PERBANDINGAN METODE ANFIS DAN ANN DALAM KLASIFIKASI PENYAKIT STROKE MENGGUNAKAN DATA REKAM MEDIS PASIEN

Nur Hidayah[1], Desi Anggreani[2], Chyquitha Danuputri[3]
[1,2,3]Informatika FT Universitas Muhammadiyah Makassar
105841115222@student.unismuh.ac.id

ABSTRACT

Accurate stroke classification is vital for appropriate clinical treatment. This study compares the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) and Artificial Neural Network (ANN) in classifying ischemic and hemorrhagic stroke using 368 medical records from RSKD Dadi, South Sulawesi. Data were preprocessed using Min-Max normalization and an 80:20 train-test split. ANFIS used Fuzzy C-Means clustering with five fuzzy rules, while ANN used a Multi-Layer Perceptron (10-14-7-2). Evaluated via Confusion Matrix, ANFIS outperformed ANN across all metrics, achieving 82.43% Accuracy, 82.00% Precision, 78.00% Recall, and 79.00% F1-Score, compared to ANN's 79.73%, 80.00%, 73.00%, and 75.00%. ANFIS is a more effective and interpretable model for supporting stroke diagnosis.

Keywords: *Stroke Classification, ANFIS, Artificial Neural Network, Artificial Intelligence, Medical Records.*

ABSTRAK

Klasifikasi stroke yang akurat sangat krusial untuk menentukan penanganan klinis. Penelitian ini membandingkan kinerja Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) dan Artificial Neural Network (ANN) dalam mengklasifikasikan stroke iskemik dan hemoragik menggunakan 368 data rekam medis RSKD Dadi Sulawesi Selatan. Data diproses melalui normalisasi Min-Max dan pembagian 80:20. ANFIS memanfaatkan algoritma Fuzzy C-Means dengan lima aturan fuzzy, sedangkan ANN menggunakan Multi-Layer Perceptron (10-14-7-2). Evaluasi menunjukkan ANFIS unggul atas ANN dengan Akurasi 82,43%, Presisi 82,00%, Sensitivitas 78,00%, dan F1-Score 79,00%, dibanding ANN yang memperoleh 79,73%, 80,00%, 73,00%, dan 75,00%. ANFIS terbukti lebih efektif dan transparan untuk mendukung diagnosis stroke.

Kata Kunci: Klasifikasi Stroke, ANFIS, Artificial Neural Network, Kecerdasan Buatan, Rekam Medis.

A. Pendahuluan

Stroke masih menjadi salah satu ancaman kesehatan terbesar di dunia maupun di Indonesia. Penyakit ini sering kali datang tiba-tiba dan menjadi penyebab utama kematian atau kecacatan fisik jangka panjang yang membebani pasien dan

keluarganya (Feigin et al., 2025). Secara medis, ada dua jenis stroke yang paling sering ditemui: stroke iskemik (karena penyumbatan) dan stroke hemoragik (karena pembuluh darah pecah). Membedakan kedua jenis stroke ini dengan cepat adalah urusan hidup dan mati, karena prosedur penanganan medis darurat untuk keduanya sangat bertolak belakang. Kesalahan dalam pemberian tindakan bisa berakibat fatal bagi pasien (Feigin et al., 2025).

Di sisi lain, tumpukan data rekam medis di rumah sakit sebenarnya menyimpan potensi luar biasa. Sayangnya, data klinis seperti usia, riwayat penyakit, tekanan darah, hingga hasil laboratorium pasien sering kali sangat bervariasi, samar, dan membingungkan jika dianalisis secara manual dalam waktu singkat (Johnson et al., 2023).

Teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) hadir untuk membantu. Salah satu metode populer adalah *Artificial Neural Network* (ANN), yang sangat pintar membaca pola rumit pada data medis. Namun, ANN punya kelemahan besar, ia bekerja seperti "kotak hitam" (*black-box*). Artinya, dokter atau tenaga medis sulit mengetahui bagaimana sistem tersebut bisa mengambil keputusan (Gilotra et al., 2023).

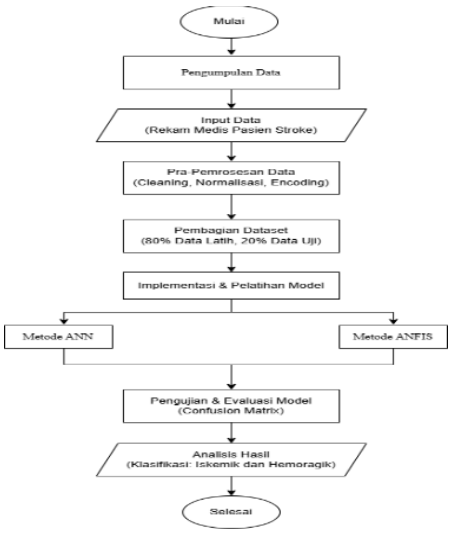
Sebagai solusinya, metode *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) menawarkan pendekatan yang lebih bersahabat. Dengan menggabungkan kecerdasan jaringan saraf tiruan dan logika fuzzy yang fleksibel, ANFIS tidak hanya akurat dalam mengklasifikasikan data, tetapi juga transparan karena menunjukkan alur logika keputusannya yang mudah dipahami manusia(Dehdar Karsidani et al., 2022).

Penelitian ini bertujuan untuk menguji dan membandingkan langsung kinerja metode ANN dan ANFIS dalam mengklasifikasikan jenis stroke iskemik dan hemoragik. Dengan menggunakan data rekam medis pasien RSKD DADI Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2025, penelitian ini diharapkan dapat menemukan metode cerdas yang paling bisa diandalkan dan transparan untuk membantu keputusan klinis di lapangan (Sherif & Ahmed, 2024).

B. Metode Penelitian

Pada bagian ini menjelaskan metodologi yang digunakan dalam

penelitian yang dianggap perlu untuk memperkuat naskah yang dipublikasikan. Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain eksperimen komparatif untuk membandingkan kinerja dua metode klasifikasi, yaitu ANFIS dan ANN. Objek penelitian adalah data sekunder rekam medis pasien stroke di RSKD Dadi Provinsi Sulawesi Selatan selama periode tahun 2025, yang mencakup pasien dengan diagnosis stroke iskemik dan stroke hemoragik.



Gambar 1. *Flowchart* Alur Penelitian

Seluruh tahapan dan alur pelaksanaan penelitian secara rinci disajikan pada Gambar 1.

2.1 Dataset Penelitian

Dataset penelitian diperoleh dari rekam medis pasien stroke di RSKD Dadi Provinsi Sulawesi Selatan tahun 2025. Data yang digunakan berjumlah 368 rekam medis yang terdiri atas pasien stroke iskemik dan stroke hemoragik (Wartika & Nursikuwagus, 2025).

Tabel 1. Distribusi Data Pasien Berdasarkan Jenis Stroke

No	Jenis Stroke	Jumlah Data	Presentase (%)
1	Stroke Iskemik	233	63,3%
2	Stroke Hemoragik	135	36,7%
	Total	**368**	**100%**

Variabel penelitian dibedakan menjadi dua jenis, yaitu variabel prediktor dan variabel target (Bhardwaj et al., 2025). Variabel prediktor terdiri atas 10 fitur klinis yang mencakup data numerik (usia, tekanan darah sistolik, tekanan darah diastolik, kadar gula darah, kadar kolesterol total, kadar trigliserida, dan kadar asam urat) serta data kategorikal (jenis kelamin, riwayat hipertensi, dan riwayat diabetes melitus). Sementara itu, variabel target didefinisikan secara operasional sebagai kelas biner jenis stroke yang diklasifikasikan menjadi stroke iskemik dan stroke hemoragik.

Tabel 2. Variabel Penelitian

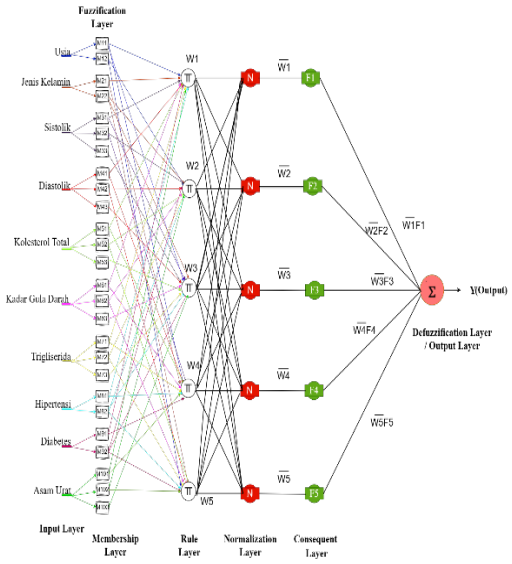
No	Variabel	Jenis Data
1	Usia	Numerik
2	Jenis Kelamin	Kategorik
3	Tekanan Darah Sistolik	Numerik
4	Tekanan Darah Diastolik	Numerik
5	Gula Darah	Numerik
6	Kolesterol Total	Numerik
7	Trigliserida	Numerik
8	Hipertensi	Kategorik (Ya/Tidak)
9	Diabetes	Kategorik (Ya/Tidak)
10	Asam Urat	Numerik
11	Jenis Stroke	Kategorik (Iskemik/Hemoragik)

2.2 Prapemrosesan Data

Proses pembersihan dan penyiapan data dilakukan melalui beberapa tahapan utama untuk menjamin integritas data latih maupun data uji. Tahap data cleaning dilakukan untuk mengeliminasi entri data yang mengandung nilai hilang (*missing values*) dan duplikasi data. Selanjutnya, dilakukan label encoding untuk mengonversi variabel kategorikal menjadi format biner (0 dan 1) serta *Min-Max Normalization* untuk mentransformasikan seluruh rentang nilai variabel numerik ke skala [0, 1]. Dataset yang telah bersih kemudian dibagi menggunakan metode *hold-out validation* dengan rasio 80% sebagai Data Latih (294 sampel) dan 20% sebagai Data Uji (74 sampel)(Alizadeh-dizaj & Khoshsirat, 2025).

2.3 *Arsitektur Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS)

Model ANFIS dibangun sebagai arsitektur hibrida lima lapisan. Tahap awal menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM) *Clustering* untuk membentuk lima klaster aturan awal dari data rekam medis, dengan target eror minimum 0,001 dan maksimal 2000 iterasi. Selanjutnya, data melewati Layer 1 (Fuzzifikasi) menggunakan fungsi keanggotaan *Generalized Bell*, Layer 2 (*Rule Layer*) untuk menghitung kekuatan aturan (*firing strength*), Layer 3 (Normalisasi), Layer 4 (Defuzzifikasi) yang menghitung parameter konsekuen menggunakan persamaan linier Sugeno orde satu, hingga Layer 5 (Output) yang menjumlahkan seluruh hasil menjadi satu keluaran biner. Proses pembelajaran menggunakan skema *hybrid learning* (langkah maju dan *backpropagation*) selama 500 epoch tanpa early stopping, dengan optimizer Adam (Zhang et al., 2024).



Gambar 2. Arsitektur ANFIS

Pengujian sampel pasien pertama: $(X_1 = 0.3448, X_2 = 0.0000, X_3 = 0.3377, X_4 = 0.3645, X_5 = 0.1960, X_6 = 0.5436, X_7 = 0.3433, X_8 = 1.0000, X_9 = 0.0000, X_{10} = 0.3650)$:

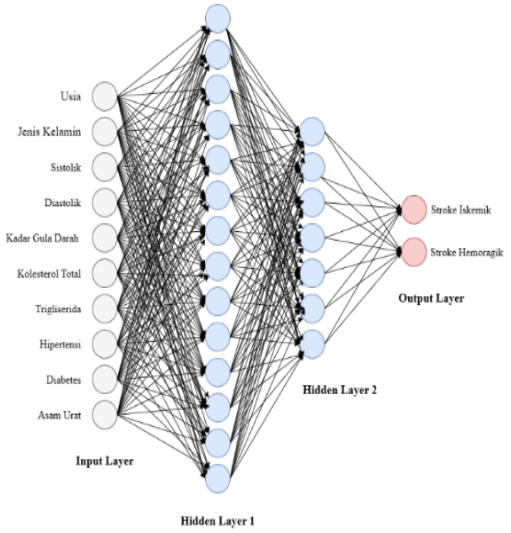
Perhitungan Model ANFIS:

1. Fuzzifikasi G-Bell (Layer 1) pada X_1 $(c = 0.2634, a = 0.8604, b = 1.7982)$: $\mu_{1,1} = \frac{1}{1+\left|\frac{0.3448-0.2634}{0.8604}\right|^{2(1.7982)}} = 0.9996.$
2. Firing Strength (Layer 2): $w_1 = \prod \mu_{i,1} = 5.3785 \times 10^{-7}$.
3. Normalisasi (Layer 3): $\overline{w_1} = \frac{w_1}{\sum w_i} = 0.1542.$
4. Output TSK (Layer 4): $f_1 = \sum(p_i X_i) + \text{bias}_1 = -4.0214.$
5. Defuzzifikasi & Sigmoid (Layer 5): Crisp Output $= -2.1611 \rightarrow$ $Y_{\text{ANFIS}} = \frac{1}{1+e^{-(-2.1611)}} = 0.1033.$

Karena $0.1033 \leq 0.5$, diklasifikasikan sebagai **Stroke Iskemik (Kelas 0)**.

2.4 *Arsitektur Artificial Neural Network* (ANN)

Model ANN dibangun dengan arsitektur *Multi-Layer Perceptron* yang terdiri atas satu lapisan masukan dengan 10 neuron (sesuai jumlah fitur), dua lapisan tersembunyi dengan konfigurasi 14 dan 7 neuron menggunakan fungsi aktivasi ReLU, serta satu lapisan keluaran dengan 2 neuron menggunakan fungsi aktivasi Sigmoid / Softmax untuk mengklasifikasikan keluaran ke dalam dua kelas jenis stroke (Iskemik dan Hemoragik).Model dilatih menggunakan algoritma *Backpropagation* selama 300 epoch dengan pengoptimal Adam (Thakre et al., 2025).



Gambar 3. Arsitektur ANN

Perhitungan Model ANN:

1. Hidden Neuron 1:
   Penjumlahan terbobot $\text{net}_{h1} = \sum(X_i \cdot W_{1,i}) + b_1 = -0.3947.$
2. Aktivasi ReLU: $\text{Output}_{h1} = \max(0, -0.3947) = 0.0000.$
3. Layer Output & Sigmoid:
   Ditransformaikan nilai akhir $\text{net}_{final} = -0.0452$:
4. $Y_{ANN} = \frac{1}{1+e^{-(-0.0452)}} = 0.4887$

Karena $0.4887 \leq 0.5$, diklasifikasikan sebagai **Stroke Iskemik (Kelas 0)**.

2.5 Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi performa dilakukan menggunakan *Confusion Matrix* terhadap data uji. Berdasarkan hasil klasifikasi, dihitung empat metrik evaluasi, yaitu *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. *Accuracy* digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan klasifikasi secara keseluruhan, *Precision* untuk mengukur ketepatan prediksi terhadap setiap kelas, *Recall* untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali data positif secara benar, sedangkan *F1-Score* digunakan untuk menilai keseimbangan antara *Precision* dan *Recall*. Seluruh hasil evaluasi dibandingkan untuk menentukan metode yang memberikan performa terbaik dalam klasifikasi jenis stroke (Gurmessa & Jimma, 2023).

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

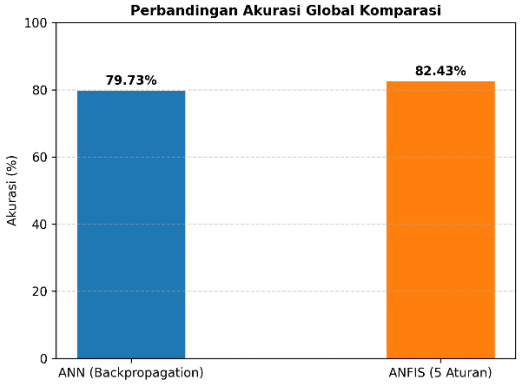
Berdasarkan hasil implementasi dan pengujian terhadap 368 data rekam medis pasien stroke, kedua model berhasil dilatih hingga mencapai konvergensi. Model ANFIS, yang diinisiasi dengan lima klaster hasil *Fuzzy C-Means* dan dilatih selama 500 epoch, menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengenali pola hubungan nonlinear antar variabel klinis, terutama pada kombinasi tekanan darah, kadar gula darah, dan profil lipid pasien. Model ANN dengan konfigurasi neuron 10-14-7-2 yang dilatih selama 300 epoch

juga menunjukkan performa yang cukup baik, meskipun sedikit di bawah ANFIS pada seluruh metrik evaluasi.

Tabel 3. Perbandingan Performa Global Klasifikasi ANFIS dan ANN

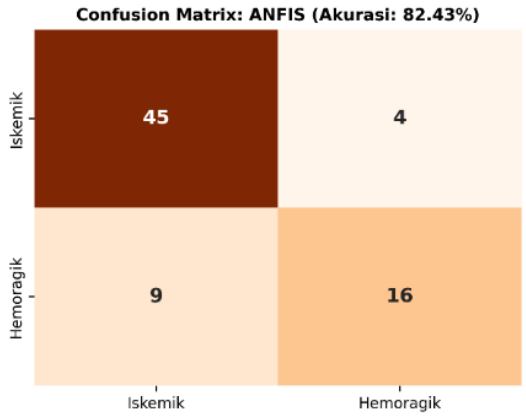
Parameter Evaluasi	ANN (%)	ANFIS (%)
Akurasi (*Accuracy*)	79.73%	82.43%
Presisi (*Precision*)	80.00%	82.00%
Sensitivitas (*Recall*)	73.00%	78.00%
F1-Score	75.00%	79.00%

Perbandingan performa global kedua model berdasarkan hasil pengujian confusion matrix disajikan pada Tabel 3 diatas. Dimana ANFIS memperoleh akurasi sebesar 82,43%, unggul 2,70% dibandingkan ANN yang memperoleh akurasi 79,73%. Selisih performa yang lebih signifikan tampak pada nilai sensitivitas (recall), yaitu 78,00% untuk ANFIS berbanding 73,00% untuk ANN, yang mengindikasikan bahwa ANFIS lebih mampu mengenali kasus stroke hemoragik yang secara proporsi jumlah datanya lebih sedikit dibandingkan stroke iskemik. Kemampuan lapisan fuzzifikasi *Generalized Bell* pada ANFIS dalam memetakan derajat keanggotaan data klinis yang bersifat ambigu diduga menjadi faktor utama keunggulan ini, sejalan dengan temuan bahwa pendekatan *neuro-fuzzy* hibrida cenderung lebih unggul dibandingkan ANN murni pada data medis yang kompleks dan tidak sepenuhnya linier

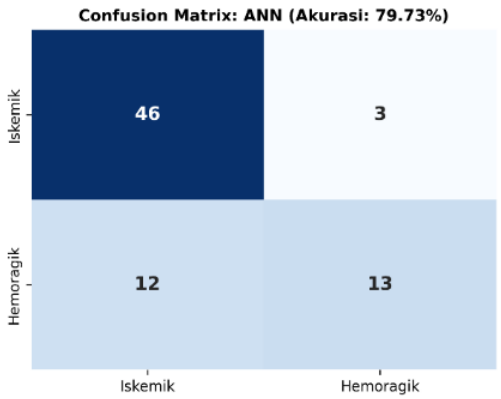


Gambar 4. Perbandingan Akurasi Global ANFIS dan ANN

Detail hasil klasifikasi pada data uji untuk masing-masing model divisualisasikan melalui *confusion matrix* berikut.



Gambar 5. Confusion Matrix Metode ANFIS



Gambar 6. Confusion Matrix Metode ANN

Pada Gambar 5 dan Gambar 6, terlihat bahwa kedua model masih menghasilkan sejumlah kesalahan klasifikasi (misklasifikasi) antar kelas, namun jumlah kesalahan pada model ANFIS relatif lebih sedikit dibandingkan ANN, khususnya pada kelas stroke hemoragik. Hal ini menegaskan bahwa arsitektur hibrida ANFIS, yang menggabungkan pembelajaran adaptif jaringan saraf dengan penalaran fuzzy berbasis aturan Jika-Maka Sugeno, memberikan keunggulan interpretabilitas sekaligus akurasi yang lebih baik dibandingkan pendekatan *black box* murni pada ANN.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode ANFIS lebih direkomendasikan untuk diterapkan sebagai fondasi sistem klasifikasi jenis stroke berbasis data rekam medis, khususnya pada institusi kesehatan dengan karakteristik data klinis yang beragam dan tidak selalu ideal, seperti pada kondisi RSKD Dadi Makassar.

D. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa metode ANFIS memberikan performa klasifikasi jenis stroke yang lebih baik dibandingkan ANN pada data rekam medis pasien RSKD Dadi Makassar, dengan akurasi 82,43% berbanding 79,73%, serta unggul pada seluruh metrik presisi, sensitivitas, dan F1-Score. Keunggulan ini menunjukkan bahwa kombinasi logika fuzzy dan jaringan saraf tiruan pada ANFIS lebih mampu mengurai ambiguitas data laboratorium klinis pasien dibandingkan pendekatan ANN murni. Meskipun demikian, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan, di antaranya jumlah sampel data yang masih terbatas sebanyak 368 rekam medis serta adanya ketidakseimbangan proporsi kelas data. Oleh karena itu, untuk pengembangan pada penelitian selanjutnya, disarankan untuk memperluas ukuran dataset dengan mengambil data dari beberapa rumah

sakit yang berbeda, menerapkan teknik penyeimbangan data seperti SMOTE pada tahap prapemrosesan, mengeksplorasi optimasi parameter arsitektur ANN menggunakan metode pencarian sistematis seperti *grid search*, serta melengkapi sistem evaluasi dengan pengujian validasi silang (*K-Fold Cross Validation*) guna memperoleh performa model yang lebih stabil dan konsisten.

DAFTAR PUSTAKA

Alizadeh-dizaj, G., & Khoshsirat, S. (2025). *Prediction and Classification the Risk of Stroke Patients Using Machine Learning Techniques: A Retrospective Cross-Sectional Study. Health Science Reports, 8(11). https://doi.org/10.1002/hsr2.71419*

Bhardwaj, A., Antil, Y., Srivastava, M. V. P., Vinny, P. W., Vishnu, V. Y., & Garg, R. (2025). *A novel machine learning framework for stroke type identification in resource constrained settings with robustness to missing data. Scientific Reports, 15(1). https://doi.org/10.1038/s41598-025-16660-8*

Dehdar Karsidani, S., Farhadian, M., Mahjub, H., & Mozayanimonfared, A. (2022). *Intelligent prediction of major adverse cardiovascular events (MACCE) following percutaneous coronary intervention using ANFIS-PSO model. BMC Cardiovascular Disorders, 22(1). https://doi.org/10.1186/s12872-022-02825-0*

Feigin, V. L., Brainin, M., Norrving, B., Martins, S. O., Pandian, J., Lindsay, P., F Grupper, M., & Rautalin, I. (2025). *World Stroke Organization: Global Stroke Fact Sheet 2025. In International Journal of Stroke (Vol. 20, Number 2, pp. 132–144). SAGE Publications Inc. https://doi.org/10.1177/17474930241308142*

Gilotra, K., Swarna, S., Mani, R., Basem, J., & Dashti, R. (2023). *Role of artificial intelligence and machine learning in the diagnosis of cerebrovascular disease. In Frontiers in Human Neuroscience (Vol. 17). Frontiers Media SA. https://doi.org/10.3389/fnhum.2023.1254417*

Gurmessa, D. K., & Jimma, W. (2023). *A comprehensive evaluation of explainable Artificial Intelligence techniques in stroke diagnosis: A systematic review. In Cogent Engineering (Vol. 10, Number 2). Cogent OA. https://doi.org/10.1080/23311916.2023.2273088*

Johnson, A. E. W., Bulgarelli, L., Shen, L., Gayles, A., Shammout, A., Horng, S., Pollard, T. J., Moody, B., Gow, B., Lehman, L. wei H., Celi, L. A., & Mark, R. G. (2023). *MIMIC-IV, a freely accessible electronic health record dataset. Scientific Data, 10(1). https://doi.org/10.1038/s41597-022-01899-x*

Sherif, F. F., & Ahmed, K. S. (2024). *A Machine Learning Approach for Stroke Differential Diagnosis by*

Blood Biomarkers. Journal of Advances in Information Technology, 15(1), 1–9. https://doi.org/10.12720/jait.15.1.1-9

Thakre, G., Raut, R., Puri, C., & Verma, P. (2025). *A Hybrid Deep Learning Approach for Improved Detection and Prediction of Brain Stroke. Applied Sciences (Switzerland), 15(9). https://doi.org/10.3390/app15094639*

Wartika, & Nursikuwagus, A. (2025). *CLASSIFICATION FOR DIAGNOSING STROKE USING ORANGE DATA MINING. Journal of Mathematical Sciences and Informatics, 5(1). https://doi.org/10.46754/jmsi.2025.06.007*

Zhang, L., Song, D., Qiu, H., Ye, L., & Xu, Z. (2024). *Fuzzy C-means clustering algorithm applied in computed tomography images of patients with intracranial hemorrhage. Frontiers in Neuroinformatics , 18. https://doi.org/10.3389/fninf.2024.1440304*