

BAB 1 PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Penyakit kardiovaskular (PKV) merupakan tantangan kesehatan global dan menjadi penyebab utama kematian di seluruh dunia [1]. Laporan beban penyakit global menunjukkan tren yang mengkhawatirkan, di mana PKV bertanggung jawab atas sebagian besar kematian non-infeksi secara global [2]. Di Indonesia, situasinya juga serupa, menempatkan penyakit jantung sebagai salah satu prioritas utama kesehatan nasional dengan beban pembiayaan yang signifikan [3]. Angka-angka ini tidak hanya berupa statistik, tetapi juga menunjukkan dampak besar yang ditanggung oleh sistem kesehatan, ekonomi, dan kualitas hidup jutaan keluarga. Oleh karena itu, upaya untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam proses diagnosis dini menjadi sangat krusial, di mana teknologi medis seperti Elektrokardiogram (EKG) memegang peranan sentral.

Menindaklanjuti peran sentralnya, Elektrokardiogram (EKG) merupakan prosedur diagnostik non-invasif yang fundamental dalam praktik kardiologi modern [4]. Sebagai standar emas, EKG 12-lead memberikan pandangan tiga dimensi yang komprehensif dengan menganalisis sinyal dari bidang frontal dan horizontal, yang sangat penting untuk diagnosis akurat [5], [6]. Keunggulannya terletak pada akuisisi data yang cepat dan efisien, menjadikannya instrumen vital di berbagai tatanan klinis, terutama dalam situasi yang membutuhkan pengambilan keputusan cepat seperti di unit gawat darurat [7]. Dari analisis sinyal tersebut, berbagai kondisi dapat diidentifikasi, termasuk infark miokard dan lokasinya [8], serta klasifikasi berbagai jenis aritmia jantung [9], [10]. Meskipun demikian, interpretasi yang akurat dari data yang kaya ini sangat bergantung pada kompetensi dan pengalaman klinisi, di mana studi menunjukkan adanya variabilitas dalam tingkat keahlian interpretasi bahkan di antara para profesional kesehatan [11].

Meskipun memiliki kegunaan diagnostik yang luas, efektivitas EKG sangat bergantung pada proses interpretasi yang akurat, yang secara inheren memiliki beberapa tantangan fundamental. Pertama, pembacaan EKG yang benar menuntut keahlian klinis dan pengalaman mendalam, di mana studi menunjukkan adanya variabilitas kompetensi yang signifikan bahkan di antara para profesional kesehatan [11]. Variabilitas ini dapat mengarah pada subjektivitas dalam diagnosis pada kasus-kasus yang ambigu. Kedua, dalam lingkungan bertekanan tinggi seperti unit gawat darurat, proses interpretasi manual yang memakan waktu dapat menjadi penghambat dalam triase dan penentuan prioritas pasien secara cepat [7]. Keterbatasan-keterbatasan ini yang terkait dengan keahlian, subjektivitas, dan waktu menciptakan kebutuhan yang jelas akan sistem pendukung keputusan klinis yang dapat membantu menstandarisasi dan mempercepat proses diagnosis EKG.

Untuk menjawab tantangan tersebut, kemajuan pesat dalam bidang kecerdasan buatan (AI), khususnya deep learning, menawarkan solusi yang sangat menjanjikan untuk otomatisasi interpretasi EKG [7], [12]. Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), yang merupakan salah satu pilar utama deep learning, terbukti sangat efektif untuk tugas-tugas berbasis citra karena kemampuannya untuk belajar dan mengekstrak fitur-fitur hierarkis secara otomatis langsung dari data piksel [5], [8]. Lebih lanjut, pendekatan transfer learning telah menjadi metode yang dominan, di mana model-model yang telah dilatih pada dataset gambar berskala besar seperti ImageNet diadaptasi untuk tugas-tugas medis yang spesifik [13]. Teknik ini memungkinkan pengembangan model yang kuat bahkan dengan data yang terbatas, seperti yang telah ditunjukkan dalam penerapan fine-tuned MobileNet-V2 untuk klasifikasi aritmia EKG [2]. Keberhasilan berbagai penerapan ini menunjukkan potensi besar dari pendekatan transfer learning, namun juga membuka ruang untuk eksplorasi lebih lanjut dalam hal optimasi pipeline data dan perbandingan arsitektur secara sistematis.

Meskipun berbagai penerapan deep learning—termasuk penggunaan model transfer learning seperti MobileNetV2 dan ResNet50 serta teknik fusi data multimodal—telah menunjukkan potensi besar, masih terdapat area yang memerlukan eksplorasi lebih mendalam untuk optimalisasi. Banyak penelitian cenderung fokus pada penerapan satu arsitektur spesifik dengan satu pipeline preprocessing yang telah ditentukan [2], [14], [15]. Studi yang secara sistematis mengeksplorasi dampak dari berbagai strategi representasi data—mulai dari citra mentah, volume 3D gabungan, hingga pemisahan volume berdasarkan fungsi anatomis—untuk menemukan input yang paling efektif masih terbatas. Selain itu, analisis komparatif yang adil antara beberapa arsitektur transfer learning terkemuka dalam kerangka kerja multi-input yang sama juga masih jarang dilakukan. Oleh karena itu, penelitian ini diajukan untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan melakukan eksplorasi pipeline preprocessing dan arsitektur CNN secara sistematis untuk klasifikasi penyakit jantung dari sinyal EKG.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, penelitian ini dirancang untuk menjawab beberapa permasalahan utama dalam upaya klasifikasi penyakit jantung dari citra EKG secara otomatis. Permasalahan-permasalahan tersebut dirumuskan sebagai berikut:

- Bagaimana pengaruh strategi representasi data terhadap kinerja model klasifikasi EKG?
- Arsitektur transfer learning manakah yang menunjukkan kinerja paling unggul untuk tugas klasifikasi EKG pada pipeline data terbaik?

1.3. Tujuan dan Manfaat

Penelitian ini bertujuan untuk secara sistematis menemukan arsitektur deep learning yang optimal untuk klasifikasi penyakit jantung dari citra EKG. Proses ini diawali dengan eksplorasi tiga strategi representasi data menggunakan citra mentah, volume 3D gabungan 12-lead, dan pemisahan volume 3D

berdasarkan lead tungkai dan dada untuk menentukan pipeline persiapan data yang paling efektif. Selanjutnya, pipeline terbaik tersebut digunakan sebagai dasar untuk membandingkan kinerja beberapa arsitektur transfer learning (MobileNetV2, ResNet50, dan InceptionV3) guna memilih model dengan performa tertinggi.

Manfaat penelitian ini adalah memberikan bukti empiris mengenai strategi representasi data citra EKG yang paling efektif untuk model deep learning serta menyajikan analisis perbandingan kinerja yang adil antara arsitektur MobileNetV2, ResNet50, dan InceptionV3 pada domain medis, yang dapat menjadi acuan bagi penelitian selanjutnya.

1.4. Batasan Masalah

Topik yang diangkat dalam penelitian ini adalah klasifikasi penyakit jantung secara otomatis dari citra sinyal Elektrokardiogram (EKG). Secara spesifik, penelitian ini melakukan eksplorasi sistematis pada dua ranah utama dalam pengembangan model deep learning. Pertama, dieksplorasi beberapa strategi representasi data untuk menentukan metode persiapan data yang paling efektif. Hal ini mencakup perbandingan antara menggunakan citra mentah sebagai baseline, dengan pendekatan yang lebih kompleks seperti menyusun sinyal 12-lead menjadi satu volume 3D yang digabungkan dengan sinyal long-lead, serta memisahkan 12-lead menjadi dua volume 3D berdasarkan fungsi anatomisnya. Kedua, setelah pipeline preprocessing terbaik ditentukan, dilakukan eksplorasi arsitektur dengan membandingkan kinerja beberapa model Convolutional Neural Network (CNN) berbasis transfer learning untuk menemukan yang paling unggul.

Sistem yang diusulkan dirancang untuk menerima masukan (input) berupa sebuah file citra digital (misalnya, .jpg atau .png) dari hasil pindaian laporan EKG 12-lead standar. Citra ini kemudian diproses melalui pipeline yang telah dikembangkan untuk mengisolasi, membersihkan, dan menyusun ulang data sinyal EKG menjadi format yang dapat diolah oleh model. Keluaran (output)

dari sistem adalah sebuah label klasifikasi tunggal yang memprediksi kondisi jantung pasien ke dalam salah satu dari empat kategori: normal, abnormal, myocardial-patients, dan history-myocardial-patients. Sebagai contoh kasus, saat sebuah citra EKG dari pasien dengan riwayat infark miokard diumpankan ke sistem, output yang diharapkan adalah label 'history-myocardial-patients'.

Untuk menjaga agar penelitian ini tetap fokus dan dapat diselesaikan dalam lingkup waktu yang telah ditentukan, beberapa batasan masalah diterapkan. Pertama, penelitian ini menggunakan dataset publik dengan jumlah total 928 citra, yang tergolong terbatas untuk melatih model deep learning secara ekstensif dan dapat memengaruhi kemampuan generalisasi model pada populasi pasien yang lebih luas. Kedua, penelitian ini tidak menyertakan data demografis pasien karena dataset publik yang digunakan memang tidak menyediakan informasi tersebut. Selanjutnya, pada tahap preprocessing, pemisahan 12 lead individual dilakukan menggunakan template koordinat manual. Pendekatan ini dipilih secara pragmatis untuk menjamin konsistensi setelah metode deteksi kontur otomatis terbukti kurang andal. Eksplorasi lebih lanjut seperti mengubah jumlah unit pada lapisan Dense di kepala klasifikasi, atau mengubah batch size tidak dilakukan karena keterbatasan waktu dan sumber daya komputasi.

1.5. Metode Penelitian

Menyatakan cara pendekatan atau metode dalam menyelesaikan pekerjaan di dalam Tugas Akhir. Pekerjaan penelitian dilakukan dengan pendekatan: studi literatur, pengumpulan dataset, perancangan dan simulasi sistem, evaluasi dan analisis.

Secara umum penelitian yang akan dilaksanakan terdiri atas kegiatan sebagai berikut:

1. Studi Literatur

Pada tahap studi literatur, akan dilakukan pencarian paper, artikel, atau berita yang akan digunakan sebagai bahan referensi atau rujukan terkait dengan penelitian yang akan dilakukan.

2. Pengumpulan Dataset

Pada tahap pengumpulan dataset, akan dilakukan pengumpulan data-data yang akan digunakan pada penelitian yang akan dilakukan. Dilakukan proses Exploratory Data Analysis (EDA) untuk memastikan validitas data dan protocol pembagian data latih dan data uji yang akan digunakan.

3. Perancangan dan Implementasi Sistem

Pada tahap ini, akan dilakukan perancangan serta implementasi model yang akan digunakan dalam penelitian ini. Kemudian model yang telah diimplementasikan dilatih menggunakan dataset yang telah mengalami proses EDA.

4. Evaluasi dan analisis

Pada tahap evaluasi dan Analisa, akan dilakukan beberapa scenario konfigurasi untuk menghasilkan model klasifikasi menggunakan data latih. Model klasifikasi akan mengami fine-tuning, evaluasi dan analisis untuk mendapatkan beberapa model terbaik. Model terbaik akan dievaluasi menggunakan data uji untuk analisis untuk menentukan kinerja akhir dari model klasifikasi. Analisis dilakukan dengan menggunakan Confusion Matrix, Akurasi, Presisi, Recall, F1-Score.

5. Penyusunan Laporan/Buku TA

Setiap langkah dalam penelitian ini akan dicatat dan didokumentasikan dalam laporan yang dapat digunakan oleh peneliti berikutnya untuk pengembangan. Luaran berupa tugas akhir.