Jurnal Ilmiah Sistem Informasi dan Ilmu Komputer
Volume. 6 Nomor. 2 Juli 2026
E-ISSN :2827-7953; P-ISSN :2827-8135, Hal. 592-603
DOI: https://doi.org/10.55606/juisik.v6i2.2513
Tersedia: https://journal.sinov.id/index.php/juisik

Prediksi Tingkat Resiko Stroke Pasien Berbasis Gejala Klinik Menggunakan *Multilayer Perceptron*

Tince Etlin Tallo[1*], Rio Sanmala Pellokila [2], Gilberth Marchobend Marselino Lopo[3], Juniar Seventeen Briliant Anakay[4], Juan Rizky Mannuel Ledoh[5], Clarissa Elfira Amos Pah[6], Hawu Yogia Pradana Uly[7]
[1-7]Fakultas Sains dan Teknik, Ilmu Komputer, Universitas Nusa Cendana, Kupang, Indonesia
Email: tince.tallo@staf.undana.ac.id[1], akdohawu@gmail.com[2], gilberthlopo1803@gmail.com[3], brillianakay17@gmail.com[4], juanledoh@staf.undana.ac.id[5], clarissaelfira@staf.undana.ac.id[6], hawu.uly@staf.undana.ac.id[7]
**Penulis Korespondensi: tince.tallo@staf.undana.ac.id*

Abstract. *Stroke is a condition that represents one of the leading causes of death and permanent disability worldwide; therefore, early diagnosis is essential to minimize associated risks. This study aims to implement the Multilayer Perceptron (MLP) method on two different datasets to analyze the effect of the number of input attributes on stroke risk prediction performance. The study was conducted using two public datasets with variations in the number of records (35,000 and 70,000 instances) and the number of attributes (17 and 16 features). The experimental method was divided into two scenarios: Scenario 1 utilized all available attributes, while Scenario 2 employed only the intersecting attributes (two features) to evaluate model efficiency. Model performance was assessed using a confusion matrix with accuracy, precision, recall, and F1-score as evaluation metrics. The results indicate that the MLP model achieved accuracy ranging from 80% to 98% across both datasets. A significant finding shows that feature dimensionality reduction in Scenario 2, using only two input attributes, was still able to achieve accuracy above 80% on Dataset 2 and Dataset 3, demonstrating computational efficiency without a substantial decline in performance. This study demonstrates that MLP remains effective and efficient even with limited features, thereby highlighting that appropriate feature selection can improve model efficiency without significantly compromising performance. These findings are expected to serve as a reference for the development of artificial intelligence-based disease prediction systems in the future.*

Keywords: *Efisiensi Fitur; Machine Learning; Multilayer Perceptron; Prediction; Prediksi Stroke.*

Abstrak. Stroke merupakan sebuah kondisi yang menjadi penyebab utama kematian dan kecacatan permanen secara global, sehingga diagnosis dini sangat diperlukan untuk meminimalisir risiko tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode Multilayer Perceptron (MLP) pada dua dataset berbeda guna menganalisis pengaruh jumlah atribut input terhadap kinerja prediksi risiko stroke. Penelitian dilakukan menggunakan dua dataset publik dengan variasi jumlah record (35.000 dan 70.000 data) dan jumlah atribut (17 dan 16). Metode pengujian dibagi menjadi dua skenario: Skenario 1 menggunakan seluruh atribut dan Skenario 2 menggunakan atribut irisan (2 fitur) untuk menguji efisiensi fitur model. Evaluasi kinerja dilakukan menggunakan confusion matrix dengan parameter akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model MLP mampu menghasilkan akurasi berkisar antara 80% hingga 98% pada kedua dataset. Temuan signifikan menunjukkan bahwa pengurangan dimensi fitur pada Skenario 2, yang hanya menggunakan 2 atribut input, tetap mampu menghasilkan akurasi di atas 80% pada Dataset 2 dan 3, membuktikan adanya efisiensi komputasi tanpa penurunan kinerja yang drastis. Dalam penelitian ini dapat dilihat bahwa MLP efektif dan efisien dengan fitur terbatas, sehinga diharapkan memberikan kontribusi dengan menunjukkan bahwa pemilihan fitur yang tepat dapat meningkatkan efisiensi model tanpa mengorbankan performa secara signifikan. Hasil ini diharapkan dapat menjadi referensi dalam pengembangan sistem prediksi penyakit berbasis kecerdasan buatan di masa depan.

Kata Kunci: Efisiensi Fitur; Machine Learning; Multilayer Perceptron; Prediksi Stroke; Prediksi.

1. LATAR BELAKANG

Stroke didefinisikan sebagai sebuah kondisi medis yang terjadi ketika suplai darah ke beberapa bagian otak terganggu (Dritsas & Trigka, 2022; Singh et al., 2023), baik karena penyumbatan (stroke iskemik) atau pecahnya pembuluh darah (stroke hemoragik) (Dritsas & Trigka, 2022; Jambi, Hamad, Salah, & Sulieman, 2024). Berdasarkan data dari *World Health Organization* (WHO), setiap tahunnya terdapat 15 juta kasus stroke di seluruh dunia, dimana 5

Naskah Masuk: 07 Mei 2026; Revisi:04 Juni 2026; Diterima: 09 Juli 2026; Terbit: 16 Juli 2026

juta diantaranya berakhir dengan kematian. Efek dari penyakit ini dapat menyebabkan kecacatan permanen seperti hemiparesis, gangguan bicara, hingga defisit kognitif, yang sangat mempengaruhi kualitas hidup pasien (Dritsas & Trigka, 2022; Elloker & Rhoda, 2018; A. A. Rahman, Amruta, Pinteaux, & Bix, 2021). Di Indonesia stroke juga menjadi penyebab utama kematian dan kecacatan, dimana data Kemenkes menunjukkan prevalensi stroke mencapai 8,3 per 1000 penduduk pada tahun 2023. Tantangan utama dalam penanganan di Indonesia adalah keterlambatan diagnosis ("*Time Is Brain*") akibat rendahnya kesadaran masyarakat dan fasilitas kesehatan yang tidak merata (Venketasubramanian, Yudiarto, & Tugasworo, 2022). Oleh karena itu, diperlukan pengembangan sistem deteksi dini (*early warning*) yang lebih komprehensif untuk membantu tenaga medis dalam mengidentifikasi potensi stroke sedini mungkin, sehingga dapat mengurangi risiko komplikasi berat. Penelitian ini memanfaatkan teknologi *Machine Learning* (ML) sebagai fondasi utama dalam membangun model prediksi yang mampu menganalisis variasi gejala klinis dengan presisi tinggi.

Penerapan metode *Machine Learning* untuk prediksi tingkat penyakit stroke telah banyak dilakukan sebelumnya. Studi-studi yang disebutkan sebelumnya menunjukan bahwa performa MLP jauh lebih rendah jika dibandingkan dengan beberapa metode *Machine Learning* klasik. Namun, studi-studi tersebut beroperasi pada *dataset* yang memiliki fitur atau atribut input yang dibawah atau sama dengan 10 serta *record* dengan jumlah kurang lebih 5000. Hal tersebut tentu tidak akan optimal dengan arsitektur MLP yang membutuhkan jumlah atribut dan jumlah data dalam skala yang besar. Di sisi lain penelitian (Folorunsho, Fagbuagun, Ochidi, Faboya, & Hassan, 2025) yang menggunakan *dataset* dengan 15000 *record* dan 22 atribut memang ada, namun penelitian tersebut lebih berfokus pada teknik optimasi *featured selection* (seperti Pearson dan RFE) dan tidak menganalisis dampak skala data terhadap kinerja MLP.

Berdasarkan permasalahan dan tinjauan pustaka di atas, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode *Multilayer Perceptron* (MLP) pada dua *dataset* yang berbeda. Penerapan ini dilakukan untuk menganalisis pengaruh efisiensi atribut input terhadap kinerja model dalam memprediksi risiko penyakit stroke. Performa model dievaluasi menggunakan *confusion matrix* dengan perhitungan *accuracy, precision, recall,* dan *F1-score*. Berdasarkan hasil perbandingan tersebut, penelitian ini menghasilkan model klasifikasi MLP yang dapat digunakan sebagai landasan pengembangan alat bantu diagnosis awal penyakit stroke.

2. KAJIAN TEORITIS

Penyakit stroke sangat berkaitan dengan berbagai indikator klinis, seperti umur dan tekanan darah pasien. Untuk memprediksi risiko berdasarkan gejala klinis tersebut, penelitian ini menggunakan metode *Multilayer Perceptron* (MLP). Secara arsitektur, MLP merupakan jaringan saraf tiruan *feedforward* yang terdiri dari lapisan input, satu atau lebih lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan lapisan output. Setiap neuron dalam lapisan tersembunyi dan lapisan output memproses informasi melalui mekanisme penjumlahan berbobot (*weighted sum*) yang ditambahkan dengan nilai bias, kemudian diteruskan melalui fungsi aktivasi non-linear. Mekanisme pemrosesan ini memungkinkan model MLP untuk mempelajari pola data yang kompleks.

Penerapan metode *Machine Learning* untuk prediksi tingkat penyakit stroke telah banyak dilakukan sebelumnya (Dritsas & Trigka, 2022; Emon et al., 2020; Lai, Zhao, Du, & Zhang, 2026; Mainali, Darsie, & Smetana, 2021; Sailasya & Kumari, 2021; Sharma, Sharma, Kumar, & Sodhi, 2022; Vu et al., 2024). Studi-studi yang disebutkan sebelumnya menunjukan bahwa performa MLP jauh lebih rendah jika dibandingkan dengan beberapa metode *Machine Learning* klasik (Chakraborty et al., 2024; Pratama, Fanani, Soeleman, & Kumalasari, 2026). Namun, studi-studi tersebut beroperasi pada dataset yang memiliki fitur atau atribut input yang dibawah atau sama dengan 10 serta record dengan jumlah kurang lebih 5000. Hal tersebut tentu tidak akan optimal dengan arsitektur MLP yang membutuhkan jumlah atribut dan jumlah data dalam skala yang besar.

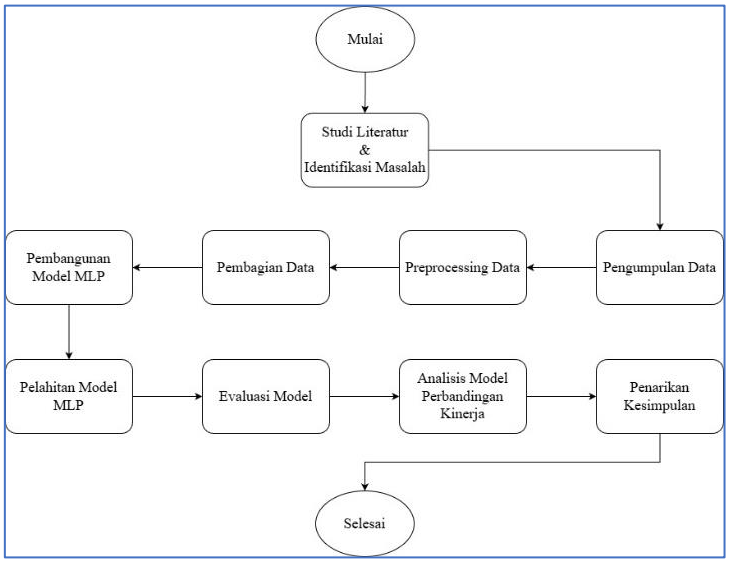
Di sisi lain penelitian (Folorunsho et al., 2025) yang menggunakan dataset dengan 15000 record dan 22 atribut memang ada, namun penelitian tersebut lebih berfokus pada teknik optimasi *featured selection* (seperti Pearson dan RFE) dan tidak menganalisis dampak skala data terhadap kinerja MLP. Berdasarkan celah penelitian tersebut, maka kajian ini difokuskan pada analisis perbandingan kinerja model akibat pengurangan dimensi atribut input guna melihat efisiensi komputasi tanpa adanya penurunan kinerja yang drastis.

3. METODE PENELITIAN

Kerangka Penelitian

Penelitian ini dilakukan dalam beberapa langkah yang terstruktur untuk menjawab tujuan penelitian. Secara visual, kerangka penelitian dapat dilihap pada Gambar 1. Penelitian dimulai dengan mengidentifikasi celah penelitian terkait kinerja MLP pada data klinis penyakit stroke. Setelah celah penelitian identifikasi, dilakukan pengumpulan data dengan jumlah atribut dan record yang bervariasi. Data yang sudah terkumpul kemudian dilakukan *pre-*

porcecssing untuk membersihkan dan memastikan kualitas data sebelum digunakan sebagai data pelatihan oleh model. Setelah data siap, data kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji sebelum dimasukan ke model. Selanjutnya, dibangun beberapa model dengan arsitektur dan hyperparameter yang sama, yang kemudian dilatih secara terpisah di beberapa *dataset* yang telah didapat. Kinerja masing-masing model kemudian di evaluasi menggunakan *confusion matrix* dan kemudian dilakukan perbandingan dan analisis kesimpulan mengenai hipotesis penelitian. gambar 1 menunjukkan secara keseluruhan kerangka penelitian ini.



Gambar 1. Metode Penelitian.

Pengumpulan Data

Terdapat 2 *dataset* dengan jumlah atribut dan record yang berbeda yang digunakan dalam penelitian ini, seperti yang ada pada Tabel 1. Data tersebut diambil dari *dataset* publik yang tersedia di *platform kaggle*.

Tabel 1. Deskripsi *Dataset*.

Nama	Jumlah Record	Jumlah Atribut	Variabel Target	Jumlah Distribusi Variabel Target	
				0	1
Dataset 1	35000	17	Stroke (Biner: 0/1)	22113	12887
Dataset 2	70000	16	Stroke (Biner: 0/1)	24556	45444

Pre-Processing Data

Kedua *dataset* yang di dapat dari plafrom kaggle tidak langsung digunakan untuk melatih model MLP dan perlu dilakukan beberapa langkah *pre-processing*. Tahap *pre-processing* dilakukan untuk memastikan data yang digunakan untuk melatih model bersih dari *missing value* dan dalam format yang sama. Adapun tahapan *pre-processing* yang dilakukan dalam penelitian ini adalah:

a. Penanganan data duplikat: langkah pertama yang dilakukan dalam *pre-processing* data adalah pembersihan data dari data duplikat, dimana dilakukan pemeriksaan terhadap kedua

dataset yang dimiliki untuk menemukan apakah ada baris yang identik. Hal ini dilakukan untuk memastikan tidak terjadinya bias dalam proses pelatihan model.

b. *Encoding* atribut non-numerik: karena seluruh input MLP bersifat numerik, maka langkah selanjutnya adalah kita memastikan bahwa seluruh atribut data yang ada di dalam masing-masing *dataset* sudah berada dalam format numerik. Jika dari ketiga *dataset* didapati ada atribut yang non-numerik atau kategorial, dilakukan sebuah proses *encoding* untuk merubah nilai dari atribut tersebut menjadi numerik.

c. Normalisasi fitur: langkah ini merupakan salah satu langkah yang terpenting dalam *pre-procecssing* data yang dilakukan, dimana beberapa atribut yang ada di dalam *dataset* biasanya memiliki rentang yang berbeda. Hal tersebut mempengaruhi bagaimana model memahami pola dalam data, sehingga rentang tersebut perlu dilakukan normalisasi. Untuk masing-masing atribut yang memiliki rentang skala yang berbeda, rentang skala dari atribut tersebut diubah menjadi rentang yang seragam yakni 0 sampai 1.

Pembagian Data

Setelah pembersihan data kemudian dialokasikan untuk beberapa kebutuhan yakni data latih (*Training Data*), data validasi (*Validation Data*), dan data uji (*Test Data*). Untuk setiap *dataset* 70% dialokasikan menjadi data latih, 10% menjadi data validasi, dan 20% menjadi data uji. Metode validasi yang digunakan selama proses pelatihan adalah *validation split* (bagian dari *hold-out validation*), di mana 10% data validasi ini digunakan untuk memantau kinerja model dan mendeteksi *overfitting* pada setiap akhir *epoch* pelatihan.

Pembangunan dan Pelatihan Model MLP

Secara arsitektur, *Multilayer Perceptron* (MLP) merupakan jaringan saraf tiruan *feedforward* yang terdiri dari lapisan input, satu atau lebih lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan lapisan output (Awad & Khanna, 2015; Chollet & Chollet, 2021). Setiap neuron dalam lapisan tersembunyi dan lapisan *output* memproses informasi melalui mekanisme penjumlahan berbobot (*weighted sum*) yang ditambahkan dengan nilai bias, kemudian diteruskan melalui fungsi aktivasi non-linear (N. H. A. Rahman, Yin, & Zulkafli, 2024; Salam, El Hibaoui, & Saif, 2021). Secara matematis, output *y* dari sebuah neuron *k* dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$y_k = \varphi\left(\sum_{i=1}^{n} w_{ki} x_i + b_k\right) \quad \text{(i)}$$

Dimana x_i adalah sinyal input dari neuron sebelumnya, w_{ki} adalah bobot koneksi, b_k adalah bias, dan φ adalah fungsi aktivasi. Berdasarkan konfigurasi model pada penelitian ini Tabel 2, terdapat dua fungsi aktivasi yang digunakan. Pada *hidden layer*, digunakan fungsi aktivasi ReLU (*Rectified Linear Unit*) untuk mempercepat proses konvergensi dan mengatasi masalah *vanishing gradient*. Fungsi ReLU didefinisikan sebagai:

$f(x) = \max(0, x)$……...(ii)

Sedangkan pada *output layer*, digunakan fungsi aktivasi Sigmoid karena penelitian ini merupakan kasus klasifikasi biner. Fungsi Sigmoid mentransformasi hasil akhir menjadi nilai probabilitas antara 0 dan 1, dengan rumus:

$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$……...(iii)

Pembangunan model MLP menggunakan bahasa pembrograman Python pada lingkungan Google Colab. Proses pembangunan menggunakan *framework* TensorFlow dan keras, serta beberapa pustaka lainnya seperti Scikit-Learn untuk *preprocessing* dan evaluasi.

Untuk menguji hipotesis penelitian mengenai dampak skala fitur terhadap kinerja model, dilakukan 2 skenario pengujian terhadap masing-masing *dataset*:

a. Skenario 1 (semua atribut): model MLP untuk setiap *dataset* dilatih dan diuji menggunakan seluruh atribut yang dimiliki.
b. Skenario 2 (atribut bersama): model MLP untuk setiap *dataset* dilatih dan diuji menggunakan atribut yang beririsan dengan *dataset* lain.

Tabel 1. Konfigurasi Model.

Dataset	***Dataset 2***	***Dataset 3***
Jumlah Record	35.000	70.000
Jumlah Atribut	17	16
Arsitektur Model		
Input Layer (Neuron)	17	16
Hidden Layers (Neuron)	[64, 32]	[64, 32]
Output Layer (Neuron)	1	1
Hyperparameter Pelatihan		
Optimizer	Adam	Adam
Loss Function	Binary Cross-Entropy	Binary Cross-Entropy
Aktivasi (Hidden)	ReLU	ReLU
Aktivasi (Output)	Sigmoid	Sigmoid
Epochs	100	100
Batch Size	32	32
Learning Rate	0.001	0.001

Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan *confusion matrix* seperti yang ditunjukan pada tabel 3 dengan perhitungan *accuracy, precision, recall,* dan *F1-score* untuk masing-masing kelas (Hossin & Sulaiman, 2015).

Tabel 2. *Confusion Matrix.*

Confusion Matrix		**Prediksi**	
		Positive	*Negative*
Aktual	*Positive*	TP	FN
	Negative	FP	TN

Accuracy

Accuracy merupakan proporsi atau perbandingan dari semua hasil prediksi model yang benar (baik dalam kelas positif maupun negatif). Secara matematis dapat didefinisikan pada persamaan 1.

$$accuracy = \left(\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+TN}\right) \times 100 \text{.....(iv)}$$

Precision

Precision merupakan proporsi atau perbandingan prediksi yang benar untuk suatu kelas (positif dan negatif) terhadap seluruh prediksi model untuk kelas tersebut. Secara matematis, precision untuk masing-masing kelas didefinisikan pada persamaan 2.

$$precision = \left(\frac{TP}{FP+TP}\right) \times 100 \text{.....(v)}$$

Recall

Recall merupakan proporsi data aktual dari suatu kelas yang berhasil dikenali benar oleh model. Dalam konteks ini, recall akan dihitung untuk masing-masing kelas, baik positif maupun negatif. Secara matematis, recall untuk masing-masing kelas didefinisikan pada persamaan 3.

$$recall = \left(\frac{TP}{FN+TP}\right) \times 100 \text{.....(vi)}$$

F1-score

F1-score merupakan nilai yang mencerminkan keseimbangan antara precision dan recall untuk masingmasing kelas dengan menghitung nilai tengah antara precision dan recall. Secara matematis, F1-score didefinisikan pada persamaan 4.

$$F1 - score = \left(2 \cdot \frac{precision \cdot recall}{precision+recall}\right) \times 100 \text{.....(vii)}$$

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pengujian Model

Setelah model dilatih dan dievaluasi menggunakan *confusion matrix* dengan perhitungan *accuracy, precission, recall,* dan *F1-Score*. Ringkasan hasil pengujian dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 3. Hasil *Confusion Matrix* Setiap *Dataset.*

Skenario	*Dataset*	*Confusion Marix*			*Accuracy*	*Precission*	*Recall*	*F1-Score*
		Aktual	Prediksi					
			Positif	Negatif				
Skenario 1	1	Positif	1413	27	98,34 %	98,82 %	98,48 %	98,65 %
		Negatif	35	2270				
	2	Positif	4444	90	98,97 %	98,93 %	99,49 %	99,21 %
		Negatif	43	8352				
Skenario 2	1	Positif	1088	352	81,76 %	84,87 %	84,64 %	85,25 %
		Negatif	331	1974				
	2	Positif	3212	1322	80,54 %	84,49 %	85,78 %	85,13 %
		Negatif	1194	7201				

Berdasarkan hasil yang ditampilkan pada tabel 4 terlihat bahwa performa yang ditunjukan oleh kedua model sangat stabil baik di skenario 1 maupun skenario 2. Meskipun data yang digunakan untuk melatih model terbilang tidak seimbang, model tetap mampu mencatatkan performa yang seimbang. Hal tersebut dapat dilihat dari nilai *true positive* (TP) dan nilai *true negative* (TN) yang tinggi, dimana ini menunjukan bahwa model tetap mampu mengenali pola fitur dengan baik untuk membedakan antara pasien yang beresiko stroke dan sehat. Selain jumlah TP dan TN yang tinggi, kestabilan performa model juga kemudian di perlihatkan dari hasil perhitungan presisi, *recall, f1-score*. Dari *dataset* 1 dan 2 pada skenario 1 terlihat bahwa presisi, *recall*, dan *f1-score* selalu stabil di angka 98%, dimana hal ini menunjukan bahwa model mampu mengidentifikasi kedua kelas dengan baik.

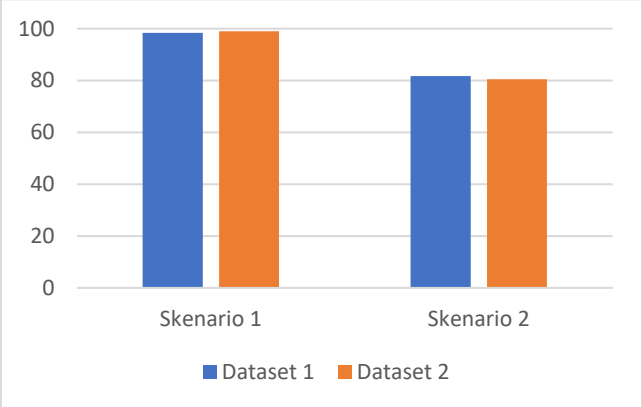
Analisis Perbandingan dan Efisiensi Fitur

Berdasarkan hasil pengujian pada kedua skenario tersebut yang ditunjukan oleh gambar 2, terlihat bahwa pengurangan jumlah atribut tidak menyebabkan penurunan kinerja model yang signifikan. Meskipun pada skenario 2 model hanya menggunakan 2 fitur yakni umur dan tekanan darah, model tetap mampu menghasilkan akurasi lebih dari 80%. Jika dibandingkan dengan skenario 1 yang menggunakan seluruh atribut, skenario 2 memang mengalami penurunan akurasi. Namun, penurunan yang dialami oleh model pada skenario 2 terbilang rendah dan tidak signifikan jika dibandingkan dengan penurunan jumlah atribut yang digunakan, dimana dari 16 hingga 17 atribut input menjadi hanya 2 atribut input. Hal tersebut juga kemudian menunjukan bahwa fitur umur dan tekanan darah merupakan fitur yang paling dominan dalam kasus prediksi resiko stroke ini (Alkafi & Hasnah, 2022; Eini, Rezayee, Kassulke, & Tremblay, 2025). Penemuan ini kemudian juga sejalan dengan fakta medis dimana umur menjadi faktor terbesar untuk hampir semua penyakit. Hal ini disebabkan semakin bertambahnya umur pembuluh darah cenderung kehilangan elastisitasnya, meningkatkan risiko penyumbatan atau pecahnya pembuluh darah. Penelitian lainnya juga menunjukann hampir 50% kasus stroke di dunia, tekanan darah menjadi faktor paling umum (Feigin et al., 2025;

Sah, Rathi, Gangwar, Tiwari, & Pal, 2025).

Penurunan penggunaan jumlah atribut input tersebut kemudian juga membawa dampak positif dari sisi komputasi dan efisiensi. Penggunaan 2 atribut input dari yang sebelumnya adalah 16 hingga 17 kemudian menghemat antara 60% - 70% waktu pelatihan. Selain waktu pelatihan yang menjadi lebih cepat, penurunan jumlah atribut input ini juga kemudian mempengaruhi waktu yang dibutuhkan oleh model dalam melakukan prediksi yang tentunya menjadi 60% - 70% lebih cepat dari sebelumnya.

Kedua hal diatas kemudian membuktikan bahwa model mampu untuk berjalan dengan lebih efisien tanpa mengorbankan kinerjanya secara signifikan. Kondisi ini tentunya penting terutama untuk pengembangan sistem medis yang tentunya membutuhkan proses komputasi yang ringan dan respon yang cepat mengingat sistem seperti ini akan digunakan *early detection* atau deteksi awal. Bisa disimpulkan bahwa pendekatan efisiensi fitur yang digunakan dalam penelitian ini mampu menghasilkan model prediksi stroke yang efektif dan praktis di waktu yang sama. Namun, penggunaan fitur yang terbatas ini kemudian perlu dikaji lebih lanjut lagi dalam dataset dengan karkteristik yang berbeda.



Gambar 2. Perbandingan Akurasi *Dataset* untuk Setiap Skenario.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil menerapkan metode *Multilayer Perceptron* (MLP) untuk melakukan klasifikasi pada data penyakit stroke dengan tingkat akurasi yang berkisar antara 80% hingga 98% pada kedua *dataset* yang digunakan. Hasil ini menunjukkan bahwa MLP memiliki kemampuan yang baik dalam mempelajari pola data dan menghasilkan prediksi yang akurat. Temuan utama dalam penelitian ini dapat diihat secara khusus dalam Skenario 2, di mana model hanya menggunakan dua fitur utama, yaitu umur dan tekanan darah. Meskipun jumlah fitur yang digunakan sangat terbatas, model tetap mampu menghasilkan performa yang relatif optimal tanpa mengalami penurunan akurasi yang signifikan. Hal ini mengindikasikan

bahwa kedua fitur tersebut memiliki tingkat relevansi yang tinggi dalam merepresentasikan risiko stroke. Selain itu penggunaan dua fitur juga memberikan keuntungan dari sisi efisiensi komputasi, di mana proses pelatihan model menjadi lebih cepat dan ringan dibandingkan dengan penggunaan seluruh atribut. Dengan demikian, penelitian ini menunjukkan adanya keseimbangan antara efisiensi dan performa model melalui penerapan *feature selection*. Secara keseluruhan, hasil penelitian menegaskan bahwa pemilihan fitur yang tepat dapat menjadi strategi efektif dalam membangun model prediksi yang efisien tanpa mengorbankan kinerja secara signifikan. Berdasarkan hasil yang diperoleh, penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan *dataset* dengan karakteristik yang lebih beragam serta mempertimbangkan teknik pra-pemrosesan tambahan guna meningkatkan performa model.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah memberikan dukungan dalam pelaksanaan penelitian ini. Secara khusus, terima kasih disampaikan kepada rekan-rekan di Program Studi Ilmu Komputer yang telah memberikan bantuan, masukan, serta dukungan selama proses penelitian berlangsung. Ucapan terima kasih juga penulis sampaikan kepada pihak-pihak lain yang tidak dapat disebutkan satu per satu atas kontribusi, dukungan moral, maupun teknis yang telah diberikan sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik.

DAFTAR REFERENSI

Awad, M., & Khanna, R. (2015). *Efficient learning machines: Theories, concepts, and applications for engineers and system designers*. Apress. Retrieved from https://books.google.com/books?hl=id&lr=&id=Bk4nCgAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP3&dq=Awad,+M.,+%26+Khanna,+R.+(2015).+Efficient+Learning+Machines:+Theories,+Concepts,+and+Applications.+Apress.&ots=aUTGRDqrNG&sig=RvhkV2TdFDzQgFqhDkCXv_Gnqw4

Chakraborty, P., Bandyopadhyay, A., Sahu, P. P., Burman, A., Mallik, S., Alsubaie, N., … Soufiene, B. O. (2024). Predicting stroke occurrences: A stacked machine learning approach with feature selection and data preprocessing. *BMC Bioinformatics*, *25*(1), 329. https://doi.org/10.1186/s12859-024-05866-8

Chollet, F., & Chollet, F. (2021). *Deep Learning with Python, Second Edition*. Simon and Schuster.

Dritsas, E., & Trigka, M. (2022). Stroke Risk Prediction with Machine Learning Techniques. *Sensors*, *22*(13), 4670. https://doi.org/10.3390/s22134670

Elloker, T., & Rhoda, A. J. (2018). The relationship between social support and participation in stroke: A systematic review. *African Journal of Disability*, *7*. https://doi.org/10.4102/ajod.v7i0.357

Emon, M. U., Keya, M. S., Meghla, T. I., Rahman, Md. M., Mamun, M. S. A., & Kaiser, M. S. (2020). Performance Analysis of Machine Learning Approaches in Stroke Prediction. *2020 4th International Conference on Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA)*, 1464–1469. Coimbatore, India: IEEE. https://doi.org/10.1109/ICECA49313.2020.9297525

Feigin, V. L., Brainin, M., Norrving, B., Martins, S. O., Pandian, J., Lindsay, P., … Rautalin, I. (2025). World Stroke Organization: Global Stroke Fact Sheet 2025. *International Journal of Stroke: Official Journal of the International Stroke Society*, *20*(2), 132–144. https://doi.org/10.1177/17474930241308142

Folorunsho, O., Fagbuagun, O. A., Ochidi, I., Faboya, O. O., & Hassan, J. B. (2025). *Performance Comparison of Feature Selection Techniques for Stroke Prediction Using Multilayer Perceptron*. *10*(1).

Jambi, L., Hamad, A., Salah, H., & Sulieman, A. (2024). Stroke and Disability: Incidence, Risk Factors, Management, and Impact. *Journal of Disability Research*, *3*(7). https://doi.org/10.57197/JDR-2024-0094

Lai, W., Zhao, J., Du, J., & Zhang, C. (2026). Predictive Value of the FDAPR Index for Ischemic Stroke in Patients with Coronary Heart Disease: A Machine Learning Study Based on a Multilayer Perceptron. *International Journal of General Medicine*, *Volume 19*, 1–9. https://doi.org/10.2147/IJGM.S575324

Mainali, S., Darsie, M. E., & Smetana, K. S. (2021). Machine Learning in Action: Stroke Diagnosis and Outcome Prediction. *Frontiers in Neurology*, *12*, 734345. https://doi.org/10.3389/fneur.2021.734345

Pratama, I. B., Fanani, A. Z., Soeleman, M. A., & Kumalasari, V. I. (2026). Optimizing Stroke Prediction Using Backward Elimination and SMOTE with C4. 5 and K-Nearest Neighbors. *Journal of Information Systems and Informatics*, *8*(2), 2529–2549.

Rahman, A. A., Amruta, N., Pinteaux, E., & Bix, G. J. (2021). Neurogenesis After Stroke: A Therapeutic Perspective. *Translational Stroke Research*, *12*(1), 1–14. https://doi.org/10.1007/s12975-020-00841-w

Rahman, N. H. A., Yin, C. H., & Zulkafli, H. S. (2024). Activation functions performance in multilayer perceptron for time series forecasting. *AIP Conference Proceedings*, *3123*(1), 070001. AIP Publishing LLC. Retrieved from https://pubs.aip.org/aip/acp/article-abstract/3123/1/070001/3309840

Sah, N. K. P., Rathi, H., Gangwar, S., Tiwari, R., & Pal, D. (2025). Epidemiological Profile and Risk Factors of Stroke in a Tertiary Care Hospital: A Cross-Sectional Study. *Cureus*, *17*(10), e94241. https://doi.org/10.7759/cureus.94241

Sailasya, G., & Kumari, G. L. A. (2021). Analyzing the Performance of Stroke Prediction using ML Classification Algorithms. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, *12*(6). https://doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0120662

Salam, A., El Hibaoui, A., & Saif, A. (2021). A comparison of activation functions in multilayer neural network for predicting the production and consumption of electricity power. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, *11*(1), 163.

Sharma, C., Sharma, S., Kumar, M., & Sodhi, A. (2022). Early Stroke Prediction Using Machine Learning. *2022 International Conference on Decision Aid Sciences and Applications (DASA)*, 890–894. Chiangrai, Thailand: IEEE. https://doi.org/10.1109/DASA54658.2022.9765307

Singh, R. K., . S., Samanta, S., Yunus, N., Kumar, M., & Sinha, R. I. (2023). Acute ischemic stroke: Management approach. *International Journal of Basic & Clinical Pharmacology*, *12*(2), 324–333. https://doi.org/10.18203/2319-2003.ijbcp20230408

Venketasubramanian, N., Yudiarto, F. L., & Tugasworo, D. (2022). Stroke Burden and Stroke Services in Indonesia. *Cerebrovascular Diseases Extra*, *12*(1), 53–57. https://doi.org/10.1159/000524161

Vu, T., Kokubo, Y., Inoue, M., Yamamoto, M., Mohsen, A., Martin-Morales, A., … Araki, M. (2024). Machine learning approaches for stroke risk prediction: Findings from the suita study. *Journal of Cardiovascular Development and Disease*, *11*(7), 207.