00694-8.

[7] S. Raschka, "Naive Bayes and Text Classification I - Introduction and Theory," pp. 1–20, 2017, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1410.5329

[8] G. H. John and P. Langley, "Estimating Continuous Distributions in Bayesian Classifiers," pp. 338–345, 2013, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1302.4964

[9] A. W. Anggraeni, A. S. Fitrani, and A. Eviyanti, "Penerapan Algoritma Support Vector Machine untuk Memprediksi Tingkat Partisipasi Pemilu terhadap Kualitas Pendidikan," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 21–27, 2024, doi: 10.29408/edumatic.v8i1.24838.

[10] D. Bertsimas, A. Delarue, and J. Pauphilet, "Beyond Impute-Then-Regress: Adapting Prediction to Missing Data," pp. 1–24, 2021, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/2104.03158

[11] M. Cilimkovic, "Neural Networks and Back Propagation Algorithm," *Inst. Technol. Blanchardstown, Blanchardst. Road North Dublin*, vol. 15, pp. 3–7, 2015.

[12] D. Oleh *et al.*, "Implementasi Metode Klasifikasi Naïve Bayes Dalam Menentukan Produk Laptop Terlaris Proposal Tugas Akhir," 2022.

[13] M. Habib, F. Arif, S. Fitrani, A. Wahyu, and A. Suhendro, "Model Analysis of the 2019 Election Participation Level Against Demographics in Pamekasan Regency Using the Naive Bayes Method Analisis Model Pada Tingkat Partisipasi Pemilu 2019 Terhadap Demografi Di Kabupaten Pamekasan Menggunakan Metode Naive Bayes," pp. 1–11, 2019.
[14] A. F. Daru, M. B. Hanif, and E. Widodo, "Improving Neural Network Performance with Feature Selection Using Pearson Correlation Method for Diabetes Disease Detection," *JUITA J. Inform.*, vol. 9, no. 1, p. 123, 2021, doi: 10.30595/juita.v9i1.9941.
[15] Y. Raharja, A. S. Fitrani, and R. Dijaya, "Klasifikasi Tingkat Partisipasi Pemilu Berdasarkan Sektor Industri Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *J. Tek. Inf. dan Komput.*, vol. 7, no. 1, p. 135, 2024, doi: 10.37600/tekinkom.v7i1.1204.
[16] H. Abidin, A. S. Fitrani, H. Setiawan, and U. Indahyanti, "Prediction of Voter Participation Levels Using the Naive Bayes Algorithm Based on the Village Development Index Data in Sidoarjo Regency [Prediksi Tingkat Partisipasi Pemilu Menggunakan Algoritma Naive Bayes Berdasarkan Data Indeks Desa Membangun di Kabu," no. Idm, pp. 1–10.
[17] L. Sasse *et al.*, "On Leakage in Machine Learning Pipelines," 2023, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/2311.04179
[18] Syaharuddin, Fatmawati, and H. Suprajitno, "Investigations on Impact of Feature Normalization Techniques for Prediction of Hydro-Climatology Data Using Neural Network Backpropagation with Three Layer Hidden," *Int. J. Sustain. Dev. Plan.*, vol. 17, no. 7, pp. 2069–2074, 2022, doi: 10.18280/ijsdp.170707.
[19] Syaharuddin, Fatmawati, and H. Suprajitno, "The Formula Study in Determining the Best Number of Neurons in Neural Network Backpropagation Architecture with Three Hidden Layers," *J. RESTI*, vol. 6, no. 3, pp. 397–402, 2022, doi: 10.29207/resti.v6i3.4049.
[20] M. D. Yalidhan, "Implementasi Algoritma Backpropagation Untuk Memprediksi Kelulusan Mahasiswa," *Klik - Kumpul. J. Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 2, p. 169, 2018, doi: 10.20527/klik.v5i2.152.
[21] K. Nakamura, B. Derbel, K. J. Won, and B. W. Hong, "Learning-rate annealing methods for deep neural networks," *Electron.*, vol. 10, no. 16, pp. 1–12, 2021, doi: 10.3390/electronics10162029.
[22] A. Demirkaya, J. Chen, and S. Oymak, "Exploring the Role of Loss Functions in Multiclass Classification," *2020 54th Annu. Conf. Inf. Sci. Syst. CISS 2020*, pp. 0–4, 2020, doi: 10.1109/CISS48834.2020.1570627167.
[23] Y. D. Lestari, "Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Prediksi Penjualan Jamur Menggunakan Algoritma Backropagation," *J. ISD*, vol. 2, no. 1, pp. 2477–863, 2017.
[24] R. Rahmiyanti, S. Defit, and Y. Yunus, "Prediksi dan Klasifikasi Buku Menggunakan Metode Backpropagation," *J. Inf. dan Teknol.*, vol. 3, pp. 109–114, 2021, doi: 10.37034/jidt.v3i3.116.
[25] A. Agarwala, J. Pennington, Y. Dauphin, and S. Schoenholz, "Temperature check: theory and practice for training models with softmax-cross-entropy losses," *Trans. Mach. Learn. Res.*, vol. 2023-March, 2023.
[26] C. Li, K. Liu, and S. Liu, "A Survey of Loss Functions in Deep Learning," *Mathematics*, vol. 13, no. 15, p. 2417, 2025, doi: 10.3390/math13152417.
[27] A. Goodfellow, Ian and Bengio, Yoshua and Courville, *Deep Learning*. MIT Press, 2016. [Online]. Available: https://www.deeplearningbook.org/
[28] U. Khasanah, "Klasifikasi Multi Class Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network Untuk Prediksi Stunting Pada Balita," *MathVision J. Mat.*, vol. 7, no. 1, pp. 13–21, 2025, doi: 10.55719/mv.v7i1.1650.
[29] F. R. Dewi, A. Eviyanti, A. S. Fitrani, I. Ratna, and I. Astutik, "Classification of Book Borrower Patterns Based on Profession Using the Naïve Bayes Algorithm Klasifikasi Pola Peminjam Buku Bedarsarkan Profesi Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," pp. 1–15.
[30] N. A. Utami and A. W. Wijayanto, "Classification of Village Development Index at Regency/Municipality Level Using Bayesian Network Approach with K-Means Discretization," *J. Apl. Stat. Komputasi Stat.*, vol. 14, no. 1, pp. 95–106, 2022, doi: 10.34123/jurnalasks.v14i1.390.
[31] F. Latuconsina, M. S. Noya van Delsen, and Yudistira, "Klasifikasi Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM) Multiclass pada Data Indeks Desa Membangun (IDM) di Provinsi Maluku," *J. Math. Comput. Stat.*, vol. 7, no. 2, pp. 380–395, 2024, doi: 10.35580/jmathcos.v7i2.3624.

Conflict of Interest Statement:
The author declares that the research was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.