

BAB V

SIMPULAN SARAN

5.1 Simpulan

Ketiga model Transformer yang digunakan dalam penelitian adalah DeiT, ViT, dan Swin Transformer, ketiga model ini menunjukkan kemampuan yang cukup baik dalam mengklasifikasikan penyakit ginjal kronis dari citra CT scan. Model DeiT menunjukkan performa yang paling stabil dari data Kaggle 99,92%, Roboflow 100.00%, maupun gabungan keduanya 100.00%. Swin Transformer juga menunjukkan hasil sangat tinggi dengan akurasi pengujian mencapai 100% pada dataset kaggle dan roboflow, serta nilai loss yang rendah dengan klasifikasi antar kelas yang konsisten. Selain itu ViT memiliki akurasi validasi di atas 98%, namun performanya menurun pada pengujian dengan akurasi hanya 85% pada dataset Kaggle. Hal ini menunjukkan bahwa ViT tidak stabil ketika dihadapkan pada variasi data yang berbeda. Secara keseluruhan, model DeiT dan Swin lebih responsif terhadap variasi data daripada ViT. Ketiganya sangat efektif untuk mengidentifikasi kelas kista, tumor, batu, dan normal. Evaluasi dilakukan menggunakan validation, loss, dan confusion matrix. Secara umum semua model dapat digunakan untuk mendeteksi CKD, tetapi masing-masing model memiliki tingkat kestabilan dan keakuratan yang berbeda.

Berdasarkan hasil pelatihan yang dilakukan dalam penelitian ini, DeiT adalah model yang paling optimal dalam hal akurasi. DeiT menunjukkan akurasi pelatihan sebesar 99,91% dan akurasi pengujian sebesar 99,92% pada dataset Kaggle. Selain itu, pada dataset Roboflow dan gabungan, model ini mencapai akurasi sempurna sebesar 100%. Hasil ini menunjukkan bahwa model DeiT mampu melakukan generalisasi dengan sangat baik terhadap data yang beragam. Selain itu Model ini juga menunjukkan performa konsisten tanpa overfitting. DeiT memiliki keunggulan dalam efisiensi pelatihan dan kestabilan akurasi pada setiap dataset. DeiT juga menunjukkan hasil terbaik pada

confusion matrix, dengan klasifikasi yang benar pada seluruh kelas. Dapat disimpulkan bahwa DeiT merupakan model transformer paling optimal untuk klasifikasi penyakit ginjal berbasis citra CT scan.

Model DeiT memiliki keunggulan signifikan dalam hal efisiensi dan kestabilan akurasi, bahkan saat data berasal dari berbagai sumber. Selain itu, model ini mudah dilatih dan tidak rentan terhadap overfitting. Kekurangannya adalah jumlah parameter yang cukup besar, yang memerlukan banyak sumber daya komputasi. Swin Transformer sangat baik untuk kestabilan klasifikasi pada semua kelas dan menghasilkan nilai loss yang rendah. Model ini juga bagus untuk segmentasi dan klasifikasi multi-kelas, tetapi untuk mencapai kestabilan, Swin transformer membutuhkan pelatihan dengan waktu lebih lama. ViT memiliki arsitektur sederhana dan memiliki kemampuan untuk belajar dari data berlabel dengan cukup baik, namun, performanya menurun secara signifikan saat menguji dataset baru, yang menunjukkan bahwa model ini rentan terhadap overfitting. Di sisi lain, ViT cukup mudah dikonfigurasi dan dapat ditingkatkan dengan teknik augmentasi tambahan. Setiap model memiliki karakteristik dan kekuatan masing-masing tergantung kondisi data. Pilihan model yang tepat harus mempertimbangkan ukuran dataset, sumber data, dan tujuan akhir sistem diagnosis.

5.2 Saran

5.2.1. Saran untuk penelitian selanjutnya

Penelitian ini telah menunjukkan bahwa model deep learning berbasis arsitektur transformer seperti DeiT dan Swin Transformer dapat dengan akurat mendeteksi penyakit ginjal kronis (CKD) berdasarkan gambar CT scan. Namun, beberapa kelemahan masih perlu diperbaiki, terutama yang berkaitan dengan model Vision Transformer (ViT) yang tidak stabil dan rentan terhadap overfitting saat diuji dengan data baru. Untuk melatih model agar hasilnya lebih rata di semua kondisi, penelitian selanjutnya dapat mencoba menggunakan lebih banyak variasi data,

Menerapkan teknik augmentasi data seperti rotasi gambar, pembalikan (flipping), perubahan skala (zooming), atau modifikasi warna.

Penelitian ini juga disarankan untuk menguji data dari berbagai sumber, seperti gambar dari institusi medis atau rumah sakit lain yang relevan. Hal ini akan membantu mengevaluasi efektivitas model serta generalisasi model yang dibangun sebanding dengan variasi data yang digunakan. Oleh karena itu, sistem yang dibuat tidak hanya akurat dalam pengujian, tetapi juga siap untuk digunakan dalam kondisi klinis. Untuk membuat hasil klasifikasi lebih mudah dipahami oleh dokter.

5.2.2 Saran untuk Universitas

Selama pelaksanaan penelitian, mahasiswa sering menggunakan internet untuk mencari dataset dan melatih model yang dipilih, namun ada satu kendala yang cukup sering ditemui adalah koneksi internet yang tidak stabil. Beberapa kali, proses pelatihan model terganggu karena koneksi Wi-Fi di kampus, terutama di sekitar laboratorium Big Data, lambat atau bahkan terputus-putus. Ini adalah masalah besar bagi siswa yang menggunakan platform cloud seperti Google Colab, yang membutuhkan koneksi internet yang cepat dan stabil untuk mengakses GPU dan menyimpan data secara real-time.

Masalah dengan koneksi ini tidak hanya memperlambat proses, tetapi juga berisiko membuat data yang sedang di proses hilang. Untuk mengatasi masalah ini, disarankan pihak universitas, khususnya pengelola infrastruktur teknologi, dapat membangun jaringan Wi-Fi khusus di area laboratorium Big Data. Jaringan ini dapat difokuskan untuk memenuhi kebutuhan penelitian dan praktikum yang membutuhkan internet dengan koneksi yang stabil. Jika memungkinkan, router tambahan dengan kecepatan tinggi dapat dipasang di area big data. Dengan koneksi internet yang lebih cepat dan stabil, mahasiswa akan lebih nyaman menjalankan aktivitas komputasi intensif dan pelatihan model