

## KLASIFIKASI PASIEN PENYAKIT JANTUNG DI PAPUA BARAT MENGUNAKAN ALGORITMA RANDOM FOREST

Oktavia Nur Rosita<sup>1)</sup>, Niken Rahma Mahmud<sup>2)</sup>, Mangara Sitinjak<sup>3)</sup>, Yuliana Manobi<sup>4)</sup>,  
Natalia Sibarani<sup>5)</sup>

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Papua

Alamat jln.Gunung Salju, kota Manokwari Provinsi Papua Barat

E-mail :Oktavia Nur Rosita [oktavianurrosita@gmail.com](mailto:oktavianurrosita@gmail.com)<sup>1)</sup>, Niken Rahma Mahmud [nikenr761@gmail.com](mailto:nikenr761@gmail.com)<sup>2)</sup>,

Mangara Sitinjak [mangarasitinjak0601@gmail.com](mailto:mangarasitinjak0601@gmail.com)<sup>3)</sup>, Yuliana Manobi [manobimarion@gmail.com](mailto:manobimarion@gmail.com)<sup>4)</sup>, Natalia

Sibarani [natalyasibarani693@gmail.com](mailto:natalyasibarani693@gmail.com)<sup>5)</sup>

### Article Info

#### Article history:

Received: April 30, 2025

Revised: May 16, 2025

Accepted: June 5, 2025

Published: June 30, 2025

#### Keywords:

Penyakit Jantung;  
Random Forest;  
Papua Barat;  
Klasifikasi Risiko;  
Penyakit Penyerta

### ABSTRACT

Penyakit jantung merupakan salah satu penyebab utama kematian di Indonesia, termasuk di Papua Barat. Perbedaan kondisi sosial, ekonomi, dan akses kesehatan antara suku asli Papua (OAP) dan non-Papua menimbulkan variasi risiko penyakit jantung. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan pasien berdasarkan tingkat risiko penyakit jantung menggunakan algoritma Random Forest. Data sebanyak 400 pasien diperoleh dari Rumah Sakit Provinsi Papua Barat, terdiri dari 200 pasien OAP dan 200 pasien non-OAP. Klasifikasi dibagi dalam tiga kategori: Sangat Berisiko, Berisiko, dan Kurang Berisiko, yang ditentukan berdasarkan enam tingkatan penyakit penyerta. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model Random Forest memiliki akurasi tinggi sebesar 99,16%, dengan precision dan recall mencapai 100% untuk kelas Sangat Berisiko dan Kurang Berisiko, serta 98,55% untuk kelas Berisiko. Temuan ini menunjukkan bahwa Random Forest mampu mengklasifikasikan pasien secara efektif dan dapat digunakan sebagai dasar dalam perumusan strategi pencegahan penyakit jantung yang lebih tepat sasaran. Penelitian ini juga memberikan gambaran penting mengenai perbedaan risiko antara suku OAP dan non-OAP, serta mendukung pengembangan kebijakan kesehatan yang lebih inklusif dan berbasis data.



This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY SA 4.0)

## 1. PENDAHULUAN

Penyakit jantung merupakan salah satu penyebab utama kematian di Indonesia, termasuk di Papua Barat. Provinsi ini memiliki karakteristik geografis dan demografis yang unik, dengan populasi terdiri dari Orang Asli Papua (OAP) dan non-OAP yang memiliki perbedaan sosial, ekonomi, serta akses terhadap layanan kesehatan. OAP sering kali menghadapi tantangan seperti keterbatasan fasilitas kesehatan di daerah pedalaman, rendahnya tingkat edukasi tentang penyakit kardiovaskular, serta faktor budaya yang memengaruhi pola hidup dan pengobatan. Sementara itu, penduduk non-OAP umumnya tinggal di wilayah perkotaan dengan akses lebih baik ke layanan kesehatan, tetapi juga rentan terhadap faktor risiko seperti gaya hidup modern, stres, dan pola makan tidak sehat. Perbedaan ini menimbulkan disparitas dalam insiden, penanganan, dan outcome penyakit jantung antara OAP dan non-OAP di Papua Barat.

Penyakit jantung merupakan sebuah kondisi dimana jantung tidak dapat melaksanakan tugasnya dengan baik, penyakit ini terjadi bila darah ke otot jantung terhenti atau tersumbat sehingga

mengakibatkan kerusakan berat pada jantung. Pada dasarnya penyakit jantung dapat dicegah dengan berbagai faktor, diantaranya pola hidup sehat selain itu deteksi dini penyakit jantung juga diperlukan untuk mencegah terjadinya kematian pada penderitanya salah satu cara untuk melakukan deteksi dini ialah menggunakan data mining. Gejala yang ditimbulkan penyakit jantung antara lain rasa tidak nyaman di dada, nyeri sampai ke lengan, sakit menjalar ke bagian rahang atau punggung dan detak jantung kerap tidak teratur, gangguan pencernaan, pusing, mudah lelah, kerap berkeringat dingin, dan batuk.purposes.

Metode klasifikasi, khususnya Random Forest, merupakan teknik dalam data mining yang efektif untuk mengelompokkan data berdasarkan tingkat risiko tertentu. Dalam penelitian ini, metode tersebut digunakan untuk membandingkan jumlah pasien penyakit jantung antara suku Orang Asli Papua (OAP) dan non-Papua di Rumah Sakit Provinsi Papua Barat. Model klasifikasi yang dibangun mengelompokkan pasien ke dalam tiga kelas risiko, yaitu Sangat Berisiko, Berisiko, dan Kurang Berisiko, berdasarkan tingkat penyakit penyerta yang

diklasifikasikan menjadi enam tingkatan.. Tingkat 6 tanpa penyakit penyerta dikategorikan Kurang Berisiko, tingkat 5, 4 dan 3 dengan penyakit penyerta sedang dikategorikan Berisiko, Sedangkan untuk tingkat 2 dan 1 dengan penyakit penyerta berat dikategorikan Sangat Berisiko.

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi berbasis data untuk penanganan dan pencegahan penyakit jantung yang lebih efektif, sekaligus meningkatkan pemahaman mengenai perbedaan kondisi kesehatan antara suku OAP dan non-Papua, guna mendukung pengembangan kebijakan kesehatan yang lebih inklusif dan responsif terhadap kebutuhan masyarakat lokal.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Penyakit Jantung

Penyakit jantung merupakan salah satu penyebab utama kematian di seluruh dunia, termasuk di Indonesia. Menurut *World Health Organization* (WHO, 2021), penyakit jantung koroner dan penyakit kardiovaskular lainnya menjadi masalah kesehatan global yang memerlukan perhatian serius. Faktor risiko seperti hipertensi, diabetes, obesitas, dan kebiasaan merokok telah diidentifikasi sebagai penyebab utama penyakit jantung (Kumar & Clark, 2017).

### 2.2 Karakteristik Demografis dan Penyakit Jantung

Karakteristik Demografis dan Penyakit Jantung merupakan Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa karakteristik demografis, seperti usia, jenis kelamin, dan latar belakang etnis, dapat mempengaruhi prevalensi dan kejadian penyakit jantung. Misalnya, studi oleh Kahn et al. (2019) menemukan bahwa pria memiliki risiko lebih tinggi terkena penyakit jantung dibandingkan wanita, dan risiko tersebut meningkat seiring bertambahnya usia. Selain itu, perbedaan etnis juga dapat mempengaruhi faktor risiko dan respons terhadap pengobatan (Bhatia et al., 2020).

### 2.3 Faktor Penyerta

Penyakit penyerta, seperti diabetes mellitus dan hipertensi, sering kali berkontribusi terhadap perkembangan penyakit jantung. Menurut penelitian oleh Choudhury et al. (2018), pasien dengan diabetes memiliki risiko yang lebih tinggi untuk mengalami komplikasi kardiovaskular. Oleh karena itu, penting untuk mempertimbangkan penyakit penyerta dalam analisis risiko penyakit jantung.

### 2.4 Algoritma Random Forest

Algoritma Random Forest merupakan metode pembelajaran mesin yang efektif untuk analisis data kompleks dan pengklasifikasian. Metode ini telah digunakan dalam berbagai penelitian kesehatan untuk mengidentifikasi faktor-faktor risiko penyakit (Liaw

& Wiener, 2002). Random Forest dapat menangani data dengan banyak variabel dan memberikan hasil yang akurat dalam menentukan variabel yang paling berpengaruh terhadap suatu hasil (Zhou et al., 2019).

### 2.5 Kesehatan Masyarakat di Papua

Penelitian tentang kesehatan masyarakat di Papua menunjukkan adanya disparitas dalam akses dan kualitas layanan kesehatan antara suku asli Papua dan non-Papua. Menurut laporan dari Kementerian Kesehatan Republik Indonesia (2020), suku asli Papua sering kali menghadapi tantangan dalam mendapatkan perawatan kesehatan yang memadai, yang dapat mempengaruhi status kesehatan mereka, termasuk risiko penyakit.

### 2.6 RapidMiner

RapidMiner merupakan perangkat lunak yang bersifat terbuka (*open source*). RapidMiner adalah sebuah solusi untuk melakukan analisis terhadap data mining, text mining dan analisis prediksi. RapidMiner ditulis dengan menggunakan bahasa java sehingga dapat bekerja di semua sistem operasi. RapidMiner sebelumnya bernama YALE (Yet Another Learning Environment), dimana versi awalnya mulai dikembangkan pada tahun 2001 oleh RalfKlinkenberg, Ingo Mierswa, dan Simon Fischer di Artificial Intelligence Unit dari University of Dortmund. RapidMiner didistribusikan di bawah lisensi AGPL (GNU Affero General Public License) versi 3. RapidMiner menyediakan GUI (Graphic User Interface) untuk merancang sebuah pipeline analitis. GUI ini akan menghasilkan file XML (Extensible Markup Language) yang mendefinisikan proses analitis keinginan pengguna untuk diterapkan ke data. File ini kemudian dibaca oleh RapidMiner untuk menjalankan analisis secara otomatis.

## 3. METODOLOGI

### 3.1 Desain Penelitian

Penelitian ini akan menggunakan desain penelitian observasional dengan pendekatan cross-sectional. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis perbandingan antara suku asli Papua dan non-Papua pada pasien penyakit jantung yang dirawat di Rumah Sakit Provinsi Papua Barat. Data akan dikumpulkan dalam 6 bulan terakhir untuk mengevaluasi karakteristik demografis, dan faktor risiko.

### 3.2 Metode Klasifikasi yang digunakan

Metode klasifikasi yang akan digunakan adalah algoritma Random Forest. Algoritma ini dipilih karena kemampuannya dalam menangani data dengan banyak variabel dan memberikan hasil yang akurat dalam pengklasifikasian. Random Forest juga dapat mengidentifikasi variabel yang paling berpengaruh terhadap risiko penyakit jantung.

### 3.3 Pemilihan Dataset

Dataset akan diambil dari rekam medis pasien yang dirawat di Rumah Sakit Provinsi Papua Barat selama periode tertentu. Kriteria inklusi meliputi pasien yang terdiagnosis penyakit jantung, baik dari suku asli Papua maupun non-Papua. Data yang akan dikumpulkan mencakup informasi demografis (usia, jenis kelamin, suku), dan riwayat kesehatan, faktor risiko (hipertensi, diabetes, obesitas).

### 3.4 Analisis Data

Data yang telah dikumpulkan akan dianalisis menggunakan perangkat lunak statistik yang mendukung algoritma Random Forest. Proses analisis meliputi:

#### 1. Preprocessing Data

Pada tahap pra-preprocessing data, sebelum data digunakan untuk pelatihan model Random Forest, dilakukan tahap preprocessing untuk memastikan kualitas dan konsistensi data. Penanganan data hilang dilakukan dengan mengisi nilai kosong pada fitur numerik menggunakan nilai rata-rata, sedangkan untuk fitur kategorikal seperti jenis kelamin dan suku, digunakan nilai yang paling sering muncul. Jika terdapat data dengan terlalu banyak nilai kosong, baris tersebut dihapus dari dataset. Selanjutnya, data kategorikal dikonversi menjadi format numerik menggunakan label encoding agar dapat dikenali oleh algoritma. Meskipun algoritma Random Forest tidak terlalu sensitif terhadap skala data, normalisasi tetap dilakukan untuk menyamakan skala antar fitur numerik seperti usia dan jumlah penyakit penyerta. Setelah itu, dataset dibagi menjadi data latih dan data uji untuk proses pelatihan dan evaluasi model secara optimal. Pelatihan model menggunakan data latih untuk membangun model Random Forest dan mengoptimalkan parameter model.

#### 2. Evaluasi Model

Menggunakan data uji untuk mengevaluasi akurasi model, dengan metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

#### 3. Interpretasi Hasil

Menganalisis hasil klasifikasi untuk memahami perbedaan risiko penyakit jantung antara suku asli Papua dan non-Papua, serta mengidentifikasi faktor-faktor yang berkontribusi terhadap perbedaan tersebut.

### 3.5 Struktur Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 400 data pasien penyakit jantung yang dikumpulkan dari Rumah Sakit Provinsi Papua Barat. Data ini mencakup atribut demografis, riwayat penyakit penyerta, dan faktor risiko yang menjadi input bagi model klasifikasi, Struktur data dijelaskan dalam Tabel 3.1

No	Nama Fitur	Tipe Data	Deskripsi
1	Usia	Numerik	Usia Pasien dalam Tahun
2	Jenis Kelamin	Kategorikal	Laki-laki/
3	Suku	Kategorikal	OAP/ non-OAP
4	Resiko	Numerik	Tingkat penyakit penyerta (1-6)
5	Tingkat Resiko	Kategorikal	Label klasifikasi: Sangat Berisiko, Berisiko, Kurang Berisiko (target)

Tabel 3.1 Struktur Data

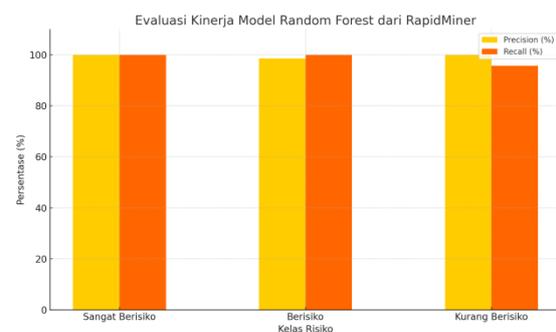
## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan 400 data pasien dari Rumah Sakit Provinsi Papua Barat. Dari 400 pasien yang diteliti, 200 di antaranya berasal dari suku OAP dan 200 lainnya adalah non-OAP. Peneliti mengklasifikasikan data ke dalam tiga kelas, yaitu sangat berisiko, berisiko, dan kurang berisiko. Dalam konteks klasifikasi ini, penting untuk memahami bagaimana kinerja model dievaluasi. Akurasi adalah ukuran yang menunjukkan seberapa sering model klasifikasi membuat prediksi yang benar. Dalam konteks penelitian, akurasi dihitung sebagai proporsi dari jumlah prediksi yang benar (baik positif maupun negatif) terhadap total jumlah prediksi yang dibuat. Selain akurasi, ada metrik lain yang juga krusial dalam evaluasi model, yaitu recall. Recall, juga dikenal sebagai "true positive rate," adalah ukuran yang menunjukkan seberapa baik model dalam mengidentifikasi semua contoh positif yang relevan. Dalam penelitian, recall sangat penting, terutama dalam konteks di mana kehilangan kasus positif dapat memiliki konsekuensi serius, seperti dalam diagnosis medis.

### 4.1 Tabel dan Grafik Akurasi Random Forest

Prediksi Aktual	Sangat Berisiko	Berisiko	Kurang Berisiko	Precision (%)
Sangat Berisiko	28	0	0	100.00
Berisiko	0	68	1	98.55
Kurang Berisiko	0	0	22	100.00
Recall (%)	100.00	100.00	95.65	-

Tabel 4. 1 Akurasi Random Forest



Gambar 4. 1 Grafik Akurasi Random Forest

Model klasifikasi penyakit jantung yang dibangun menggunakan algoritma Random Forest

menunjukkan performa yang sangat tinggi dengan tingkat akurasi sebesar 99,16%. Angka ini menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan hampir seluruh data pasien secara tepat berdasarkan tingkat risikonya. Dalam penelitian ini, klasifikasi dibagi menjadi tiga kelas, yaitu Sangat Berisiko, Berisiko, dan Kurang Berisiko. Dari hasil confusion matrix, diketahui bahwa sebanyak 28 pasien yang benar-benar tergolong dalam kelas Sangat Berisiko berhasil diklasifikasikan dengan tepat, tanpa adanya kesalahan klasifikasi. Begitu pula dengan 68 pasien dari kelas Berisiko yang semuanya dikenali dengan benar, meskipun terdapat satu pasien dari kelas Kurang Berisiko yang salah diklasifikasikan sebagai Berisiko. Sementara itu, 22 pasien dari kelas Kurang Berisiko berhasil diprediksi dengan benar, meskipun satu pasien dari kelas ini sempat diklasifikasikan ke dalam kelas Berisiko. Nilai precision untuk kelas Sangat Berisiko dan Kurang Berisiko mencapai 100%, sementara kelas Berisiko memiliki precision sebesar 98,55%. Recall untuk kelas Sangat Berisiko dan Berisiko adalah 100%, sedangkan kelas Kurang Berisiko memiliki recall sebesar 95,65%. Hasil ini menunjukkan bahwa model Random Forest sangat andal dalam mengidentifikasi pasien dengan risiko tinggi dan sedang, serta cukup baik dalam mengenali pasien tanpa risiko, dengan tingkat kesalahan yang sangat kecil. Temuan ini mendukung pemanfaatan algoritma Random Forest sebagai alat bantu prediksi risiko penyakit jantung yang efektif, sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam penyusunan strategi pencegahan dan intervensi kesehatan yang lebih akurat dan berbasis data di wilayah Papua Barat.

Meskipun model Random Forest yang digunakan dalam penelitian ini menghasilkan akurasi yang sangat tinggi, yaitu sebesar 99,16%, perlu diakui bahwa terdapat beberapa keterbatasan metodologis yang dapat memengaruhi keandalan hasil tersebut. Pengujian model hanya dilakukan satu kali menggunakan metode hold-out validation, yaitu dengan membagi dataset menjadi data latih dan data uji secara acak tanpa menerapkan teknik validasi silang seperti k-fold cross-validation. Hal ini berpotensi menyebabkan estimasi akurasi yang terlalu optimistik dan kurang mencerminkan performa model secara umum terhadap data baru yang belum pernah dilatih sebelumnya. Selain itu, dalam klasifikasi tiga kelas risiko (Sangat Berisiko, Berisiko, dan Kurang Berisiko), tidak dilakukan analisis mendalam terhadap distribusi jumlah data pada masing-masing kelas. Ketidakseimbangan jumlah data antar kelas (class imbalance) dapat menyebabkan model lebih cenderung mengenali kelas mayoritas dengan baik, tetapi gagal mendeteksi secara akurat kelas minoritas. Hal ini terlihat dari adanya satu kasus kesalahan klasifikasi pada kelas Kurang Berisiko. Oleh karena itu, akurasi tinggi yang diperoleh dalam penelitian ini sebaiknya ditafsirkan

secara hati-hati. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menerapkan validasi silang dan teknik penyeimbangan kelas agar hasil yang diperoleh lebih robust dan dapat diandalkan dalam pengambilan keputusan klinis atau kebijakan kesehatan.

Dalam penelitian ini, kami melakukan analisis perbandingan antara suku asli Papua dan non-Papua pada pasien penyakit jantung di Rumah Sakit Provinsi Papua Barat dengan menggunakan algoritma Random Forest. Hasil evaluasi model menunjukkan bahwa model ini mampu mengklasifikasikan pasien dengan baik berdasarkan kategori risiko: Sangat Berisiko, Berisiko, dan Kurang Berisiko. Dari data yang dianalisis, kami menemukan bahwa jumlah pasien dengan kategori Sangat Berisiko terdiri dari 34 pasien OAP dan 61 pasien non-OAP. Kategori Berisiko menunjukkan 126 pasien OAP dan 101 pasien non-OAP, sedangkan kategori Tidak Berisiko mencakup 40 pasien OAP dan 38 pasien non-OAP. Model Random Forest yang diterapkan menunjukkan akurasi yang sangat tinggi, yang mencerminkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan data dengan tepat.

## 5. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengidentifikasi perbedaan tingkat risiko penyakit jantung antara suku asli Papua (OAP) dan non-Papua di Rumah Sakit Provinsi Papua Barat menggunakan algoritma *Random Forest*. Model yang dibangun menunjukkan tingkat akurasi yang sangat tinggi sebesar 99,16%, dengan nilai presisi dan recall mencapai 100% untuk kelas Sangat Berisiko dan Kurang Berisiko, serta 98,55% untuk kelas Berisiko. Hal ini menunjukkan bahwa model sangat efektif dalam mengklasifikasikan pasien berdasarkan tingkat risiko: Sangat Berisiko, Berisiko, dan Kurang Berisiko dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah dan performa yang stabil di setiap kelas.

Hasil analisis juga menunjukkan adanya perbedaan distribusi risiko antara kedua kelompok, di mana kelompok OAP lebih banyak berada pada kategori Berisiko dan Kurang Berisiko, sementara kelompok non-OAP lebih dominan pada kategori Sangat Berisiko. Temuan ini memberikan gambaran penting mengenai perbedaan profil kesehatan antara dua kelompok etnis yang dapat digunakan untuk mendukung kebijakan kesehatan yang lebih spesifik dan inklusif.

## REFERENSI

- [1] Ubaidillah, M., & Fatah, Z. (2024). Implementasi RapidMiner pada Klasterisasi Gempa Bumi di Indonesia Berdasarkan Kedalaman Menggunakan K-Means.
- [2] Ida, D. S., Safitri, F., Widiyanto, R., & Yuanto, A. P. (2024). Pengetahuan masyarakat tentang penyakit gastritis di wilayah Kelurahan Gedong Jakarta Timur. *Jurnal Farmasi IKIFA*, 3(1), 137–143.
- [3] Haryadi, D., & Atmaja, D. M. U. (2021). Penerapan algoritma K-Means clustering untuk pengelompokan tingkat

- risiko penyakit jantung. *Journal of Informatics and Communications Technology (JICT)*, 3(2), 51–66.
- [4] Wala, J., Herman, & Umar, R. (2024). Implementasi K-Means Clustering pada Pengelompokan Pasien Penyakit Jantung. *JISKA (Jurnal Informatika Sunan Kalijaga)*, 9(3), 205–216
- [5] Bela, S. R. A., Djarwoto, B., & Gunawan, I. M. A. (2014). Pola makan suku asli Papua dan non-Papua sebagai faktor risiko kejadian hipertensi. *Jurnal Gizi Klinik Indonesia*, 10(4), 198–208.
- [6] Ubaidilah, R. M., Anugerahwati, Z., Rizky, I. I. M., & Lestari, S. (2023). Prediksi kelulusan mahasiswa berdasarkan data kunjung dan peminjaman buku menggunakan Rapid Miner dengan metode C4.5 dan Random Forest. *I-Robot: Jurnal Ilmiah Teknik Elektro, Komputer dan Informatika*, 7(2), 14–19.
- [7] Utomo, D. P., & Purba, B. (2019). Penerapan datamining pada data gempa bumi terhadap potensi tsunami di Indonesia. *Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS)*, 2019(September), 846–853.
- [8] Hidayat, A., & Al Fatta, H. (2023). Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Random Forest Classifier. *Jurnal Sistem Komputer dan Kecerdasan Buatan*, 2(1), 34–41.
- [9] Rahmada, A., & Susanto, E. R. (2024). Peningkatan Akurasi Prediksi Penyakit Jantung dengan Teknik SMOTEENN pada Algoritma Random Forest. *Jurnal Penelitian Teknologi dan Informatika (JPTI)*, 5(2), 88–97.
- [10] Jupron, & Sutrisno. (2025). Analysis of Heart Disease Using the Random Forest Method. *Jurnal Ilmiah Teknologi dan Informatika*, 7(1), 12–19.
- [11] Rahim, A. M., Pratiwi, I. Y. R., & Fikri, M. A. (2023). Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Metode Synthetic Minority Over-Sampling Technique dan Random Forest Classifier. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Asia*, 11(2), 102–110.
- [12] Depari, D. H., Widiastiwi, Y., & Santoni, M. M. (2022). Perbandingan Model Decision Tree, Naive Bayes dan Random Forest untuk Prediksi Klasifikasi Penyakit Jantung. *Jurnal Informatika UPN Veteran Jakarta*, 7(1), 77–84..