

Penerapan Algoritma Decision Tree untuk Identifikasi Aritmia pada Remaja Melalui Analisis Data Elektrokardiogram

Tiffany Maria Angelica Sitanggang*, Rosintan Gurning, Fitra Bona Sari, Sona Halomoan Naibaho, Agung Prabowo

Fakultas Sains dan Teknologi, Teknik Informatika, Universitas Prima Indonesia, Medan, Indonesia

Email: ¹tiffanysitanggang03@gmail.com, ²rosintanggurning424@gmail.com, ³fitrabonasari5@gmail.com,

⁴sonabahoo25@gmail.com, ⁵*agungprabowo@unprimdn.ac.id

Email Penulis Korespondensi: tiffanysitanggang03@gmail.com*

Submitted: 02/06/2025; Accepted: 29/06/2025; Published: 30/06/2025

Abstrak—Aritmia merupakan gangguan irama jantung yang sering tidak menimbulkan gejala, namun penting untuk dideteksi sejak dini, khususnya pada remaja. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem identifikasi aritmia berbasis data elektrokardiogram (EKG) menggunakan algoritma Decision Tree. Analisis dilakukan dengan mengekstraksi fitur-fitur penting dari sinyal EKG, seperti interval RR, PR, durasi QRS, interval QT, segmen ST, detak jantung (BPM), dan rasio R/S. Algoritma Decision Tree dipilih karena mampu membentuk struktur klasifikasi yang mudah dipahami dan relevan untuk interpretasi medis. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model yang dibangun dapat mengidentifikasi kondisi aritmia dengan tingkat akurasi sebesar 98,64%. Sistem ini menunjukkan potensi sebagai alat bantu deteksi aritmia yang efisien dan dapat digunakan untuk mendukung proses skrining awal pada remaja.

Kata Kunci: Elektrokardiogram; Aritmia; Remaja; Decision Tree; Identifikasi.

Abstract—Arrhythmia is a heart rhythm disorder that often occurs without noticeable symptoms, especially among adolescents. This study aims to develop an arrhythmia identification system based on electrocardiogram (ECG) data using the Decision Tree algorithm. The analysis involves extracting key features from ECG signals, including RR interval, PR interval, QRS duration, QT interval, ST segment, heart rate (BPM), and R/S ratio. The Decision Tree algorithm was selected due to its ability to generate interpretable classification structures, which are particularly useful in medical contexts. Experimental results show that the model can identify arrhythmia conditions with an accuracy rate of 98,64%. This system demonstrates potential as an efficient tool to assist in early arrhythmia screening among adolescents.

Keywords: Electrocardiogram, Arrhythmia, Adolescent, Decision Tree, Identification.

1. PENDAHULUAN

Menurut standar Organisasi Kesehatan Dunia (WHO), batasan usia remaja adalah antara 10 dan 19 tahun. Periode ini merupakan masa transisi yang ditandai dengan perubahan signifikan di berbagai aspek, termasuk pertumbuhan fisik, perkembangan kemampuan berpikir, perubahan emosional, dan penyesuaian sosial [1]. Sebagai organ vital, jantung terus-menerus memastikan sirkulasi darah ke seluruh tubuh melalui jaringan pembuluh darah yang menghasilkan denyut jantung yang berkelanjutan. Sekitar 75% kasus kematian jantung mendadak pada usia muda disebabkan oleh kondisi aritmia turunan dan kardiomiopati genetik, termasuk channelopati seperti Long QT Syndrome (LQST), sindrom Brugada (BrS), dan catecholaminergic polymorphic ventricular tachycardia (CPVT), serta kardiomiopati struktural seperti Hypertrophic Cardiomyopathy (HCM) dan Arrhythmogenic Right Ventricular Cardiomyopathy (ARVC) [2].

Aritmia atau gangguan irama jantung merupakan gangguan pada irama jantung yang tidak normal atau tidak teratur. Aritmia terjadi akibat gangguan pada impuls listrik yang berperan dalam mengatur detak jantung [3]. Kondisi ini dapat muncul sebagai detak jantung yang tidak teratur [4]. Meskipun beberapa penderita aritmia tidak merasakan gejala apapun, kondisi ini tetap memerlukan perhatian serius. Jika tidak segera ditangani, kondisi ini dapat memicu henti jantung yang berpotensi fatal [5]. Penanganan aritmia pada dasarnya mengembalikan ritme jantung yang terlalu cepat dan terlalu lambat. Pemberian obat-obatan dengan resep dokter dapat mengembalikan ritme jantung [6]. Aritmia dapat disebabkan oleh berbagai kondisi, termasuk konsumsi obat pilek atau alergi, serta masalah kesehatan seperti sleep apnea, hipertensi, dan diabetes. Ketidakseimbangan elektrolit (misalnya kalium dan magnesium) dan gangguan tiroid (khususnya hipertiroidisme) juga merupakan pemicu. Selain itu, berbagai kelainan jantung seperti kelainan katup, penyakit jantung bawaan (contohnya tetralogy of Fallot), penyakit jantung koroner, serangan jantung, dan kardiomiopati juga dapat menyebabkan aritmia [7]. Aritmia, yang ditandai dengan detak jantung tidak teratur, dapat dideteksi lebih dini melalui pemeriksaan EKG [8].

Elektrokardiogram adalah sebuah perangkat yang mampu mencatat kerja jantung dengan cara menempelkan beberapa sensor listrik di beberapa bagian tubuh [9]. EKG menggambarkan aktivitas listrik jantung dalam bentuk grafis gelombang yang direkam melalui elektroda yang dipadang pada bagian tubuh yang dikenal sebagai sadapan [10]. Alat elektrokardiogram berfungsi untuk mencatat perubahan aktivitas listrik jantung. Hasil rekaman ini kemudian digambarkan pada kertas elektrokardiograf yang bergerak [11]. Umumnya, hasil elektrokardiogram (EKG) menunjukkan aktivitas jantung dalam bentuk gelombang P, kompleks QRS, dan gelombang T [12]. Data yang diperoleh akan menunjukkan bagaimana jantung bekerja sehingga kelainan pada jantung pun dapat terdeteksi. Sementara itu, algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah decision tree,

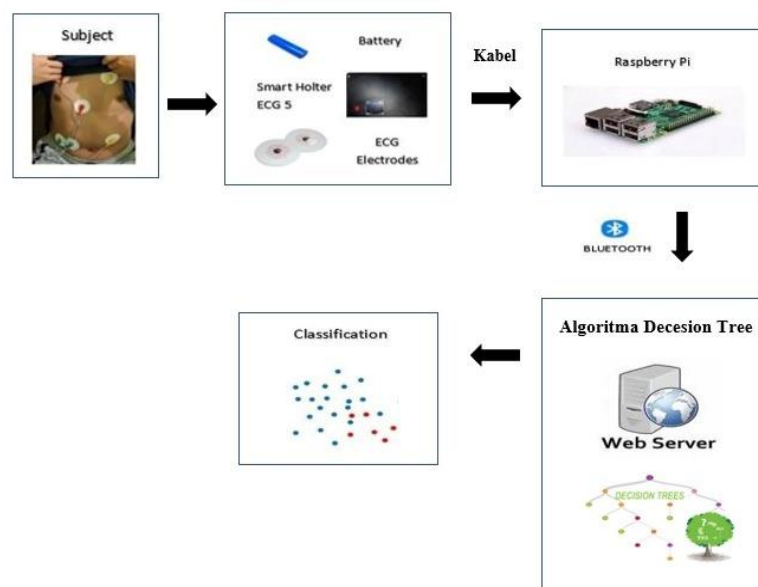
yaitu model pembelajaran mesin yang mengambil keputusan berdasarkan serangkaian aturan logis [13]. Metode ini dipilih karena lebih sederhana dan mudah diinterpretasikan dibandingkan model yang lebih kompleks seperti *deep neural network* (DNN) dan *k-nearest neighbor* (K-NN). Penelitian oleh Nugraha *et al.* (2023) [14] menunjukkan bahwa DNN menghasilkan akurasi validasi sebesar 71,97% dengan *validation loss* 0,6647 dalam klasifikasi aritmia dari sinyal EKG, namun memerlukan komputasi tinggi. Sementara itu, Hamonangan *et al.* (2024) [15] menggunakan K-NN dan memperoleh akurasi 90%, tetapi metode ini sensitif terhadap parameter dan noise.

Dengan menerapkan Decision Tree serta teknik pemfilteran yang tepat, akurasi dalam mendeteksi kondisi jantung dapat ditingkatkan, yang pada akhirnya mendukung proses diagnosis yang lebih akurat dan efisien [16]. Keunggulan lain dari Decision Tree adalah kemampuannya menyajikan visualisasi hubungan antar variabel, sehingga memudahkan mengambil keputusan, terutama dalam pengolahan data medis yang kompleks [17].

Penelitian ini memiliki beberapa tujuan utama. Pertama, penelitian ini berupaya mengembangkan model klasifikasi EKG yang akurat untuk membedakan pola EKG normal dan abnormal pada remaja selama aktivitas fisik yang berbeda, dengan tujuan deteksi dini aritmia. Kedua, penelitian ini bertujuan untuk menciptakan algoritma yang mampu mengidentifikasi individu dengan risiko tinggi mengalami aritmia berdasarkan data EKG yang mudah diakses. Selanjutnya, penelitian ini akan mencari pola EKG tertentu yang lebih sering muncul pada remaja yang kemudian mengalami aritmia. Terakhir, penelitian ini akan menyelidiki hubungan antara aritmia dengan faktor risiko seperti genetik, gaya hidup, atau kondisi medis lainnya. Penelitian ini diharapkan memberikan manfaat signifikan, terutama dalam deteksi dini aritmia. Dengan demikian, tindakan pencegahan dan pengobatan dapat segera dilakukan, yang pada akhirnya dapat menurunkan risiko komplikasi serius seperti stroke atau kematian mendadak. Selain itu, penelitian ini juga diharapkan mendorong inovasi dalam pengembangan alat diagnostik yang lebih akurat dan efisien untuk identifikasi aritmia. Batasan masalah dalam penelitian ini ditetapkan untuk memastikan kelayakan pelaksanaannya. Pertama, dataset yang digunakan adalah 105 data dari remaja berusia 10 hingga 19 tahun yang diambil di lapangan. Kedua, variabel yang dilibatkan dalam penelitian ini meliputi interval RR, interval PR, interval QT, QTc, segmen ST, rasio R/S, detak jantung, dan hasil klasifikasi. Terakhir, hasil prediksi output akan terbagi menjadi dua kategori: ada atau tidak adanya aritmia.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini dirancang untuk mengidentifikasi aritmia pada remaja berdasarkan sinyal elektrokardiogram (EKG) dengan memanfaatkan algoritma Decision Tree. Pendekatan yang digunakan adalah kuantitatif, yang memungkinkan peneliti menganalisis data numerik secara objektif dan sistematis. Penelitian ini bersifat eksploratif dan eksperimental, karena bertujuan untuk mengembangkan dan menguji sebuah model klasifikasi yang mampu mengenali pola-pola tertentu dalam sinyal EKG yang berkaitan dengan aritmia. Seluruh proses dilakukan dalam beberapa tahapan utama, yaitu penentuan jenis penelitian, pengumpulan data, pra-pemrosesan data, pembangunan model menggunakan Decision Tree, serta evaluasi dan validasi model. Setiap tahapan dijelaskan secara berikut ini:



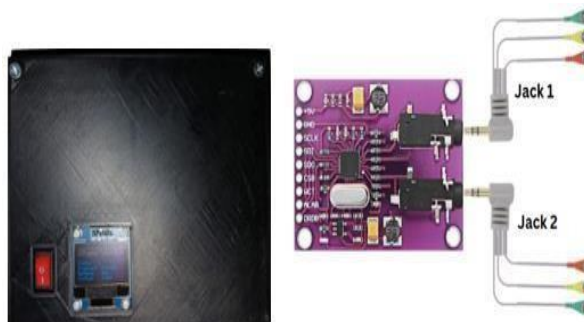
Gambar 1. Blok Diagram

2.1 Jenis Penelitian

Jenis penelitian ini merupakan jenis penelitian kuantitatif deskriptif dengan pendekatan eksploratif, di mana peneliti tidak hanya menjelaskan karakteristik data tetapi juga mencoba membangun model yang mampu mengklasifikasikan kondisi aritmia. Metodologi kuantitatif dipilih karena bersifat terukur dan memungkinkan penggunaan alat bantu statistik serta algoritma pembelajaran mesin untuk memproses dan menganalisis data numerik secara objektif [18]. Penelitian ini berfokus pada pengidentifikasi aritmia pada remaja menggunakan algoritma Decision Tree dengan data Elektrokardiogram.

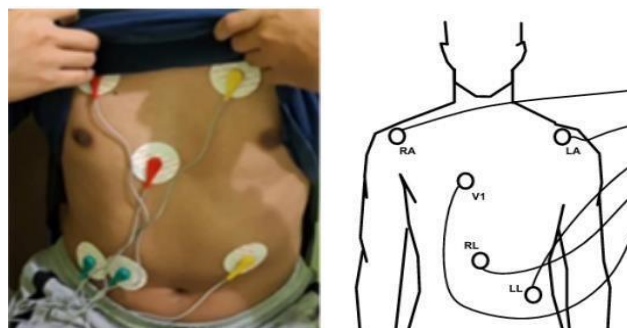
2.2 Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data dalam penelitian ini melibatkan penggunaan perangkat khusus untuk merekam sinyal elektrokardiogram (EKG). Perangkat keras utama yang digunakan adalah sebuah 5 Lead Smart Holter ECG, dirancang untuk memantau aktivitas listrik jantung secara berkelanjutan. Tampilan visual dari perangkat menunjukkan komponen elektronik, termasuk papan sirkuit (PCB) dan konektor untuk sadapan EKG, mengindikasikan aspek teknis dari sistem akuisisi data. Gambar 1 menunjukkan alat ekg.



Gambar 2. 5 Lead Smart Holter ECG

Selanjutnya, proses aplikasi perangkat pada subjek penelitian digambarkan dengan jelas, dimulai dari pemasangan elektroda pada area dada sesuai standar penempatan sadapan EKG. Elektroda-elektroda ini kemudian dihubungkan ke kabel dan node perangkat untuk memastikan akuisisi data EKG yang optimal. Sebuah diagram visual juga disertakan untuk memberikan panduan spesifik mengenai posisi penempatan elektroda pada tubuh, yang secara detail menjelaskan bahwa enam elektroda dipasang sesuai titik standar. Secara spesifik, pada Jack 1, kabel merah dipasang pada dada kanan atas (RA), kabel kuning pada dada kiri atas (LA), dan kabel hijau pada kanan bawah (RL). Sementara itu, pada Jack 2, kabel merah dipasang pada tulang dada condong ke kanan (V1), kabel kuning pada kiri bawah (LL), dan kabel hijau tetap pada kanan bawah (RL). Penjelasan yang menyertainya menegaskan bahwa seluruh perangkat terhubung dengan benar, menjamin perekaman sinyal EKG yang akurat dan komprehensif. Gambar 2 menunjukkan penempatan elektroda pada subjek.



Gambar 3. Perangkat dihubungkan ke Kabel & Elektroda Node yang terpasang dengan benar pada subjek

Dalam penelitian ini, data yang dianalisis diperoleh langsung dari pengumpulan data lapangan yang berjumlah 100 data. Dari dataset yang diperoleh, peneliti mengambil data dengan ketentuan usia remaja 10 – 19 tahun. Tabel 1 menunjukkan dataset yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 1. Tabel Dataset

Subject	Rr	Pr	Qrs	Qt	St	Bpm	R/s Ratio
S 1	629.73	112.24	87.91	295.18	219.04	95.27	0.50
S 2	581.14	103.70	81.52	294.94	210.22	103.24	0.71
S 3	784.44	402.99	108.71	352.38	256.01	76.48	0.57
S 4	592.51	106.80	81.63	287.75	207.27	101.26	0.58
S 5	658.33	107.69	70.83	246.15	230.76	91.13	4.49
...	...	...	...	...	...	...	...
S 95	814.14	155.18	81.81	231.40	55.10	73.69	0.95
S 96	636.29	186.81	62.92	255.10	191.83	94.29	0.89
S 97	447.47	68.70	64.12	516.90	115.77	134.08	6.36
S 98	430.02	62.52	40.45	156.30	88.82	139.52	0.44
S 99	628.42	414.14	79.25	321.67	220.87	95.47	0.46
S 100	544.37	105.97	53.91	249.21	179.61	110.21	0.40

2.3 Pra-Pemrosesan Data

Pra-pemrosesan data merupakan tahap krusial dalam penelitian ini yang bertujuan untuk mempersiapkan data hasil akuisisi agar dapat digunakan secara optimal dalam proses pelatihan dan pengujian model klasifikasi. Tahap ini mencakup proses ekstraksi fitur dari sinyal EKG, pelabelan data, pembersihan data, serta standarisasi fitur menggunakan metode Standard Scaler. Seluruh proses dilakukan secara sistematis untuk memastikan integritas data dan meningkatkan kinerja model klasifikasi.

2.3.1 Ekstraksi Fitur

Langkah awal dalam pra-pemrosesan adalah ekstraksi fitur dari sinyal elektrokardiogram (EKG) yang diperoleh melalui perangkat 5 Lead Smart Holter ECG. Sinyal EKG merupakan representasi aktivitas listrik jantung yang terdiri atas berbagai komponen penting. Dalam penelitian ini, fitur yang diekstraksi meliputi interval RR, interval Pr, durasi QRS, interval QT, segmen ST, jumlah detak jantung per menit (BPM), dan rasio antara gelombang R terhadap gelombang S. Ekstraksi dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak analisis sinyal untuk mengubah data mentah menjadi format numerik yang dapat diolah oleh algoritma klasifikasi.

2.3.2 Pelabelan Data

Setelah fitur berhasil diekstraksi, data diberi label sesuai dengan kondisi jantung masing-masing subjek. Proses pelabelan ini menggunakan pendekatan supervised learning, di mana setiap data disosiasikan dengan kelas tertentu berdasarkan diagnosis atau hasil interpretasi sinyal EKG. Label yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari empat kategori, yaitu normal, abnormal, berpotensi aritmia dan sangat berpotensi aritmia. Kategori tersebut ditentukan berdasarkan kriteria medis atau masukan dari perangkat lunak analisis EKG yang terkalibrasi. Pelabelan ini merupakan komponen penting dalam pembuatan model pembelajaran mesin karena menjadi dasar pengambilan keputusan oleh algoritma.

2.3.3 Pembersihan Data

Langkah selanjutnya adalah melakukan pembersihan data untuk menjamin kualitas data yang akan digunakan dalam pelatihan model. Pembersihan mencakup pemeriksaan terhadap keberadaan nilai hilang dan outlier. Nilai hilang dapat disebabkan oleh gangguan pada proses perekaman atau kesalahan teknis dalam akuisisi sinyal. Dalam kasus ini, diterapkan metode imputasi seperti penggantian dengan nilai rata-rata atau median dari fitur terkait. Selain itu, data yang teridentifikasi sebagai outlier, yaitu data yang signifikan berbeda dari pola umum, dianalisis dan ditangani untuk mencegah terjadinya distorsi dalam proses pembelajaran.

2.3.4 Standardisasi

Fitur yang telah dibersihkan kemudian ditransformasikan menggunakan metode standard scaling, yang bertujuan untuk menyamakan skala antar fitur. Metode ini mengubah distribusi nilai fitur agar memiliki nilai rata-rata nol dan deviasi standar satu. Proses ini penting untuk memastikan bahwa tidak ada fitur yang mendominasi proses pelatihan hanya karena memiliki nilai absolut yang lebih besar. Hal ini menjadi sangat relevan dalam konteks penelitian ini mengingat adanya variasi skala yang cukup besar antara fitur-fitur seperti BPM dan interval QT.

Dengan terselesaikannya seluruh rangkaian pra-pemrosesan data, dataset yang dihasilkan menjadi lebih bersih, terstruktur, dan siap digunakan dalam tahap pemodelan menggunakan algoritma Decision Tree. Keberhasilan tahapan ini sangat menentukan akurasi dan reliabilitas model yang dibangun, serta memastikan bahwa hasil analisis dapat diinterpretasikan secara logis dan klinis.

2.4 Pemodelan Decision Tree

Penelitian ini menerapkan algoritma Decision Tree (pohon keputusan) sebagai teknik utama dalam proses klasifikasi data. Decision Tree merupakan salah satu metode pembelajaran mesin yang meniru cara manusia mengambil keputusan dengan cara menyusun serangkaian aturan berbentuk struktur pohon. Tujuan dari penggunaan algoritma ini adalah untuk membangun model prediksi yang tidak hanya akurat, tetapi juga mudah dipahami dan diinterpretasikan oleh pengguna. Algoritma Decision Tree dipilih karena kemampuannya yang adaptif terhadap berbagai jenis fitur, baik kategorikal maupun numerik, serta kemampuannya menangani ketidakseimbangan data tanpa memerlukan asumsi distribusi data tertentu. Keunggulan lainnya adalah transparansi dalam proses klasifikasi, di mana setiap keputusan yang diambil oleh model dapat ditelusuri melalui struktur pohon yang dibentuk.

Pemodelan dimulai dengan membangun struktur pohon berdasarkan data yang telah dipra-proses. Setiap simpul dalam pohon (node) merepresentasikan fitur atau atribut tertentu, dan setiap cabang (branch) menunjukkan keputusan berdasarkan nilai fitur tersebut. Proses ini berlangsung secara rekursif, di mana algoritma memecah data berdasarkan atribut yang paling informatif hingga seluruh data dalam simpul akhir (leaf node) tergolong ke dalam kelas yang sama atau kondisi penghentian lainnya tercapai, seperti kedalaman maksimum pohon. Pemilihan atribut terbaik untuk membagi data pada setiap node dilakukan menggunakan konsep *entropy* dan *information gain*. Entropy mengukur tingkat ketidakpastian dalam suatu himpunan data dan didefinisikan sebagai:

$$Entropy(S) = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i \quad (1)$$

Di mana S adalah himpunan data, p_i adalah proporsi data yang termasuk ke dalam kelas ke- i , dan n adalah jumlah total kelas dalam S . Rumus ini digunakan untuk menghitung tingkat ketidakpastian (entropy) dalam data. Algoritma Decision Tree juga menggunakan konsep Information Gain untuk memilih atribut yang akan digunakan pada setiap node dalam pohon keputusan. Information Gain dihitung menggunakan rumus berikut:

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{v \in Values(A)} \frac{|S_v|}{|S|} \cdot Entropy(S_v) \quad (2)$$

Di mana S adalah himpunan data awal, A adalah atribut yang digunakan untuk membagi data, $Values(A)$ adalah himpunan nilai-nilai unik dari atribut A , S_v adalah subset data untuk nilai v , dan $|S_v|/|S|$ adalah proporsi data dalam subset tersebut. Rumus ini menghitung pengurangan entropy setelah pembagian. Melalui pendekatan ini, model Decision Tree yang dihasilkan tidak hanya mampu melakukan klasifikasi secara efisien, tetapi juga memberikan transparansi dalam penalarannya, menjadikannya sangat sesuai untuk konteks penelitian ini yang berfokus pada interpretabilitas dan keakuratan dalam identifikasi aritmia pada remaja.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pra Pemrosesan Data

3.1.1 Ekstraksi dan Labelling Data

Pada tahap awal pembangunan sistem klasifikasi aritmia, dilakukan ekstraksi dan pelabelan fitur dari sinyal EKG remaja. Proses ini menghasilkan sejumlah fitur penting yang merepresentasikan karakteristik irama jantung. Fitur-fitur dalam EKG meliputi RR interval, PR interval, durasi QRS, QT interval, segmen ST, BPM (beats per minute), dan rasio R/S. Rekaman ini menampilkan gelombang P (depolarisasi atrium), kompleks QRS (depolarisasi ventrikel), dan gelombang T (repolarisasi ventrikel). Fitur-fitur lainnya juga mencakup interval PR (waktu dari awal gelombang P hingga awal kompleks QRS), interval QT (mencakup depolarisasi dan repolarisasi ventrikel), segmen PR (jeda antara depolarisasi atrium dan ventrikel), serta segmen ST (awal repolarisasi ventrikel bersama gelombang T) [19]. Masing-masing fitur ini memberikan informasi spesifik mengenai aktivitas listrik jantung dan menjadi indikator penting dalam mendeteksi kelainan irama, termasuk potensi aritmia. Tabel 2 menunjukkan rentang nilai parameter ekg.

Tabel 2. Rentang Nilai Parameter EKG Berdasarkan Kategori Klasifikasi

Label	RR Interval (ms)	PR Interval (ms)	QRS Duration (ms)	QT Interval (ms)	ST Segment (ms)	Heart Rate (bpm)	R/S Ratio
Normal	600- 1000	120- 200	60-100	350- 440	80- 120	60- 100	<1
Abnormal	<600	<120	<60	<350	<80	<60	>1
Berpotensi Aritmia	600- 1000	190- 200	101- 120	441- 460	120- 130	101- 110	>1
Sangat Berpotensi Aritmia	600- 1000	>200	>120	>460	>130	>111	>1

Setelah fitur-fitur berhasil diekstraksi, dilakukan proses labelling data, yaitu pemberian label klasifikasi pada setiap sampel berdasarkan tingkat keabnormal irama jantung. Kategori label yang digunakan terdiri dari empat kelas, yaitu 0 = normal, 1 = abnormal, 2 = berpotensi aritmia, 3 = sangat berpotensi aritmia. Proses pelabelan ini mengacu pada hasil interpretasi sinyal EKG oleh tenaga medis atau sistem anotasi yang telah divalidasi. Labelling yang akurat sangat penting untuk memastikan bahwa model klasifikasi yang dilatih, dalam hal ini algoritma Decision Tree, dapat mempelajari pola-pola secara tepat dan menghasilkan prediksi yang andal. Data yang telah melalui tahap ekstraksi dan labelling ini kemudian digunakan sebagai dataset untuk pelatihan dan pengujian model. Tabel 3 menunjukkan tabel labeling.

Tabel 3. Tabel Data Labeling

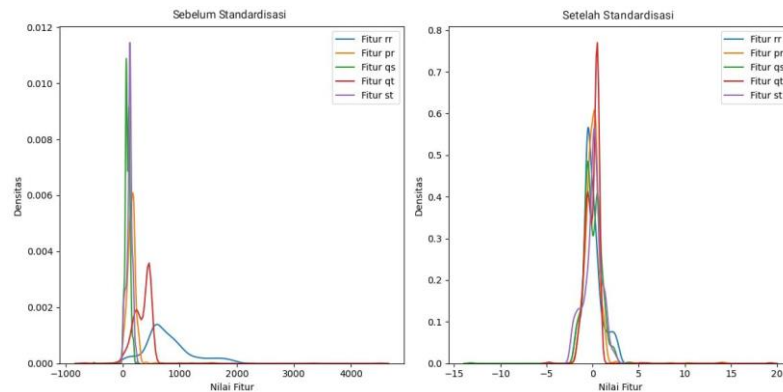
Subject	Rr	Pr	Qrs	Qt	St	Bpm	R/s Ratio	Output
S 1	629.73	112.24	87.91	295.18	219.04	95.27	0.50	0
S 2	581.14	103.70	81.52	294.94	210.22	103.24	0.71	1
S 3	784.44	402.99	108.71	352.38	256.01	76.48	0.57	0
S 4	592.51	106.80	81.63	287.75	207.27	101.26	0.58	1
S 5	658.33	107.69	70.83	246.15	230.76	91.13	4.49	3
...	...	...	...	...	...	...	...	...
S 95	814.14	155.18	81.81	231.40	55.10	73.69	0.95	0
S 96	636.29	186.81	62.92	255.10	191.83	94.29	0.89	0
S 97	447.47	68.70	64.12	516.90	115.77	134.08	6.36	3
S 98	430.02	62.52	40.45	156.30	88.82	139.52	0.44	1
S 99	628.42	414.14	79.25	321.67	220.87	95.47	0.46	1
S 100	544.37	105.97	53.91	249.21	179.61	110.21	0.40	1

3.1.2 Standardisasi Data

Proses standardisasi dilakukan untuk menyeragamkan skala antar fitur sehingga model pembelajaran mesin dapat bekerja lebih optimal. Pada Gambar di atas ditampilkan distribusi nilai lima fitur sinyal EKG, yaitu RR, PR, QRS, QT, dan ST sebelum dan sesudah normalisasi.

Grafik sebelah kiri memperlihatkan bahwa sebelum normalisasi, nilai fitur memiliki rentang yang sangat bervariasi, terutama fitur RR dan PR yang memiliki nilai jauh lebih tinggi dibanding fitur lainnya. Ketimpangan skala ini dapat mempengaruhi kinerja model, karena algoritma cenderung memberikan bobot lebih besar pada fitur dengan nilai yang lebih besar.

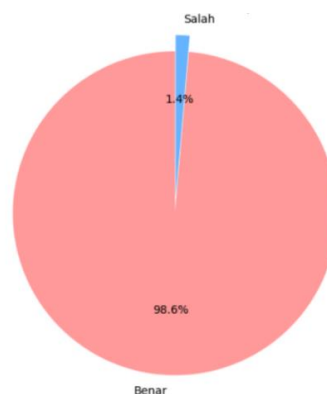
Setelah dilakukan normalisasi menggunakan StandardScaler, seluruh fitur berhasil dipetakan ke dalam skala yang seragam, seperti yang tampak pada grafik sebelah kanan. Distribusi nilai fitur kini berada di sekitar nol dengan variansi yang hampir seragam, yang akan membantu meningkatkan akurasi dan stabilitas model klasifikasi seperti Decision Tree. Gambar 3 menunjukkan diagram normalisasi dan sesudah



Gambar 4. Sebelum Standardisasi dan Sesudah Standardisasi

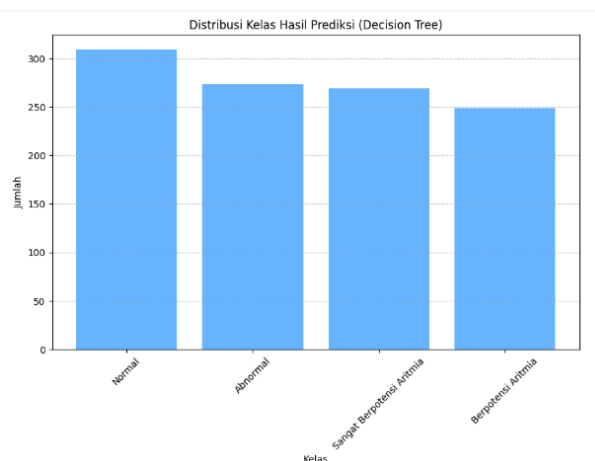
3.2 Hasil Pemodelan Decision Tree

Model Decision Tree menunjukkan performa yang sangat baik dalam klasifikasi data. Berdasarkan diagram pie, akurasi prediksi model ini mencapai 98,6%, dengan hanya 1,4% kesalahan. Hal ini menunjukkan kemampuan model dalam mengenali pola data secara akurat. Gambar 4 menunjukkan persentase prediksi benar dan salah pada decision tree.



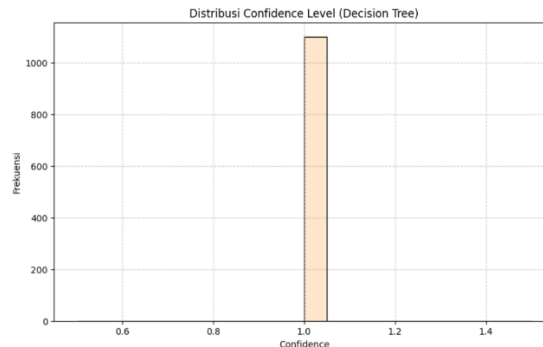
Gambar 5. Presentase Prediksi Benar vs Salah (Decision Tree)

Pada grafik distribusi kelas, model berhasil mengklasifikasikan data ke dalam empat kelas dengan distribusi yang cukup seimbang. Kelas "Normal" menjadi yang paling banyak diprediksi, disusul oleh "Abnormal", "Sangat Berpotensi Aritmia", dan "Berpotensi Aritmia". Ini menandakan bahwa model tidak bias terhadap satu kelas tertentu. Gambar 5 menunjukkan distribusi kelas prediksi.



Gambar 6. Distribusi Kelas Hasil Prediksi

Selain itu, grafik confidence level memperlihatkan bahwa sebagian besar prediksi memiliki tingkat kepercayaan mendekati 1.0. Artinya, model memberikan prediksi dengan keyakinan tinggi. Namun, confidence yang terlalu tinggi secara konsisten dapat menjadi indikasi overfitting jika model terlalu menyesuaikan diri dengan data pelatihan. Gambar 6 menunjukkan distribusi confidence.



Gambar 7. Distribusi Confidence Level

Secara keseluruhan, Decision Tree menunjukkan akurasi tinggi, distribusi prediksi yang proporsional, dan confidence yang kuat. Meskipun demikian, evaluasi lanjutan seperti validasi silang tetap diperlukan untuk memastikan model dapat digeneralisasi dengan baik.

3.3 Pembahasan

Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree mampu mengklasifikasikan kondisi jantung remaja ke dalam empat kelas secara akurat, dengan nilai akurasi sebesar 98,6%. Model ini menunjukkan kinerja yang stabil dengan distribusi prediksi yang proporsional dan nilai confidence yang tinggi, menandakan keandalan dalam mendeteksi pola EKG yang bervariasi. Namun, mengingat jumlah dataset yang terbatas, potensi overfitting tetap menjadi pertimbangan penting dalam pengembangan model ke depan.

Jika dibandingkan dengan Nugraha *et al.* (2023) yang menerapkan *deep neural network* (DNN) dan memperoleh akurasi validasi 71,97%, serta Hamongan *et al.* (2024) yang menggunakan *k-nearest neighbor* (K-NN) dengan akurasi 90%, model Decision Tree pada penelitian ini menunjukkan performa lebih tinggi dengan keunggulan interpretabilitas dan efisiensi komputasi. Hasil ini menunjukkan bahwa Decision Tree layak dijadikan alternatif yang efektif untuk deteksi aritmia berbasis data EKG, khususnya pada populasi remaja.

4. KESIMPULAN

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma decision tree efektif dalam mengidentifikasi aritmia pada remaja usia 10 hingga 19 tahun berdasarkan data elwktrokardiogram (EKG). Model yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan kondisi jantung ke dalam empat kategori secara seimbang, yaitu Normal, Abnormal, Berpotensi Aritmia dan Sangat Berpotensi Aritmia, dengan tingkat akurasi sebesar 98.6%, hal ini menunjukan bahwa metode yang digunakan dapat mengenali pola-pola penting dalam sinyal EKG secara akurat dan dapat diandalkan sebagai alat bantu dalam diagnosis. Pemilihan decision tree sebagai algoritma utama terbukti memberikan keunggulan dari sisi kemudahan interpretasi hasil identifikasi, efisiensi komputasi, dan kemampuan menangani data berstruktur tanpa mengorbankan akurasi. Berdasarkan hasil ini, dapat disimpulkan bahwa sistem yang dibangun memiliki potensi besar untuk digunakan dalam deteksi dini aritmia, khususnya pada populasi remaja yang sering kali tidak menyadari gejala awal gangguan jantung. Namun demikian, penelitian ini masih memiliki keterbatasan, terutama dari segi jumlah data yang relatif terbatas. Oleh karena itu, diperlukan pengujian lebih lanjut dengan dataset yang lebih besar dan bervariasi guna memastikan kestabilan performa model. Selain itu, pengembangan sistem berbasis aplikasi mobile atau perangkat *wearable* direkomendasikan untuk mendukung pemantauan kondisi jantung secara real-time dan meningkatkan aksesibilitas pengguna di lingkungan klinis maupun masyarakat umum.

REFERENCES

- [1] K. R. Anggraini, R. Lubis, and P. Azzahroh, “Pengaruh Video Edukasi Terhadap Pengetahuan Dan Sikap Remaja Awal Tentang Kesehatan Reproduksi,” *Menara Med.*, vol. 5, no. 1, pp. 109–120, 2022, doi: 10.31869/mm.v5i1.3511.
- [2] M. V. Mariani *et al.*, “Inherited Arrhythmias in the Pediatric Population: An Updated Overview,” *Med.*, vol. 60, no. 1, pp. 1–45, 2024, doi: 10.3390/medicina60010094.
- [3] A. Musfirah Putri Lukman11), Armin Lawi22), Desi Widyaningsih33), “Sistem Deteksi Penyakit Aritmia Berdasarkan Jumlah Detak Jantung Berbasis Internet Of Things dan Cloud Storage,” *Pros. Semin. Nas. Tek. Elektro dan Inform.*, vol. 1, pp. 1–6, 2022.
- [4] M. Wijaya, L. G. Tumbelaka, and V. Bandana, “KORONER DAN ARITMIA MELALUI MEDIA SOSIAL INSTAGRAM DAN YOUTUBE,” vol. 03, no. 01, pp. 1–10, 2025.
- [5] K. Trisna Sumadewi *et al.*, “Pelatihan Interpretasi Elektrokardiogram Bagi Tenaga Kesehatan di Puskesmas III Denpasar Selatan,” *Hal Warmadewa Minesterium Med. J.* |, vol. 3, no. 1, pp. 21–27, 2024.
- [6] D. Ardyansyah, *PENYAKIT KETURUNAN*. Bumi Aksara, 2023. [Online]. Available: https://www.google.co.id/books/edition/Penyakit_Keturunan/0unPEAAQBAJ?hl=id&gbpv=0
- [7] M. F. ; N. P. S. ; S. A. P. ; F. R. ; S. G. ; L. A. ; D. A. A. apt. Fajrian Aulia Putra, *PENGANTAR ANATOMI FISILOGI MANUSIA DAN PENYAKIT*. PENERBIT KBM INDONESIA, 2024. [Online]. Available: https://www.google.co.id/books/edition/PENGANTAR_ANATOMI_FISILOGI_MANUSIA_DAN/xakQEQAQAQA?hl=id&gbpv=0
- [8] D. T. Nugraha *et al.*, “Efek Transformasi Wavelet Diskrit Pada Klasifikasi Aritmia Dari Data Elektrokardiogram Menggunakan Machine Learning,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 7, no. 1, p. 13, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i1.4859.
- [9] Ratna Lestari Budiani Buana and Imroatul Hudati, “Review: Analisis Fitur Deteksi Aritmia dan Metode Deep Learning untuk Wearable Devices,” *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 11, no. 1, pp. 61–69, 2022, doi: 10.22146/jnteti.v11i1.3381.
- [10] S. Sattar *et al.*, “Cardiac Arrhythmia Classification Using Advanced Deep Learning Techniques on Digitized ECG Datasets,” *Sensors*, vol. 24, no. 8, pp. 1–23, 2024, doi: 10.3390/s24082484.
- [11] A. M. A. Maria Floriana Ping, Sister Sianturi, *ILMU BIOMEDIK DASAR UNTUK MAHASISWA KESEHATAN*. Penerbit NEM, 2022. [Online]. Available: https://www.google.co.id/books/edition/Ilmu_Biomedik_Dasar_untuk_Mahasiswa_Kese/bttjEAAQBAJ?hl=id&gbpv=0
- [12] F. I. Prasetyo, R. Maulana, and H. Fitriyah, “Analisis Perbandingan Performa Algoritme Pendeteksi QRS Kompleks Terhadap Sinyal Elektrokardiogram Penderita Aritmia,” vol. 6, no. 10, pp. 4781–4787, 2022, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [13] Y. A. Singgalen, “Comparative analysis of decision tree and support vector machine algorithm in sentiment classification for birds of paradise content,” *Int. J. Basic Appl. Sci.*, vol. 12, no. 3, pp. 100–109, 2023.
- [14] M. Fajar and Z. Nugraha, “Deteksi Aritmia Menggunakan Algoritma Deep Neural Network (Dnn) Pada Sinyal Elektrokardiogram,” *eProceedings ...*, vol. 10, no. 5, pp. 4155–4158, 2023, [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/download/21141/20704>
- [15] J. Given Hamonangan, A. S. Rahmi, S. J. Lase, N. Suhendi Syafei, and A. Turnip, “JIIF (Jurnal Ilmu dan Inovasi Fisika) DETEKSI DINI ARITMIA MENGGUNAKAN K-NEAREST NEIGHBOUR,” vol. 08, no. 01, pp. 86–95, 2024, [Online]. Available: <https://doi.org/10.24198/jiif.v8i1>
- [16] J. Of and R. Energy, “Penerapan Filter Digital untuk Menghilangkan Gangguan pada Sinyal Elektrokardiogram,” pp. 36–42, 2024, doi: 10.31284/j.JREEC.2024.v41i2.6711.
- [17] R. Antika, A. Rifa’I, F. Dikananda, D. Indriya Efendi, and R. Narasati, “Penerapan Algoritma Decision Tree Berbasis Pohon Keputusan Dalam Klasifikasi Penyakit Jantung,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 6, pp. 3688–3692, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8264.
- [18] A. Adil *et al.*, *Metode Penelitian Kuantitatif dan Kualitatif: Teori dan Praktik*. GET PRESS INDONESIA, 2023.
- [19] M. K. (cardio). S. J. dr. Ahmad Handayani, *EKG Explorer*. umsu press, 2024. [Online]. Available: https://www.google.co.id/books/edition/EKG_Explorer/z5s3EQAAQBAJ?hl=id&gbpv=0