

BAB V KESIMPULAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan menggunakan metrik accuracy, precision, recall, F1-score, inference time, ukuran model, serta confusion matrix, diperoleh hasil bahwa MobileNetV2 memperoleh nilai rata-rata yang lebih tinggi pada seluruh metrik klasifikasi dibandingkan CNN Custom. MobileNetV2 mencapai *accuracy* rata-rata 95,81%, *precision* 95,98%, *recall* 95,81%, dan *F1-score* 95,78%, sedangkan CNN Custom memperoleh *accuracy* rata-rata 94,35%, *precision* 94,89%, *recall* 94,35%, dan *F1-score* 94,41%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa pendekatan MobileNetV2 berbasis *Transfer Learning* lebih efektif dalam mengklasifikasikan citra uang kertas Rupiah TE 2022 dibandingkan CNN Custom yang dilatih dari awal.

Dari aspek efisiensi model, CNN Custom memperoleh waktu inferensi rata-rata yang lebih singkat, yaitu 130,40 ms per citra, dibandingkan MobileNetV2 yang mencapai 139,96 ms. Namun demikian, MobileNetV2 memiliki ukuran model yang jauh lebih kecil, yaitu 25,31 MB dibandingkan CNN Custom sebesar 127,87 MB, serta menunjukkan konsistensi performa yang lebih baik dengan standar deviasi *accuracy* sebesar 0,72% dibandingkan CNN Custom sebesar 1,62%. Meskipun waktu inferensi MobileNetV2 sedikit lebih lama, selisih tersebut relatif kecil dibandingkan keunggulannya pada performa klasifikasi, ukuran model, dan konsistensi hasil. Oleh karena itu, MobileNetV2 direkomendasikan sebagai model yang lebih sesuai untuk klasifikasi citra uang kertas Rupiah TE 2022 karena mampu memberikan keseimbangan yang lebih baik antara akurasi, efisiensi penyimpanan, dan keandalan model. Sementara itu, CNN Custom tetap menjadi alternatif yang baik apabila waktu inferensi menjadi pertimbangan utama dalam implementasi.

B. Saran/Rekomendasi

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat diberikan untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

1. Penelitian selanjutnya dapat menambahkan variasi kondisi citra yang lebih beragam, seperti uang kertas dalam kondisi terlipat, kusut, sobek ringan, atau sebagian tertutup, sehingga ketahanan model terhadap kondisi nyata di lapangan dapat dievaluasi secara lebih komprehensif.
2. Pengujian model pada perangkat mobile atau sistem *embedded* perlu dilakukan untuk mengevaluasi performa kedua model pada kondisi implementasi yang sesungguhnya, mengingat MobileNetV2 dirancang untuk perangkat dengan sumber daya komputasi yang terbatas.

3. Penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi penggunaan arsitektur *deep learning* lainnya sebagai pembandingan sehingga diperoleh gambaran yang lebih komprehensif mengenai performa berbagai model dalam klasifikasi citra uang kertas Rupiah.
4. Mengintegrasikan metode Explainable AI (misalnya Grad-CAM) untuk menganalisis fitur visual yang paling berpengaruh terhadap keputusan klasifikasi model.