

BAB I

PENDAHULUAN

1.1.1. Latar Belakang

Selama 60 tahun terakhir, telemetri rumah sakit telah sangat mempermudah deteksi cepat aritmia dan identifikasi kondisi yang mengancam jiwa. Pemantauan ini telah memberikan kontribusi pada perubahan manajemen klinis pada 7–18% pasien dan berfungsi sebagai prediktor yang kuat dan independen terhadap kelangsungan hidup setelah henti jantung di rumah sakit [1]. Mendeteksi tanda-tanda awal aritmia fatal tetap menjadi tantangan utama. "Standar Emas" yang umum digunakan, yang mengklasifikasikan individu berisiko berdasarkan LVF $\leq 35\%$, belum memberikan stratifikasi risiko yang akurat dan personal [2]. Aritmia jantung juga telah diamati pada pasien yang terinfeksi atau sedang pulih dari COVID-19. Sebuah studi UK Biobank melaporkan bahwa pasien COVID-19 memiliki risiko kematian kardiovaskular 50% lebih tinggi dan peningkatan kematian keseluruhan lima kali lipat. Di Amerika Serikat, antara Maret 2020 hingga 2022, terdapat 90.160 (4,9%) kematian kardiovaskular tambahan selama puncak kematian COVID-19. Kematian akibat penyakit kardiovaskular yang berlebihan lebih tinggi pada pria, serta populasi kulit hitam, Asia, dan Hispanik, dengan variasi di berbagai wilayah dan usia [3].

Selain tantangan global, Indonesia menghadapi masalah serupa, dengan lebih dari 100.000 kematian per tahun yang diperkirakan terjadi akibat serangan jantung mendadak. Salah satu gangguan yang telah diidentifikasi adalah Sindrom Brugada, sebuah aritmia jantung yang dapat terjadi pada pasien tanpa gejala sebelumnya [4]. Tingginya angka kematian dipengaruhi oleh berbagai faktor, salah satu yang paling signifikan adalah keterbatasan ketersediaan teknologi medis yang memadai untuk deteksi dini gangguan jantung. Kurangnya tenaga ahli kardiologi di banyak daerah, terutama di luar kota-kota besar, semakin memperlebar kesenjangan layanan kesehatan. Situasi ini diperburuk oleh jumlah rumah sakit yang terbatas yang mampu melakukan pemeriksaan elektrokardiogram secara rutin. Akses yang tidak merata ke layanan kesehatan, terutama di daerah pedesaan dan terpencil, menyebabkan banyak kasus tetap tidak terdiagnosis hingga mencapai tahap kritis. Kurangnya edukasi dan kesadaran masyarakat mengenai pencegahan penyakit jantung juga turut berkontribusi pada masalah ini. Akibatnya, faktor-faktor yang dikombinasikan ini secara signifikan meningkatkan angka kematian terkait penyakit jantung di Indonesia.

Jumlah kematian mendadak akibat penyakit jantung akan terus meningkat jika tidak ditangani secara efektif dan berkelanjutan. Kondisi ini membebani sistem kesehatan nasional dan memperburuk kesenjangan dalam akses layanan medis. Dampak ekonomi meningkat baik bagi keluarga maupun negara karena tingginya biaya pengobatan dan hilangnya produktivitas. Efek pada populasi usia kerja berkontribusi pada penurunan produktivitas nasional dalam jangka panjang. Kesenjangan layanan antara daerah perkotaan dan pedesaan akan melebar, meningkatkan risiko bagi komunitas pedesaan. Daerah terpencil sangat rentan karena fasilitas terbatas dan tenaga medis yang tidak

memadai. Tanpa pencegahan yang tepat dan intervensi yang cepat, mengondisikan kematian terkait jantung akan sulit. Informasi yang tidak akurat dan keterlambatan dalam respons medis tetap menjadi hambatan besar untuk meminimalkan angka kematian.

Salah satu alat yang digunakan untuk memantau kesehatan jantung adalah elektrokardiogram (EKG), sebuah instrumen diagnostik utama di rumah sakit yang merekam aktivitas listrik jantung. Alat ini bekerja dengan menangkap sinyal listrik yang dihasilkan oleh depolarisasi dan repolarisasi otot jantung melalui elektroda yang ditempatkan pada tubuh pasien, sehingga memungkinkan deteksi kelainan seperti aritmia, iskemia, hipertrofi, dan kardiomiopati. Dalam praktik klinis, EKG 12-lead dianggap sebagai standar emas karena memberikan pandangan yang komprehensif tentang kondisi jantung dari berbagai perspektif. Namun, pemeriksaan ini biasanya dilakukan di fasilitas kesehatan dan hanya memberikan hasil sesaat, yang mungkin tidak menangkap kelainan yang bersifat intermiten. Sebagai pelengkap, perangkat wearable seperti *Sean Watch* (SW) semakin banyak digunakan karena kemampuannya untuk merekam siklus ECG guna mendeteksi gangguan irama dan konduksi secara efisien. *Smartwatch* juga digunakan untuk mengumpulkan data fisiologis seperti detak jantung, tekanan darah, saturasi oksigen, jumlah langkah, durasi aktivitas fisik, dan variabilitas detak jantung [5]. Data berskala besar dari perangkat ini dikirimkan ke sistem manajemen kesehatan digital melalui jaringan *Narrowband Internet of Things* dan dianalisis menggunakan Kecerdasan Buatan (AI) untuk prediksi kesehatan yang lebih akurat [6,7]. Oleh karena itu, kombinasi antara ECG klinis dan perangkat wearable modern dapat saling melengkapi untuk mendukung diagnosis dan pemantauan jantung secara berkelanjutan.

Kemajuan teknologi dalam elektronik dan jaringan transmisi data telah mengarah pada pengembangan perangkat yang dilengkapi sensor nirkabel untuk pemantauan kesehatan manusia secara real-time dan deteksi dini aritmia [8]. Sebagian besar pendekatan dalam deteksi aritmia melibatkan proses ekstraksi fitur dan klasifikasi. Fitur umum meliputi morfologi detak jantung dan interval RR. Berbagai algoritma telah digunakan, termasuk Jaringan Syaraf Tiruan (ANN), Mesin Vektor Pendukung (SVM), pembelajaran multi-tampilan, dan analisis Diskriminasi Linear (LD) [9]. Meskipun algoritma ini berkinerja baik, bentuk gelombang ECG sangat bervariasi antar individu. Pembelajaran Mendalam (DL) telah menunjukkan keberhasilan luar biasa dalam diagnosis medis dan, dalam beberapa tahun terakhir, telah diterapkan untuk klasifikasi otomatis kelainan jantung berdasarkan sinyal ECG. Pemetaan fitur ECG ke kategori medisnya dipelajari oleh model DL yang terdiri dari beberapa lapisan perceptron, yang kemampuannya inferensinya dioptimalkan melalui pelatihan dengan dataset yang sesuai [10]. Salah satu algoritma klasifikasi yang juga dapat diterapkan adalah K-Nearest Neighbor (KNN), sebuah algoritma pembelajaran terawasi yang digunakan untuk tugas klasifikasi dan regresi yang mengandalkan dataset berlabel [11]. KNN telah banyak digunakan dalam tugas pengenalan pola seperti pengenalan wajah, klasifikasi dokumen, analisis grafik, prediksi penyakit, deteksi anomali, dan peramalan deret waktu [12]. Proses klasifikasi dalam KNN bergantung pada kesamaan antara data baru dan data pelatihan yang sebelumnya disimpan [13]. Algoritma ini efektif dalam mengidentifikasi pola kompleks dalam data kesehatan. Berbagai metode pembelajaran mesin, termasuk ANN, telah digunakan untuk menganalisis data kesehatan jantung [14]. Teknologi kecerdasan buatan dan pembelajaran mesin telah

menunjukkan kemampuan yang kuat dalam mengenali aritmia ringan seperti bradikardia sinus dan menawarkan dataset serta alat sumber terbuka yang berharga untuk analisis lebih lanjut [15]. Namun, sebagian besar metode ini bergantung pada data yang diberi label dan menghadapi keterbatasan dalam skenario waktu nyata, sehingga pendekatan tanpa pengawasan seperti BIRCH menjadi perlu.

Penelitian ini mengusulkan penggunaan algoritma BIRCH untuk pengelompokan data sinyal ECG. Sebelum membahas algoritma tersebut, penting untuk memahami konsep Pohon Titik Kluster (CF Tree), yang berfungsi sebagai representasi hierarkis dan kompak dari data yang berisi informasi statistik utama dalam bentuk triplet CF = jumlah titik data (N), jumlah linear (LS), dan jumlah kuadrat (SS). Informasi ini memungkinkan sistem untuk menghitung pusat dan jari-jari setiap subkluster tanpa menyimpan semua data secara eksplisit. Pembangunan CF Tree dilakukan secara bertahap, dengan memasukkan setiap titik data ke dalam kluster terdekat selama ambang batas jari-jari maksimum tidak terlampaui. Jika ambang batas terlampaui, pemisahan node terjadi untuk menjaga struktur pohon yang seimbang. Dalam konteks deteksi aritmia, algoritma ini memetakan pola detak jantung secara efisien bahkan ketika sinyal EKG mengandung noise atau variasi kecil akibat gerakan pasien atau gangguan. BIRCH menoleransi variasi kecil, memungkinkan untuk mengelompokkan pola detak jantung yang serupa dengan akurat dan membantu tenaga kesehatan dalam mengidentifikasi kondisi jantung dengan cepat dan tepat [16].

Sebuah penelitian sebelumnya berjudul "Sistem Prediksi Penyakit Jantung Menggunakan Klustering BIRCH" bertujuan untuk mengembangkan sistem prediksi penyakit jantung dengan menggunakan kombinasi pendekatan pembelajaran tanpa pengawasan dan pengawasan untuk meningkatkan kinerja prediksi. Algoritma yang digunakan adalah klustering BIRCH, yang dikombinasikan dengan pohon keputusan, untuk mengelompokkan data pasien berdasarkan parameter klinis yang relevan yang terkait langsung dengan risiko penyakit jantung. Penelitian tersebut melaporkan tingkat akurasi sebesar 83,33% [17], yang dianggap cukup baik untuk tahap pengembangan model awal, meskipun masih terbatas untuk aplikasi klinis dengan akurasi tinggi. Studi saat ini berfokus secara spesifik pada identifikasi aritmia menggunakan hanya algoritma BIRCH berdasarkan pendekatan pembelajaran tanpa pengawasan [18]. Ekstraksi fitur dari sinyal EKG termasuk interval R-R, morfologi QRS, dan variabilitas detak jantung memberikan representasi yang lebih relevan untuk mendeteksi kelainan ritme. Penggunaan fitur representatif ini yang dikombinasikan dengan algoritma BIRCH memungkinkan diferensiasi pola aritmia yang lebih akurat. Evaluasi sistem dilakukan dengan pembagian data pelatihan dan pengujian yang lebih terstruktur, menghasilkan hasil yang lebih valid. Studi ini mencapai tingkat akurasi 92,08%, lebih tinggi dibandingkan dengan studi sebelumnya, yang mengonfirmasi bahwa adaptasi algoritma BIRCH pada dataset aritmia secara signifikan meningkatkan kinerja deteksi. Temuan ini menunjukkan bahwa penerapan BIRCH pada data yang lebih spesifik, bersama dengan ekstraksi fitur dan validasi yang dioptimalkan, menghasilkan hasil yang lebih unggul dibandingkan dengan penelitian sebelumnya.

1.2.Rumusan Masalah

Berdasarkan masalah diatas, maka perumusan masalah ini Adalah :

1. Bagaimana memproses sinyal EKG secara efektif agar noise dapat dikurangi dan fitur penting seperti interval RR, PR, QS, QT, ST, serta rasio R/S dapat diekstraksi dengan akurat?
2. Bagaimana algoritma BIRCH dapat diterapkan dalam mengelompokkan sinyal EKG untuk mendeteksi pola ritme jantung normal, abnormal, potensi aritmia, dan aritmia risiko tinggi?
3. Seberapa baik kinerja algoritma BIRCH dalam mengklasifikasikan sinyal EKG berdasarkan fitur yang diekstraksi?
4. Apakah model BIRCH mampu memberikan akurasi yang tinggi untuk mendukung deteksi aritmia secara otomatis dan real-time?

1.3.Batasan Masalah

Agar penelitian ini lebih terarah dan tidak meluas dari tujuan yang telah ditetapkan, maka batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Data yang digunakan berasal dari 65 partisipan dengan rentang usia 30–45 tahun dan direkam menggunakan ECG portabel 3-lead.
2. Aktivitas partisipan dibatasi pada duduk, berjalan, dan berlari, masing-masing selama 3 menit.
3. Penelitian hanya berfokus pada sinyal Lead I, Lead II, dan V1.
4. Fitur yang dianalisis hanya mencakup interval RR, PR, QS, QT, ST, rasio R/S, serta detak jantung.
5. Metode yang digunakan adalah algoritma BIRCH berbasis pembelajaran tak terawasi, tanpa membandingkannya secara mendalam dengan algoritma lain.
6. Deteksi aritmia hanya dibatasi pada empat kategori kluster BIRCH: Normal, Abnormal, Potensi Aritmia, dan Aritmia Risiko Tinggi.
7. Evaluasi kinerja model hanya meliputi ROC, AUC, confusion matrix, dan akurasi.
8. Top of Form

1.4.Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini Adalah sebagai berikut :

1. Mengembangkan sistem deteksi aritmia otomatis menggunakan algoritma BIRCH dari sinyal EKG multi-lead.
2. Melakukan pra-pemrosesan sinyal untuk menghilangkan noise dan mengekstraksi fitur penting yang relevan dengan ritme jantung.

3. Mengelompokkan sinyal EKG berdasarkan pola fisiologis menggunakan algoritma BIRCH untuk mendeteksi abnormalitas ritme.
4. Mengevaluasi kinerja model dalam membedakan kondisi jantung normal maupun aritmia berdasarkan nilai akurasi, ROC, AUC, dan confusion matrix.
5. Menguji efektivitas penggunaan algoritma BIRCH pada dataset sinyal EKG berskala besar dan kondisi rekaman bervariasi.

1.5. Manfaat Penelitian

Penelitian ini memberikan beberapa manfaat, yaitu:

1. Manfaat Teoritis
 - a. Menambah referensi ilmiah mengenai penerapan algoritma BIRCH pada bidang biomedis, khususnya analisis sinyal EKG.
 - b. Memberi kontribusi terhadap pengembangan metode pengelompokan tak terawasi untuk deteksi dini aritmia.
2. Manfaat Praktis
 - a. Menjadi dasar pengembangan alat deteksi aritmia portabel dan efisien yang dapat digunakan masyarakat umum maupun tenaga medis.
 - b. Membantu tenaga kesehatan dalam menganalisis sinyal jantung secara cepat, terutama di daerah dengan minim tenaga ahli.
 - c. Mendukung implementasi sistem pemantauan jantung real-time berbasis Internet of Things (IoT).
 - d. Mengurangi risiko keterlambatan diagnosis aritmia sehingga meningkatkan keselamatan pasien.