

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Penyakit kardiovaskular (CVD) merupakan penyebab utama kematian global, dengan estimasi lebih dari 17,9 juta kematian setiap tahun, yang sebagian besar disebabkan oleh serangan jantung dan stroke [1]. Salah satu manifestasi klinis penting dari gangguan kardiovaskular adalah aritmia jantung, yaitu kondisi ketika irama detak jantung menjadi tidak teratur—baik terlalu cepat (takikardia), terlalu lambat (bradikardia), atau tidak beraturan secara umum. Aritmia dapat bersifat ringan hingga mengancam nyawa tergantung pada tipe dan kondisi pasien.

Gangguan ritme ini terjadi karena kelainan pada sistem konduksi listrik jantung yang seharusnya mengatur kontraksi jantung secara ritmis dan terkoordinasi [3], [4]. Beberapa jenis aritmia yang umum ditemukan meliputi *atrial fibrillation* (AFib), *premature ventricular contraction* (PVC), *ventricular tachycardia*, dan *bundle branch block* [4], [5]. Diagnosis aritmia secara klinis biasanya dilakukan melalui analisis sinyal elektrokardiogram (ECG), yaitu rekaman aktivitas listrik jantung yang diambil dari permukaan kulit menggunakan elektroda. Namun, interpretasi sinyal ECG secara manual membutuhkan keahlian khusus, waktu yang tidak sedikit, dan rentan terhadap kesalahan, khususnya pada analisis volume data besar atau pemantauan jangka panjang [2], [6].

Untuk menjawab tantangan tersebut, berbagai pendekatan komputasi telah dikembangkan dalam satu dekade terakhir, mulai dari *deep learning*, *machine learning* berbasis statistik, hingga metode *hybrid* berbasis ekstraksi entropi [2], [17]. Meskipun demikian, karakteristik sinyal ECG yang bersifat nonlinier, dinamis, dan sering kali tercemar oleh *noise* seperti *baseline drift* maupun interferensi otot membuat proses ekstraksi fitur menjadi tantangan tersendiri [7], [13].

Studi terbaru juga mulai mengeksplorasi model *state-of-the-art* seperti 1D *Convolutional Neural Network* (CNN) [29] dan *Transformer-based networks* untuk tugas deteksi QRS dan klasifikasi aritmia, dengan hasil yang menjanjikan dari sisi

akurasi dan ketahanan terhadap *noise*. Namun, implementasi model *deep learning* semacam ini umumnya membutuhkan data besar, waktu pelatihan yang panjang, serta sumber daya komputasi tinggi yang tidak selalu tersedia dalam lingkungan klinis terbatas.

Salah satu pendekatan yang terbukti efektif dalam menganalisis sinyal nonstasioner seperti ECG adalah *Discrete Wavelet Transform* (DWT). Teknik ini memungkinkan dekomposisi sinyal ke dalam beberapa level resolusi dalam domain waktu-frekuensi, sehingga sangat ideal untuk mendeteksi pola lokal seperti gelombang PQRST pada sinyal jantung [9], [24]. Selain transformasi wavelet, pendekatan berbasis entropi juga banyak digunakan dalam menilai kompleksitas dan ketidakteraturan sinyal. *Rényi Entropy*, sebagai generalisasi dari entropi Shannon, menawarkan fleksibilitas dengan parameter α untuk menangkap struktur statistik dari sinyal secara lebih adaptif dan sensitif terhadap dinamika lokal sinyal [10], [12].

Beberapa studi sebelumnya belum mengeksplorasi secara optimal kombinasi fitur berbasis entropi dan statistik dari hasil dekomposisi wavelet [14], serta masih menghadapi kendala dalam menangani data tidak seimbang atau *class imbalance*. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan pendekatan gabungan yang mengintegrasikan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) untuk dekomposisi sinyal [8], [9], ekstraksi fitur menggunakan *Rényi Entropy* dari setiap level, serta tambahan fitur statistik (mean, standar deviasi, maksimum, dan minimum) dari koefisien wavelet. Seluruh fitur ini kemudian diklasifikasikan menggunakan algoritma *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost), yang dikenal tangguh dalam menangani data multivariabel dan tidak seimbang secara efisien [22], [23].

1.2. Rumusan Masalah

Masalah utama yang akan dibahas dalam penelitian ini ialah:

1. Bagaimana metode ekstraksi fitur sinyal ECG berbasis *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dan *Rényi Entropy* dapat diterapkan dalam mendeteksi perubahan dinamis pada sinyal jantung akibat aritmia?
2. Bagaimana peningkatan akurasi dan efektivitas fitur ekstraksi pada model klasifikasi XGBoost dalam membedakan detak jantung normal dan aritmia

berdasarkan dua pendekatan ekstraksi fitur, yaitu (a) *Rényi Entropy*, dan (b) *Rényi Entropy* dengan fitur statistik dasar?

3. Bagaimana kontribusi dan pengaruh relatif masing-masing fitur hasil ekstraksi berbasis *Rényi Entropy* terhadap performa klasifikasi, berdasarkan pendekatan SHAP (*SHapley Additive exPlanations*)?

1.3. Tujuan dan Manfaat

Tujuan utama dari penelitian ini adalah mengembangkan metode klasifikasi detak jantung yang akurat, efisien, dan dapat diinterpretasikan, dengan mengombinasikan *Discrete Wavelet Transform (DWT)*, *Rényi Entropy*, dan algoritma XGBoost untuk mendeteksi aritmia jantung secara otomatis. Secara khusus, penelitian ini bertujuan untuk:

1. Menerapkan metode ekstraksi fitur sinyal ECG berbasis DWT dan *Rényi Entropy* guna mendeteksi perubahan dinamis akibat aritmia jantung.
2. Membangun dan membandingkan performa model klasifikasi XGBoost dalam membedakan detak jantung normal dan aritmia berdasarkan dua pendekatan ekstraksi fitur:
 - Fitur *Rényi Entropy* dari hasil dekomposisi wavelet, dan
 - Fitur *Rényi Entropy* ditambah fitur statistik dasar (mean, standar deviasi, maksimum, minimum).
3. Menganalisis kontribusi relatif dari setiap fitur terhadap hasil klasifikasi menggunakan pendekatan SHAP, sebagai metode interpretabilitas untuk mengevaluasi peran fitur dalam sistem klasifikasi.

Manfaat dari penelitian ini dalam pengembangan deteksi perubahan dinamis sinyal ECG normal dengan aritmia, untuk bagian akademis maupun praktis, sebagai berikut:

- **Akademik:** Penelitian ini memberikan kontribusi dalam bidang *biomedical signal processing*, khususnya dalam pengembangan metode ekstraksi fitur nonlinier berbasis entropi dan multiresolusi wavelet. Pendekatan ini juga memperkaya pemahaman akademis tentang interpretabilitas model klasifikasi menggunakan SHAP dalam domain sinyal medis.

- **Praktis:** Hasil dari penelitian ini dapat digunakan sebagai dasar dalam pengembangan sistem diagnosis dini aritmia berbasis ECG yang efisien dan akurat.

1.4. Batasan Masalah

Penelitian ini terbatas pada penggunaan sinyal ECG untuk mendeteksi perubahan dinamis yang terjadi akibat aritmia jantung dengan menggunakan analisis *Rényi Entropy*. Data sinyal ECG yang digunakan berasal dari *dataset MIT-BIH Arrhythmia Database*, yang merupakan salah satu dataset standar untuk penelitian aritmia. Hasil penelitian ini hanya mencakup deteksi aritmia jantung dan tidak mencakup kondisi kardiovaskular lainnya seperti penyakit jantung iskemik atau gangguan struktural jantung.

Beberapa batasan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Dataset yang digunakan adalah *MIT-BIH Arrhythmia Database* dari PhysioNet, yang terdiri dari sinyal ECG berdurasi panjang dengan anotasi manual.
2. Segmentasi sinyal ECG dilakukan berdasarkan *beat* sepanjang 256 sampel (± 128 dari titik *R-peak*) yang diambil setiap satu *beat* menjadi sampel untuk di ekstraksi.
3. Klasifikasi terbatas pada dua kelas: detak jantung Normal dan Aritmia.

1.5. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimental kuantitatif berbasis analisis sinyal dengan teknik ekstraksi fitur dari sinyal elektrokardiogram (ECG) menggunakan *Discrete Wavelet Transform (DWT)* dan *Rényi Entropy*, serta pemodelan klasifikasi berbasis *Extreme Gradient Boosting (XGBoost)*. Tujuan utama metode ini adalah untuk mendeteksi perubahan dinamis pada sinyal ECG akibat aritmia secara otomatis dan akurat. Metode ini diharapkan mampu memberikan hasil yang lebih akurat dalam mendeteksi aritmia dibandingkan dengan teknik tradisional, terutama pada sinyal ECG yang bersifat non-linier dan non-stasioner. Berikut adalah langkah-langkah dalam metode penelitian ini:

1. **Studi Literatur:** Peneliti melakukan kajian pustaka dari jurnal ilmiah dan referensi terpercaya untuk memahami perkembangan terkini dalam analisis sinyal ECG, konsep dasar aritmia, metode ekstraksi fitur berbasis DWT dan *Rényi Entropy*, serta penerapan algoritma XGBoost dalam klasifikasi data biomedis. Referensi yang digunakan mencakup publikasi antara tahun 2004 hingga 2024 [2], [8], [9], [13], [15], [22], [23], [27].
2. **Dataset dan Preprocessing sinyal ECG:** Data ECG diambil dari *MIT-BIH Arrhythmia Database* yang tersedia secara terbuka di PhysioNet. Tahap *preprocessing* meliputi:
 - **Filtering sinyal**, menggunakan *band-pass filter* (0,5–40 Hz) untuk menghilangkan *noise* seperti *baseline drift* dan gangguan otot.
 - **Segmentasi beat**, berdasarkan anotasi *R-peak*, dengan panjang setiap *beat* ditentukan sepanjang 256 sampel (± 128 dari titik *R-peak*).
 - **Normalisasi**, pada setiap *beat* untuk menyeragamkan skala antar individu.
 - **Pengukuran SNR (*Signal-to-Noise Ratio*)**, untuk mengevaluasi efektivitas proses *filtering*, dilakukan pengukuran SNR pada sinyal sebelum dan sesudah *filtering*.
3. **Ekstraksi fitur:** Setiap segmen *beat* hasil *preprocessing* diekstraksi menggunakan *Discrete Wavelet Transform (DWT)* dengan basis wavelet *Daubechies 4 (db4)* hingga level 4. Setiap *beat* hasil segmentasi dianalisis dengan dua pendekatan ekstraksi fitur:
 - **Pendekatan 1:** Menggunakan nilai *Rényi Entropy* dari setiap level dekomposisi (Level 1 hingga 4) untuk menangkap kompleksitas sinyal.
 - **Pendekatan 2:** Menggabungkan *Rényi Entropy* dan fitur statistik dasar (mean, standar deviasi, maksimum, minimum) dari setiap koefisien wavelet untuk memberikan gambaran numerik tambahan dari masing-masing level dekomposisi.
4. **Klasifikasi:** Fitur-fitur yang diekstraksi kemudian digunakan sebagai input untuk algoritma *XGBoost*. Dataset dibagi menjadi *training set* dan *testing set*

menggunakan teknik *stratified split* (80:20) untuk menjaga proporsi antara kelas normal dan aritmia. Model dikembangkan pada kedua pendekatan fitur (dengan dan tanpa statistik), dan hasilnya dibandingkan.

5. **Evaluasi Model:** Model dievaluasi menggunakan metrik performa klasifikasi, seperti akurasi, *precision*, *recall*, *F1-score*, *Area Under Curve (AUC)*, serta *log loss*. Visualisasi dilakukan melalui kurva ROC dan *confusion matrix*. Untuk interpretabilitas, digunakan metode *SHAP (SHapley Additive exPlanations)* untuk menganalisis kontribusi masing-masing fitur terhadap hasil prediksi, sehingga hasil klasifikasi dapat ditelusuri dan dijelaskan secara logis.

1.6. Sistematika Penulisan

Laporan Tugas Akhir ini disusun dalam lima bab utama sebagai berikut:

- **Bab I – Pendahuluan:** Latar belakang, rumusan masalah, tujuan dan manfaat, batasan masalah, metode penelitian, jadwal pelaksanaan, dan sistematika penulisan.
- **Bab II – Tinjauan Pustaka:** Membahas teori pendukung meliputi sistem kardiovaskular, sinyal ECG, metode DWT, konsep entropy, XGBoost, serta tinjauan penelitian sebelumnya.
- **Bab III – Metodologi Penelitian:** Penjelasan lengkap proses dari *preprocessing*, ekstraksi fitur, klasifikasi, hingga evaluasi model.
- **Bab IV – Hasil dan Pembahasan:** Penyajian hasil eksperimen, evaluasi performa model, interpretasi fitur, dan pembahasan.
- **Bab V – Kesimpulan dan Saran:** Kesimpulan utama dari penelitian dan saran pengembangan selanjutnya.