

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian ini, sebanyak 626 citra CXR terbagi menjadi 3 kelas yaitu COVID-19, non-COVID, dan pneumonia yang digunakan untuk menguji performa berbagai model CNN. Dataset dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji, dengan teknik augmentasi diterapkan untuk meningkatkan ketahanan model terhadap variasi data. Model yang diuji mencakup baseline CNN, VGG16, ResNet50, DenseNet201, MobileNetV1, NASNetMobile, yang dilatih menggunakan fungsi *loss categorical cross-entropy* dan dioptimalkan dengan Adam.

Dari hasil evaluasi, model NASNetMobile menunjukkan performa terbaik dengan *testing accuracy* 93,26%, *validation accuracy* 92,74%, dan *accuracy* berdasarkan *confusion matrix* 90,57%. Model ini juga memiliki nilai *precision* 92,55%, *recall* 83,01%, *F1-score* 85,59%, *specificity* 95,05%, dan IoU 82,53%, menunjukkan kemampuannya dalam mengidentifikasi COVID-19 dengan baik. Model VGG16 juga memiliki performa tinggi dengan *accuracy* 89,93%, *precision* 87,75%, *recall* 84,28%, *F1-score* 85,15%, *specificity* 94,70%, dan IoU 81,71%. Sementara itu, model dengan performa paling rendah adalah DenseNet201, yang memiliki *testing accuracy* 82,92%, *validation accuracy* 79,84%, dan *accuracy* berdasarkan *confusion matrix* *accuracy* 83,06%. DenseNet201 juga memiliki nilai *precision* 80,36%, *recall* 71,73%, *F1-score* 68,28%, *specificity* 90,75%, dan IoU 71,03%, yang menunjukkan kelemahan dalam mengenali pola dari data COVID-19.

Dari segi kemampuan mengenali data negatif (*specificity*), NASNetMobile memiliki nilai tertinggi yaitu 95,05%, diikuti oleh VGG16 sebesar 94,70%, MobileNetV1 sebesar 93,35%, ResNet50 91,78%, baseline CNN 91,50%, dan DenseNet201 90,75%. al ini menunjukkan bahwa model NASNetMobile memiliki kemampuan terbaik dalam mengklasifikasikan data negatif (non-COVID) dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah. Sementara itu, berdasarkan perhitungan *Intersection over Union* (IoU), NASNetMobile kembali unggul dengan nilai tertinggi 82,53%, diikuti oleh VGG16 81,71%, MobileNetV1 77,84%, ResNet50 73,64%, baseline CNN 72,92%, dan DenseNet201 dengan nilai IoU paling rendah 71,03%.

Nilai IoU yang lebih tinggi menunjukkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan daerah yang benar sesuai dengan label asli.

Selain itu, analisis lebih lanjut menunjukkan bahwa beberapa model mengalami kesulitan dalam mengenali kasus COVID-19 secara spesifik. Model dengan nilai *recall* yang lebih rendah cenderung lebih sering mengklasifikasikan COVID-19 sebagai non-COVID atau pneumonia, yang dapat berakibat pada kesalahan deteksi dalam lingkungan klinis. Model NASNetMobile dan VGG16 memiliki recall yang cukup tinggi, yang menunjukkan kemampuannya dalam menangkap pola dari citra COVID-19, sedangkan baseline CNN dan DenseNet201 memiliki recall lebih rendah, yang berarti model ini lebih sering salah mengklasifikasikan kasus COVID-19 ke dalam kategori lain.

Berdasarkan perbandingan metrik evaluasi, model dengan arsitektur yang lebih kompleks seperti NASNetMobile dan VGG16 cenderung lebih unggul dalam klasifikasi dibandingkan model yang lebih sederhana seperti baseline CNN dan DenseNet201. Selain itu, perhitungan *specificity* dan IoU juga mendukung analisis bahwa model dengan jumlah parameter lebih besar dapat mengklasifikasikan citra CXR dengan lebih baik. Namun, efisiensi komputasi menjadi faktor penting dalam penerapan model, terutama di lingkungan dengan sumber daya terbatas. Oleh karena itu, pemilihan model terbaik harus mempertimbangkan keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi sesuai dengan kebutuhan implementasi.

5.2 Saran

Dari hasil yang telah diuji dalam penelitian ini, beberapa saran yang mungkin dapat dilakukan untuk penelitian-penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Menambahkan lebih banyak penyakit infeksi paru untuk melatih model yang ada agar dapat mengenali berbagai jenis penyakit infeksi paru.
2. Menggunakan *pretrained* model lainnya yang tersedia di dalam *keras* untuk melakukan pendekripsi seperti *ConvNext*, *InceptionResNetV2*, dan *EfficientNet* serta mengetahui keakuratan model terbaik.
3. Model yang sudah teruji kedepannya harus dapat diimplementasikan untuk melakukan pendekripsi secara *realtime*.