

BAB I

PENDAHULUAN

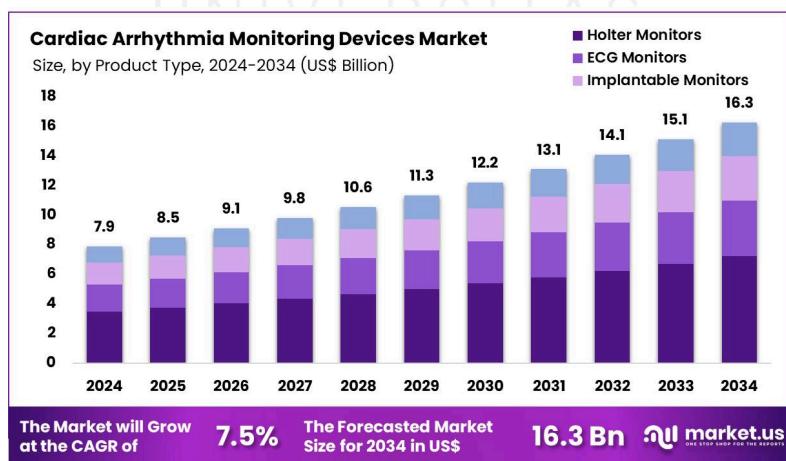
1.1 Latar Belakang

Peningkatan prevalensi gangguan aritmia di tingkat global menunjukkan pentingnya penerapan deteksi dini yang akurat dan efektif. Berdasarkan laporan dari *World Health Organization (WHO)*, penyakit kardiovaskular merupakan penyebab utama kematian di dunia, dengan aritmia menjadi salah satu faktor risiko utama yang sering tidak terdeteksi hingga mencapai tahap lanjut [1]. Di Amerika Serikat, diperkirakan antara 6 hingga 12 juta orang akan mengalami fibrilasi atrium pada tahun 2050, sedangkan di Eropa jumlah tersebut akan mencapai 17,9 juta pada tahun 2060, dengan peningkatan beban absolut lebih dari 60% hingga 2050 [2]. Studi terbaru juga menunjukkan bahwa biaya perawatan kesehatan terkait aritmia diperkirakan akan meningkat lebih dari 30%. Proses identifikasi aritmia melalui rekam elektrokardiogram (ECG) masih sangat bergantung pada interpretasi manual oleh tenaga medis, yang mengakibatkan beban kerja klinis yang tinggi dan ketergantungan pada keahlian individual. Interpretasi manual ECG dikenal memakan waktu, membutuhkan pengalaman klinis yang kuat, serta berpotensi menghasilkan kesalahan diagnostik, terutama ketika beban pasien tinggi atau terdapat variasi klinis yang kompleks. Hal ini disebabkan oleh sifat sinyal ECG yang abstrak dan kompleks serta variasi pola gelombang yang tinggi antara pasien yang berbeda-situasi yang sering menjadi tantangan bahkan bagi tenaga medis yang terlatih [3].

Studi sistematis pada interpretasi ECG menunjukkan bahwa interpretasi manual tetap menjadi kendala signifikan dalam praktik klinis, karena variabilitas dan kompleksitas sinyal ECG dapat memunculkan variabilitas hasil interpretasi antar profesional medis. Hambatan ini menegaskan bahwa ketergantungan penuh pada interpretasi manual belum optimal, apalagi jika volume pasien atau kerumitan kasus meningkat [4]. Penelitian lain juga menyoroti bahwa kemampuan interpretasi ECG bervariasi antar tenaga medis dan menunjukkan perlunya dukungan sistem

yang dapat meningkatkan konsistensi diagnostik[5]]. Permasalahan ini juga tercermin pada konteks lokal di Indonesia, khususnya berdasarkan temuan awal di RS Santosa Hospital Bandung. Hasil wawancara dan observasi menunjukkan bahwa proses identifikasi aritmia di rumah sakit ini masih bergantung sepenuhnya pada interpretasi manual sinyal ECG dan laporan klinis yang tersebar dalam berbagai berkas yang tidak terstandardisasi.

Berdasarkan hasil wawancara dengan dr. Ayu, salah satu dokter jantung di RS Santosa Hospital Bandung, ditemukan bahwa: “Pada praktik sehari-hari, setiap kali pasien masuk dengan keluhan terkait ritme jantung, dokter harus meninjau serangkaian file seperti rekaman ECG, hasil lab, catatan kunjungan sebelumnya, dan dokumen rujukan lain secara manual satu per satu.” Berdasarkan Wawancara, dr. Ayu menjelaskan bahwa pada kasus pasien rujukan dari rumah sakit lain atau pasien rawat ulang, dokter seringkali harus membuka ulang banyak file PDF dengan format yang berbedabeda, mengkompilasi kronologi klinis, dan memastikan tidak ada informasi yang terlewat sebelum membuat keputusan diagnosis. Proses ini, menurut dr. Ayu, memakan waktu cukup lama (bisa lebih dari 15–20 menit per pasien) karena tidak adanya sistem terpadu yang menggabungkan semua data klinis secara otomatis. Oleh karena itu, pengembangan teknologi deteksi aritmia yang lebih efisien sangat penting untuk mengurangi angka kematian dan biaya kesehatan terkait. Gambar 1.1 terkait dengan *Global Arrhythmia Market Report*.



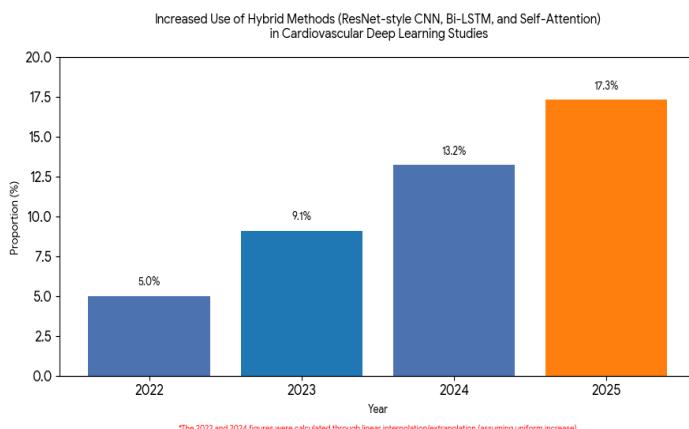
Gambar 1.1 Arrhythmia Market Report

Sumber : [6]

Gambar 1,1 menunjukkan proyeksi pertumbuhan pasar Cardiac Arrhythmia Monitoring Devices berdasarkan jenis produk dari tahun 2024 hingga 2034. Pasar ini mencakup tiga kategori utama, yaitu Holter Monitors, ECG Monitors, dan Implantable Monitors [7]. Nilai pasar secara keseluruhan diperkirakan meningkat dari sekitar 7,3 miliar USD pada tahun 2024 menjadi 16,3 miliar USD pada tahun 2034, dengan tingkat pertumbuhan tahunan gabungan (CAGR) sebesar 7,5%. Tren ini menunjukkan peningkatan permintaan terhadap perangkat pemantauan aritmia jantung yang didorong oleh meningkatnya prevalensi gangguan jantung, kemajuan teknologi pemantauan, serta kesadaran masyarakat akan pentingnya deteksi dini kondisi kardiovaskular. Seiring dengan perkembangan ini, sinyal ECG *Electrocardiogram* berperan sebagai elemen fundamental dalam proses diagnosis karena kemampuannya merekam aktivitas listrik jantung secara real-time, non-invasive, dan efisien secara biaya [8]. Kelebihan utama sinyal ECG terletak pada kemampuannya mendeteksi perubahan ritme jantung yang sangat halus, sehingga efektif dalam mengidentifikasi berbagai jenis aritmia seperti *atrial fibrillation*, *tachycardia*, maupun *heart block* [9]. Meskipun demikian, sinyal ECG memiliki keterbatasan, di antaranya sensitivitas terhadap *noise*, *motion artifacts*, serta kompleksitas interpretasi yang tinggi akibat variasi morfologi antarindividu [10]. Kondisi ini menimbulkan kebutuhan akan pendekatan tambahan yang mampu mengintegrasikan hasil analisis sinyal dengan informasi klinis yang lebih luas untuk menghasilkan pemahaman diagnostik yang lebih mendalam dan kontekstual.

Pemahaman diagnostik yang lebih mendalam dan kontekstual dapat diperoleh melalui *medical report* yang berfungsi sebagai bentuk dokumentasi klinis terstruktur mengenai kondisi pasien berdasarkan hasil pemeriksaan medis, termasuk interpretasi sinyal ECG. *Medical report* merupakan sumber informasi komprehensif yang mencakup data klinis, riwayat kesehatan, hasil laboratorium, serta temuan dari pemeriksaan kardiovaskular yang memungkinkan dokter melakukan evaluasi secara menyeluruh [11]. Berdasarkan laporan *World Economic Forum* (2023), sekitar 80% data medis global berbentuk unstructured data seperti teks naratif dalam *medical report*, yang sulit dianalisis secara efisien tanpa dukungan teknologi kecerdasan buatan [12]. Kondisi ini menimbulkan urgensi

dalam pengolahan dan integrasi medical report secara otomatis agar informasi penting yang terkandung di dalamnya dapat dimanfaatkan secara optimal untuk mendukung diagnosis dan pengambilan keputusan klinis. Kelebihan utama medical report terletak pada kemampuannya memberikan konteks klinis yang tidak dapat diperoleh hanya dari analisis sinyal, seperti keterkaitan antara pola aktivitas listrik jantung dengan gejala klinis, obat yang dikonsumsi, atau riwayat penyakit kardiovaskular pasien. Namun, medical report juga memiliki kelemahan, antara lain sifatnya yang subjektif karena bergantung pada interpretasi tenaga medis, serta keterbatasan dalam representasi kuantitatif yang dapat menghambat proses otomatisasi diagnosis [13]. Oleh karena itu, peran sinyal ECG dan medical report perlu dikombinasikan melalui pendekatan pemodelan berbasis kecerdasan buatan, yang dapat mengintegrasikan data numerik dan naratif untuk menghasilkan sistem analisis yang lebih akurat, objektif, serta mendukung pengambilan keputusan klinis berbasis data secara efisien diikuti dengan Integrasi kedua jenis data tersebut perlu dilengkapi dengan clinical management system yang mampu mengharmonisasikan alur dokumentasi medis, analisis data, serta pengambilan keputusan secara terstruktur.



Gambar 1.2 Peningkatan Penggunaan Metode ResNet Bilstm Attention

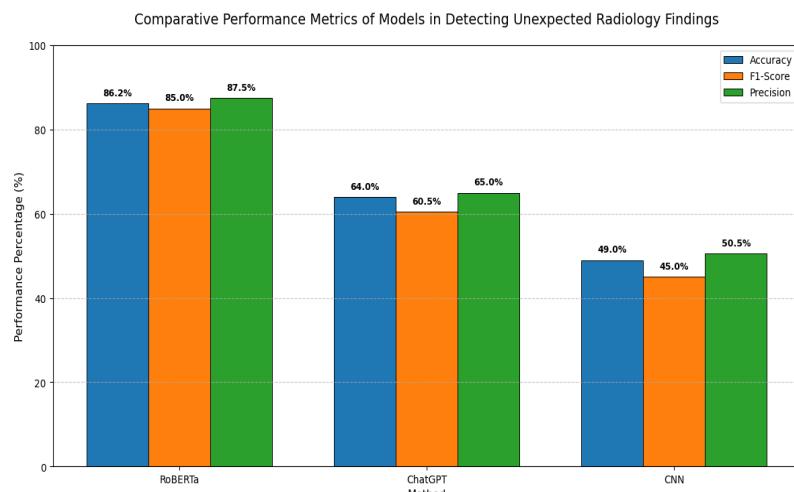
Sumber : [11]

Pendekatan Berdasarkan Gambar 1.2 terkait pemodelan berbasis kecerdasan buatan untuk mendukung keputusan klinis pada tahun 2025 menunjukkan peningkatan signifikan dalam penggunaan arsitektur hibrida yang

mengintegrasikan *ResNet-style CNN*, *Bi-LSTM*, dan mekanisme *self-attention*, dengan proporsi mencapai sekitar 17,3% dari seluruh studi *deep learning* kardiovaskular [11], meningkat hampir dua kali lipat dibandingkan tahun 2023 yang hanya 9,1%. Peningkatan ini berkaitan dengan kebutuhan untuk memproses sinyal ECG secara lebih komprehensif, mengingat karakteristik sinyal aritmia yang bersifat non-stasioner, kompleks, serta memiliki pola morfologi yang sering tumpang tindih. Dalam konteks tersebut, penggunaan kombinasi *ResNet*, *Bi-LSTM*, dan *Attention* memiliki landasan teknis yang kuat karena ketiga komponen tersebut berperan dalam mengatasi tantangan utama pemodelan sinyal ECG. *ResNet-style 1D CNN encoder* berfungsi mengekstraksi fitur morfologi secara mendalam melalui mekanisme *residual learning*, sehingga mampu mempertahankan karakteristik gelombang ECG meskipun terdapat noise dan variabilitas fisiologis [12]. *Bi-LSTM* berperan dalam menangkap dependensi temporal dua arah, yang diperlukan untuk merepresentasikan urutan dinamika antar-beat pada sinyal aritmia, yang tidak dapat ditangani secara optimal oleh CNN statis [13]. Mekanisme *multi-head self-attention* kemudian memberikan kontribusi tambahan dengan memberikan penekanan adaptif pada segmen sinyal yang memiliki relevansi diagnostik lebih tinggi, sehingga proses pembelajaran dapat memprioritaskan bagian sinyal yang lebih informatif dan mengurangi pengaruh elemen non-informatif [14].

Integrasi ketiga komponen *ResNet-style*, *Bi-LSTM*, dan mekanisme *self-attention* menghasilkan peningkatan performa yang konsisten, ditunjukkan oleh pencapaian akurasi sebesar 99,12% pada *dataset MIT-BIH* dan 85,84% pada *PTB-XL*, serta peningkatan *macro-F1* sebesar 3–5% dibandingkan arsitektur *CNN-LSTM* konvensional [15]. Implementasi *weighted focal loss* turut meningkatkan stabilitas proses pelatihan pada kondisi ketidakseimbangan kelas, yang merupakan karakteristik umum *dataset aritmia* dengan distribusi kelas minoritas yang terbatas [16]. Dengan demikian, pemilihan kombinasi *ResNet*, *Bi-LSTM*, dan *Attention* didasarkan pada pertimbangan teknis konsisten dengan kebutuhan representasi spasial, temporal, dan kontekstual pada sinyal ECG. Meskipun arsitektur ini memiliki kompleksitas komputasi yang lebih tinggi dan potensi *overfitting* pada kondisi data terbatas, pengembangan lanjutan melalui penggunaan *ResNet-style 1D*

CNN encoder, Bi-LSTM temporal path, multi-head self-attention, fully-connected diagnostic head, weighted focal loss, dan warmup cosine learning rate schedule, serta integrasi laporan medis berbasis teks, diharapkan dapat menghasilkan model multimodal yang lebih akurat, stabil, dan sesuai dengan kebutuhan analisis diagnostik dalam sistem informasi kesehatan modern.



Gambar 1.3 Perbandingan Efektivitas penggunaan Metode ResNet Bilstm Attention

Sumber : [21]

Dalam konteks perkembangan terbaru, pemanfaatan *Transformer-based model* untuk analisis laporan medis menunjukkan potensi besar dalam meningkatkan akurasi deteksi dan memastikan relevansi klinis yang lebih mendalam. Meskipun demikian, literatur terkini periode 2024-2025 mengindikasikan bahwa adopsinya masih relatif rendah, yakni sekitar 8,2% dari total penelitian di bidang analisis teks medis [14]. Walaupun terbatas, pendekatan berbasis *RoBERTa* terbukti memberikan hasil optimal pada berbagai tugas klinis. Sebagai contoh, kombinasi *HeartBERT RoBERTa* dan *Bi-LSTM* mencapai akurasi 77% pada dataset *ECG* berskala besar [15] sementara model multimodal *MoRE* yang menggabungkan *X-ray*, *ECG*, dan laporan klinis mampu meningkatkan akurasi diagnostik hingga 86% [16]. Selain itu, metode *Transformer-based multi-expert rewriting* menunjukkan peningkatan akurasi interpretasi sinyal *ECG* dari 66% menjadi 84,21 [17]%, sedangkan *RoBERTa* juga unggul dalam mendekripsi temuan tidak terduga pada

laporan radiologi dengan akurasi 86,15%, jauh melampaui *CNN* (49%) dan *ChatGPT* (64%) yang ditunjukan pada Gambar 1.3 [18] Di sisi lain, kombinasi *RoBERT* adengan *global pointers* berhasil meningkatkan *F1-score* dalam ekstraksi entitas medis berbahasa Mandarin dibandingkan model dasar. Namun, keterbatasan tetap ada, terutama pada tugas *personal health information (PHI)* di catatan perawat, di mana performa *RoBERTa* menurun dengan *F1-score* hanya sekitar 88% dibanding baseline 97%, menandakan tantangan generalisasi lintas domain medis [19]. Oleh karena itu, integrasi *RoBERTa* dengan model *ResNet-style 1D CNN encoder Bi-LSTM temporal path multi-head self-attention* menjadi langkah strategis untuk menggabungkan kekuatan analisis sinyal fisiologis dan pemahaman teks klinis. Pendekatan multimodal ini diharapkan mampu meningkatkan akurasi prediksi, memperkuat kemampuan generalisasi model, serta menghasilkan interpretasi yang lebih relevan dan bermakna dalam konteks diagnostik medis berbasis kecerdasan buatan.

Konteks diagnostik medis Berdasarkan hasil *pro-step research* yang telah dilakukan, metode berbasis *CNN-LSTM sequential* menunjukkan performa yang cukup baik dengan akurasi 89%. Namun, penelitian tersebut masih memiliki limitasi karena hanya menggunakan sekitar 100 data uji dari dataset yang kecil, sehingga kemampuan generalisasi terhadap variasi sinyal ECG masih rendah. Selain itu, model sebelumnya hanya berfokus pada dua label aritmia, sehingga belum mampu merepresentasikan kompleksitas kondisi jantung yang sebenarnya. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, penelitian ini mengusulkan improvisasi arsitektur berupa *ResNet-style 1D CNN encoder* yang dikombinasikan dengan *Bi-LSTM temporal path* dan *multi-head self-attention* guna menangkap hubungan spasial–temporal sinyal ECG secara lebih komprehensif. Meskipun model ini unggul dalam analisis sinyal, keterbatasannya terletak pada kurangnya pemahaman terhadap konteks klinis dan interpretabilitas hasil prediksi.Sementara itu, model berbasis *Transformer* seperti *RoBERTa*terbukti efektif dalam memahami representasi tekstual kompleks pada laporan medis, dengan kemampuan tinggi dalam menafsirkan konteks semantik klinis. Namun, penerapannya di bidang medis masih menghadapi kendala seperti kebutuhan komputasi besar, keterbatasan dataset

beranotasi, serta tantangan generalisasi lintas domain. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan pendekatan *multimodal* dengan mengintegrasikan kekuatan analisis sinyal ECG melalui *ResNet-style 1D CNN encoder Bi-LSTM temporal path multi-head self-attention* dan pemrosesan laporan medis menggunakan *RoBERTa*. Penelitian ini menggunakan empat kelas aritmia yang lebih representatif, yaitu NORM, MI, STTC, dan CD. Tujuan utama penelitian ini adalah membangun sistem deteksi aritmia yang lebih akurat, generalis, dan relevan secara klinis maka Kontribusi utama penelitian ini meliputi:

1. Memanfaatkan kemampuan *ResNet-style 1D CNN encoder* dengan *Bi-LSTM temporal path* dan *multi-head self-attention* untuk mengekstraksi fitur spasial dan temporal sinyal ECG secara mendalam, sehingga pola kelainan jantung dapat dikenali dengan lebih akurat dan stabil terhadap variasi sinyal fisiologis.
2. Memanfaatkan *RoBERTa* pada laporan medis untuk memahami konteks semantik kompleks, meningkatkan interpretasi klinis hasil deteksi, serta memperkuat relevansi diagnostik melalui analisis bahasa alami yang presisi.
3. Menerapkan pendekatan *multimodal hybrid* melalui integrasi antara model berbasis sinyal (*ResNet-style 1D CNN Bi-LSTM self-attention*) dan model berbasis teks (*RoBERTa*) guna membangun sistem deteksi aritmia yang lebih akurat, generalis, dan relevan secara klinis.

Penelitian ini diharapkan memperkuat arah pengembangan sistem kesehatan digital berbasis AI dengan pendekatan *multimodal* yang mampu menggabungkan informasi fisiologis dan klinis secara terpadu.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penelitian ini antara lain:

1. Bagaimana memanfaatkan kemampuan *ResNet-style 1D CNN encoder* dengan *Bi-LSTM temporal path* dan *multi-head self-attention* untuk menangkap pola spasial temporal secara mendalam pada sinyal dengan

menguji berbagai parameter arsitektur sehingga memperoleh konfigurasi optimal dalam mendeteksi aritmia ?

2. Bagaimana memanfaatkan kemampuan *RoBERTa* pada laporan medis untuk mengekstraksi informasi klinis pada *medical report* dengan mengevaluasi dari berbagai parameter sehingga dapat optimal dalam mendeteksi Aritmia?
3. Bagaimana mengintegrasikan pendekatan *multimodal hybrid* antara *ResNet-style 1D CNN encoder Bi-LSTM temporal path multi-head self-attention* dan *RoBERTa* serta menguji kombinasi parameter *antar-modality* untuk menghasilkan model deteksi aritmia yang lebih akurat, generalis, serta relevan secara klinis?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dalam penelitian ini antara lain:

1. Penelitian ini menggunakan dataset PTB-XL sebagai sumber utama data sinyal Electrocardiogram (ECG) dan laporan medis yang terkait
2. Fokus penelitian dibatasi pada empat kelas aritmia, yaitu Normal (NORM), Myocardial Infarction (MI), ST-T Change (STTC), dan Conduction Disturbance (CD), tanpa melibatkan kategori minor lainnya.
3. Model yang dikembangkan berbasis ResNet-style 1D CNN encoder dengan Bi-LSTM temporal path dan multi-head self-attention, serta integrasi RoBERTa untuk pemrosesan laporan medis, tanpa membandingkan dengan seluruh model deep learning lain secara langsung.
4. Evaluasi performa model hanya mencakup metrik klasifikasi seperti accuracy, precision, recall, dan F1-score, tanpa mempertimbangkan aspek efisiensi komputasi secara mendalam.
5. Implementasi sistem deteksi aritmia dilakukan dalam bentuk deployment menggunakan antarmuka interaktif berbasis web. Tahap ini bertujuan untuk mendemonstrasikan kemampuan model dalam mengklasifikasikan sinyal ECG dan interpretasi laporan medis secara real-time, namun belum diintegrasikan ke dalam sistem informasi rumah sakit atau aplikasi klinis sesungguhnya.

1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian

Berikut merupakan tujuan dan manfaat dari penelitian ini yang diharapkan dapat memberikan kontribusi bagi pengembangan ilmu pengetahuan dan penerapan teknologi dalam bidang deteksi aritmia:

1.4.1 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diidentifikasi, tujuan utama dari penelitian ini antara lain:

1. Mengintegrasikan kemampuan *ResNet-style 1D CNN encoder* dengan *Bi-LSTM temporal path* dan *multi-head self-attention* untuk menangkap pola spasial temporal secara mendalam pada sinyal *ECG*, serta menguji berbagai parameter arsitektur guna memperoleh konfigurasi optimal dalam meningkatkan akurasi deteksi aritmia.
2. Mengoptimalkan kemampuan *RoBERTa* dalam menganalisis laporan medis untuk mengekstraksi informasi klinis yang kompleks dan relevan, melalui pengujian parameter arsitektur agar menghasilkan representasi laporan klinis yang lebih informatif bagi proses klasifikasi.
3. Mengembangkan dan menguji pendekatan *multimodal hybrid* yang menggabungkan *ResNet-style 1D CNN encoder*, *Bi-LSTM temporal path*, *multi-head self-attention*, dan *RoBERTa*, dengan melakukan eksplorasi terhadap parameter fusi antar-modalitas untuk menghasilkan model deteksi aritmia yang lebih akurat, generalis, serta relevan secara klinis.

1.4.2 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari penelitian dikategorikan berupa dua aspek, yaitu manfaat teoritis dan manfaat praktis berikut penjelasan pada kedua aspek manfaat antara lain:

1.4.2.1 Manfaat Teoritis

Manfaat Teoritis dalam penelitian ini antara lain:

1. Memberikan wawasan tentang pola kompleks sinyal ECG dan keberagaman bahasa klinis terkait aritmia serta metode deteksi yang lebih akurat dan efisien.

2. Memberikan pemahaman teoritis yang lebih mendalam mengenai representasi spasial–temporal pada sinyal *ECG* melalui penerapan *ResNet-style 1D CNN encoder* yang dikombinasikan dengan *Bi-LSTM temporal path* dan *multi-head self-attention*, serta *RoBERTa* sehingga mampu menangkap pola kompleks dan dinamis pada aktivitas listrik jantung.
3. Menjadi landasan bagi pengembangan model *hybrid* lain yang lebih adaptif untuk aplikasi medis berbasis perangkat terbatas.

1.4.2.2 Manfaat Praktis

Manfaat Praktis dalam penelitian ini antara lain:

1. Memfasilitasi diagnosis dini aritmia termasuk *fibrilasi atrium*, *takikardia ventrikular*, dan *aritmia supraventrikular*, sehingga memungkinkan pencegahan komplikasi *sudden cardiac death*.
2. Memberikan *clinical decision support* dalam menentukan strategi terapi yang paling tepat, meliputi obat *antiaritmia*, indikasi ablati kateter, hingga implantasi alat pacu jantung atau *implantable cardioverter-defibrillator (ICD)*.
3. Mengoptimalkan monitoring longitudinal pada pasien dengan risiko kardiovaskular tinggi di mana sistem mengidentifikasi dan memprioritaskan bagian sinyal yang menunjukkan abnormalitas guna dilakukan pengujian klinis lebih lanjut.

1.5 Sistematika Penulisan

Penulisan karya ilmiah ini disusun berdasarkan *template* terstandarisasi yang digunakan oleh mahasiswa Program Studi Sistem Informasi, Universitas Multimedia Nusantara. *Template* tersebut berfungsi sebagai panduan struktural agar penyusunan laporan penelitian dapat tersusun secara sistematis, konsisten, dan mudah dipahami. Melalui struktur ini, pembaca dapat dengan jelas mengikuti alur pemikiran, metode, serta hasil yang diperoleh dalam penelitian. Berikut sistematika dari penulisannya:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini memberikan gambaran umum mengenai latar belakang, rumusan masalah, batasan penelitian, tujuan, manfaat, serta sistematika penulisan. Tujuannya adalah menjelaskan alasan dilakukannya penelitian dan arah pengembangannya secara menyeluruh.

BAB II LANDASAN TEORI

Bab ini menyajikan teori-teori, konsep dasar, dan hasil penelitian terdahulu yang relevan. Tujuannya adalah memberikan dasar ilmiah yang kuat bagi penelitian dengan menjelaskan konsep utama dan metode yang digunakan. Selain itu, bab ini juga berfungsi sebagai acuan untuk mengidentifikasi kesenjangan penelitian (*research gap*) yang menjadi landasan pengembangan model dalam studi ini.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan rancangan penelitian, sumber dan pengolahan data, serta tahapan analisis yang dilakukan. Tujuannya adalah memberikan pemahaman tentang langkah-langkah sistematis yang digunakan dalam mencapai tujuan penelitian.

BAB IV ANALISIS HASIL PENELITIAN

Bab ini berisi hasil implementasi dan analisis dari model yang dikembangkan. Tujuannya adalah memaparkan hasil pengujian dan evaluasi untuk menilai kinerja model berdasarkan data dan metode yang telah dijelaskan sebelumnya.

BAB V SIMPULAN DAN SARAN

Bab ini menyajikan kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan serta saran untuk pengembangan dan penelitian lanjutan. Tujuannya adalah merangkum temuan utama dan memberikan arahan bagi studi selanjutnya.