

BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil evaluasi model *Mask RCNN* dengan *Image Enhancement*, dapat disimpulkan bahwa

1. Metode FNLM-CLAHE dengan parameter *filter strength* (h) sebesar 5 dan *clip limit* sebesar 3, mampu memperjelas fitur dan mengurangi *noise* pada gambar *ultrasound*. Data *ultrasound* jantung yang ditambahkan *image enhancement* FNLM-CLAHE, menunjukkan pengaruh perubahan performa model yang lebih baik dalam prediksi VSD dibandingkan dengan metode FNLM dan CLAHE.
2. Model *Mask Region based Convolutional Neural Network* dengan *backbone* ResNet101 yang diintegrasikan dengan teknik *Image Enhancement* FNLM-CLAHE menunjukkan performa terbaik dalam memprediksi lokasi dan bentuk VSD juga *ventricular* dan *septum*. Hal ini terlihat dari nilai AP50 pada *task* deteksi sebesar 78,97% dan AP50 pada *task* segmentasi sebesar 76,16%, menunjukkan kemampuan model dalam menemukan setiap objek pada ventrikel jantung. Selain itu, bentuk setiap objek diprediksi oleh model dengan cukup presisi, terlihat dari nilai IoU dan DSC. Objek VSD mencapai IoU sebesar 77,79% dan DSC sebesar 64,061%. Namun kebenaran prediksi VSD pada metrik AP50-95 cukup kecil, menunjukkan bahwa dengan keketatan evaluasi tersebut, ukuran VSD yang cukup kecil dengan jenis yang bervariasi masih susah diprediksi oleh model.
3. Aplikasi CorNadi yang dibangun untuk memprediksi inputan berupa video, mampu dengan baik bekerja menghasilkan klasifikasi kelas normal tidaknya VSD dan video dengan bentuk juga lokasi setiap objek jantung. Kemudahan akses dan interpretasi yang lengkap dari output berupa video pada tampilan dashboard di aplikasi CorNadi, mendukung identifikasi penyakit *Ventricular Septal Defect* pada anak.

5.2. Saran Pengembangan

Penelitian ini mengakui bahwa masih ada ruang untuk meningkatkan kinerja model. Untuk pengembangan lebih lanjut, beberapa saran yang dapat dipertimbangkan adalah:

1. Integrasi Multi-view Ekokardiografi: Mengimplementasikan sistem input data multi-dimensi dengan menggabungkan beberapa tampilan citra, seperti *Parasternal Long Axis* (PLAX), *Parasternal Short Axis* (PSAX), dan *Apical 4-Chamber* (A4C). Hal ini dilakukan untuk memberikan pemahaman spasial yang komprehensif serta menghindari bias orientasi dalam interpretasi letak dan ukuran VSD.
2. Otomatisasi Anotasi Data Latih: Menerapkan metode berbasis *semi-supervised learning*, *Active Learning*, atau model fondasi medis seperti *Medical SAM* (*Segment Anything Model*) untuk menghasilkan pelabelan batas defek secara otomatis. Langkah ini bertujuan untuk mengefisiensikan waktu pelabelan secara manual sekaligus meningkatkan efisiensi proses *ground truth* dalam skala besar.
3. Penerapan *Image Enhancemnet* Lanjutan: Mengintegrasikan metode preprocessing image enhancement dan reduksi *speckle noise* yang adaptif dengan pendekatan *deep learning*. Implementasi ini berfungsi untuk menghilangkan granularitas *noise* bawaan data *ultrasound* tanpa mengaburkan batas atau tepi dinding septum, sehingga meningkatkan akurasi segmentasi defek.