

# Perbandingan *Neural Network MLP*, *KNN*, dan *Decision Tree* untuk Klasifikasi Penyakit Diabetes

I Made Prenawa Sida Nanda<sup>a1</sup>, I Putu Gede Hendra Suputra<sup>a2</sup>

<sup>a</sup>Program Studi Informatika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,  
Universitas Udayana  
Jalan Raya Kampus UNUD, Bukit Jimbaran, Kuta Selatan, Badung, Bali, Indonesia  
<sup>1</sup>nanda.2208561017@student.unud.ac.id  
<sup>2</sup>hendra.suputra@gmail.com

## Abstract

*Diabetes is one of the diseases that has received global attention due to its extensive impact on public health. Most people with diabetes are unaware that they are suffering from this condition, this situation emphasizes the need for improved understanding and more effective treatment of this disease. In an effort to address these challenges, this study compares three machine learning algorithms for diabetes classification, the three algorithms are: Multi-Layer Perceptron (MLP), K-Nearest Neighbor (KNN), and Decision Tree. Data from the Diabetes Dataset used to train and test these models will go through preprocessing first starting from data cleaning, encoding because there is string data, data distribution analysis where in this study using under sampling to equalize data and normalization using min-max normalization, Evaluation results using Confusion Matrix and Classification Report which contains precision, recall, and f1-score the results of this evaluation show that the Neural Network MLP model achieves the highest accuracy of 90.48%, followed by KNN with 88.15% accuracy, and Decision Tree with 87.24% accuracy. These findings provide important insights in selecting the optimal model for diabetes prediction applications.*

**Keywords:** *Diabetes, Machine Learning, Neural Network MLP, KNN, Decision Tree*

## 1. Pendahuluan

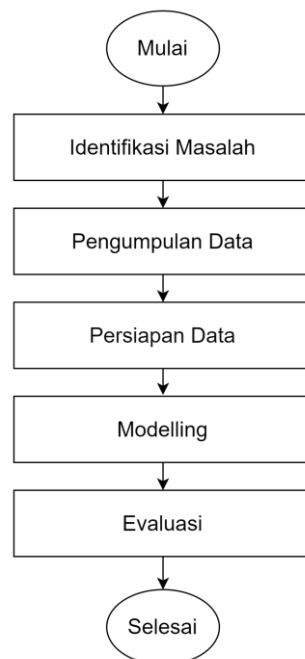
Fenomena diabetes semakin menguatkan pemahaman akan beratnya tanggung jawab global yang harus ditangani oleh individu, keluarga, dan negara. Menurut laporan IDF (Federasi Diabetes Internasional), sebanyak 10,5% dari populasi orang dewasa berusia 20-79 tahun mengidap diabetes, dengan hampir separuh dari mereka tidak menyadari kondisi kesehatan mereka yang sebenarnya [1]. Informasi yang tersedia menunjukkan bahwa angka kasus diabetes terus meningkat, pada tahun 2045 proyeksi IDF menunjukkan bahwa 1 dari 8 orang dewasa, sekitar 783 juta jiwa, akan hidup dengan diabetes, peningkatan sebesar 46% [1]. Diabetes adalah salah satu penyakit yang mendapat perhatian global karena dampaknya yang signifikan terhadap kesehatan masyarakat secara menyeluruh. Diabetes melibatkan disfungsi dalam pengaturan kadar gula darah, yang disebabkan oleh kurangnya produksi insulin yang memadai oleh pankreas atau ketidakmampuan tubuh manusia untuk menggunakan insulin dengan efektif [2]. Hal ini dapat mengakibatkan berbagai komplikasi serius yang memengaruhi kualitas hidup individu. Penyakit *metabolic* seperti diabetes adalah penyakit genetik yang biasanya disebabkan oleh penyakit keturunan, lalu penyebab lainnya bisa dari racun makanan dan infeksi. Penyakit mempengaruhi destruksi sel *beta*, *diabetogenic*, dan olahraga yang kurang. Biasanya penyakit ini menyebabkan komplikasi kronis yang terjadi pada mata, ginjal, saraf, dan pembuluh darah [3]. Klasifikasi merupakan metode yang sering digunakan untuk memprediksi kelas pada label tertentu. Ini dilakukan dengan membuat model berdasarkan kumpulan data (*training set*) dan nilai-nilai kelas (label) untuk mengklasifikasikan atribut tertentu. Ada lima kategori utama dalam klasifikasi yang didasarkan pada prinsip-prinsip matematika yang berbeda, termasuk statistik, jarak, pohon keputusan, jaringan saraf, dan aturan [4]. Beberapa algoritma yang umum digunakan dalam *machine learning* mencakup *neural network*, *decision tree*, *k-nearest neighbor*, *naive bayes*, *random forest*, dan masih banyak lagi [5]. Dalam penelitian ini, peneliti bertujuan untuk

membandingkan performa tiga algoritma yaitu *Multi-Layer Perceptron (MLP) Neural Network*, *KNN*, *Decision Tree Classifier*, untuk klasifikasi penyakit diabetes. Evaluasi dilakukan terhadap model-model ini untuk menentukan keefektifan relatifnya dalam klasifikasi penyakit diabetes. Harapannya, hasil penelitian ini dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam terkait pemilihan algoritma *machine learning* yang optimal untuk klasifikasi penyakit diabetes, serta menjadi referensi untuk penelitian lanjutan di masa mendatang.

## 2. Metode Penelitian

### 2.1 Tahap Penelitian

Penelitian ini melibatkan lima tahap penting yang digunakan untuk memecahkan masalah yang dibahas. Tahap-tahap tersebut mencakup identifikasi masalah, pengumpulan data, persiapan data, modelling, dan evaluasi model. Semua tahapan penelitian ini disajikan secara visual pada Gambar 1.



**Gambar 1.** Tahap Penelitian

#### a. Identifikasi Masalah

Berdasarkan konteks yang telah disajikan, masalah yang diidentifikasi dalam penelitian ini menggunakan beberapa algoritma untuk membandingkan kinerja mereka. Penelitian ini memanfaatkan tiga algoritma, yakni *Neural Network Multi-Layer Perceptron (MLP)*, *k-nearest neighbor*, dan *decision tree*, dengan tujuan memahami model klasifikasi mana yang memiliki akurasi tertinggi dalam menentukan kehadiran penyakit diabetes.

#### b. Pengumpulan Data

Data yang dipergunakan dalam studi ini merupakan data sekunder yang berasal dari Diabetes Dataset yang diunduh dari situs web *kaggle.com* [6]. Dataset ini terdiri dari file berformat “.csv” yang terdiri dari 100.000 entri data dengan 9 atribut sebagaimana tercantum dalam Gambar 2. Penjelasan mengenai setiap atribut dapat kita lihat pada Tabel 1.

	gender	age	hypertension	heart_disease	smoking_history	bmi	HbA1c_level	blood_glucose_level	diabetes
0	Female	80.00	0	1	never	25.19	6.60	140	0
1	Female	54.00	0	0	No Info	27.32	6.60	80	0
2	Male	28.00	0	0	never	27.32	5.70	158	0
3	Female	36.00	0	0	current	23.45	5.00	155	0
4	Male	76.00	1	1	current	20.14	4.80	155	0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
99995	Female	80.00	0	0	No Info	27.32	6.20	90	0
99996	Female	2.00	0	0	No Info	17.37	6.50	100	0
99997	Male	66.00	0	0	former	27.83	5.70	155	0
99998	Female	24.00	0	0	never	35.42	4.00	100	0
99999	Female	57.00	0	0	current	22.43	6.60	90	0

100000 rows × 9 columns

**Gambar 2.** Dataset Penelitian

**Tabel 1.** Atribut Dataset Penelitian

No	Atribut	Tipe	Deskripsi
1	<i>Gender</i>	Kategorikal	Jenis kelamin berperan dalam risiko diabetes. Wanita dengan diabetes gestasional memiliki risiko yang tinggi untuk mengembangkan diabetes tipe 2, sementara beberapa penelitian menunjukkan risiko sedikit lebih tinggi pada pria.
2	<i>Age</i>	Numerik	Usia subjek dalam tahun
3	<i>Hypertension</i>	Numerik	Hipertensi dan diabetes sering terkait. Keduanya memiliki faktor risiko yang serupa dan saling mempengaruhi. Hipertensi meningkatkan risiko diabetes tipe 2, dan sebaliknya. Ini dapat berdampak negatif pada kesehatan jantung.
4	<i>Heart Disease</i>	Numerik	Gangguan kesehatan jantung, mencakup penyakit arteri koroner dan gagal jantung, berhubungan dengan peningkatan risiko diabetes. Hubungan antara keduanya bersifat dua arah, karena memiliki faktor risiko yang serupa seperti obesitas, hipertensi, dan tingkat kolesterol yang tinggi.
5	<i>Smoking History</i>	Kategorikal	Merokok meningkatkan risiko diabetes tipe 2 karena dapat menyebabkan resistensi insulin dan gangguan metabolisme glukosa. Berhenti merokok dapat mengurangi risiko diabetes dan komplikasinya secara signifikan.
6	<i>BMI</i>	Numerik	Indeks massa tubuh, metode untuk membandingkan berat badan seseorang dengan tinggi badannya, ukuran umum untuk mengevaluasi kelebihan berat badan atau obesitas
7	<i>HbA1c Level</i>	Numerik	HbA1c adalah indikator rata-rata tingkat glukosa dalam darah selama periode 2-3 bulan terakhir, mencerminkan kontrol gula darah jangka panjang. Tingkat HbA1c yang tinggi menandakan kontrol gula darah yang buruk dan meningkatkan risiko diabetes serta komplikasinya.

No	Atribut	Tipe	Deskripsi
8	<i>Blood Glucose Level</i>	Numerik	Tingkat glukosa darah menggambarkan jumlah gula dalam darah pada waktu tertentu. Kadar yang tinggi, terutama setelah puasa atau makan karbohidrat, bisa menandakan gangguan regulasi glukosa dan risiko diabetes. Pemantauan teratur penting untuk diagnosis dan pengelolaan kondisi ini.
9	Diabetes	Numerik	Variabel target atau variabel yang ingin diprediksi. Bernilai 1 jika subjek didiagnosis dengan diabetes, dan 0 jika tidak.

**c. Persiapan Data**

Langkah-langkah persiapan data akan dijalankan melalui empat tahap, dimulai dengan pembersihan data untuk menghilangkan anomali atau ketidaksesuaian, dilanjutkan dengan encoding dan penyesuaian data untuk mengubah string dan mengatasi ketimpangan, normalisasi untuk memastikan konsistensi dalam rentang nilai atribut, dan terakhir, pembagian data menjadi dua bagian: data pelatihan dimanfaatkan untuk melatih model, sedangkan data pengujian digunakan untuk mengevaluasi performa model yang telah dilatih.

**d. Data Cleaning**

Proses pembersihan data dilakukan dengan melakukan pemeriksaan menyeluruh terhadap dataset untuk memastikan bahwa tidak ada atribut yang memiliki nilai null (missing value) dan juga untuk mengidentifikasi serta menghapus data duplikat.

**e. Encoding dan Penyesuaian Data**

Proses *Encoding* dan Penyesuaian Data melibatkan konversi data kategori dalam format *string* menjadi format numerik melalui teknik seperti *one-hot encoding* atau label *encoding*. Selain itu, dilakukan juga penyesuaian data untuk menangani ketimpangan atau ketidakseimbangan dalam jumlah data, seperti menggunakan teknik *undersampling* atau *oversampling*.

**f. Normalisasi**

Metode normalisasi *Min-Max* mengimplementasikan transformasi linier pada data asli. Tujuan dari proses normalisasi adalah untuk menetapkan nilai dari setiap variabel ke dalam rentang yang seragam, yaitu [0,1]. Hal ini bertujuan agar setiap variabel memiliki pengaruh yang setara dalam perhitungan nilai kesamaan (similarity) [7]. Normalisasi ini dalam persamaan matematika seperti persamaan berikut:

$$x' = \frac{x - nilai_{min}}{nilai_{max} - nilai_{min}} \tag{1}$$

x mewakili data dalam setiap kolom, sedangkan nilai<sub>min</sub> adalah nilai terendah dari data dalam setiap kolom dan nilai<sub>max</sub> adalah nilai tertinggi dari data dalam setiap kolom.

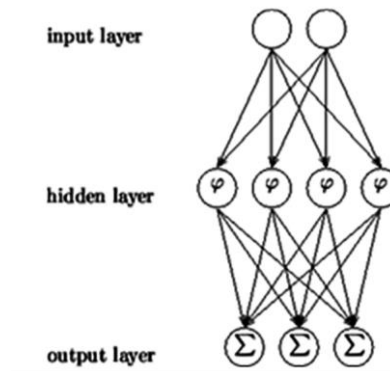
**g. Pembagian Data**

Dataset yang diolah dalam machine learning akan terlebih dahulu dibagi menjadi dua bagian, yakni data latih dan data uji. Pembagian dilakukan dengan skema 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Data latih digunakan untuk melatih model klasifikasi, sementara data uji digunakan untuk pengujian.

**2.2 Neural Network Multi-Layer Perceptron (MLP)**

*Neural Network Multi-Layer Perceptron* adalah jenis Jaringan Saraf Tiruan yang bersifat *feed forward*. Ini menggunakan teknik *Backpropagation* untuk pembelajaran. Ini dilengkapi dengan lapisan neuron masukan sebagai penerima, satu atau lebih lapisan tersembunyi yang mengolah

data dan mengalami iterasi, serta lapisan keluaran untuk memprediksi hasil [8]. *Neural Network Multi-Layer Perceptron* terdiri dari tiga lapisan. Lapisan pertama terdiri dari  $n$  neuron yang merepresentasikan  $n$  variabel dari dataset. Kemudian, ada lapisan tersembunyi yang terdiri dari beberapa node. Node-node tersembunyi tidak menerima masukan langsung dari lapisan masukan, melainkan menerima sinyal yang diteruskan dari setiap node di lapisan masukan. Lapisan *output* memiliki  $m$  node yang didedikasikan untuk jumlah kelas dalam dataset. Arsitektur yang lebih kompleks ini melibatkan struktur *non-linear* dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoidal* atau fungsi aktivasi buatan [9]. Gambar 3 menampilkan struktur jaringan saraf *multilayer perceptron (MLP)* yang digunakan dalam penelitian ini [8].



Gambar 3. *Neural Network Multi-Layer Perceptron* [8]

### 2.3 *K-Nearest Neighbor*

*K-Nearest Neighbor (K-NN)* merupakan metode populer dalam pengklasifikasian data. Prinsip dasarnya adalah mencari tetangga terdekat dari suatu data yang akan diklasifikasikan di dalam kumpulan data pelatihan. Algoritma ini dianggap sebagai salah satu yang paling sederhana, tetapi sering memberikan hasil yang kuat dan berarti dalam tugas klasifikasi. [10]. Jarak antara data yang akan dievaluasi dengan tetangga terdekatnya dihitung menggunakan metode jarak *Euclidean*, yang didefinisikan dalam persamaan (2).

$$d_i = \sqrt{\sum_{i=1}^p (X_{2i} - X_{1i})^2} \quad (2)$$

Keterangan:

- $X_1$  = data pelatihan
- $X_2$  = data pengujian
- $i$  = variabel data
- $d$  = jarak
- $p$  = dimensi data

### 2.4 *Decision Tree*

Algoritma *Decision Tree*, atau yang sering disebut sebagai 'pohon keputusan', digunakan secara luas untuk proses pengambilan keputusan. Algoritma ini berlaku baik untuk klasifikasi maupun prediksi, pohon keputusan melibatkan pembentukan struktur hirarkis yang terdiri dari simpul-simpul keputusan yang terhubung melalui cabang-cabang, mulai dari simpul akar hingga simpul daun. Model *decision tree* memiliki tiga bagian utama: *root node*, *internal node*, dan *terminal node*. Proses klasifikasi pada metode *decision tree* melibatkan pencarian dari *root node* ke *internal node* hingga mencapai terminal node berdasarkan data *query*. Konsep entropi digunakan untuk menentukan bagaimana atribut pada pohon keputusan akan dibagi, semakin tinggi entropi sampel, semakin tidak murni sampel tersebut [11]. Rumus untuk menghitung entropi sampel dapat dilihat pada persamaan (3)

$$Entropy(S) = -P_1 \log_2 P_1 - P_2 \log_2 P_2 \tag{3}$$

$p_1, p_2, p_3 \dots p_n$  mewakili proporsi dari setiap kelas 1, kelas 2, ..., hingga kelas  $n$  dalam *output*.

## 2.5 Evaluasi Model

Dalam kerangka penelitian ini, evaluasi dilakukan dengan menggunakan matriks kebingungan (*confusion matrix*). Melalui matriks kebingungan ini, nilai-nilai penting seperti akurasi, *precision*, *recall*, dan *f1-score* dihitung. Ini memungkinkan untuk mendapatkan pemahaman yang lebih komprehensif tentang kinerja model atau metode yang dievaluasi dalam konteks pengklasifikasian atau prediksi. Proses evaluasi *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *accuracy* adalah langkah penting dalam mengukur kinerja suatu sistem. Langkah-langkah ini biasanya dilakukan dengan merujuk pada *confusion matrix*, yang didefinisikan dalam persamaan 4 hingga 6. Di sini, TP (*True Positive*) adalah jumlah prediksi positif yang tepat, sedangkan TN (*True Negative*) adalah jumlah prediksi yang tepat untuk kelas negatif. FP (*False Positive*) terjadi ketika yang diprediksi positif sebenarnya negatif [12].

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{4}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{5}$$

$$F1\ Score = \frac{2*Precision*Recall}{Precision+Recall} \tag{6}$$

## 3. Hasil dan Diskusi

### 3.1 Preprocessing Data

Dataset yang digunakan dipersiapkan dengan memeriksa keberadaan nilai yang hilang. Meskipun tidak ditemukan nilai yang hilang dalam dataset, namun ditemukan keberadaan data duplikat. Karena hal tersebut, data duplikat tersebut akan dihapus. Dapat dilihat pada gambar 4 adalah hasil data setelah proses *Data Cleaning*.

	gender	age	hypertension	heart_disease	smoking_history	bmi	HbA1c_level	blood_glucose_level	diabetes
0	Female	80.00	0	1	never	25.19	6.60	140	0
1	Female	54.00	0	0	No Info	27.32	6.60	80	0
2	Male	28.00	0	0	never	27.32	5.70	158	0
3	Female	36.00	0	0	current	23.45	5.00	155	0
4	Male	76.00	1	1	current	20.14	4.80	155	0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
99994	Female	36.00	0	0	No Info	24.60	4.80	145	0
99996	Female	2.00	0	0	No Info	17.37	6.50	100	0
99997	Male	66.00	0	0	former	27.83	5.70	155	0
99998	Female	24.00	0	0	never	35.42	4.00	100	0
99999	Female	57.00	0	0	current	22.43	6.60	90	0

96146 rows × 9 columns

Gambar 4. Dataset setelah *Data Cleaning*

#### a. Encoding dan Penyesuaian Data

Pada dataset yang digunakan, terdapat atribut yang masih memiliki nilai *string*, khususnya pada atribut *gender* dan *smoking\_history*. Oleh karena itu, perlu dilakukan proses *encoding* dengan menggunakan metode *one hot encoding*. Hal ini dilakukan untuk mengubah nilai-nilai *string* sehingga data tersebut menjadi representasi numerik yang dapat diolah oleh model. Poin ini terlihat pada Gambar 5 hasil dari dataset setelah melalui proses *encoding*.

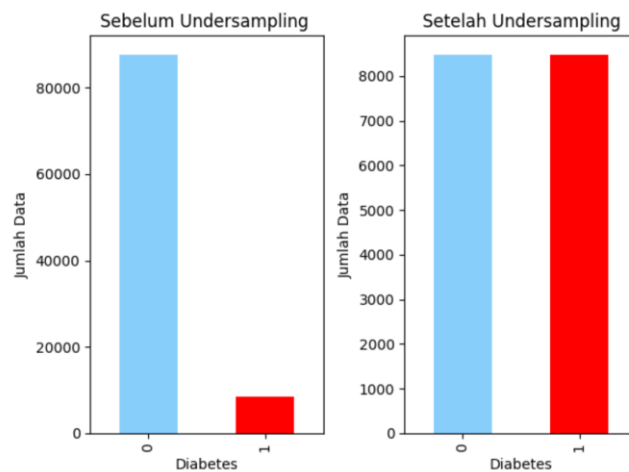
	age	hypertension	heart_disease	bmi	HbA1c_level	blood_glucose_level	diabetes	gender_Female	gender_Male	smoking_history_current	smoking_history_non-smoker	smoking_history_past_smoker
0	80.00	0	1	25.19	6.60	140	0	True	False	False	True	False
1	54.00	0	0	27.32	6.60	80	0	True	False	False	True	False
2	28.00	0	0	27.32	5.70	158	0	False	True	False	True	False
3	36.00	0	0	23.45	5.00	155	0	True	False	True	False	False
4	76.00	1	1	20.14	4.80	155	0	False	True	True	False	False
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
99994	36.00	0	0	24.60	4.80	145	0	True	False	False	True	False
99996	2.00	0	0	17.37	6.50	100	0	True	False	False	True	False
99997	66.00	0	0	27.83	5.70	155	0	False	True	False	False	True
99998	24.00	0	0	35.42	4.00	100	0	True	False	False	True	False
99999	57.00	0	0	22.43	6.60	90	0	True	False	True	False	False

96128 rows x 12 columns

Gambar 5. Dataset setelah *Encoding*

**b. Analisis Distribusi Data**

Setelah melakukan pemeriksaan distribusi data pada dataset, ternyata ditemukan ketidakseimbangan yang tinggi. Oleh karena itu, penerapan *undersampling* digunakan untuk menyesuaikan data tersebut. Setelah proses *undersampling*, jumlah total data menjadi: 8482 untuk kelas 0, dan 8482 untuk kelas 1, seperti yang terlihat pada Gambar 6 yang menunjukkan hasil distribusi data setelah penerapan *undersampling*.



Gambar 6. Dataset sebelum dan setelah *undersampling*

**c. Normalisasi**

Tahap normalisasi data akan melibatkan metode normalisasi menggunakan teknik *min-max normalization*. Hal ini dilakukan karena metode ini dapat membantu menjaga konsistensi skala antara fitur-fitur yang ada dalam dataset. Setelah berhasil dinormalisasi, data akan dibagi menggunakan rasio 80:20 untuk data latih dan data uji. Tujuan dari pembagian ini adalah untuk memastikan bahwa model dilatih dengan data yang cukup untuk menghasilkan pembelajaran yang baik dan diuji dengan data yang cukup untuk menguji keandalan dan kinerja model secara independen. Gambar 7 menunjukkan hasil dataset setelah di normalisasi

	age	hypertension	heart_disease	bmi	HbA1c_level	blood_glucose_level	gender_Female	gender_Male	smoking_history_current	smoking_history_non-smoker	smoking_history_past_smoker	diabetes
0	0.46	0.00	0.00	0.14	0.42	0.30	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00
1	0.29	0.00	0.00	0.16	0.55	0.23	1.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00
2	0.15	0.00	0.00	0.20	0.09	0.09	0.00	1.00	0.00	0.00	1.00	0.00
3	0.55	0.00	0.00	0.14	0.09	0.05	1.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00
4	1.00	0.00	1.00	0.22	0.42	0.55	0.00	1.00	0.00	0.00	1.00	0.00
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
16959	0.81	1.00	1.00	0.30	0.85	0.27	1.00	0.00	0.00	1.00	0.00	1.00
16960	0.69	0.00	1.00	0.26	0.49	1.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00
16961	0.76	0.00	0.00	0.31	0.55	0.91	1.00	0.00	0.00	1.00	0.00	1.00
16962	0.72	1.00	0.00	0.36	0.64	0.55	1.00	0.00	0.00	1.00	0.00	1.00
16963	0.76	0.00	0.00	0.25	0.49	0.73	1.00	0.00	1.00	0.00	0.00	1.00

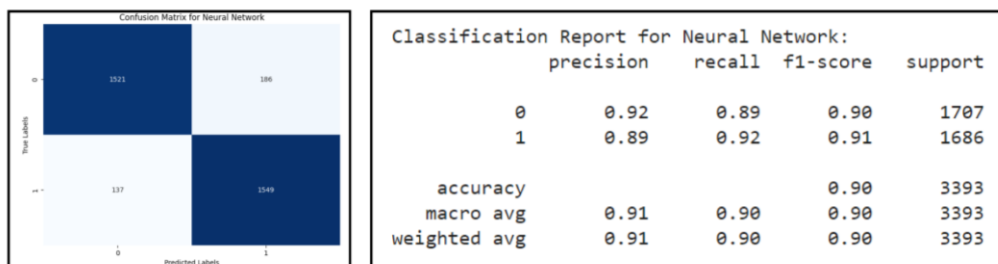
16964 rows x 12 columns

Gambar 7. Dataset setelah Normalisasi

### 3.2 Pengujian Model

#### a. *Neural Network Multi-Layer Perceptron (MLP)*

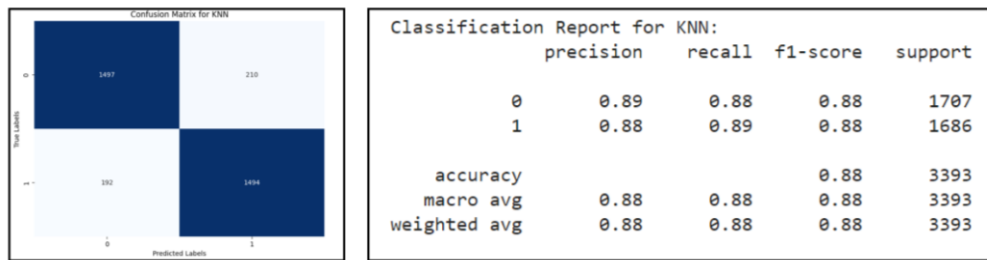
Dari *Confusion Matrix*, dapat dilihat bahwa model *Neural Network Multi-Layer Perceptron* menghasilkan 1521 prediksi yang benar bahwa pasien tidak memiliki diabetes (*True Negatives*), dan 1549 prediksi yang benar bahwa pasien memiliki diabetes (*True Positives*). Namun, terdapat 186 kasus di mana model salah mengklasifikasikan pasien sebagai memiliki diabetes ketika sebenarnya tidak (*False Positives*), dan 137 kasus di mana model salah mengklasifikasikan pasien sebagai tidak memiliki diabetes padahal sebenarnya memiliki (*False Negatives*). Melalui *Classification Report*, dapat disimpulkan bahwa model memiliki *precision* sebesar 0.92 untuk kelas tidak diabetes dan 0.89 untuk kelas diabetes, yang mengindikasikan bahwa sekitar 92% prediksi tidak diabetes dan 89% prediksi diabetes adalah benar. Selain itu, *recall* untuk kelas tidak diabetes adalah 0.89, yang berarti model berhasil menemukan sekitar 89% dari semua pasien yang sebenarnya tidak memiliki diabetes, sementara *recall* untuk kelas diabetes adalah 0.92, menunjukkan bahwa model berhasil menemukan sekitar 92% dari semua pasien yang sebenarnya memiliki diabetes. *F1-score*, yang merupakan rata-rata harmonik dari *precision* dan *recall*, adalah 0.90 untuk kelas tidak diabetes dan 0.91 untuk kelas diabetes. Dengan akurasi keseluruhan sebesar 0.90, model *Multi-Layer Perceptron* menunjukkan kinerja yang baik dalam memprediksi penyakit diabetes berdasarkan data yang diberikan. Gambar 8 menunjukkan hasil *Confusion Matrix* dan *Classification Report* dari *Neural Network Multi-Layer Perceptron*.



Gambar 8. Hasil Uji Coba Model *Neural Network Multi-Layer Perceptron*

#### b. *K-Nearest Neighbor (K-NN)*

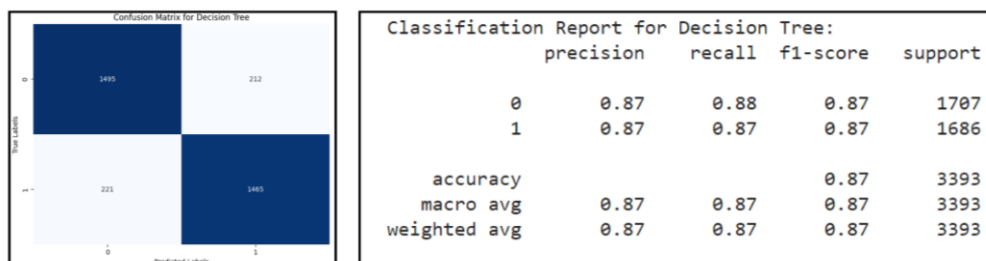
Dari *Confusion Matrix*, dapat dilihat bahwa model *KNN* menghasilkan 1497 prediksi yang benar bahwa pasien tidak memiliki diabetes (*True Negatives*), dan 1494 prediksi yang benar bahwa pasien memiliki diabetes (*True Positives*). Namun, terdapat 210 kasus di mana model salah mengklasifikasikan pasien sebagai memiliki diabetes ketika sebenarnya tidak (*False Positives*), dan 192 kasus di mana model salah mengklasifikasikan pasien sebagai tidak memiliki diabetes padahal sebenarnya memiliki (*False Negatives*). Dari *Classification Report*, dapat dilihat bahwa model memiliki *precision* sebesar 0.89 untuk kelas tidak diabetes dan 0.88 untuk kelas diabetes, yang mengindikasikan bahwa sekitar 89% prediksi tidak diabetes dan 88% prediksi diabetes adalah benar. Selain itu, *recall* untuk kelas tidak diabetes adalah 0.88, yang berarti model berhasil menemukan sekitar 88% dari semua pasien yang sebenarnya tidak memiliki diabetes, sementara *recall* untuk kelas diabetes adalah 0.89, menunjukkan bahwa model berhasil menemukan sekitar 89% dari semua pasien yang sebenarnya memiliki diabetes. *F1-score*, yang merupakan rata-rata harmonik dari *precision* dan *recall*, adalah 0.88 untuk kelas tidak diabetes dan 0.88 untuk kelas diabetes. Dengan akurasi keseluruhan sebesar 0.88, model *KNN* menunjukkan kinerja yang baik dalam memprediksi penyakit diabetes berdasarkan data yang diberikan. Gambar 9 menunjukkan hasil *Confusion Matrix* dan *Classification Report* dari *K-Nearest Neighbor (K-NN)*.



Gambar 9. Hasil Uji Coba Model *K-Nearest Neighbor (K-NN)*

### c. Decision Tree

Dari *Confusion Matrix*, kita dapat melihat bahwa model *Decision Tree* menghasilkan 1495 prediksi yang benar bahwa pasien tidak memiliki diabetes (*True Negatives*), dan 1465 prediksi yang benar bahwa pasien memiliki diabetes (*True Positives*). Namun, terdapat 212 kasus di mana model salah mengklasifikasikan pasien sebagai memiliki diabetes ketika sebenarnya tidak (*False Positives*), dan 221 kasus di mana model salah mengklasifikasikan pasien sebagai tidak memiliki diabetes padahal sebenarnya memiliki (*False Negatives*). Dari *Classification Report*, kita dapat melihat bahwa model memiliki *precision* sebesar 0.87 untuk kelas tidak diabetes dan 0.87 untuk kelas diabetes, yang mengindikasikan bahwa sekitar 87% prediksi tidak diabetes dan 87% prediksi diabetes adalah benar. Selain itu, *recall* untuk kelas tidak diabetes adalah 0.88, yang berarti model berhasil menemukan sekitar 88% dari semua pasien yang sebenarnya tidak memiliki diabetes, sementara *recall* untuk kelas diabetes adalah 0.87, menunjukkan bahwa model berhasil menemukan sekitar 87% dari semua pasien yang sebenarnya memiliki diabetes. *F1-score*, yang merupakan rata-rata harmonik dari *precision* dan *recall*, adalah 0.87 untuk kelas tidak diabetes dan 0.87 untuk kelas diabetes. Dengan akurasi keseluruhan sebesar 0.87, model *Decision Tree* menunjukkan kinerja yang baik dalam memprediksi penyakit diabetes berdasarkan data yang diberikan.



Gambar 10. Hasil Uji Coba Model *Decision Tree*

### 3.3 Akurasi Hasil Perbandingan

Tabel 2. Akurasi Hasil Perbandingan

Model	Akurasi
<i>Neural Network MLP</i>	<b>90.48 %</b>
<i>Decision Tree</i>	<b>87.24 %</b>
<i>KNN</i>	<b>88.15 %</b>

Berdasarkan hasil perbandingan pada Tabel 2, dapat disimpulkan bahwa model *Neural Network MLP* menunjukkan kinerja terbaik dengan akurasi tertinggi sebesar 90.48%, menunjukkan

kemampuannya dalam memprediksi penyakit diabetes secara akurat. Model *K-Nearest Neighbors (KNN)* menempati posisi kedua dengan akurasi 88.15%, menunjukkan konsistensinya dalam memberikan prediksi yang baik. Meskipun begitu, model *Decision Tree* dengan akurasi 87.24% juga menunjukkan kemampuan yang layak dalam memprediksi penyakit diabetes. Evaluasi ini memberikan wawasan penting dalam memilih model yang paling sesuai untuk aplikasi prediksi penyakit diabetes, dengan mempertimbangkan keseimbangan antara akurasi dan kebutuhan komputasi atau interpretasi model.

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dari penelitian perbandingan tiga algoritma untuk klasifikasi penyakit diabetes, model *Neural Network MLP* menunjukkan performa terbaik dengan akurasi 90.48%. Diikuti oleh model *K-Nearest Neighbor (KNN)* dengan akurasi 88.15% dan *Decision Tree* dengan akurasi 87.24%. Penelitian ini memberikan pandangan penting dalam memilih model yang optimal untuk aplikasi prediksi penyakit diabetes, serta berpotensi menjadi dasar untuk penelitian dan aplikasi praktis di bidang kesehatan masyarakat.

#### Daftar Pustaka

- [1] International Diabetes Federation, "Diabetes facts and figures," *IDF Diabetes Atlas 10th edition 2021*, 2021.
- [2] M. Warke, V. Kumar, S. Tarale, P. Galgat, dan D. J. Chaudhari, "Diabetes diagnosis using machine learning algorithms," *Diabetes*, vol. 6, no. 03, hal. 1470-1476, 2019.
- [3] S. A. Agnal dan E. Saraswathi, "Analyzing Diabetic Data Using Naïve Bayes Classifier," Assistant Professor, Department of Computer Science and Engineering, SRM Institute of Science and Technology, Chennai, India, vol. 7, no. 4, hal. 2687–2698, 2020.
- [4] I. M. K. Karo dan H. Hendriyana, "Klasifikasi Penderita Diabetes menggunakan Algoritma Machine Learning dan Z-Score," *Jurnal Teknologi Terpadu*, vol. 8, no. 2, hal. 94-99, 2022.
- [5] N. R. Muntiari dan K. H. Hanif, "Klasifikasi Penyakit Kanker Payudara Menggunakan Perbandingan Algoritma Machine Learning," *Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi*, vol. 3, no. 1, hal. 1-6, 2022.
- [6] PANNMIE, "Diabetes: EDA Random Forest," [www.kaggle.com](https://www.kaggle.com/code/tumpanjawat/diabetes-eda-random-forest-hp#2-%7C-Correlation), 2023. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/code/tumpanjawat/diabetes-eda-random-forest-hp#2-%7C-Correlation>. [Accessed 05 Mei 2024].
- [7] Nishom, M., "Perbandingan Akurasi Euclidean Distance, Minkowski Distance, dan Manhattan Distance pada Algoritma K-Means Clustering berbasis Chi-Square," *\*Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT\**, vol. 4, no. 1, pp. 20-24, 2019.
- [8] Desai, M., & Shah, M. "An anatomization on breast cancer detection and diagnosis employing multi-layer perceptron neural network (MLP) and Convolutional neural network (CNN)." *\*Clinical eHealth\**, vol. 4, pp. 1-11, 2021.
- [9] Sari, N. R., & Mar'atullatifah, Y. "Penerapan Multilayer Perceptron Untuk Identifikasi Kanker Payudara." *\*Jurnal Cakrawala Ilmiah\**, vol. 2, no. 8, pp. 3261-3268, 2023.
- [10] N. A. Nikmatun and I. Waspada, 'Implementasi data mining untuk klasifikasi masa studi mahasiswa menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor,' *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, vol. 10, no. 2, pp. 421-432, 2019.
- [11] A. Tangkelayuk, "The Klasifikasi Kualitas Air Menggunakan Metode KNN, Naïve Bayes, dan Decision Tree," *JATISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, vol. 9, no. 2, pp. 1109-1119, 2022.
- [12] A. Y. Rahman, "Klasifikasi Citra Burung Lovebird Menggunakan Decision Tree dengan Empat Jenis Evaluasi," *J. RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 4, pp. 688-696, 2021.