

BAB V PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Implementasi arsitektur ResNet50 untuk deteksi merokok pada gambar digital melibatkan beberapa langkah penting. Pertama, pengumpulan data gambar yang mencakup berbagai kondisi orang yang merokok dan tidak merokok. Kemudian dilakukan preprocessing seperti resize data, augmentasi data untuk mendapatkan hasil yang baik dan mencegah overfitting. Arsitektur ResNet50 yang telah di-pretrained pada ImageNet digunakan sebagai dasar, dengan beberapa lapisan kustom ditambahkan di atasnya untuk tugas klasifikasi spesifik ini. Model kemudian dilatih menggunakan dataset yang telah diproses. Setelah pelatihan, model dievaluasi menggunakan metrik seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score untuk mengukur performa klasifikasinya.

Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa arsitektur ResNet50 efektif dalam mendeteksi aktivitas merokok pada gambar digital, dengan hasil yang sangat memuaskan. Dari hasil pengujian, model dengan menggunakan optimizer adam mencapai akurasi training sebesar 99.10%, akurasi validasi sebesar 98.91%, kemudian untuk nilai training loss, model tersebut mendapatkan nilai sebesar 7.15%, dan terakhir validasi loss sebesar 7.78%. sedangkan model yang menggunakan optimizer SGD mendapatkan akurasi sebesar 99.57%, akurasi validasi sebesar 99.09%, kemudian untuk nilai training loss, model tersebut mendapatkan nilai sebesar 13.97%, dan terakhir validasi loss sebesar 14.41%.

Pada model dengan optimizer Adam, teknik upsampling menghasilkan akurasi sebesar 99%, dengan precision, recall, dan F1-score yang sangat tinggi pada kedua kelas (Not_smoking dan Smoking). Model dengan optimizer SGD juga menunjukkan hasil yang hampir serupa, meskipun ada sedikit penurunan dalam presisi dan recall pada kelas Not_smoking. Kemudian pada teknik undersampling, baik optimizer Adam maupun SGD menunjukkan hasil yang sangat baik dengan akurasi 99%. Nilai precision, recall, dan F1-score juga tinggi untuk kedua kelas,

menunjukkan bahwa teknik ini efektif dalam menjaga keseimbangan antara kelas-kelas yang berbeda.

Dari data tersebut, dapat disimpulkan bahwa model yang menggunakan optimizer Adam menunjukkan performa yang lebih stabil dan sedikit lebih baik dibandingkan dengan optimizer SGD, terutama pada teknik upsampling. Namun, perbedaan antara keduanya tidak signifikan, dan keduanya berhasil mencapai hasil yang sangat baik dalam mendeteksi aktivitas merokok pada gambar digital. Teknik upsampling dan undersampling keduanya efektif, dengan upsampling sedikit lebih unggul dalam beberapa metrik. Walaupun nilai akurasi dan validasi yang diberikan SGD lebih tinggi, namun nilai loss dan validasi lossnya memiliki hasil yang cukup besar dibandingkan dengan model ResNet50 yang menggunakan optimizer Adam.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil dan pengalaman selama penelitian ini, terdapat beberapa saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya sebagai berikut:

a. Perluasan Dataset

Untuk dapat mendapatkan nilai loss yang lebih kecil, disarankan untuk menggunakan dataset yang lebih besar, lebih beragam dan resolusi yang lebih bagus. Penambahan gambar dengan latar belakang, pencahayaan dan sudut pandang dapat membantu model untuk belajar dengan baik.

b. Penelitian Lanjutan

Pada penelitian kedepannya, bisa menambahkan dataset baru seperti gambar rokok elektrik. Dikarenakan pada masa sekarang, rokok elektrik sudah semakin populer dan memiliki karakteristik visual yang berbeda dari rokok tradisional

c. Implementasi Real-Time

Mengembangkan sistem deteksi rokok secara real-time bisa menjadi langkah yang bagus untuk penelitian selanjutnya.