

## Penerapan Algoritma *Decision Tree Classifier* untuk Klasifikasi Serangan Jantung

**Amali Amali<sup>1\*</sup>, Muhamad Ariel Saputra<sup>2</sup>, Yusuf Putra Bintang Satria<sup>3</sup>, Zidan Lutfi Ramadhan<sup>4</sup>**

<sup>1,2,3,4</sup>Universitas Pelita Bangsa  
Email: amali@pelitabangsa.ac.id

*Received: 20-06-2024    Revised : 07-01-2026; 17-01-2026    Accepted : 19-01-2026*

### **Abstrak**

Menggunakan perangkat lunak RapidMiner untuk menganalisis dataset serangan jantung, penelitian ini akan menerapkan algoritma *Decision Tree Classifier*. Fokus utama penelitian adalah untuk mengklasifikasikan kasus positif dan negatif berdasarkan tingkat Troponin dan CK-MB. Model yang dikembangkan menunjukkan tingkat akurasi, presisi, dan recall yang tinggi, yang menunjukkan bahwa itu dapat digunakan sebagai alat diagnostik yang efektif dalam praktek klinis. Jika jenis kelamin digunakan sebagai simpul keputusan sekunder, kemampuan model untuk mengklasifikasikan kasus dengan tingkat CK-MB yang borderline meningkat. Analisis awal terhadap kadar Troponin pasien menunjukkan bahwa Troponin, CK-MB, jenis kelamin, dan usia memengaruhi risiko terkena AMI dengan Troponin positif. Evaluasi model menunjukkan akurasi sebesar 99,24%, dengan precision weighted mean recall sebesar 99,14%, dan accuracy sebesar 99,26%. Dengan menggunakan penanda biologis yang tersedia, decision tree yang dibuat dapat membantu menilai risiko serangan jantung. Penelitian ini menemukan bahwa model decision tree yang dibuat dengan RapidMiner dapat menjadi alat yang efektif untuk mengklasifikasikan kasus serangan jantung berdasarkan tingkat Troponin dan CK-MB. Tingkat akurasi dan presisi yang tinggi membuat model ini menjadi alat diagnostik yang berharga. Penelitian mendatang harus mempertimbangkan penggunaan dataset yang lebih besar dan integrasi fitur tambahan untuk meningkatkan generalisasi dan akurasi model.

**Kata kunci:** Klasifikasi, Pohon Keputusan, Serangan Jantung, Rapidminer, Data Mining

### **Abstract**

*Using RapidMiner software to analyze heart attack datasets, this research will apply the Decision Tree Classifier algorithm. The main focus of the study was to classify positive and negative cases based on Troponin and CK-MB levels. The developed model demonstrated high levels of accuracy, precision, and recall, indicating that it can be used as an effective diagnostic tool in clinical practice. If gender is used as a secondary decision node, the model's ability to classify cases with borderline CK-MB levels increases. Preliminary analysis of patient Troponin levels showed that Troponin, CK-MB, gender, and age influenced the risk of developing Troponin-positive AMI. Model evaluation shows an accuracy of 99.24%, with a precision weighted mean recall of 99.14%, and an accuracy of 99.26%. Using available biomarkers, a decision tree can be created to help assess the risk of heart attack. This study found that the decision tree model created with RapidMiner can be an effective tool for classifying heart attack cases based on Troponin and CK-MB levels. The high level of accuracy and precision makes this model a valuable diagnostic tool. Future research should consider the use of larger datasets and integration of additional features to improve model generalization and accuracy.*

**Keywords:** Classification, Decision Tree, Heart Attack, Rapidminer, Data Mining



## **Pendahuluan**

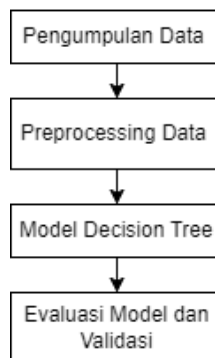
Di seluruh dunia, penyebab kematian paling umum adalah serangan jantung. Untuk pengobatan dan penanganan yang efektif, diagnosis yang tepat dan cepat sangat penting. Infark miokard (MI) biasanya didiagnosis dengan penanda biologis seperti Troponin dan CK-MB (Ridho, 2021). Dalam penelitian ini, model decision tree menggunakan rapidminer untuk mengklasifikasikan kasus serangan jantung berdasarkan penanda biologis ini, teknologi hampir digunakan di semua bidang yang ada salah satu bidang yang menggunakan teknologi adalah pengolahan data yang berkaitan dengan bidang kesehatan (Rahmat et al., 2023). Sebagian besar data tidak diolah dengan baik, sehingga hasilnya tidak berguna untuk membuat keputusan kesehatan pasien, keputusan dan prediksi yang lebih akurat tentang kesehatan atau penyakit pasien akan dibuat dengan data dan informasi yang akurat, salah satu teknologi yang dapat digunakan dalam masalah ini adalah sistem pendukung keputusan yang baik, sistem ini adalah sistem informasi interaktif yang memungkinkan pemodelan, manipulasi, dan informasi untuk membantu membuat keputusan yang lebih cerdas dan cepat berdasarkan data yang jelas daripada naluri atau perasaan (J, Akbar F et al., 2022). Tujuan penelitian ini adalah untuk membuat model prediksi terbaik untuk penyakit jantung, menggunakan Decision Tree Decision Mining Algorithm (C4.5), digunakan dataset yang diambil dari Kaggle Datasets (<https://www.kaggle.com/datasets>) untuk penelitian ini, akan dilakukan perbandingan antara model prediksi yang dihasilkan tersebut dan nilai akurasi yang dihasilkan dari pembagian data pelatihan dan pengujian pada dataset (Nababan et al., 2022). Berdasarkan hasil perbandingan ini, model terbaik yang dapat menghasilkan prediksi yang lebih akurat akan dipilih (Petra Valentino & Siska Narulita, 2023). Kebanyakan pasien penyakit jantung tidak mengetahui gejala awalnya, dan banyak yang meninggal karena serangan jantung. Kebanyakan orang tidak tahu tentang pola hidup sehat dan tentang penyakit jantung koroner. Ada kemungkinan bahwa penyakit jantung dapat dideteksi secara manual, yaitu melalui konsultasi langsung ke dokter jantung dan menjalani beberapa pemeriksaan laboratorium, yang kemudian memerlukan konsultasi kembali dari dokter jantung (Agus Oka Gunawan et al., 2023). Tidak diragukan lagi, hal ini akan membutuhkan biaya yang signifikan (Nasien et al., 2024). Namun, mengingat resiko kematian yang tinggi, diperlukan suatu sistem yang dapat mendeteksi penyakit jantung koroner pada penderita dengan cepat dan murah, sehingga tujuan penelitian ini adalah membangun model klasifikasi berbasis Decision Tree (C4.5) menggunakan RapidMiner yang tidak hanya membandingkan akurasi model, tetapi juga menempatkan Troponin sebagai node utama serta mengevaluasi peran CK-MB dan faktor demografis sebagai simpul lanjutan dalam struktur keputusan dengan kontribusi penelitian berupa penyediaan konfigurasi pohon keputusan yang lebih spesifik dan mudah diinterpretasikan untuk mendukung sistem pendukung keputusan klinis, serta memberikan rujukan praktis bagi tenaga kesehatan dalam memanfaatkan biomarker utama dan informasi demografis guna mempercepat deteksi awal serangan jantung secara lebih efisien dan terjangkau

## **Metode**

### **Dataset**

Troponin adalah penanda biologis jantung dengan ambang batas 0,014 ng/mL, sedangkan CK-MB adalah isoenzim kreatin kinase-MB dengan ambang batas yang berbeda. Jenis kelamin dikodekan dengan nol untuk wanita dan satu untuk pria (Khoirudin, 2024).

Dengan mempertahankan distribusi kasus positif dan negatif, dataset dibagi menjadi set pelatihan dan pengujian (Siti et al., 2023). Model Decision tree: RapidMiner digunakan untuk membangun decision tree dengan Troponin sebagai node utama. Selanjutnya, pohon ini dibagi berdasarkan nilai CK-MB dan jenis kelamin. Aturan Keputusan: Troponin lebih dari 0,014 dianggap positif; troponin kurang dari 0,014 dianggap negatif; CK-MB lebih dari 6,285 dianggap positif; CK-MB lebih dari 6,220 dianggap negatif; CK-MB lebih dari 4,900 dianggap negatif; jenis kelamin lebih dari 0,500 dianggap negatif; CK-MB lebih dari 4,900 dianggap positif; dan CK-MB lebih dari 4,900 dianggap positif. Untuk mengklasifikasikan penyakit jantung ini, algoritma Decision Tree digunakan. Decision Tree adalah salah satu algoritma machine learning yang paling populer untuk klasifikasi. Struktur decision tree adalah struktur algoritma ini, yang berisi aturan dan keputusan yang digunakan untuk mengklasifikasikan atau memprediksi nilai target berdasarkan fitur input yang ada.



Gambar 1 Metode Penelitian

### Pengumpulan Data

Data klinis dikumpulkan dari dua kelompok pasien: pasien dengan penyakit jantung dan pasien yang tidak memiliki penyakit jantung (Widiastiwi & Ernawati, 2020). Data ini mencakup usia, Jenis kelamin, detak jantung, tekanan darah sistolik, tekanan darah diastolik, gula darah, creatine kinase-mb, troponin, dan hasil tes laboratorium terkait yang merupakan atribut relevan untuk analisis penyakit jantung. Untuk memastikan integritas dan keamanan data yang dikumpulkan serta menjaga privasi dan hak pasien yang terlibat dalam penelitian, peneliti memastikan bahwa pasien memberikan persetujuan sebelum pengumpulan data dan menjaga kerahasiaan informasi pribadi mereka (Silangen & Matdoan, 2022).

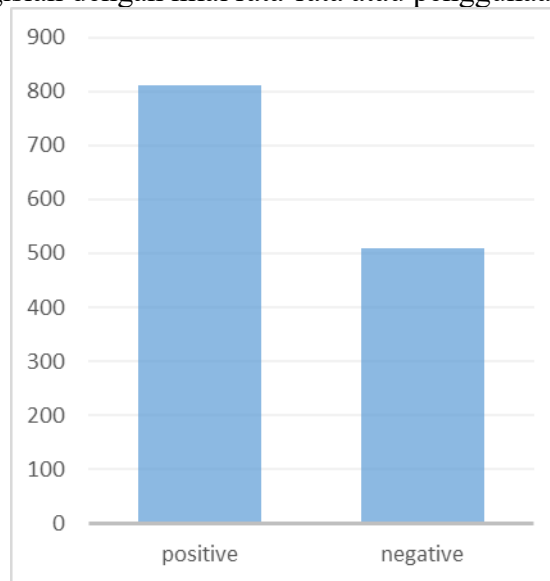
# Age	# Gender	# Heart rate	# Systolic bl...	# Diastolic b...	# Blood sugar	# CK-MB	# Troponin	Δ Result
63	1	66	160	83	160	1.8	0.012	negative
20	1	94	98	46	296	6.75	1.06	positive
56	1	64	160	77	270	1.99	0.003	negative
66	1	70	120	55	270	13.87	0.122	positive
54	1	64	112	65	300	1.08	0.003	negative
52	0	61	112	58	87	1.83	0.004	negative
38	0	40	179	68	102	0.71	0.003	negative
61	1	60	214	82	87	300	2.37	positive
49	0	60	154	81	135	2.35	0.004	negative
65	1	61	160	95	100	2.84	0.011	negative

Gambar 2 Kumpulan Data



### Reprocessing Data

Reprocessing data adalah langkah selanjutnya dalam metodologi penelitian setelah pengumpulan data klinis. Tahap ini sangat penting untuk memproses dan membersihkan data sebelum dilakukan analisis lebih lanjut (Ilham Aziz & Zainul Fanani, 2023). Penanganan nilai-nilai yang hilang adalah langkah pertama dalam reprocessing data karena data yang hilang dapat mengganggu analisis dan menyebabkan kesalahan interpretasi (Estian Pambudi, 2022). Oleh karena itu, nilai-nilai yang hilang harus diatasi dengan metode pengisian data yang sesuai, seperti pengisian dengan nilai rata-rata atau penggunaan algoritma tertentu.



Gambar 3 Data Visualisasi

### Model Decision Tree

Metode ini menggunakan algoritma Decision Tree untuk menggunakan data yang telah dikumpulkan (Aulifia Riski Putra Wahyu et al., 2023). Langkah pertama adalah pra-pemrosesan data. Ini termasuk menangani nilai-nilai yang hilang, dan normalisasi data. Setelah itu, model decision tree akan dibentuk dengan memilih fitur yang paling informatif untuk membagi data menjadi subkelompok yang lebih homogen. Struktur decision tree akan dibangun dengan menggunakan keputusan pembagian dan kriteria untuk mengukur ketidak homogenan data. Model yang dibuat akan digunakan untuk mengkategorikan pasien dengan serangan jantung dan non-serangan jantung berdasarkan karakteristik yang ada dalam data saat ini.

Confusion Matrix	
True Negative	False Positive
151	2
1	242

Gambar 4 Confusion Matrix

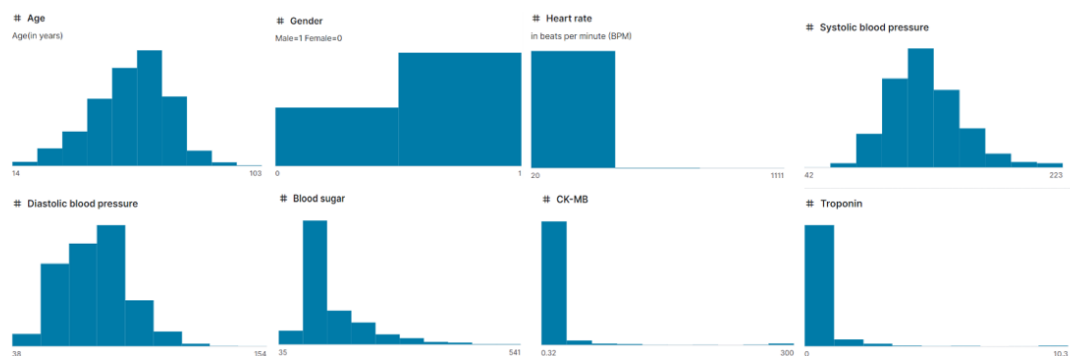
Penelitian ini akan mengumpulkan data klinis dari pasien dengan dan tanpa serangan jantung. Dengan demikian, dasar data yang diperlukan untuk menganalisis dan mengembangkan model klasifikasi akan diberikan. Metode pembentukan model Decision



Tree akan diterapkan setelah data dikumpulkan. Sebelum digunakan, data akan melalui tahap reprocessing data pada tahap ini untuk memastikan kualitasnya. Setelah membagi data menjadi subkelompok yang lebih homogen, fitur yang paling informatif akan dipilih untuk membentuk model Decision Tree (Nurussakinah & Faisal, 2023). Untuk mengklasifikasikan pasien sebagai penyakit serangan jantung atau non-serangan jantung, model ini akan digunakan. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan metode klasifikasi yang efektif untuk mendiagnosis serangan jantung dengan algoritma Decision Tree.

### Evaluasi Model dan Validasi

Evaluasi Model dan Validasi adalah tahap selanjutnya dalam metode penelitian setelah pembentukan model Decision Tree. Sebuah evaluasi dilakukan untuk mengukur seberapa baik model berfungsi dalam menentukan apakah seseorang memiliki penyakit jantung atau tidak. Model yang telah dibuat diuji dengan data uji yang belum pernah dilihat sebelumnya. Metrik evaluasi yang umum digunakan termasuk akurasi, presisi, recall, dan skor F1. Akurasi menunjukkan seberapa tepat model mengklasifikasikan pasien secara keseluruhan, dan presisi menunjukkan seberapa banyak pasien diabetes yang terklasifikasikan dengan benar dari total pasien serangan jantung yang sebenarnya. F1-score adalah skor yang menunjukkan kinerja model yang lebih baik dengan menggabungkan nilai recall dan presisi. Selain evaluasi, validasi juga dilakukan untuk memastikan bahwa model yang dibuat dapat digunakan secara umum.



Gambar 5 Model Histogram

### Hasil dan Pembahasan

Akurasi metrik: 99,24%. Recall Rata-rata Tertimbang: 99,14% Presisi Rata-rata Tertimbang: 99,26% Matriks Kebingungan: Benar Negatif (TN): 151 Benar Positif (TP): 242 Benar Positif (FP): 1 Model ini sangat akurat, dengan hanya beberapa kesalahan klasifikasi, menunjukkan keandalannya dalam mendiagnosis serangan jantung berdasarkan penanda biologis yang diberikan.

Dengan menggunakan tingkat Troponin dan CK-MB, diskusi Model Decision tree secara akurat mengklasifikasikan kasus serangan jantung. Dengan menambahkan jenis kelamin sebagai node keputusan sekunder, klasifikasi kasus dengan level CK-MB batas menjadi lebih baik. Klinik dapat memperbaiki hasil pasien dengan menggunakan model ini untuk membuat keputusan cepat. Keterbatasan: Meskipun model berfungsi dengan baik pada dataset kecil ini, validitasnya diperlukan pada dataset yang lebih besar dan lebih beragam.

Selain itu, masukkan lebih banyak. Hasil percobaan berikut didapatkan berdasarkan kerangka kerja yang disebutkan sebelumnya:

### Accuracy

Confusion Matrix digunakan untuk mengukur akurasi. Matrix Confusion berikut.

accuracy: 99.24%

	true negative	true positive	class precision
pred. negative	151	1	99.34%
pred. positive	2	242	99.18%
class recall	98.69%	99.59%	

Gambar 6 Accuracy

Akurasi adalah metrik paling umum yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi. Proporsi prediksi yang benar yang dibuat oleh model disebut akurasi. Dalam hal ini, akurasi dihitung menggunakan metode berikut:

$$\text{Akurasi} = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$$

Gambar 7 Rumus Accuracy

TP adalah jumlah kasus positif yang diprediksi benar, sedangkan TN adalah jumlah kasus negatif yang diprediksi benar. FP adalah jumlah kasus yang diprediksi positif, tetapi sebenarnya negatif. FN adalah jumlah kasus yang diprediksi negatif, tetapi sebenarnya positif. Menurut interpretasi, akurasi =  $(151 + 242) / (151 + 242 + 2 + 1) = 0.9924$ , yang berarti 99.24%. Dengan akurasi 99,24%, ini adalah hasil yang sangat baik yang menunjukkan bahwa model mengklasifikasikan data dengan benar sebesar 99,24%.

### Recall

Digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi multi-kelas, weighted mean recall adalah metrik yang memperhitungkan nilai recall untuk setiap kelas dengan bobot tertentu, yang biasanya merupakan proporsi data dari masing-masing kelas. Dalam kasus ini, weighted mean recall dihitung berdasarkan dua kelas dengan bobot yang sama (1, 1), yang menunjukkan bahwa recall untuk masing-masing kelas memiliki pengaruh yang sama pada perhitungan.

weighted\_mean\_recall: 99.14%, weights: 1, 1

	true negative	true positive	class precision
pred. negative	151	1	99.34%
pred. positive	2	242	99.18%
class recall	98.69%	99.59%	

Gambar 8 Weight Mean Recall

Weighted mean recall dihitung dengan rumus berikut:

$$\text{Weighted Mean Recall} = \sum(w_i * r_i)$$

Gambar 9 Rumus Weight Mean Recall

Untuk menghitung nilai, gunakan rumus berikut:  $\text{Weighted Mean Recall} = (1 * 0.9869) + (1 * 0.9959) = 1.9828$ . Kemudian, nilai ini dikonversi ke persentase, dan hasilnya adalah 99.14%. Hasil ini menunjukkan bahwa model klasifikasi ini sangat baik dalam mengklasifikasikan data dari kedua kelas positif dan negatif.

### Precision

Untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi multi-kelas, metrik yang dikenal sebagai presisi rata-rata ringan digunakan. Metrik ini mempertimbangkan nilai presisi untuk setiap kelas dengan bobot tertentu, yang biasanya merupakan proporsi data dari masing-masing kelas.

weighted\_mean\_precision: 99.26%, weights: 1, 1

	true negative	true positive	class precision
pred. negative	151	1	99.34%
pred. positive	2	242	99.18%
class recall	98.69%	99.59%	

Gambar 10 Weight Mean Precision

Weighted mean precision dihitung dengan rumus berikut:

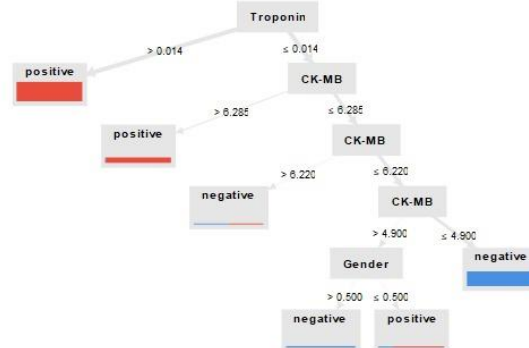
$$\text{Weighted Mean Precision} = \sum(w_i * p_i)$$

Gambar 11 Rumus Weight Mean Precision

Masukkan nilai ke dalam rumus:  $\text{Weighted Mean Precision} = (1 * 0.9934) + (1 * 0.9918) = 1.9852$ . Kemudian, konversi ke persentase:  $\text{Weighted Mean Precision} = 1.9852 * 100\% = 99.26\%$ . Berdasarkan perhitungan di atas, weighted mean precision untuk model klasifikasi ini adalah 99.26%. Ini menunjukkan bahwa model klasifikasi memiliki performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan data untuk kedua kelas (negatif dan positif).

### Decision Tree

Analisis awal terhadap kadar troponin pasien dilakukan berdasarkan gambaran decision tree yang diberikan. Keputusan awal dibagi menjadi dua berdasarkan apakah kadar troponin lebih dari 0.014 ng/ml. Jika kadar troponin lebih dari 0.014 ng/ml, pemeriksaan CK-MB (Creatine Kinase-MB) dilakukan. Jika kadar CK-MB lebih dari 6.285 ng/ml, pasien berisiko tinggi terkena AMI dengan troponin positif. Namun, jika kadar CK-MB masih di atas 6.220 ng/ml, pemeriksaan faktor lain dilakukan. Pasien laki-laki, pasien tersebut berisiko tinggi terkena AMI dengan troponin positif. Untuk pasien wanita, analisis dilanjutkan dengan melihat usia mereka. Jika usia mereka kurang dari 4.900 tahun, maka mereka berisiko rendah terkena AMI dengan troponin positif, tetapi jika usia mereka lebih dari 4.900 tahun, maka mereka berisiko tinggi terkena AMI dengan troponin positif.



Gambar 12 Decision Tree

Decision Tree ini menunjukkan bahwa kadar troponin, CK-MB, jenis kelamin, dan usia memengaruhi kemungkinan terkena AMI dengan troponin positif. Meskipun kadar troponin yang tinggi menjadi indikator yang kuat, pemeriksaan CK-MB, jenis kelamin, dan usia dapat membantu menilai risiko lebih lanjut.

## Kesimpulan

Dengan menggunakan RapidMiner, penelitian ini menganalisis kumpulan data serangan jantung dengan fokus pada klasifikasi kasus positif dan negatif berdasarkan tingkat Troponin dan CK-MB. Model decision tree yang dikembangkan menunjukkan tingkat akurasi, presisi, dan recall yang sangat tinggi, yang menunjukkan bahwa itu dapat digunakan sebagai alat diagnostik dalam praktek klinis. Dengan menambahkan jenis kelamin sebagai simpul keputusan sekunder, kemampuan model untuk mengklasifikasikan kasus borderline CK-MB meningkat.

Pada tahap evaluasi, model ini menunjukkan akurasi sebesar 99,24%, dengan recall rata-rata berat dan akurasi sebesar 99,14% dan 99,26%, masing-masing. Namun, untuk dataset yang lebih besar dan beragam, validasi lebih lanjut diperlukan untuk memastikan keandalannya. Menurut analisis awal terhadap kadar Troponin pasien, jenis kelamin, usia, dan CK-MB mempengaruhi kemungkinan terkena AMI dengan Troponin positif. Studi ini menghasilkan decision tree yang dapat digunakan untuk menilai risiko serangan jantung berdasarkan penanda biologis.

Studi ini menemukan bahwa model decision tree, yang dibuat menggunakan RapidMiner, efektif dalam mengklasifikasikan kasus serangan jantung berdasarkan tingkat Troponin dan CK-MB. Tingkat akurasi dan presisi yang tinggi menunjukkan bahwa model ini dapat digunakan sebagai alat diagnostik yang berguna dalam praktek klinis. Penelitian mendatang harus memperluas dataset dan mempertimbangkan integrasi fitur tambahan untuk meningkatkan generalisasi dan akurasi model.



## Daftar Pustaka

- Agus Oka Gunawan, I. M., Indah Saraswati, I. D. A., Riswana Agung, I. D. G., & Eka Putra, I. P. (2023). Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Algoritma Decision Tree Series C4.5 Dengan Rapidminer. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, 5(2), 73–83. <https://doi.org/10.47233/jteksis.v5i2.775>
- Akbar, F., Wira Saputra, H., Karel Maulaya, A., & Fikri Hidayat, M. (2022). Implementation of Decision Tree Algorithm C4.5 and Support Vector Regression for Stroke Disease Prediction Implementasi Algoritma Decision Tree C4.5 dan Support Vector Regression untuk Prediksi Penyakit Stroke. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 2, 61–67. <https://doi.org/https://doi.org/10.57152/malcom.v2i2.426>
- Amali A Donny Maulana(2023) Impact of Rapid Application Development (RAD) Methodology on Web-Based Production Report Information System Development: A Case Study at PT. Nichias Metalwork Indonesia, Universitas Pelita Bangsa, Vol. 1 No. 01 (2023): September 2023. <https://www.jurnal.pelitabangsa.ac.id/index.php/pic/article/view/3856>
- Amali A, Gatot Tri Pranoto, Muhammad Darwis Forecasting With Weighted Moving Average Method For Product Procurement Stock. Doi: <https://doi.org/10.31326/sistek.v4i2.1268>
- Amali Amali, Gatot Tri Pranoto Manhattan, Euclidean And Chebyshev Methods In K-Means Algorithm For Village Status Grouping In Aceh Province <https://scholar.google.co.id/scholar?oi=bibs&cluster=275869594565039361&btnI=1&hl=id>
- Amali, A. (2020). Perbandingan Algoritma Sentimen Analisis media data Twitter Pilgub Jabar 2018. *Pelita Teknologi*, 15(1), 26-36. <https://doi.org/10.37366/pelitatekno.v15i1.298>
- Aulifia Riski Putra Wahyu, B., Fayi Farazi, A., Putra Mahendra, C., & Kembang Hapsari, R. (2023). *Klasifikasi Penderita Penyakit Diabetes Berdasarkan Decision Tree Menggunakan Algoritma C4* (Vol. 5). <https://doi.org/https://doi.org/10.31284/j.integer.2023.v8i1.4423>
- Estian Pambudi, R. (2022). Klasifikasi Penyakit Stroke Menggunakan Algoritma Decision Tree C.45. *JURNAL TEKNIKA*, x, No.x, 1–5. <https://doi.org/Doi:https://doi.org/10.5281/zenodo.7535865>
- Ilham Aziz, M., & Zainul Fanani, A. (2023). *Analisis Metode Ensemble Pada Klasifikasi Penyakit Jantung Berbasis Decision Tree*. 7(1). <https://doi.org/10.30865/mib.v7i1.5169>
- Khoirudin. (2024). Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Perbandingan Algoritma Decision Tree Dan Naïve Bayes. *Kopertip : Jurnal Ilmiah Manajemen Informatika Dan Komputer*, 8(1), 19–25. <https://doi.org/10.32485/kopertip.v8i1.351>
- Nababan, N. Y., Grace Tambunan, K., Sinaga, I. S., Amalia, J., Informasi, S., Elektro, T., & Del, I. T. (2022). *Decision Tree Dengan Binary Bat Algorithm Optimization Pada Heart Catheterization Prediction*. <https://doi.org/https://doi.org/10.36761/hexagon.v3i2.1640>

- Nasien, D., Syahputra, R., Akbar Marunduri, A., & Prawinata See, R. (2024). *Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Decision Tree dan KNN Menggunakan Ekstraksi Fitur PCA* (Vol. 4). <https://doi.org/https://doi.org/10.58794/jekin.v4i1.641>
- Nurussakinah, N., & Faisal, M. (2023). Klasifikasi Penyakit Diabetes Menggunakan Algoritma Decision Tree. *Jurnal Informatika*, 10(2), 143–149. <https://doi.org/10.31294/inf.v10i2.15989>
- Petra Valentino, & Siska Narulita. (2023). Performansi Algoritma Decision Tree (C4.5) untuk Prediksi Penyakit Jantung. *Jurnal Cakrawala Informasi*, 3(2), 18–24. <https://doi.org/10.54066/jci.v3i2.349>
- Rahmat, A., Syafiih, M., & Faid, M. (2023). Implementasi Klasifikasi Potensi Penyakit Jantung Dengan Menggunakan Metode C4.5 Berbasis Website ( Studi Kasus Kaggle.Com ). *Infotech Journal*, 9(2), 393–400. <https://doi.org/10.31949/infotech.v9i2.6295>
- Ridho, R. (2021). *Klasifikasi Diagnosis Penyakit Covid-19 Menggunakan Metode Decision Tree* (Vol. 11, Issue 3). <https://doi.org/https://doi.org/10.24853/justit.11.3.%25p>
- Silangen, R. T., & Matdoan, M. Y. (2022). Klasifikasi Hasil Seleksi Kompetensi Dasar CPNS Menggunakan Metode Decision Tree. *Inferensi*, 5(2), 69. <https://doi.org/10.12962/j27213862.v5i2.12353>
- Siti, S., Jannah, N., Fitdya Riska, N., Alamsyah, M., & Indrayatna, F. (2023). Pengklasifikasian Penyakit Jantung dengan Metode Decision Tree. *PROSIDING SEMINAR NASIONAL STATISTIKA AKTUARIA*. <https://doi.org/https://doi.org/10.1234/snsa.v2i1.348>
- Widiastiwi, Y., & Ernawati, I. (2020). *Klasifikasi Penyakit Batu Ginjal Menggunakan Algoritma Decision Tree C4.5 Dengan Membandingkan Hasil Uji Akurasi*. <https://doi.org/https://doi.org/10.52958/iftk.v18i3.4694>
- Yoga Religia, & Amali, A. (2021). Perbandingan Optimasi Feature Selection pada Naïve Bayes untuk Klasifikasi Kepuasan Airline Passenger. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(3), 527 - 533. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i3.3086>