

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Kematian bayi dan anak di Indonesia masih tinggi. Kelainan bawaan merupakan salah satu penyebab utama kematian bayi yang tercatat di rumah sakit [1]. Dari berbagai jenis kelainan bawaan, Penyakit Jantung Bawaan (PJB) merupakan kelainan bawaan yang paling umum terjadi dengan angka kematian yang tinggi [2]. PJB adalah kelainan struktural dan fungsional jantung atau pembuluh darah besar intratoraks yang terjadi pada saat proses pembentukan organ jantung pada embrio. PJB di Indonesia diperkirakan terjadi pada sekitar 9 bayi per 1000 kelahiran hidup [3]. Tidak sejalan dengan tingginya kasus PJB, layanan intervensi PJB masih lambat. Hingga tahun 2024, Ikatan Dokter Anak Indonesia (IDAI) menyebut total layanan intervensi PJB baru mencakup 7.500 kasus dari perkiraan angka kelahiran bayi dengan PJB per tahunnya yang mencapai 50.000 kasus [4]. Layanan intervensi yang lambat disebabkan salah satunya karena jumlah dokter spesialis jantung anak yang terbatas, yang mana hanya sekitar 105 orang dan bertambah 5-6 per tahunnya [4]. Sementara di Jawa Timur, hanya terdapat 3 orang dokter spesialis jantung anak yang semuanya berdomisili di Surabaya.

Berdasarkan klasifikasi PJB, *Ventricular Septal Defect* (VSD) merupakan salah satu jenis PJB asiantik dengan pirau, yang mana paling sering terjadi utamanya pada anak dibandingkan dengan jenis PJB lainnya [5]. Berdasarkan data dari Kementerian Kesehatan RI [6], sampai tahun 2023 VSD merupakan jenis PJB yang paling banyak terjadi, yaitu 20% dari total kasus penyakit jantung bawaan pada anak di Indonesia. VSD merupakan kelainan jantung yang ditandai dengan adanya lubang atau defek pada dinding pemisah antara ventrikel kanan dan kiri [7]. VSD terjadi akibat kelainan perkembangan atau gangguan dalam pembentukan *septum interventrikular* selama proses kompleks morfogenesis jantung embriologi [5]. Pasien VSD beresiko mengalami keterlambatan dan gangguan perkembangan, bahkan kematian [8]. Perlu adanya inovasi identifikasi kelainan VSD sedini mungkin secara cepat dan akurat. Dengan begitu semakin cepat VSD terdeteksi

pada anak, maka semakin cepat pula proses penanganan medis yang dapat meningkatkan kelangsungan hidup anak.

VSD dapat didiagnosis melalui pemeriksaan fisik dengan deteksi murmur jantung, ekokardiografi, elektrokardiogram, kateterisasi jantung, MRI, dan CT scan jantung. Ekokardiografi merupakan pemeriksaan non invasif dengan pancaran gelombang ultrasonik yang menghasilkan video *real time* bagaimana struktur dan fungsi jantung, serta deteksi kelainan jantung [9]. *Apical four chamber* merupakan salah satu tampilan yang menunjukkan secara jelas fungsi dan struktur 4 ruang jantung, juga dapat mendeteksi lebih dari 60% *cardiac septal defects* sebelum kelahiran [10]. Namun dalam interpretasi hasil ekokardiografi memiliki hambatan, seperti kualitas video yang beragam, interpretasi yang subjektif berdasarkan pengalaman dan pengetahuan pemeriksa, dll. Hasil ekokardiografi berupa video yang terdiri dari beberapa *frame* dengan pergerakan jantung dan rentan terdapat *spekle noise* yang menurunkan kualitas (kontras dan batas struktur) citra *ultrasound* dan memengaruhi diagnostik penyakit [11]. Meskipun sudah banyak literatur pedoman interpretasi dan penilaian output ekokardiografi, hal tersebut membuat adanya variabilitas dalam interpretasi hasil ekokardiografi [12]. Pemanfaatan kecerdasan buatan yang digabungkan dengan interpretasi dokter, memungkinkan untuk mengidentifikasi pola halus dari citra ekokardiografi dan memperbaiki variabilitas interpretasi hasil [13].

Beberapa penelitian terdahulu telah mengkaji diagnosis dengan *deep learning*, seperti Kadir Barut dkk [14] dalam penelitiannya yang melakukan klasifikasi VSD dan non VSD dari citra CT *scan* menggunakan metode VGG16, ResNet50, dan InceptionV3 dan didapatkan hasil terbaik dengan *precision* dan *recall* sebesar 99,99% pada VGG16. Adapun penelitian lain yaitu klasifikasi VSD dan *tetralogy of Fallot* (TOF) pada janin dengan VGG19, ResNet50, NTS-Net, dan *The Weakly Supervised Data Augmentation Network* (WSDAN) [15]. Penelitian oleh Shih-Hsin Chen dkk [16] melakukan deteksi *defect septum* menggunakan algoritma YOLOv5, YOLOv7, dan YOLOv9, juga menganalisis pengaruh *preprocessing* data. Melalui algoritma YOLOv9 dan melibatkan *preprocessing* data yaitu anotasi yang lebih longgar dan augmentasi data, model penelitian tersebut

dapat mendeteksi lokasi *defect septum* dan mencapai mAP 99,4%. Penelitian serupa lainnya yaitu deteksi VSD pada anak dengan YOLOv4 dan YOLOv5 [17], deteksi VSD dengan YOLOv4-densenet [18], dan deteksi VSD pada anak dengan *Faster-RCNN* [19]. Penelitian oleh Ria Nova dkk [20] melakukan segmentasi semantik jantung dalam kondisi ASD, VSD, AVSD, dan Normal dengan membandingkan arsitektur model U-Net dan V-Net. Model U-Net berhasil memprediksi *segment* atau bentuk defek pada *septum* jantung dan mencapai *mean IoU* 94.69% dan *mean accuracy* 97.73%. Penelitian serupa lainnya yaitu segmentasi semantik ruang jantung pada kelainan VSD-ASD dengan U-Net [21].

Berdasarkan ulasan penelitian terdahulu, *deep learning* khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN) banyak digunakan dalam analisis citra medis termasuk VSD pada tugas klasifikasi untuk memprediksi kelas normal tidaknya jantung, tugas deteksi untuk memprediksi lokasi defek pada *septum*, dan tugas segmentasi untuk memprediksi bentuk struktur defek. CNN melalui konvolusi dapat mengekstrak dan memanfaatkan informasi spasial juga sifat-sifat simetris yang melekat pada citra medis. Berbeda dengan model YOLO, SSD, EfficientNet, dan RetinaNet yang memprediksi objek secara satu tahap sehingga pemrosesan yang lebih cepat, model RCNN dan turunannya (*Fast RCNN*, *Faster RCNN*) bekerja dengan dua tahap detektor yang mana membuat hasil prediksinya lebih akurat [22]. FCN dan U-Net merupakan pengembangan CNN yang mampu melakukan segmentasi semantik pada suatu objek. Beberapa model CNN tersebut, memiliki keterbatasan dalam presisi hasil dan terbatas dalam menyelesaikan salah satu *task* [22].

Diagnosis kelainan VSD dengan pendekatan *multi task* berupa klasifikasi, deteksi dan segmentasi merupakan metode efektif yang memanfaatkan representasi bersama [23] dalam mengidentifikasi defek pada septum ventrikel [24]. Untuk mengatasi keterbatasan beberapa algoritma CNN dalam menghasilkan identifikasi multi label, penelitian ini mengusulkan penggunaan algoritma *Mask Region based Convolutional Neural Network* (MRCNN). *Mask-RCNN* dapat memproses pembelajaran *multi task* yaitu klasifikasi, deteksi, dan segmentasi secara bersamaan melalui tiga head yang berbeda [25]. Pemrosesan secara paralel tersebut membuat

Mask-RCNN lebih cepat dibandingkan dengan algoritma dalam tugas serupa [25], [26], [27]. Proses penyelarasan posisi dan ukuran antara RoI dengan objek sebenarnya pada tahap RoI *Align*, *Mask*-RCNN menggunakan *bilinear interpolation* yang mana meningkatkan akurasi *mask* dan *bounding box*. Penelitian terdahulu yang telah mengkaji keunggulan *Mask*-RCNN antara lain Siti Nurmaini dkk yang melakukan deteksi dan segmentasi ruang jantung janin menggunakan MRCNN dengan backbone ResNet-50 dan mencapai mAP sebesar 99.48%. Pada objek yang berbeda, penelitian oleh Jeenath dan Senthilselvi yang melakukan deteksi dan segmentasi citra tumor otak yang ditingkatkan kualitasnya, menggunakan MRCNN dengan *backbone* DenseNet-121 dan mencapai *accuracy* sebesar 98.9% dan DSC 98%. Penelitian lainnya yaitu deteksi dan segmentasi ruang jantung *prenatal-postnatal* dengan MRCNN dengan *backbone* ResNet 101 dan mencapai *average* DSC sebesar 55.72% dan mAP sebesar 51.04%, juga klasifikasi jenis PJB dengan berbagai arsitektur CNN [24]. Dengan mengacu pada penelitian Siti Nurmaini dkk [26], [27], Xixiang Lin [28] dan Indah Nirmalasari [19], penelitian ini akan membuat sistem klasifikasi, deteksi, dan segmentasi objek pada ventrikel jantung.

Kualitas visual data inputan dalam pelatihan model, menentukan performa generalisasi model *deep learning*. Citra inputan dengan kondisi *noise* yang tinggi dan kontras yang buruk dapat mengaburkan informasi struktural yang penting dari gambar, sehingga model cenderung mempelajari fitur semu yang tidak relevan [29]. Perbaikan kualitas citra penting dilakukan untuk memperjelas detail objek dan mengurangi *noise* yang mengganggu. Dengan kualitas data inputan yang lebih baik, model dapat mengekstrak fitur yang lebih representatif dan *robust*, sehingga didapatkan performa generalisasi model pada data baru yang lebih tinggi [30]. Hal tersebut didukung oleh penelitian Hadi Syaputra dkk [31], yang mengukur pengaruh *image enhancement* pada citra *ultrasound* terhadap performa model *Mask* RCNN. Evaluasi model tertinggi dicapai dengan kombinasi penggunaan *image enhancement Adaptive Histogram Equalization* (AHE) dan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE), yang ditunjukkan oleh nilai mAP sebesar 30,49%, IoU sebesar 58,87%, dan DSC sebesar 70,32%. Pada penelitian

serupa oleh Ahmad dkk [32], menunjukkan jika penggunaan metode *image enhancement Histogram Equalization* (HE) pada model *transfer learning Mask RCNN*, mencapai performa yang tinggi dengan DSC sebesar 94,2%. Dengan dasar tersebut, penelitian ini akan menambahkan metode *image enhancement* FNLM dan CLAHE untuk perubahan performa model. Penelitian ini disusun dengan garis besar tahapan yaitu *preprocessing data* yang meliputi ekstraksi frame, anotasi gambar, *denoising*, *image enhancement*, selanjutnya mengembangkan model prediksi, evaluasi model (dengan mIoU, mAP, DSC), *tuning model* dan implementasi model pada sistem web. Penelitian ini menggunakan algoritma *Mask-RCNN* dengan pendekatan *transfer learning* [33] dan dikombinasikan dengan metode *image enhancement* dalam membuat model prediksi VSD.

Penerapan metode *Mask-RCNN* untuk identifikasi *ventricular septal defect* pada anak melalui video ekokardiografi, penting dilakukan karena mampu memberikan detail hasil berupa kelas, *bounding box*, dan *mask* dari objek pada ventrikel jantung. Hasil prediksi akan disajikan secara jelas dan informatif melalui aplikasi berbasis web yang diberi nama CorNadi. Keterbaruan dari penelitian ini terletak pada penerapan *Mask RCNN* dalam identifikasi VSD melalui citra ekokardiografi *apical four chamber* pada anak yang mana diintegrasikan dengan teknik reduksi *noise Fast Non-Local Means Filter* (FNLM) dan teknik peningkatan kualitas citra yaitu *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) untuk mengidentifikasi citra inputan secara jelas, mengurangi dampak *noise* pada hasil segmentasi, dan memberikan perbaikan model prediksi. Melalui penelitian ini, diharapkan output prediksi dapat memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai posisi dan bentuk objek pada ventrikel yaitu *ventricular*, *septum*, dan *defect* pada sekat ventrikel jantung. Sehingga dapat mempercepat identifikasi VSD dan menjadi referensi dokter dalam menentukan penanganan lebih lanjut.

1.2. Rumusan Masalah

Rumusan masalah yang menjadi fokus utama pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana proses *preprocessing* data hasil ekokardiografi dalam meningkatkan kualitas gambar inputan pelatihan model?
2. Bagaimana implementasi dan performa model *Mask Region based Convolutional Neural Network (Mask-RCNN)* dalam deteksi dan segmentasi *defect* pada kelainan VSD?
3. Bagaimana cara menyajikan hasil prediksi letak dan bentuk VSD dari model *Mask-RCNN* dalam sistem akses terbatas?

1.3. Batasan Masalah

Batasan yang ditetapkan pada masalah yang diamati pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Dengan mengabaikan klasifikasi kelainan VSD berdasarkan ukuran dan letak defek, objek yang diteliti pada penelitian ini yaitu jantung anak dengan kelas terdiagnosis vsd dan tidak terdiagnosis vsd atau normal.
2. Dataset yang digunakan adalah data sekunder dengan jumlah terbatas dalam pemeriksaan ekokardiografi transtoraks 2 dimensi dengan cara pandang *apical four chamber*.
3. Output dari penelitian ini hanya berupa prototipe aplikasi berbasis website sebagai imlementasi model yang hanya dapat dijalankan secara lokal. Output tersebut tidak diintegrasikan pada alat medis.

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menjawab rumusan masalah serta memberikan arahan yang lebih jelas bagi penelitian ini. Adapun tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengimplementasikan langkah *data preprocessing* pada video ekokardiografi secara tepat dan runtut sehingga data dapat menjadi input pembangunan model yang akurat.
2. Mengimplementasikan model MRCNN dan mengevaluasi performanya dalam mendeteksi dan men-segmentasi *defect* pada kelainan *ventricular septal defect*.

3. Mengembangkan prototipe berbasis website untuk menyajikan hasil prediksi letak dan bentuk VSD dari model MRCNN yang dapat diakses secara terbatas oleh pengguna.

1.5. Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang bermanfaat bagi berbagai pihak terkait, antara lain:

a. Manfaat Teoritis

Penelitian ini dapat meningkatkan efisiensi dan keandalan model dalam memprediksi lokasi dan bentuk objek pada ventrikel jantung, serta dalam menyajikan hasil prediksi VSD secara jelas sesuai dengan inputan dari pengguna.

b. Manfaat Praktis

- 1) Penelitian ini dapat memberikan pengalaman dalam menerapkan *deep learning* untuk tugas gabungan deteksi dan segmentasi objek pada ventrikel jantung serta memperdalam pemahaman pemrosesan data citra digital.
- 2) Penelitian ini dapat memberikan referensi bagi tenaga medis dalam mengidentifikasi lokasi dan bentuk defek pada ventrikel jantung melalui hasil deteksi dan segmentasi.
- 3) Penelitian ini dapat menjadi sumber rujukan bagi peneliti selanjutnya untuk mengembangkan studi yang lebih mendalam terkait adaptasi model untuk tugas gabungan deteksi dan segmentasi *ventricular septal defect*.