

BAB V PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil perancangan, implementasi, dan pengujian yang telah dilakukan pada arsitektur *Hybrid Residual-Attention U-Net* menggunakan dataset KiTS23, dapat ditarik kesimpulan yang menjawab rumusan masalah pada penelitian ini:

1. Implementasi Arsitektur Hibrida: Arsitektur *Hybrid Residual-Attention U-Net* telah berhasil dirancang dan diimplementasikan secara optimal untuk tugas segmentasi semantik objek ginjal dan tumor ginjal. Penggantian lapisan konvolusi standar dengan blok *Residual* pada jalur ekstraksi fitur (*encoder*) terbukti secara empiris mampu menjaga stabilitas aliran gradien, yang ditandai dengan penurunan nilai *loss* yang lebih mulus dan cepat sejak awal pelatihan. Di sisi lain, integrasi *Attention Gate* pada jalur penghubung (*skip connection*) berhasil memandu model untuk memfokuskan komputasi secara mandiri pada *Region of Interest* (ROI) yang relevan, sekaligus menekan interferensi dari fitur latar belakang yang mendominasi komposisi citra medis CT Scan.
2. Efektivitas dan Peningkatan Performa: Arsitektur hibrida yang diusulkan terbukti lebih efektif dalam melokalisasi dan mengenali batas morfologis tumor ginjal yang kompleks dibandingkan arsitektur U-Net dasar. Dari segi konvergensi awal, *Hybrid Residual-Attention U-Net* berhasil mencapai tingkat kesalahan (*loss*) yang lebih rendah pada akhir pengamatan, yaitu sebesar 0,1330 dibandingkan model standar yang tertahan di angka 0,1417. Peningkatan efisiensi pembelajaran ini juga tervalidasi secara kuantitatif melalui evaluasi metrik segmentasi pada akhir periode pelatihan (*epoch* ke-10). *Hybrid Residual-Attention U-Net* mencatatkan nilai *Dice Similarity Coefficient* (DSC) sebesar 0,0043 dan *Intersection over Union* (IoU) sebesar 0,0023. Perolehan ini mengungguli pencapaian model U-Net standar yang hanya menghasilkan nilai DSC sebesar 0,0017 dan IoU sebesar 0,0009. Meskipun nilai metrik absolut ini merepresentasikan fase awal komputasi akibat batasan durasi pelatihan, margin peningkatan yang konsisten tersebut

membuktikan secara empiris bahwa integrasi mekanisme *Residual* dan *Attention* sukses menekan angka *False Positive* pada latar belakang dan meningkatkan sensitivitas model terhadap kelas tumor.

5.2 Saran

Berdasarkan analisis hasil evaluasi dan keterbatasan teknis yang ditemukan selama pelaksanaan penelitian ini, terdapat beberapa rekomendasi krusial yang dapat diaplikasikan untuk pengembangan sistem diagnosis berbantuan komputer (CAD) di masa mendatang:

1. Peningkatan Durasi Pelatihan (*Extended Epochs*): Mengingat analisis matriks kebingungan (*Confusion Matrix*) masih mencatatkan angka *False Negative* yang cukup tinggi pada deteksi piksel tumor, penelitian selanjutnya diwajibkan untuk memperpanjang durasi iterasi pelatihan (lebih dari 10 *epoch*) dengan mekanisme *Early Stopping*. Hal ini diperlukan agar metrik performa model dapat mencapai titik asimtotik (konvergensi maksimal) sehingga delineasi batas tumor menjadi lebih solid.
2. Eksplorasi Pemodelan Volumetrik 3D: Pendekatan segmentasi 2D (*slice-by-slice*) yang digunakan dalam penelitian ini memiliki kelemahan inherent berupa hilangnya konteks kedalaman spasial. Direkomendasikan bagi peneliti selanjutnya untuk mengimplementasikan varian model spasial 3D (seperti 3D U-Net) agar geometri tumor ginjal dari sumbu Z dapat dipetakan secara holistik, sehingga model tidak lagi terkecoh oleh struktur anatomi lain (seperti pembuluh darah) yang menyerupai tumor pada irisan 2D.
3. Penerapan Fungsi Kerugian Berbasis Batas (*Boundary-Aware Loss*): Untuk mengatasi masalah miskalsifikasi antar-kelas (*inter-class confusion*) di mana tekstur tumor seringkali diprediksi sebagai jaringan ginjal sehat, pendekatan optimasi perlu disempurnakan. Peneliti selanjutnya dapat mengeksplorasi kombinasi fungsi kerugian yang lebih sensitif terhadap kelas minoritas dan batas tepian objek, seperti *Focal Loss* dipadukan dengan *Boundary Loss*, guna memaksa model mempelajari perbedaan tekstur mikroskopis yang memiliki kemiripan nilai *Hounsfield Unit*.