



TINJAUAN SISTEMATIS PERAN JARINGAN SYARAF TIRUAN DAN DEEP LEARNING DALAM DIAGNOSA DEMAM BERDARAH DAN TIFUS

Nurhadi¹, Billy Hendrik²

^{1,2}Universitas Putra Indonesia YPTK Padang

Jl. Raya Lubuk Begalung Padang, Sumatera Barat, 25221

Email : finkdumai@gmail.com¹, billy_hendrik@upiyptk.ac.id²

ABSTRAK

Demam berdarah dengue (DBD) dan tifus merupakan penyakit endemik dengan tingkat morbiditas yang signifikan di negara tropis, sehingga memerlukan diagnosa yang cepat dan akurat untuk mencegah komplikasi serius. Masalah utama dalam diagnosa kedua penyakit ini adalah ketergantungan pada metode konvensional yang sering memakan waktu lama dan memiliki potensi kesalahan diagnosa yang tinggi. Teknologi kecerdasan buatan, seperti Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dan Deep Learning (DL), menawarkan solusi inovatif dengan meningkatkan akurasi dan efisiensi diagnosa medis. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi peran JST dan DL dalam diagnosa DBD dan tifus dengan menggunakan kerangka PRISMA. Dari hasil pencarian literatur pada database Google Scholar, Springer, IEEE Xplore, dan ACM Digital Library, sebanyak 40 studi terpilih dari total 388 artikel yang diidentifikasi. Analisis menunjukkan bahwa DL mampu mencapai akurasi hingga 95% dalam diagnosa DBD berbasis citra medis, sementara JST mencatat sensitivitas lebih dari 90% untuk diagnosa tifus berdasarkan data klinis. Meski memiliki potensi besar, hambatan seperti keterbatasan dataset dan kebutuhan komputasi tinggi perlu diselesaikan untuk optimalisasi penerapan dalam dunia medis.

Kata kunci: Jaringan Syaraf Tiruan, Deep Learning, Diagnosa Medis, Demam Berdarah, Tifus.

ABSTRACT

Dengue fever (DHF) and typhoid are endemic diseases with significant morbidity in tropical countries, requiring rapid and accurate diagnosis to prevent serious complications. The main problem in diagnosing these two diseases is the reliance on conventional methods that are often time-consuming and have a high potential for misdiagnosis. Artificial intelligence technologies, such as Artificial Neural Networks (ANNs) and Deep Learning (DL), offer innovative solutions by improving the accuracy and efficiency of medical diagnosis. This study aims to evaluate the role of ANNs and DLs in diagnosing DHF and typhoid using the PRISMA framework. From the results of a literature search on the Google Scholar, Springer, IEEE Xplore, and ACM Digital Library databases, 40 studies were selected from a total of 388 articles identified. The analysis showed that DL was able to achieve an accuracy of up to 95% in diagnosing DHF based on medical images, while ANN recorded a sensitivity of more than 90% for diagnosing typhoid based on clinical data. Although it has great potential, obstacles such as limited datasets and high computational requirements need to be overcome to optimize its application in the medical world.

Keywords: Artificial Neural Networks, Deep Learning, Medical Diagnosis, Dengue Fever, Typhus.

1. PENDAHULUAN

Demam berdarah dengue (DBD) dan tifus adalah dua penyakit infeksi yang lazim terjadi di negara tropis, termasuk Indonesia, dengan tingkat morbiditas yang signifikan. DBD disebabkan oleh infeksi virus dengue yang ditularkan melalui gigitan nyamuk *Aedes aegypti*, sedangkan tifus disebabkan oleh bakteri *Salmonella typhi* yang

menyebarkan melalui konsumsi makanan atau air yang terkontaminasi (Sebastianelli et al., 2024). Kedua penyakit ini memiliki gejala yang mirip, seperti demam, sakit kepala, dan kelelahan, sehingga sering kali menyulitkan proses diagnosa dini. Keterlambatan atau kesalahan dalam diagnosa dapat menyebabkan komplikasi serius, seperti syok dengue pada DBD atau perforasi usus pada tifus,



yang berkontribusi pada tingginya angka morbiditas dan mortalitas (Dimu, Rangga, & Sanga, 2024).

Meskipun perkembangan teknologi medis terus meningkat, tantangan utama dalam penanganan DBD dan tifus adalah keterbatasan metode diagnostik yang tersedia, khususnya di daerah dengan sumber daya kesehatan yang terbatas. Metode konvensional, seperti uji serologi atau kultur darah, sering kali membutuhkan waktu yang lama untuk memberikan hasil yang akurat dan memerlukan tenaga ahli yang kompeten, yang tidak selalu tersedia di setiap fasilitas kesehatan.

Selain itu, kesamaan gejala klinis antara DBD dan tifus sering kali menyebabkan kesalahan diagnosa, yang berdampak pada pemberian terapi yang tidak tepat. Hal ini diperburuk oleh kurangnya akses terhadap data klinis yang berkualitas, keterbatasan pelatihan tenaga medis, dan minimnya alat diagnostik canggih di wilayah terpencil. Akibatnya, keterlambatan diagnosa tidak hanya memperburuk prognosis pasien, tetapi juga meningkatkan beban ekonomi dan sosial pada sistem kesehatan masyarakat.

Belakangan ini, teknologi kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) muncul sebagai pendekatan inovatif dalam mendukung diagnosa medis. Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dan *Deep Learning* (DL), bagian dari teknologi tersebut, telah banyak digunakan untuk menganalisis data klinis dan citra medis guna meningkatkan akurasi dan efisiensi diagnosa. Teknologi ini memiliki kemampuan untuk mengenali pola-pola kompleks dalam data yang sulit diidentifikasi dengan metode konvensional. Dalam konteks DBD dan tifus, aplikasi JST dan DL memberikan peluang besar untuk mempercepat proses diagnosa, mengurangi beban kerja tenaga medis, dan meningkatkan hasil perawatan pasien (Bohm et al., 2024).

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan tinjauan sistematis terkait peran JST dan DL dalam diagnosa DBD dan tifus menggunakan kerangka PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*). Kajian ini mengidentifikasi, menganalisis, dan mensintesis penelitian terkini mengenai implementasi teknologi tersebut. Selain itu, artikel ini membahas efektivitas, keakuratan, tantangan, serta potensi pengembangan lebih lanjut untuk optimalisasi penerapan JST dan DL di masa depan.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Pertanyaan Penelitian

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan kerangka PRISMA (*Preferred*

Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) untuk melakukan tinjauan sistematis terhadap peran Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dan *Deep Learning* (DL) dalam diagnosa demam berdarah dengue (DBD) dan tifus.

Proses penelitian mencakup tahapan identifikasi, penyaringan, seleksi, dan inklusi artikel berdasarkan kriteria yang telah ditetapkan. Pencarian literatur dilakukan melalui database elektronik utama, seperti *ACM Digital Library*, *Science Direct*, *Scopus*, dan *Google Scholar*, dengan menggunakan kata kunci seperti *Artificial Neural Network*, *Deep Learning*, *Dengue Fever* Diagnosis, dan *Typhoid* Diagnosis. Kriteria inklusi meliputi: (1) penelitian yang mengeksplorasi aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan (JST) atau *Deep Learning* (DL) dalam diagnosa demam berdarah dengue (DBD) atau tifus, (2) studi yang melaporkan hasil akurasi, sensitivitas, atau spesifisitas model, dan (3) artikel yang diterbitkan dalam bahasa Inggris dalam rentang waktu 5 tahun terakhir (2019–2024). Kriteria eksklusi meliputi ulasan literatur tanpa data empiris, penelitian yang membahas penyakit lain di luar DBD dan tifus, serta artikel dengan akses terbatas.

Setelah tahap pencarian, artikel yang relevan diperiksa secara manual untuk menghilangkan duplikasi. Artikel yang lolos seleksi dianalisis untuk menjawab pertanyaan penelitian (*Research Questions, RQs*) berikut:

1. Seberapa akurat dan efektif penerapan JST dalam diagnosa DBD dan tifus?
2. Bagaimana kontribusi DL dalam meningkatkan kecepatan dan akurasi diagnosa kedua penyakit tersebut?
3. Apa tantangan utama dalam implementasi JST dan DL untuk diagnosa DBD dan tifus?

Penelitian yang memenuhi kriteria inklusi dikelompokkan berdasarkan metode yang digunakan, jenis dataset yang dianalisis, performa model, serta keterbatasan yang diungkapkan dalam masing-masing studi. Temuan dari analisis ini dirangkum untuk memberikan wawasan komprehensif tentang potensi dan tantangan penerapan teknologi ini dalam praktik klinis.

2.2 Kriteria Penilaian Mutu

Relevansi studi yang memenuhi syarat dinilai dengan mengecualikan studi yang mendapat skor di bawah 'ambang batas kualitas' yang ditetapkan. Pendekatan ini membantu dalam membedakan studi berdasarkan kontribusi keseluruhannya.

- Konten dan analisis: Apakah kontennya secara teknis bagus dan didukung oleh bukti dan teori dengan keunggulan komparatif atas pendekatan yang diberikan?
- Kebaruan: Berapa tingkat kebaruan dalam

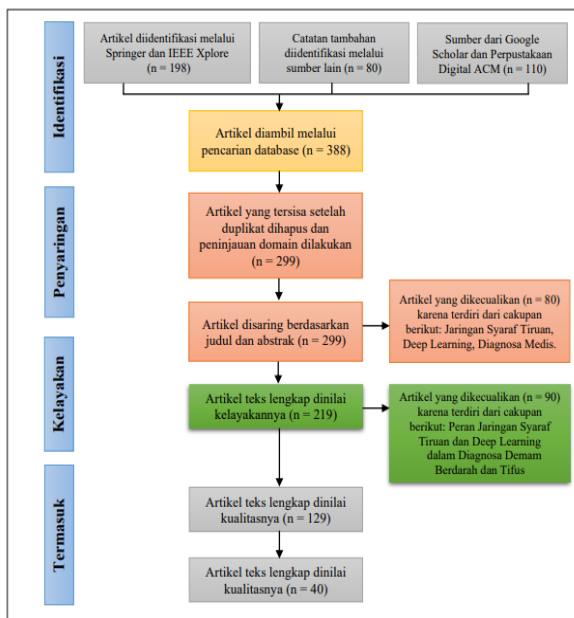


konsep yang diusulkan atau apakah itu sekadar perbaikan dari versi yang sudah ada?

- Hasil: Apakah hasilnya disajikan dengan baik dan dibandingkan dengan kumpulan data acuan? Setiap studi diberi skor dari 10. Skor didistribusikan sebagai berikut: 2 untuk kebaruan, 6 untuk konten dan analisis, dan 2 sisanya untuk hasil dari dua kumpulan data (*Google Scholar*, *Springer*, *IEEE Xplore*, dan *ACM Digital Library*). Penggunaan kriteria evaluasi kualitas mengakibatkan penurunan jumlah makalah. Studi yang dianggap buruk atau di bawah rata-rata tidak akan disertakan dalam seleksi akhir.

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah PRISMA: suatu kerangka kerja yang dirancang untuk membantu peneliti dalam melaporkan hasil tinjauan sistematis dan meta-analisis secara sistematis dan transparan. Diagram alir PRISMA menggambarkan alur pemilihan penelitian dari basis data pencarian awal hingga jumlah penelitian yang dipilih untuk dimasukkan dalam tinjauan akhir.

Pada gambar diagram ini terdiri dari beberapa kotak dan anak panah yang menggambarkan tahapan pemilihan penelitian seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1. di bawah ini sebagai berikut.



Gambar 1: Pedoman PRISMA dari tinjauan sistematis

Alur kerja PRISMA yang dijelaskan di atas dapat dijelaskan dalam tahap-tahap berikut:

- Identifikasi: Penelusuran studi dilakukan

melalui berbagai basis data atau sumber literatur lain, seperti *Springer*, *IEEE Xplore*, *Google Scholar*, dan *ACM Digital Library*. Selanjutnya, jumlah studi awal yang ditemukan dicatat.

- Penyaringan: Tahap ini melibatkan pembacaan judul dan abstrak dari semua studi yang diidentifikasi dari tahap sebelumnya. Tujuannya adalah untuk menentukan apakah studi tersebut relevan dengan topik penelitian yang ditetapkan dan memenuhi kriteria inklusi dan eksklusi. Studi yang tidak relevan atau tidak memenuhi kriteria akan dikecualikan dari seleksi. Cakupan proses seleksi akan dibatasi pada hal-hal berikut: Jaringan Syaraf Tiruan, *Deep Learning*, Diagnosa Medis.
- Kelayakan: Dalam hal ini, penentuan kelayakan didasarkan pada kriteria inklusi dan eksklusi yang telah ditetapkan sebelumnya, mengacu pada kriteria yang digunakan untuk menentukan apakah suatu studi cocok untuk dimasukkan dalam tinjauan sistematis atau meta-analisis. Secara khusus, sebuah studi akan dikecualikan jika tujuan dari Diagnosa Demam Berdarah dan Tifus tidak terkait dengan *Deep Learning* dan Jaringan Sraf Tiruan.
- Termasuk: Istilah ini merujuk pada studi yang telah memenuhi kriteria inklusi dan telah dipilih untuk dimasukkan dalam sintesis atau analisis data dalam tinjauan sistematis atau meta-analisis. Studi yang termasuk dalam tinjauan sistematis atau meta-analisis diharapkan memberikan kontribusi yang signifikan dan berkualitas terhadap penyelesaian masalah penelitian yang sedang diselidiki.

2.3 Ekstraksi Data

Latihan pemetaan dilakukan untuk mencapai tujuan ini. Rincian tentang penulis yang diusulkan, tahun, penerbit, teknik, kumpulan data, deskripsi, dan hasil metode diekstraksi dari studi yang dipilih. Tujuan dari tahap ini adalah untuk mengekstrak informasi dari studi yang dipilih dan menentukan studi mana yang membahas pertanyaan penelitian yang telah diidentifikasi.

2.4 Sintesis Data

Proses pengumpulan dan sintesis data dari artikel melibatkan perolehan informasi yang relevan untuk menjawab pertanyaan penelitian dan mensintesis semua informasi tersebut secara bersamaan. Dalam hal data, kami mengekstrak Peran Jaringan Syaraf Tiruan dan *Deep Learning* dalam Diagnosa Demam Berdarah dan Tifus, detail dan cakupan penelitian, serta hasil dan solusi terbaik yang dicapai.



2.5 Hasil

Setelah menerapkan kriteria inklusi dan eksklusif, semua penelitian yang memenuhi kriteria yang ditentukan dipilih untuk analisis lebih lanjut. Jumlah penelitian yang memenuhi kriteria penilaian kualitas dicatat. Informasi yang diekstraksi selama ekstraksi dan sintesis data disajikan dalam format tabel, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1 (alur berdasarkan PRISMA). Hasil akhir tinjauan dirangkum untuk menjawab pertanyaan penelitian 1, pertanyaan penelitian 2 dan 3.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. JARINGAN SYARAF TIRUAN DAN DEEP LEARNING DALAM EKOSISTEM DIAGNOSA DEMAM BERDARAH DAN TIFUS

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dan *Deep Learning* (DL) adalah cabang kecerdasan buatan yang telah membuktikan potensinya dalam mendukung diagnosa penyakit, termasuk demam berdarah dengue (DBD) dan tifus. JST dirancang untuk meniru cara kerja otak manusia dalam mengolah informasi dan mendeteksi pola-pola kompleks dalam data (Press, 2024). Sementara itu, DL, sebagai evolusi dari JST, menggunakan lapisan jaringan yang lebih dalam untuk mempelajari fitur data secara hierarkis, memungkinkan pemrosesan data yang lebih besar dan lebih kompleks, seperti citra medis atau data klinis multidimensi.

Dalam diagnosa DBD, DL sering dimanfaatkan untuk menganalisis citra medis, seperti gambar mikroskop darah, guna mendeteksi keberadaan virus dengue atau perubahan spesifik pada sel darah. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa DL mampu mencapai akurasi hingga 95%, memberikan hasil yang lebih cepat dan presisi dibandingkan metode tradisional. Selain itu, JST digunakan untuk menganalisis data klinis, seperti gejala pasien, riwayat kesehatan, dan hasil laboratorium, untuk menghasilkan prediksi diagnosa otomatis. Teknologi ini tidak hanya mempercepat proses diagnosa tetapi juga mengurangi kemungkinan kesalahan akibat faktor manusia.

Untuk tifus, JST dan DL membantu dalam mendeteksi infeksi bakteri *Salmonella typhi* melalui data laboratorium, termasuk hasil pemeriksaan darah, urin, atau kultur. Model berbasis JST menunjukkan sensitivitas tinggi, lebih dari 90%, dalam mendeteksi tifus dari data klinis kompleks. Teknologi DL juga mulai diterapkan untuk menganalisis biomarker spesifik atau pola genetik yang terkait dengan tifus,

membuka peluang diagnosa berbasis data molekuler yang lebih akurat.

Kelebihan utama JST dan DL dalam ekosistem diagnosa DBD dan tifus adalah kemampuannya untuk mengolah data dalam jumlah besar, mengenali pola yang sulit terdeteksi oleh manusia, dan memberikan hasil yang cepat. Namun, implementasi teknologi ini masih menghadapi beberapa hambatan, seperti kebutuhan akan dataset berkualitas tinggi, sumber daya komputasi yang signifikan, dan validasi eksternal agar model dapat digunakan pada populasi yang beragam. Kendati demikian, dengan pengembangan lebih lanjut, JST dan DL memiliki potensi untuk merevolusi metode diagnosa medis, khususnya untuk penyakit menular seperti DBD dan tifus.

3.1 Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) merupakan salah satu bidang utama dalam kecerdasan buatan (Artificial Intelligence) yang terinspirasi dari cara otak manusia bekerja. JST memanfaatkan struktur neuron buatan yang terhubung dalam beberapa lapisan, yaitu lapisan input, lapisan tersembunyi, dan lapisan output. Melalui interaksi antar neuron tersebut, JST dapat memproses data secara bersamaan dan mendeteksi pola atau hubungan non-linear yang kompleks dalam dataset. Proses pelatihan JST melibatkan algoritma tertentu, seperti backpropagation, untuk mengurangi kesalahan prediksi dan meningkatkan akurasi. Selama pelatihan, bobot pada koneksi antar neuron disesuaikan secara bertahap agar model mampu mempelajari data dengan lebih baik (Rita, 2022).

Keunggulan utama JST adalah kemampuannya dalam mengolah data multidimensi dan mengidentifikasi pola yang sulit ditemukan dengan metode tradisional. Hal ini membuat JST sangat berguna di berbagai bidang, terutama dalam aplikasi medis. Sebagai contoh, JST digunakan untuk menganalisis data klinis seperti gejala pasien, hasil laboratorium, dan data genetik untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Dalam pengolahan citra medis, JST juga dapat mendeteksi anomali atau fitur tertentu pada gambar, seperti tumor dalam hasil CT-scan atau karakteristik sel pada citra mikroskop. Dengan kemampuan ini, JST tidak hanya mempercepat proses diagnosa, tetapi juga meningkatkan akurasi sekaligus mengurangi risiko kesalahan manusia.

Di bidang kesehatan, JST telah banyak diterapkan dalam mendukung pengambilan keputusan klinis, terutama dalam mendiagnosis penyakit yang kompleks seperti kanker, penyakit kardiovaskular, demam berdarah, dan tifus. Kelebihan lain dari JST adalah fleksibilitasnya, yang memungkinkan pemrosesan berbagai jenis



data, baik yang terstruktur maupun tidak terstruktur. Meski demikian, penerapan JST juga menghadapi sejumlah tantangan. Salah satunya adalah kebutuhan akan dataset besar dan berkualitas untuk melatih model sehingga dapat memberikan prediksi yang andal. Selain itu, risiko *overfitting* dapat muncul jika model terlalu spesifik pada data pelatihan, sehingga mengurangi kinerjanya pada data baru.

Walau terdapat kendala, pengembangan JST terus berkembang berkat kemajuan teknologi komputasi dan ketersediaan dataset yang lebih baik. Berbagai inovasi, seperti pengoptimalan algoritma pelatihan, regularisasi, serta penggunaan arsitektur yang lebih kompleks, telah meningkatkan performa JST dalam berbagai aplikasi. Kedepannya, JST diharapkan dapat berperan lebih besar dalam menyelesaikan tantangan global, khususnya di bidang kesehatan, dengan menyediakan solusi yang lebih cepat, akurat, dan efisien.

3.2 Demam Berdarah dan Tifus

Demam berdarah dengue (DBD) dan tifus merupakan dua penyakit infeksi endemik yang sering terjadi di wilayah tropis, termasuk Indonesia. DBD disebabkan oleh virus dengue yang ditularkan melalui gigitan nyamuk *Aedes aegypti*, sementara tifus disebabkan oleh bakteri *Salmonella typhi*, yang menyebar melalui konsumsi makanan atau air yang terkontaminasi. Kedua penyakit ini memiliki tingkat morbiditas yang tinggi, terutama di daerah dengan sanitasi buruk dan populasi padat. Gejala awalnya sering kali mirip, seperti demam tinggi, sakit kepala, nyeri otot, dan kelelahan, sehingga menyulitkan proses diagnosa pada tahap awal (Wahyu Redhani & Hidayat, 2021).

Diagnosa yang terlambat atau tidak akurat dapat menyebabkan komplikasi serius. Pada DBD, komplikasi seperti syok dengue dan perdarahan masif dapat mengancam nyawa jika tidak segera ditangani. Sementara pada tifus, komplikasi seperti perforasi usus dan infeksi sistemik dapat memperburuk kondisi pasien (Phillips et al., 2021). Oleh karena itu, diagnosa dini yang cepat dan akurat sangat penting untuk mendukung pengobatan yang tepat dan menurunkan angka morbiditas dan mortalitas akibat kedua penyakit ini (Mayrose, Bairy, Sampathila, Belurkar, & Saravu, 2023).

Kemajuan teknologi dalam beberapa tahun terakhir telah menghadirkan solusi inovatif untuk mendukung diagnosa DBD dan tifus. Teknologi kecerdasan buatan, seperti Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dan Deep Learning (DL), menunjukkan potensi besar dalam mengenali pola penyakit melalui data klinis dan citra medis (Balamurugan,

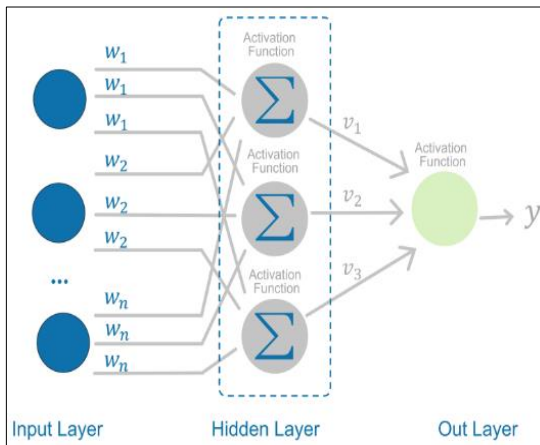
Mallick, & Chinthana, 2020). Dengan kemampuan memproses data secara cepat dan akurat, teknologi ini dapat membantu dokter membedakan gejala DBD dan tifus dengan lebih efektif (Gupta et al., 2023).

Namun, tantangan masih ada, termasuk kurangnya data berkualitas untuk pelatihan model kecerdasan buatan dan kebutuhan akan sumber daya komputasi yang besar. Meskipun demikian, dengan pengembangan lebih lanjut, teknologi ini diharapkan menjadi alat pendukung yang efektif dalam pengendalian DBD dan tifus, terutama di negara berkembang yang memiliki beban penyakit tinggi.

3.3 Multilayer Perceptron (MLP)

Multilayer Perceptron adalah salah satu jenis arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan (JST) yang banyak digunakan dalam berbagai tugas pembelajaran mesin. MLP terdiri atas tiga jenis lapisan utama: lapisan input, satu atau lebih lapisan tersembunyi, dan lapisan output (Al Bataineh & Manacek, 2022). Setiap lapisan memiliki sejumlah neuron yang saling terhubung melalui bobot, yang dioptimalkan selama pelatihan (Zhang, Li, Yin, Zhang, & Grzegorzec, 2023), (Rohana, Nurlaelasari, Awal, & Novita, 2024). MLP menggunakan fungsi aktivasi non-linear, seperti ReLU (*Rectified Linear Unit*), sigmoid, atau tanh, untuk memungkinkan jaringan mempelajari pola data yang rumit dan non-linear (LUTFAN ANAS ZAHIR & SULIANA MAFIROH, 2024). Pelatihan MLP dilakukan melalui algoritma backpropagation, yang bekerja dengan mengembalikan kesalahan prediksi ke lapisan sebelumnya untuk memperbarui bobot secara iteratif (Zhou et al., 2024), (Wu, 2021).

MLP unggul dalam kemampuannya menangani data multidimensi dan memberikan prediksi akurat di berbagai bidang. Model ini banyak diaplikasikan pada tugas-tugas seperti klasifikasi, regresi, pengenalan pola, pengolahan citra, dan analisis data medis (Paluang, Thavorntam, & Phairuang, 2024), (Mishra, Tripathy, Mallick, Bhoi, & Barsocchi, 2020). Fleksibilitas MLP memungkinkan penyesuaian jumlah lapisan dan neuron agar sesuai dengan kebutuhan spesifik suatu masalah (Tunay, Pashaei, & Pashaei, 2022). Namun, keberhasilannya sangat dipengaruhi oleh parameter seperti jumlah lapisan tersembunyi, fungsi aktivasi, dan metode optimasi yang dipilih. Dengan konfigurasi yang tepat serta data pelatihan berkualitas, MLP mampu menghasilkan performa yang sangat baik di berbagai domain aplikasi (Wang, Zhang, Wang, Zhang, & Yang, 2023). Pada Gambar 2. menunjukkan proses *forward propagation*, yaitu bagaimana data mengalir dari lapisan input menuju lapisan tersembunyi dan akhirnya menghasilkan *output* (Ali, Hussain, & Lee, 2023).



Gambar 2. Arsitektur Multilayer perceptron (MLP)

Bobot dan bias dioptimalkan selama pelatihan menggunakan algoritma backpropagation untuk meminimalkan fungsi loss.

3.4 *K-Nearest Neighbor* (KNN)

K-Nearest Neighbor adalah algoritma pembelajaran mesin berbasis instance yang umum digunakan untuk tugas klasifikasi dan regresi. Metode ini bekerja dengan menentukan sejumlah k tetangga terdekat dari data baru berdasarkan metrik jarak tertentu. Dalam klasifikasi, data baru dikategorikan ke dalam kelas yang paling dominan di antara tetangganya, sedangkan dalam regresi, nilai data diprediksi dengan menghitung rata-rata nilai tetangga terdekat (Mulya, Nurcahyo, & Hendrik, 2024). Kelebihan utama KNN terletak pada kesederhanaannya dan kemampuannya menangani data non-linear tanpa memerlukan asumsi spesifik mengenai distribusi data (Putri, Hardiana, Novfuja, Try, & Siregar, 2023).

Namun, KNN memiliki beberapa kelemahan. Algoritma ini cenderung lambat pada dataset besar karena prosesnya mengharuskan perhitungan jarak untuk setiap data dalam dataset pelatihan (Likmi, 2022), (Fahmi Limas, Rosnelly, & Nursie, 2023). Selain itu, KNN sangat dipengaruhi oleh skala fitur dan keberadaan atribut yang tidak relevan, sehingga normalisasi data dan seleksi fitur menjadi langkah penting dalam pra-proses data (Rahman et al., 2021), (Mulia et al., 2024). Algoritma ini banyak digunakan dalam berbagai aplikasi, seperti pengenalan pola, klasifikasi gambar, dan sistem rekomendasi. Dengan pemilihan nilai k yang sesuai dan pengolahan data yang tepat, KNN dapat memberikan performa yang kompetitif di berbagai tugas pembelajaran mesin.

3.5 *Convolutional Neural Network* (CNN)

Convolutional Neural Network adalah salah satu arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan (JST) yang dirancang khusus untuk menangani data dengan struktur grid, seperti gambar atau video (Rustam et al., 2022). CNN terdiri dari tiga jenis lapisan

utama, yaitu lapisan konvolusi, lapisan *pooling*, dan lapisan *fully connected* (Joo et al., 2023), (Paluang et al., 2024).

Lapisan konvolusi bertugas mengekstraksi fitur-fitur penting dari data input dengan menggunakan filter atau kernel yang bergerak melintasi data. Lapisan *pooling* berfungsi mengurangi dimensi data, sehingga menekan kompleksitas komputasi tanpa kehilangan informasi penting (Joelianto et al., 2024).

Selanjutnya, lapisan *fully connected* mengintegrasikan fitur-fitur yang telah diekstraksi untuk menghasilkan output, seperti klasifikasi atau prediksi. Kelebihan CNN terletak pada kemampuannya memahami pola spasial dan hierarki fitur, sehingga sangat efektif dalam tugas-tugas seperti pengenalan gambar, analisis video, dan aplikasi visual lainnya. Dengan fungsi aktivasi non-linear, seperti ReLU (*Rectified Linear Unit*), CNN mampu memodelkan hubungan kompleks dalam data (Mumtaz, Rashid, Saif, & Yousaf, 2024).

CNN juga memanfaatkan teknik parameter sharing dan pengurangan redundansi, membuatnya lebih efisien dibandingkan model JST konvensional. Namun, model ini membutuhkan dataset pelatihan yang besar serta daya komputasi tinggi untuk mencapai performa optimal (Mayrose, Sampathila, et al., 2023), (Karolcik et al., 2024). Berkat perkembangan perangkat keras modern, CNN telah menjadi solusi utama dalam berbagai aplikasi, termasuk deteksi objek, segmentasi gambar, hingga pengenalan wajah.

3.6 *Artificial Neural Networks* (ANN)

Artificial Neural Networks adalah salah satu pendekatan pembelajaran mesin yang terinspirasi dari cara otak manusia memproses informasi. ANN terdiri dari sejumlah neuron buatan yang saling terhubung melalui bobot yang dapat dioptimalkan selama proses pelatihan (Carreras et al., 2021). Jaringan ini biasanya terdiri atas tiga lapisan utama: lapisan input, satu atau lebih lapisan tersembunyi, dan lapisan output. Setiap neuron dalam jaringan menggunakan fungsi aktivasi, seperti *sigmoid*, ReLU, atau tanh, untuk mengolah sinyal yang diterima dan mengirimkan hasilnya ke neuron lainnya. ANN dirancang untuk memahami pola-pola kompleks dalam data melalui proses pelatihan iteratif, seperti *backpropagation*, yang memperbarui bobot berdasarkan tingkat kesalahan prediksi (Ali et al., 2023), (Madhavan et al., 2021).

Keunggulan utama dari metode ANN adalah fleksibilitasnya dalam menangani berbagai jenis data, seperti angka, teks, gambar, maupun suara. ANN banyak diaplikasikan dalam tugas-tugas seperti klasifikasi, prediksi, pengenalan pola, pengolahan gambar, dan analisis data medis (Banumathy, Khalaf, Romero, Indra, & Sharma, 2022).

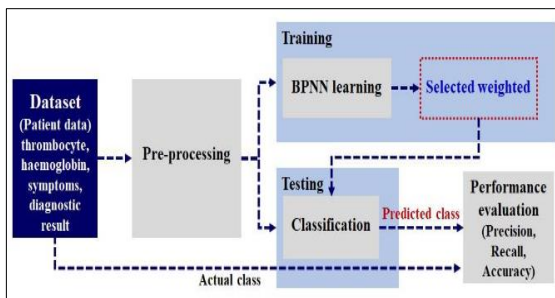


Namun, performa ANN sangat dipengaruhi oleh parameter model, arsitektur jaringan, dan kualitas data pelatihan. Pelatihan jaringan juga membutuhkan sumber daya komputasi yang cukup besar, terutama untuk model dengan struktur yang kompleks (Chaw et al., 2024). Dengan konfigurasi yang tepat dan dukungan teknologi modern, ANN menjadi alat yang sangat efektif untuk memecahkan berbagai masalah dalam beragam bidang.

B. TEKNIK DALAM DIAGNOSA DEMAM BERDARAH DAN TIFUS DENGAN JARINGAN SYARAF TIRUAN DAN DEEP LEARNING

Teknik dalam diagnosa Demam Berdarah Dengue (DBD) dan Tifus dengan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dan *Deep Learning* (DL) melibatkan berbagai metode dan pendekatan berbasis kecerdasan buatan. Pendekatan ini dirancang untuk mengolah data medis secara otomatis dan akurat, membantu dokter dalam mendiagnosis pasien secara lebih efisien.

Pada gambar 3. menunjukkan Tahapan proses metode klasifikasi demam berdarah (Hamdani, Arifin, & Septiarini, 2022).



Gambar 3. Tahapan proses metode klasifikasi demam berdarah

Pada tahapan lengkap proses klasifikasi menggunakan metode BPNN, mulai dari pengolahan dataset hingga penilaian kinerja model. Model ini dirancang untuk mendukung diagnosis demam berdarah berdasarkan parameter klinis pasien.

4.1 Pra-pemrosesan data

Pra-pemrosesan data merupakan tahap krusial dalam pengolahan data medis sebelum digunakan oleh model berbasis Jaringan Syaraf Tiruan (JST) atau Deep Learning (DL). Data medis, seperti hasil laboratorium, citra medis, dan data temporal, seringkali memiliki masalah kualitas, seperti nilai yang hilang, perbedaan skala, atau distribusi yang tidak merata. Untuk mengatasi hal ini, normalisasi dilakukan guna menyamakan skala data, memungkinkan model untuk

memproses informasi dengan lebih efisien dan menghasilkan prediksi yang lebih akurat (Rani, Chandrajith, Pushpa, & Nair, 2020).

Selain itu, augmentasi data diterapkan pada citra medis untuk menambah variasi dataset dengan memodifikasi gambar asli melalui rotasi, flipping, atau penyesuaian pencahayaan, yang bertujuan untuk mengurangi risiko overfitting. Penanganan nilai yang hilang juga menjadi prioritas, dengan menggunakan metode imputasi statistik atau algoritma kecerdasan buatan untuk melengkapi data yang tidak lengkap, sehingga memastikan data tetap layak digunakan dalam pelatihan model. Proses ini tidak hanya meningkatkan kualitas data, tetapi juga membantu model kecerdasan buatan dalam memahami dan mempelajari pola dengan lebih optimal, mendukung akurasi dan keandalan sistem diagnostik berbasis kecerdasan buatan.

Dalam proses diagnosis penyakit medis, pra-pemrosesan data merupakan tahap krusial yang harus dilakukan sebelum data dapat diolah oleh model Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dan Deep Learning (DL). Berikut adalah beberapa teknik utama yang digunakan dalam pra-pemrosesan data:

- **Normalisasi Data:** Data medis, seperti hasil laboratorium, sering kali memiliki rentang nilai yang bervariasi. Normalisasi dilakukan untuk menyesuaikan skala data, sehingga model dapat memprosesnya dengan lebih baik dan meningkatkan akurasi prediksi.
- **Penanganan Data yang Hilang:** Nilai yang hilang, seperti parameter yang tidak terukur, diatasi dengan metode imputasi berbasis statistik atau algoritma kecerdasan buatan. Pendekatan ini membantu melengkapi data tanpa mengurangi keakuratan informasi.
- **Augmentasi Data:** Untuk data citra medis, augmentasi diterapkan guna memperluas variasi dataset. Teknik seperti rotasi, flipping, dan penyesuaian pencahayaan digunakan untuk mengurangi risiko *overfitting*.
- **Ekstraksi Fitur:** Pada data medis yang kompleks, fitur penting diidentifikasi dan diekstraksi untuk menyederhanakan input bagi model. Contohnya adalah mengambil parameter spesifik seperti jumlah trombosit atau pola perubahan gejala pasien.
- **Identifikasi dan Penanganan *Outlier*:** *Outlier* dalam data medis dapat memengaruhi hasil analisis model. Oleh karena itu, analisis statistik atau teknik *clustering* digunakan untuk mendeteksi



dan mengelola data yang menyimpang.

- Transformasi Data Temporal: Untuk data yang bersifat waktu, seperti riwayat perkembangan gejala, dilakukan transformasi untuk mengungkap pola temporal yang relevan dalam diagnosis penyakit.

4.2 Kombinasi Metode JST dan Deep Learning

Untuk meningkatkan akurasi dalam diagnosa demam berdarah dengue (DBD) dan tifus, kombinasi berbagai metode berbasis kecerdasan buatan, seperti; *Multilayer Perceptron* (MLP), *K-Nearest Neighbors* (KNN), *Convolutional Neural Networks* (CNN), dan *Artificial Neural Networks* (ANN), telah banyak digunakan. Setiap metode ini memiliki keunggulan unik dalam menganalisis berbagai jenis data klinis maupun citra medis, sehingga menciptakan pendekatan yang lebih holistik dan efektif dalam mendeteksi kedua penyakit tersebut.

Berikut adalah tabel yang membandingkan metode *Multilayer Perceptron* (MLP), *K-Nearest Neighbors* (KNN), *Convolutional Neural Networks* (CNN), dan *Artificial Neural Networks* (ANN):

Tabel 1. Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan

Aspek	MLP	KNN	CNN	ANN
Jenis Data yang Diolah	Data numerik atau terstruktur (gejala, hasil lab).	Data numerik atau kategoris sederhana.	Citra medis atau data visual.	Data numerik, terstruktur, atau citra medis.
Arsitektur	Lapisan input, tersembunyi, dan output.	Non-parametrik, berbagai jarak antar data.	Lapisan konvolusi, pooling, dan fully connected.	Jaringan saraf dengan struktur bervariasi.

Kebutuhan Data	Datas terstruktur ukuran sedang hingga besar.	Datas sederhana dengan dimensi rendah.	Datas gambar dengan anotasi yang baik.	Dataset besar, baik numerik maupun citra.
Aplikasi pada DBD/Tifus	Analisis gejala pasien dan hasil laboratorium.	Klasifikasi berdasarkan parameter sederhana.	Deteksi pola dari citra medis, seperti darah mikroskop.	Diagnosa berbasis pola pada data klinis.
Tingkat Akurasi	Tinggi, jika data cukup dan model terlatih baik.	Moderat, bergantung pada parameter (k).	Sangat tinggi pada analisis citra medis.	Tinggi, bergantung pada desain dan kualitas data.
Kompleksitas Implementasi	Sedang hingga tinggi, tergantung pada jumlah lapisan.	Rendah, mudah diterapkan dengan tuning parameter.	Tinggi, membutuhkan desain arsitektur kompleks.	Sedang hingga tinggi, sesuai kebutuhan.

Untuk mengevaluasi kelebihan dan kekurangan berbagai metode kecerdasan buatan dalam klasifikasi dan prediksi, penting untuk meninjau kinerjanya berdasarkan metrik yang relevan. *Multilayer Perceptron* (MLP), *K-Nearest Neighbors* (KNN), *Convolutional Neural Networks* (CNN), dan *Artificial Neural Networks* (ANN) masing-masing menawarkan keunggulan unik dalam berbagai aplikasi, termasuk dalam analisis data medis. Tabel 2. berikut memberikan perbandingan performa



keempat metode tersebut berdasarkan akurasi, presisi, sensitivitas, waktu pelatihan, kompleksitas komputasi, dan ketahanan terhadap *overfitting*. Kajian ini bertujuan untuk mengidentifikasi metode yang paling tepat digunakan dalam konteks tertentu, seperti diagnosa penyakit demam berdarah (DBD) dan tifus.

Tabel 2. Perbandingan Metode JST Berdasarkan Berbagai metrik kinerja

Kinerja	MLP	KNN	CNN	ANN
Akurasi	85-95% (tergantung data set dan parameter).	70-85% (bergantung pada jumlah tetangga).	90-98% (terutama pada citra medis).	85-95% (fleksibel untuk berbagai data).
Presisi	Tinggi pada data terstruktur ($\geq 90\%$).	Mode rat pada data berdimensi tinggi (60-80%).	Sangat tinggi pada citra medis ($\geq 95\%$).	Tinggi, bergantung pada struktur jaringan ($\geq 90\%$).
Recall/Sensitivitas	85-90%, cocok untuk data dengan fitur kompleks.	70-80%, menurun pada data besar.	90-95%, unggul dalam deteksi pola citra.	85-90%, dapat dioptimalkan dengan parameter tuning.
F1-Score	Tinggi pada data dengan distribusi kelas seimbang.	Mode rat, bergantung pada distribusi data.	Sangat tinggi pada data visual ($\geq 95\%$).	Tinggi, cocok untuk distribusi kelas beragam.

Waktu Latih	Se-dang (bergantung pada jumlah lapisan).	Cepat (tidak memerlukan pelatihan).	Lamba t, membutuhkan sumber daya besar.	Se-dang hingga tinggi, tergantung arsitektur.
-------------	---	-------------------------------------	---	---

Penjelasan tabel kinerja perbandingan metode JST sebagai berikut:

- Akurasi: Mengukur seberapa sering model memberikan prediksi yang benar.
- Presisi: Proporsi hasil positif yang benar-benar relevan.
- Recall/Sensitivitas: Kemampuan model untuk menangkap seluruh kasus positif.
- F1-Score: Rata-rata harmonis dari presisi dan sensitivitas.
- Waktu Latih: Lama waktu yang dibutuhkan untuk melatih model.

Multilayer Perceptron (MLP), K-Nearest Neighbors (KNN), Convolutional Neural Networks (CNN), dan Artificial Neural Networks (ANN) adalah beberapa metode kecerdasan buatan yang memiliki keunggulan dan kekurangan dalam klasifikasi dan prediksi, terutama dalam hal analisis data medis (Khan, Akter, Ahammad, Ejaz, & Jaman Khan, 2022). Metrics seperti akurasi, presisi, sensitivitas, waktu pelatihan, kompleksitas komputasi, dan ketahanan terhadap *overfitting* dapat digunakan untuk membandingkan kinerja metode ini. Untuk memilih metode terbaik untuk pengobatan tertentu, seperti tifus dan diagnosa demam berdarah (DBD), sangat penting untuk memahami karakteristik masing-masing metode.

C. DISKUSI

Dalam proses diagnosis penyakit demam berdarah dengue (DBD) dan tifus, metode berbasis jaringan syaraf tiruan dan deep learning, seperti Multilayer Perceptron (MLP), K-Nearest Neighbor (KNN), Convolutional Neural Network (CNN), dan Artificial Neural Networks (ANN), menawarkan solusi yang inovatif dan efektif. MLP dan ANN memiliki keunggulan dalam memodelkan hubungan non-linear pada data klinis, seperti kadar hemoglobin, leukosit, trombosit, dan hematokrit, yang menjadi indikator utama kedua penyakit ini. Dengan kemampuan untuk mengolah data multidimensi secara akurat, metode ini dapat membantu membedakan gejala awal DBD dan tifus yang sering kali serupa.



KNN, sebagai algoritma berbasis instance, unggul dalam mengelompokkan pasien berdasarkan kemiripan gejala menggunakan metrik jarak tertentu. Namun, algoritma ini cenderung kurang efisien ketika digunakan pada dataset besar dan memerlukan optimasi lebih lanjut dalam pengelolaan data. Di sisi lain, CNN merupakan pilihan yang sangat tepat untuk analisis berbasis citra, seperti interpretasi hasil laboratorium berbasis gambar atau visualisasi data medis lainnya.

Kemampuan CNN untuk mengenali pola spasial dari data visual memberikan kontribusi penting dalam mendiagnosis penyakit dengan kompleksitas tinggi. Multilayer Perceptron (MLP) sering dianggap sebagai salah satu metode terbaik untuk mendiagnosis DBD dan tifus karena fleksibilitasnya dalam menangani data klinis yang kompleks. MLP dapat mempelajari hubungan non-linear yang mendalam antara variabel-variabel penting, seperti kadar hemoglobin, trombosit, leukosit, dan hematokrit, yang berperan dalam membedakan kedua penyakit.

Selain itu, MLP dapat disesuaikan melalui berbagai parameter, seperti jumlah lapisan tersembunyi, fungsi aktivasi, dan algoritma pelatihan, sehingga menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Dalam banyak kasus, MLP menunjukkan kinerja yang unggul, terutama pada dataset medis yang terbatas, karena kemampuannya untuk melakukan generalisasi dan memberikan hasil yang konsisten. Dengan pelatihan yang tepat dan data berkualitas tinggi, MLP menjadi alat yang andal dalam membantu tenaga medis membuat keputusan diagnostik secara lebih cepat dan akurat.

Walaupun metode-metode ini menjanjikan, ada beberapa tantangan yang perlu diatasi, seperti kebutuhan akan dataset berkualitas tinggi, sumber daya komputasi yang signifikan, dan konfigurasi parameter model yang optimal. Pendekatan hybrid atau ensemble yang menggabungkan keunggulan masing-masing metode dapat menjadi solusi untuk mengatasi keterbatasan ini. Dengan implementasi teknologi yang tepat, akurasi diagnosis dini dapat ditingkatkan, risiko komplikasi serius dapat diminimalkan, dan respons sistem kesehatan dapat menjadi lebih cepat dan efisien.

4. KESIMPULAN

Pendekatan berbasis jaringan saraf tiruan dan deep learning, seperti Multilayer Perceptron (MLP), K-Nearest Neighbor (KNN), Convolutional Neural Network (CNN), dan Artificial Neural Networks (ANN), menawarkan inovasi dalam

mendukung diagnosis penyakit demam berdarah dengue (DBD) dan tifus. Setiap metode memiliki keunggulan tersendiri yang dapat disesuaikan dengan kebutuhan analisis data medis.

MLP unggul dalam memodelkan hubungan non-linear yang kompleks, menjadikannya ideal untuk pengolahan data klinis seperti hemoglobin, leukosit, trombosit, dan hematokrit. KNN efektif untuk mengelompokkan pasien berdasarkan kesamaan gejala, sementara CNN memiliki kemampuan mumpuni dalam menganalisis data berbasis citra untuk mengidentifikasi pola visual yang relevan.

Meskipun demikian, ada tantangan yang harus diatasi, seperti kebutuhan dataset berkualitas tinggi, sumber daya komputasi yang besar, dan pengoptimalan parameter model. Dengan memanfaatkan pendekatan hybrid atau ensemble yang menggabungkan kelebihan masing-masing metode, diagnosis dini dapat dilakukan dengan lebih akurat, risiko komplikasi serius dapat diminimalkan, dan respons kesehatan menjadi lebih efisien. Penerapan teknologi ini menghadirkan harapan besar dalam memperkuat sistem kesehatan, khususnya di daerah dengan tingkat beban penyakit yang tinggi.

5. REFERENSI

- Al Bataineh, A., & Manacek, S. (2022). MLP-PSO Hybrid Algorithm for Heart Disease Prediction. *Journal of Personalized Medicine*, 12(8). <https://doi.org/10.3390/jpm12081208>
- Ali, R., Hussain, J., & Lee, S. W. (2023). Multilayer perceptron-based self-care early prediction of children with disabilities. *Digital Health*, 9. <https://doi.org/10.1177/20552076231184054>
- Balamurugan, S. A. alias, Mallick, M. S. M., & Chinthana, G. (2020). Improved prediction of dengue outbreak using combinatorial feature selector and classifier based on entropy weighted score based optimal ranking. *Informatics in Medicine Unlocked*, 20(July), 100400. <https://doi.org/10.1016/j.imu.2020.100400>
- Banumathy, D., Khalaf, O. I., Romero, C. A. T., Indra, J., & Sharma, D. K. (2022). CAD of BCD from Thermal Mammogram Images Using Machine Learning. *Intelligent Automation and Soft Computing*, 34(1), 667–685. <https://doi.org/10.32604/iasc.2022.025609>
- Bohm, B. C., Borges, F. E. de M., Silva, S. C. M., Soares, A. T., Ferreira, D. D., Belo, V. S.,



- ... Bruhn, F. R. P. (2024). Utilization of machine learning for dengue case screening. *BMC Public Health*, *24*(1), 1–9. <https://doi.org/10.1186/s12889-024-19083-8>
- Carreras, J., Hiraiwa, S., Kikuti, Y. Y., Miyaoka, M., Tomita, S., Ikoma, H., ... Nakamura, N. (2021). Artificial neural networks predicted the overall survival and molecular subtypes of diffuse large B-cell lymphoma using a pancancer immune oncology panel. *Cancers*, *13*(24). <https://doi.org/10.3390/cancers13246384>
- Chaw, J. K., Chaw, S. H., Quah, C. H., Sahrani, S., Ang, M. C., Zhao, Y., & Ting, T. T. (2024). A predictive analytics model using machine learning algorithms to estimate the risk of shock development among dengue patients. *Healthcare Analytics*, *5*(November 2023), 100290. <https://doi.org/10.1016/j.health.2023.100290>
- Dimu, N., Rangga, A. A., & Sanga, F. E. O. (2024). Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Demam Berdarah Menggunakan Metode Naive Bayes Berbasis Web Puskesmas Waimagura. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Bisnis*, *15*(1), 202–211. <https://doi.org/10.47927/jikb.v15i1.740>
- Fahmi Limas, A., Rosnelly, R., & Nursie, A. (2023). A Comparative Analysis on the Evaluation of KNN and SVM Algorithms in the Classification of Diabetes. *Scientific Journal of Informatics*, *10*(3), 251. <https://doi.org/10.15294/sji.v10i3.44269>
- Gupta, G., Khan, S., Guleria, V., Almjally, A., Alabduallah, B. I., Siddiqui, T., ... AL-subaie, M. (2023). DDPM: A Dengue Disease Prediction and Diagnosis Model Using Sentiment Analysis and Machine Learning Algorithms. *Diagnostics*, *13*(6). <https://doi.org/10.3390/diagnostics13061093>
- Hamdani, H., Arifin, Z., & Septiarini, A. (2022). Expert System of Dengue Disease Using Artificial Neural Network Classifier. *JUITA: Jurnal Informatika*, *10*(1), 59. <https://doi.org/10.30595/juita.v10i1.12476>
- Joelianto, E., Mandasari, M. I., Marpaung, D. B., Hafizhan, N. D., Heryono, T., Prasetyo, M. E., ... Ahmad, I. (2024). Convolutional neural network-based real-time mosquito genus identification using wingbeat frequency: A binary and multiclass classification approach. *Ecological Informatics*, *80*(January), 102495. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102495>
- Joo, Y., Namgung, E., Jeong, H., Kang, I., Kim, J., Oh, S., ... Hwang, J. (2023). Brain age prediction using combined deep convolutional neural network and multi-layer perceptron algorithms. *Scientific Reports*, *13*(1), 1–15. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-49514-2>
- Karolcik, S., Manginas, V., Chanh, H. Q., Daniels, J., Giang, N. T., Huyen, V. N. T., ... Georgiou, P. (2024). Towards a machine-learning assisted non-invasive classification of dengue severity using wearable PPG data: a prospective clinical study. *EBioMedicine*, *104*, 105164. <https://doi.org/10.1016/j.ebiom.2024.105164>
- Khan, M. A. R., Akter, J., Ahammad, I., Ejaz, S., & Jaman Khan, T. (2022). Dengue outbreaks prediction in Bangladesh perspective using distinct multilayer perceptron NN and decision tree. *Health Information Science and Systems*, *10*(1), 1–18. <https://doi.org/10.1007/s13755-022-00202-x>
- Likmi, S. (2022). Comparative Analysis of Naive Bayes , K-Nearest Neighbors (KNN), and Support Vector Machine (SVM) Algorithms for Classification of Heart Disease Patients. *JOIN (Jurnal Online Informatika)*, *7*(2), 219–225. <https://doi.org/10.15575/join.v7i2.919>
- LUTFAN ANAS ZAHIR, & SULIANA MAFIROH. (2024). Optimasi Kuat Tekan Beton Dengan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Multi Layer Perceptron. *Jurnal Daktilitas*, *4*(01), 45–55. <https://doi.org/10.36563/daktilitas.v4i01.1161>
- Madhavan, M. V., Thanh, D. N. H., Khamparia, A., Pande, S., Malik, R., & Gupta, D. (2021). Recognition and classification of pomegranate leaves diseases by image



- processing and machine learning techniques. *Computers, Materials and Continua*, 66(3), 2939–2955. <https://doi.org/10.32604/cmc.2021.012466>
- Mayrose, H., Bairy, G. M., Sampathila, N., Belurkar, S., & Saravu, K. (2023). Machine Learning-Based Detection of Dengue from Blood Smear Images Utilizing Platelet and Lymphocyte Characteristics. *Diagnostics*, 13(2). <https://doi.org/10.3390/diagnostics13020220>
- Mayrose, H., Sampathila, N., Muralidhar Bairy, G., Nayak, T., Belurkar, S., & Saravu, K. (2023). Deep learning approach for detection of Dengue fever from the microscopic images of blood smear. *Journal of Physics: Conference Series*, 2571(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2571/1/012005>
- Mishra, S., Tripathy, H. K., Mallick, P. K., Bhoi, A. K., & Barsocchi, P. (2020). Eaga-mlp—an enhanced and adaptive hybrid classification model for diabetes diagnosis. *Sensors (Switzerland)*, 20(14), 1–34. <https://doi.org/10.3390/s20144036>
- Mulia, M. R., Kaswar, A. B., Andayani, D. D., Sadri, A., Makassar, U. N., & Korespondensi, P. (2024). Classification of the Nutritional Content of Bananas Based on Texture and Color Features in the Lab and Using Artificial. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 11(3), 507–518. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2024118332>
- Mulya, S., Nurcahyo, G. W., & Hendrik, B. (2024). Perbandingan Tingkat Optimalisasi Metode K-Nearest Neighbor Dan Naïve Bayes Dalam Klasifikasi Kelayakan Alat Laboratorium Kimia. *KESATRIA: Jurnal Penerapan Sistem Informasi (Komputer & Manajemen)*, 5(2), 483–495.
- Mumtaz, Z., Rashid, Z., Saif, R., & Yousaf, M. Z. (2024). Deep learning guided prediction modeling of dengue virus evolving serotype. *Heliyon*, 10(11), e32061. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e32061>
- Paluang, P., Thavorntam, W., & Phairuang, W. (2024). Application of Multilayer Perceptron Artificial Neural Network (MLP-ANN) Algorithm for PM2.5 Mass Concentration Estimation during Open Biomass Burning Episodes in Thailand. *International Journal of Geoinformatics*, 20(7), 28–42. <https://doi.org/10.52939/ijg.v20i7.3401>
- Phillips, M. T., Meiring, J. E., Voysey, M., Warren, J. L., Baker, S., Basnyat, B., ... Pitzer, V. E. (2021). A Bayesian approach for estimating typhoid fever incidence from large-scale facility-based passive surveillance data. *Statistics in Medicine*, 40(26), 5853–5870. <https://doi.org/10.1002/sim.9159>
- Press, B. (2024). *IMPLEMENTASI JARINGAN SYARAF TIRUAN (JST) MELALUI IMAGE PROCESSING UNTUK MENDETEKSI KOLESTEROL DARAH DENGAN TEKNIK NON- INVASIVE*. Bravo Press.
- Putri, A., Hardiana, C. S., Novfuja, E., Try, F., & Siregar, P. (2023). Comparison of K-NN , Naive Bayes and SVM Algorithms for Final-Year Student Graduation Prediction Komparasi Algoritma K-NN , Naive Bayes dan SVM untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tingkat Akhir. *Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 3(April), 20–26.
- Rahman, M. S., Pientong, C., Zafar, S., Ekalaksananan, T., Paul, R. E., Haque, U., ... Overgaard, H. J. (2021). Mapping the spatial distribution of the dengue vector *Aedes aegypti* and predicting its abundance in northeastern Thailand using machine-learning approach. *One Health*, 13(December). <https://doi.org/10.1016/j.onehlt.2021.100358>
- Rani, N. S., Chandrajith, M., Pushpa, B. R., & Nair, B. J. B. (2020). A deep convolutional architectural framework for radiograph image processing at bit plane level for gender & age assessment. *Computers, Materials and Continua*, 62(2), 679–694. <https://doi.org/10.32604/cmc.2020.08552>
- Rita, S. (2022). Prediksi Luas Lahan Sawah Dengan Program Matlab Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. *JRIS : Jurnal*



- Rekayasa Informasi Swadharma*, 3(1), 1–7.
<https://doi.org/10.56486/jris.vol3no1.255>
- Rohana, T., Nurlaelasari, E., Awal, E. E., & Novita, H. Y. (2024). Kajian Model Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Secara Dini Tingkat Kelulusan Mahasiswa. *Technologia : Jurnal Ilmiah*, 15(4), 629–640.
- Rustam, F., Reshi, A. A., Aljedaani, W., Alhossan, A., Ishaq, A., Shafi, S., ... Rupapara, V. (2022). Vector mosquito image classification using novel RIFS feature selection and machine learning models for disease epidemiology. *Saudi Journal of Biological Sciences*, 29(1), 583–594.
<https://doi.org/10.1016/j.sjbs.2021.09.021>
- Sebastianelli, A., Spiller, D., Carmo, R., Wheeler, J., Nowakowski, A., Jacobson, L. V., ... Schneider, R. (2024). A reproducible ensemble machine learning approach to forecast dengue outbreaks. *Scientific Reports*, 14(1), 1–17.
<https://doi.org/10.1038/s41598-024-52796-9>
- Tunay, M., Pashaei, E., & Pashaei, E. (2022). Hybrid Hypercube Optimization Search Algorithm and Multilayer Perceptron Neural Network for Medical Data Classification. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022.
<https://doi.org/10.1155/2022/1612468>
- Wahyu Redhani, A., & Hidayat, N. (2021). Implementasi Metode Naïve Bayes untuk Diagnosa Pengidap Demam Berdarah pada Kelurahan Antasan Besar berbasis Web. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 5(12), 5320–5328. Retrieved from <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Wang, M., Zhang, J., Wang, X., Zhang, B., & Yang, Z. (2023). Source Discrimination of Mine Water by Applying the Multilayer Perceptron Neural Network (MLP) Method—A Case Study in the Pingdingshan Coalfield. *Water (Switzerland)*, 15(19).
<https://doi.org/10.3390/w15193398>
- Wu, J. (2021). A Product Styling Design Evaluation Method Based on Multilayer Perceptron Genetic Algorithm Neural Network Algorithm. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2021.
<https://doi.org/10.1155/2021/2861292>
- Zhang, J., Li, C., Yin, Y., Zhang, J., & Grzegorzec, M. (2023). Applications of artificial neural networks in microorganism image analysis: a comprehensive review from conventional multilayer perceptron to popular convolutional neural network and potential visual transformer. In *Artificial Intelligence Review* (Vol. 56).
<https://doi.org/10.1007/s10462-022-10192-7>
- Zhou, S., Liu, X., Sun, Y., Chang, X., Jia, Y., Guo, J., & Sun, H. (2024). Predicting bathymetry using multisource differential marine geodetic data with multilayer perceptron neural network. *International Journal of Digital Earth*, 17(1), 1–16.
<https://doi.org/10.1080/17538947.2024.2393255>