

PERBANDINGAN METODE *RANDOM FOREST* DAN KNN DALAM MENDETEKSI PENYAKIT LIVER

COMPARISON OF *RANDOM FOREST* AND KNN METHODS IN DETECTING LIVER DISEASE

Jordan Johan Josafat Simanjuntak¹, Magdalena A. Ineke Pakereng²

Teknologi dan Informasi, Teknik Informatika, Universitas Kristen Satya Wacana, Salatiga, Indonesia¹

Teknologi dan Informasi, Teknik Informatika, Universitas Kristen Satya Wacana, Salatiga, Indonesia²

672022212@student.uksw.edu¹

ABSTRACT

Liver disease is a global health problem exacerbated by unhealthy lifestyles, such as excessive alcohol consumption and inadequate early detection. Therefore, technology-based approaches are needed to improve diagnostic accuracy. This study aims to compare the performance of Random Forest and K-Nearest Neighbor machine learning methods in classifying liver disease based on patients' clinical and lifestyle factors. Data were obtained by combining two open datasets, totaling 2,283 entries and 19 features, including laboratory parameters, age, alcohol consumption, and medical history. The research stages included data pre-processing, including missing value imputation, categorical variable encoding, numeric feature normalization, feature engineering, and class balancing using the Synthetic Minority Oversampling Technique. The dataset was then divided into 80% training data and 20% testing data using a stratified method. Model evaluation was performed using the confusion matrix, accuracy, precision, recall, F1-score, and Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve. The results showed that Random Forest performed better with an accuracy of 82% and an Area Under the Curve of 0.91, compared to K-Nearest Neighbor, which achieved an accuracy of 72% and an Area Under the Curve of 0.83. Furthermore, Random Forest produced a lower number of false negatives, making it more reliable in detecting patients with liver disease. Therefore, Random Forest is recommended as a more effective and stable method for machine learning-based early liver disease detection systems.

Keywords: *Liver Disease, Medical Classification, Random Forest, K-Nearest Neighbor, Early Detection*

ABSTRAK

Penyakit hati merupakan masalah kesehatan global yang semakin diperburuk oleh gaya hidup tidak sehat, seperti konsumsi alkohol yang berlebihan dan deteksi dini yang tidak memadai. Oleh karena itu, pendekatan berbasis teknologi diperlukan untuk meningkatkan akurasi diagnosis. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja metode pembelajaran mesin Random Forest dan K-Nearest Neighbor dalam mengklasifikasikan penyakit hati berdasarkan faktor klinis dan gaya hidup pasien. Data diperoleh dengan menggabungkan dua dataset terbuka, yang totalnya berjumlah 2.283 entri dan 19 fitur, termasuk parameter laboratorium, usia, konsumsi alkohol, dan riwayat kesehatan. Tahapan penelitian meliputi pra-pemrosesan data, termasuk imputasi nilai yang hilang, pengkodean variabel kategorikal, normalisasi fitur numerik, rekayasa fitur, dan penyeimbangan kelas menggunakan Teknik Oversampling Minoritas Sintetis. Dataset kemudian dibagi menjadi 80% data pelatihan dan 20% data pengujian secara stratifikasi. Evaluasi model dilakukan menggunakan matriks kebingungan, akurasi, presisi, recall, F1-score, dan Area Di Bawah Kurva Receiver Operating Characteristic. Hasil menunjukkan bahwa Random Forest memiliki kinerja lebih baik dengan akurasi 82% dan nilai Area Di Bawah Kurva 0,91, dibandingkan dengan K-Nearest Neighbor yang mencapai akurasi 72% dan Area Di Bawah Kurva 0,83. Selain itu, Random Forest menghasilkan jumlah negatif palsu yang lebih rendah, menjadikannya lebih dapat diandalkan dalam mendeteksi pasien dengan penyakit hati. Oleh karena itu, Random Forest direkomendasikan sebagai metode yang lebih efektif dan stabil untuk sistem deteksi dini penyakit hati berbasis pembelajaran mesin.

Kata Kunci: Penyakit Hati, Klasifikasi Medis, Random Forest, K-Nearest Neighbor, Deteksi Dini

PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi pembelajaran mesin telah memberikan kontribusi yang signifikan terhadap sektor kesehatan, terutama dalam membantu proses diagnosis

penyakit berdasarkan data klinis (Mane & Bhosale, 2023).

Salah satu masalah kesehatan yang telah menarik perhatian global adalah penyakit hati, yang telah mengalami peningkatan prevalensi setiap tahunnya.

Jika tidak terdeteksi lebih awal, kondisi ini dapat berkembang menjadi keadaan serius seperti sirosis dan kanker hati (Ghosh et al., 2021).

Hati merupakan organ vital yang berfungsi dalam proses metabolisme, detoksifikasi, serta pengaturan berbagai zat kimia dalam tubuh. Gangguan fungsi hati dapat disebabkan oleh infeksi virus hepatitis, konsumsi alkohol berlebihan, obesitas, serta faktor genetik (Hasan et al., 2023). Oleh karena itu, diperlukan pendekatan berbasis data untuk membantu tenaga medis dalam melakukan klasifikasi dan prediksi penyakit hati secara lebih cepat dan akurat.

Sejumlah penelitian sebelumnya telah mengembangkan model klasifikasi penyakit hati dengan memanfaatkan algoritma pembelajaran mesin. Ghosh et al. (2021) melakukan analisis komparatif terhadap beberapa algoritma dan menunjukkan bahwa Random Forest mengungguli algoritma lainnya dengan akurasi sebesar 83,70%. Hasil serupa juga dilaporkan oleh Afrin et al. (2021), di mana Random Forest, yang dipadukan dengan pemilihan fitur LASSO, mencapai akurasi sebesar 94,29%.

Dalam konteks klasifikasi kanker hati, Hasan et al. (2023) menunjukkan bahwa Random Forest dapat mencapai akurasi sebesar 96,53%, yang lebih tinggi dibandingkan dengan Logistic Regression dan KNN. Sementara itu, penelitian yang dilakukan oleh Zhang et al. (2024), yang mengembangkan model prediktif untuk penyakit hati berlemak, menunjukkan bahwa Random Forest mencapai nilai AUROC sebesar 0,91 dengan tingkat akurasi 84%, menjadikannya model dengan kinerja terbaik di antara algoritma yang diuji.

Selain Random Forest, algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) juga banyak digunakan dalam klasifikasi penyakit hati. Widya Kayohana (2024) membandingkan Random Forest dan KNN, menghasilkan tingkat akurasi masing-masing sebesar 90% dan 82%. Penelitian oleh Aldana dan

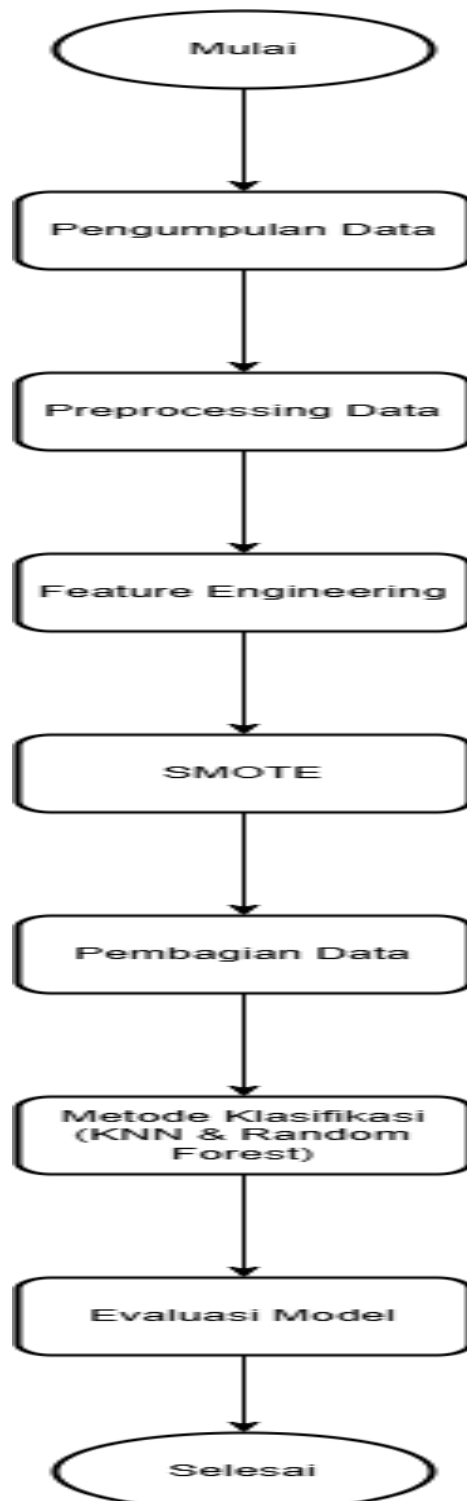
Wibowo (2024) menunjukkan bahwa penerapan KNN dalam mengklasifikasikan pasien penyakit hati mencapai akurasi sebesar 70%. Hasil-hasil ini menunjukkan bahwa kinerja KNN sangat dipengaruhi oleh pemilihan parameter k dan karakteristik dataset yang digunakan.

Sebuah studi lain yang dilakukan oleh Syafa'ah et al. (2021) membandingkan berbagai metode klasifikasi dalam konteks Hepatitis C dan menemukan bahwa KNN menunjukkan tingkat akurasi yang kompetitif dibandingkan dengan metode lainnya. Selain itu, Tokala et al. (2023) menunjukkan bahwa Random Forest dan KNN termasuk dalam algoritma yang berkinerja baik dalam memprediksi penyakit hati jika dibandingkan dengan metode tradisional seperti Regresi Logistik.

Ahmed dan Shiba (2024) mengembangkan pendekatan klasifikasi penyakit hati dengan memanfaatkan teknik optimasi hiperparameter dan penyeimbangan data melalui SMOTE, yang menghasilkan peningkatan akurasi hingga 95–97%. Temuan ini menunjukkan bahwa proses pra-pemrosesan dan optimasi model memiliki peran penting dalam meningkatkan kinerja klasifikasi.

METODE

Penelitian dilakukan melalui beberapa tahap, yaitu pengumpulan data, *pre-processing data*, *feature engineering*, SMOTE, pembagian data, model klasifikasi, dan evaluasi model yang diilustrasikan dalam Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Tahap pertama adalah mengumpulkan data dari *Kaggle Dataset*. Dalam penelitian ini, peneliti menggabungkan dua dataset yang berbeda, yaitu *Indian Liver Patient Dataset (ILPD)* yang berisi data hasil pemeriksaan laboratorium dan *Liver Disease Dataset* yang berisi informasi tentang gaya hidup. Penggabungan kedua dataset tersebut

dilakukan agar bisa mendapatkan gambaran yang lebih lengkap mengenai faktor-faktor klinis dan kebiasaan hidup yang berpotensi meningkatkan risiko mengidap penyakit *liver*.

Tahap kedua yaitu *pre-processing data* yang dilakukan untuk mengubah Data mentah menjadi mudah dipahami dan siap untuk analisis lanjutan. Tahap ini sangat penting untuk menjamin kualitas dan konsistensi data. Pada titik ini dilakukan penggabungan dua *dataset* yang berbeda dan penyeragaman nama kolom. Selanjutnya, teknik imputasi digunakan untuk menangani nilai yang hilang dan mengkodekan variabel kategorikal, seperti jenis kelamin, agar dapat diproses dengan baik oleh algoritma pembelajaran mesin. Selain itu, fitur numerik juga dinormalisasi untuk menyamakan skala antar variabel, sehingga fitur tertentu tidak mendominasi proses *machine learning*. S. Afrin et al., (2021)

Tahap ketiga yaitu *feature engineering*. Tahap ini penting untuk meningkatkan akurasi dalam pembuatan model prediktif, termasuk mengubah variabel data menjadi lebih representatif untuk meningkatkan kinerja model. Dalam penelitian ini dibuat beberapa fitur baru, antara lain: rasio SGOT/SGPT yang dihitung dari perbandingan *Aspartate Aminotransferase (SGOT)* dengan *Alamine Aminotransferase (SGPT)* sebagai indikator kerusakan hati; rasio albumin terhadap total protein yang mencerminkan keseimbangan protein dalam darah dan menjadi salah satu parameter fungsi hati; serta kategorisasi konsumsi alkohol ke dalam tiga tingkat, yaitu *Low*, *Medium*, *High*, dan/atau *Unknown* apabila data tidak tersedia, dengan tujuan menangkap pengaruh pola konsumsi alkohol terhadap risiko penyakit hati.

Tahap keempat adalah SMOTE. Metode ini dianggap sebagai salah satu metode pra-pemrosesan yang paling efektif dalam penambahan informasi dan pembelajaran mesin. Tujuan SMOTE adalah untuk meningkatkan jumlah sampel

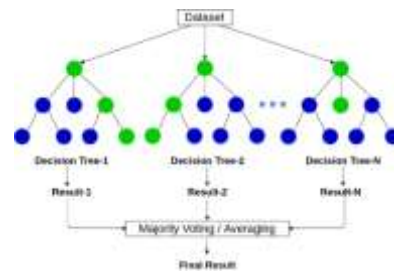
kelas minoritas melalui interpolasi. Ini dapat meningkatkan kemampuan untuk generalisasi selama proses klasifikasi. N. Sharfina and N. G. Ramadhan. (2023)

Tahap kelima dalam membagi data, *dataset* dibagi menjadi dua bagian utama selama proses pembuatan model: fitur (X) dan label (y). Fitur (X) merupakan variabel yang digunakan untuk memprediksi, sedangkan label (y) adalah variabel yang menjadi target prediksi. Sebelum memulai pembuatan model, dilakukan pengecekan distribusi label untuk memastikan tidak ada ketidakseimbangan dalam kelas-kelas data. Selanjutnya, metode pembagian data latihan dan uji digunakan untuk membagi dataset menjadi dua bagian, yaitu 80% data latihan (*training set*) dan 20% data uji (*testing set*). Pembagian data dilakukan secara acak dengan pengaturan tingkat acak dan stratifikasi pada label agar proporsi kelas tetap seimbang. Model regresi dibuat menggunakan data latihan, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi seberapa baik model bekerja dan kemampuannya dalam memprediksi data baru yang belum pernah diajarkan sebelumnya. R. Rahmadani, (2023)

Pada tahap selanjutnya, penelitian ini berfokus pada proses klasifikasi data dengan memanfaatkan algoritma machine learning Random Forest (RF) dan K-Nearest Neighbors (KNN).

2.1 Random Forest (RF)

Random Forest adalah algoritma klasifikasi dan regresi yang menjadi bagian dari kelompok *ensemble*. Metode *Random Forest* merupakan pengembangan dari *decision tree*. Ada tiga aspek penting dalam metode *Random Forest*: (1) melakukan *bootstrap sampling* untuk membangun pohon prediksi; (2) masing-masing pohon keputusan memprediksi dengan prediktor acak; (3) lalu, *Random Forest* melakukan prediksi dengan mengombinasikan hasil dari setiap pohon keputusan dengan cara *majority vote* untuk klasifikasi atau rata-rata untuk regresi. (V. S. Mane and S. T. Bhosale, 2023)



Gambar 2. Algoritma *Random Forest*

2.2 K-Nearest Neighbor (KNN)

Algoritma KNN adalah cara yang tidak memerlukan asumsi tentang bentuk distribusi data. Prinsipnya, jika terdapat sekumpulan sampel data sebagai data pelatihan yang sudah diberi label, maka dapat diketahui data tersebut termasuk ke dalam kelas tertentu. Sebaliknya, jika diberikan data baru tanpa label, data tersebut akan dibandingkan dengan data sebelumnya untuk menemukan kesamaan. (D. I. Muhammad, 2021)

$$\hat{y} = f(x) = \frac{1}{k} + \sum_{j=1}^k y_i,$$

Keterangan:

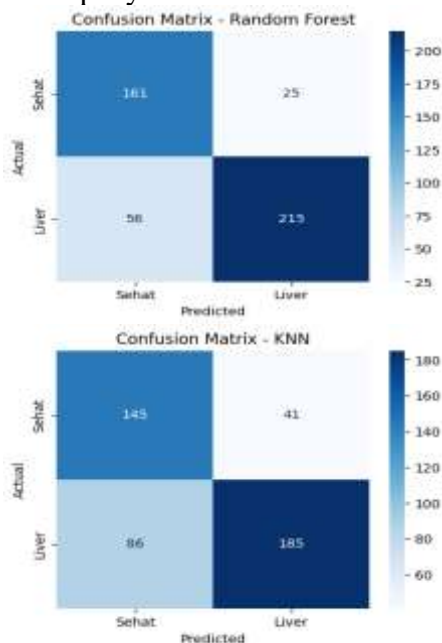
- \hat{y} : hasil prediksi (kelas yang dipilih untuk data baru)
- k : jumlah tetangga terdekat yang dipertimbangkan
- y_i : label (kelas) dari tetangga ke- i
- $\sum_{j=1}^k$: menjumlahkan label dari k tetangga terdekat
- $\frac{1}{k}$: mengambil rata-rata dari label tetangga

Pada tahap akhir penelitian, algoritma klasifikasi Random Forest dan K-Nearest Neighbor (KNN) yang digunakan untuk memprediksi penyakit liver akan dievaluasi. Sebelum pelatihan model, penyeimbangan data dilakukan untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas menggunakan teknik pengambilan sampel lebih sedikit sintetis (SMOTE). Setelah model dibuat, variabel yang memengaruhi hasil klasifikasi diidentifikasi melalui analisis fitur yang signifikan. Beberapa metode digunakan untuk menilai kinerja. Misalnya, *confusion matrix* digunakan untuk menilai akurasi, presisi, *recall*, dan skor F1; dan *Receiver Operating Characteristic (ROC) curve* digunakan

presisi, *recall*, dan *F1-score* yang lebih tinggi pada *Random Forest* 82% dibandingkan KNN 72%.

Confusion Matrix

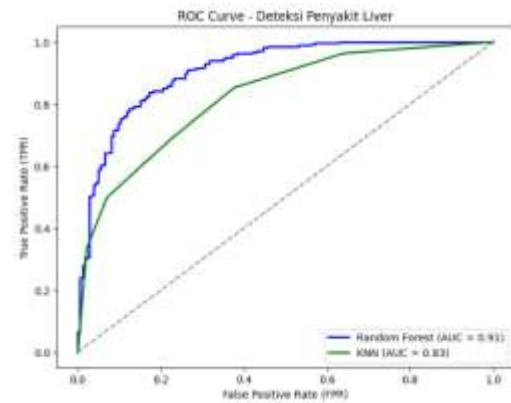
Hasil menunjukkan bahwa *Random Forest* lebih unggul dibandingkan KNN karena mampu mengurangi jumlah kesalahan, baik pada pasien sehat maupun pasien dengan penyakit *liver*. Keunggulan ini terlihat dari kasus *False Negative*, dengan *Random Forest* hanya menghasilkan 56 kesalahan, sedangkan KNN mencapai 86 kesalahan, sehingga *Random Forest* lebih andal dalam mendeteksi penyakit *liver*.



Gambar 4. Hasil Confusion Matrix Random Forest dan KNN

Grafik ROC

Hasil menunjukkan bahwa metode *Random Forest* memiliki kemampuan dalam mengklasifikasikan data yang lebih baik dibandingkan metode KNN. Hal ini terlihat dari nilai AUC *Random Forest* sebesar 0,91 yang lebih tinggi dibandingkan KNN sebesar 0,83, sehingga *Random Forest* lebih efektif dalam mendeteksi penyakit *liver*.



Gambar 3. Grafik ROC-AUC Mendeteksi Penyakit Liver

3.3 Perbandingan dengan Penelitian Sebelumnya

Hasil uji menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* bekerja lebih baik dibandingkan KNN. *Random Forest* mencapai tingkat akurasi 82% dan nilai ROC-AUC naik menjadi 0,91, sementara KNN hanya mencapai akurasi 72% dengan nilai ROC-AUC sebesar 0,82. Perbedaan ini menunjukkan bahwa *Random Forest* lebih efektif dalam mengenali pola-pola rumit dalam data dan memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan KNN.

SIMPULAN

Berdasarkan temuan penelitian mengenai perbandingan algoritma *Random Forest* (RF) dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) dalam mendeteksi penyakit hati, beberapa kesimpulan penting telah ditarik. Pertama, algoritma *Random Forest* menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan KNN di semua metrik evaluasi utama, termasuk akurasi, presisi, *recall*, *F1-score*, dan AUC, menjadikannya lebih efektif dalam mengenali pola kompleks dalam data klinis dan gaya hidup pasien (K. Widya Kayohana, 2024). Kedua, hasil ini sejalan dengan berbagai studi sebelumnya yang juga menunjukkan bahwa *Random Forest* secara konsisten unggul dalam mendeteksi penyakit hati, mencapai akurasi 90% dalam studi oleh Kayohana (2024), AUROC sebesar 0.91 dalam model oleh Zhang et al. (2024), dan akurasi 96.53% dalam penelitian oleh

Hasan et al. (2023) . Temuan ini memperkuat bukti bahwa Random Forest memiliki kemampuan yang lebih baik dibandingkan algoritma klasifikasi lainnya ketika menangani data medis dengan hubungan non-linear antar fitur. Ketiga, algoritma Random Forest terbukti lebih tahan terhadap noise, ketidakseimbangan data, dan variasi nilai ekstrem, berbeda dengan KNN, yang sangat dipengaruhi oleh proses normalisasi dan pemilihan parameter k yang tepat (L. Syafa'ah, Z. 2024) . Kondisi ini mengakibatkan kinerja KNN rentan terhadap fluktuasi, terutama ketika data menunjukkan rentang nilai yang tidak seragam.

Keempat, Random Forest mampu memberikan interpretasi yang kuat melalui analisis pentingnya fitur, memungkinkan identifikasi yang jelas terhadap variabel-variabel paling berpengaruh seperti tes fungsi hati, konsumsi alkohol, dan usia sebagai faktor kunci dalam klasifikasi penyakit hati (M. E. Hasan, 2023) . Sebaliknya, KNN tidak memiliki kemampuan interpretasi fitur, menjadikannya kurang cocok untuk kebutuhan analisis medis yang memerlukan transparansi model.

Kelima, Random Forest juga menghasilkan tingkat negatif palsu yang lebih rendah dibandingkan dengan KNN. Dalam penelitian ini, Random Forest menghasilkan 56 negatif palsu, sedangkan KNN menghasilkan 86, yang menunjukkan bahwa Random Forest lebih dapat diandalkan dalam mendeteksi pasien yang benar-benar menderita penyakit hati (M. Ghosh et al., 2021) . Hal ini sangat penting mengingat bahwa negatif palsu dapat menyebabkan pasien tidak menerima perawatan awal yang diperlukan. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa algoritma Random Forest adalah metode yang lebih tepat dan direkomendasikan untuk digunakan dalam sistem deteksi penyakit hati berbasis pembelajaran mesin. KNN masih dapat berfungsi sebagai model perbandingan (model dasar), tetapi dari

semua hasil evaluasi, Random Forest telah terbukti memberikan kinerja yang lebih unggul, stabil, dan dapat dipertanggungjawabkan untuk diterapkan di lingkungan medis.

DAFTAR PUSTAKA

- M. Ghosh *et al.*, "A comparative analysis of machine learning algorithms to predict liver disease," *Intell. Autom. Soft Comput.*, vol. 30, no. 3, pp. 917–928, 2021, doi: 10.32604/iasc.2021.017989.
- V. S. Mane and S. T. Bhosale, "Machine Learning Algorithms for Detecting Liver Disease: The Review," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 185, no. 5, pp. 17–23, 2023, doi: 10.5120/ijca2023922703.
- M. E. Hasan, F. Mostafa, M. S. Hossain, and J. Loftin, "Machine-Learning Classification Models to Predict Liver Cancer with Explainable AI to Discover Associated Genes," *AppliedMath*, vol. 3, no. 2, pp. 417–445, 2023, doi: 10.3390/appliedmath3020022.
- L. Syafa'ah, Z. Zulfatman, I. Pakaya, and M. Lestandy, "Comparison of Machine Learning Classification Methods in Hepatitis C Virus," *J. Online Inform.*, vol. 6, no. 1, p. 73, 2021, doi: 10.15575/join.v6i1.719.
- K. Widya Kayohana, "Klasifikasi Penyakit Hati Menggunakan Random Forest Dan Knn," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 4, pp. 7924–7929, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i4.10457.
- S. Afrin *et al.*, "Supervised machine learning based liver disease prediction approach with LASSO feature selection," *Bull. Electr. Eng. Informatics*, vol. 10, no. 6, pp. 3369–3376, 2021, doi: 10.11591/eei.v10i6.3242.
- D. I. Muhammad, E. Ermatita, and N. Falih, "Penggunaan K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Mengklasifikasi Citra Belimbing Berdasarkan Fitur Warna," *Inform. J. Ilmu Komput.*,

- vol. 17, no. 1, p. 9, 2021, doi: 10.52958/iftk.v17i1.2132.
- C. N. Prabiantissa, “Klasifikasi pada Dataset Penyakit Hati Menggunakan Algoritma Support Vector Machine, K-NN, dan Naive Bayes,” *Semin. Nas. Tek. Elektro, Sist. Informasi, dan Tek. Inform.*, vol. 1, no. 1, pp. 263–268, 2021.
- S. Aldana and J. S. Wibowo, “Penerapan Data Mining Terhadap Klasifikasi Pasien Penderita Penyakit Liver Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor,” *Progresif J. Ilm. Komput.*, vol. 20, no. 1, p. 124, 2024, doi: 10.35889/progresif.v20i1.1376.
- T. A. Assegie, R. Subhashni, N. K. Kumar, J. P. Manivannan, P. Duraisamy, and M. F. Engidaye, “Random forest and support vector machine-based hybrid liver disease detection,” *Bull. Electr. Eng. Informatics*, vol. 11, no. 3, pp. 1650–1656, 2022, doi: 10.11591/eei.v11i3.3787.
- N. Sharfina and N. G. Ramadhan, “Analisis SMOTE Pada Klasifikasi Hepatitis C Berbasis Random Forest dan Naïve Bayes,” *JOINTECS (Journal Inf. Technol. Comput. Sci.)*, vol. 8, no. 1, p. 33, 2023, doi: 10.31328/jointecs.v8i1.4456.
- L. Zhang, Y. Huang, M. Huang, C. H. Zhao, Y. J. Zhang, and Y. Wang, “Development of Cost-Effective Fatty Liver Disease Prediction Models in a Chinese Population: Statistical and Machine Learning Approaches,” *JMIR Form. Res.*, vol. 8, 2024, doi: 10.2196/53654.
- S. Tokala *et al.*, “Liver Disease Prediction and Classification using Machine Learning Techniques,” *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 14, no. 2, pp. 871–878, 2023, doi: 10.14569/IJACSA.2023.0140299.
- K. Gupta, N. Jiwani, N. Afreen, and D. Divyarani, “Liver Disease Prediction using Machine learning Classification Techniques,” *Proc. - 2022 IEEE 11th Int. Conf. Commun. Syst. Netw. Technol. CSNT 2022*, vol. 4, no. March, pp. 221–226, 2022, doi: 10.1109/CSNT54456.2022.9787574.
- O. Ahmed and R. Shiba, “Machine Learning for Classifying Liver Diseases,” *Int. Integr. Intell. Syst.*, vol. 1, no. 1, pp. 16–21, 2024, doi: 10.21608/iiis.2024.342004.
- R. Rahmadini, Enjel Erika LorencisLubis, Aji Priansyah, Yolanda R.W.N, and Tuti Meutia, “Penerapan Data Mining Untuk Memprediksi Harga Bahan Pangan Di Indonesia Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor,” *J. Mhs. Akunt. Samudra*, vol. 4, no. 4, pp. 223–235, 2023, doi: 10.33059/jmas.v4i4.7074.
- R. Pratama *et al.*, “IMPLEMENTATION OF DIABETES PREDICTION MODEL USING RANDOM IMPLEMENTASI MODEL PREDIKSI DIABETES MENGGUNAKAN ALGORITMA,” vol. 5, no. 4, pp. 1165–1174, 2024.