

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian terhadap tiga algoritma deteksi objek, yaitu YOLOv8, Faster R-CNN, dan SSD, dalam mendeteksi objek berbahaya seperti senjata tajam (pisau) dan senjata api (pistol) secara langsung (real-time), maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

- a. Tingkat keakuratan algoritma deteksi objek berbeda-beda. YOLOv8 menunjukkan performa terbaik dengan mean precision 0,7821, mean recall 0,8396, mAP@0.5 sebesar 0,8625, dan mAP@0.5:0.95 sebesar 0,6162. SSD menghasilkan akurasi lebih rendah dengan mean precision 0,0116, mean recall 0,0466, mAP@0.5 sebesar 0,0546, dan mAP@0.5:0.95 sebesar 0,0203. Sementara itu, Faster R-CNN menunjukkan hasil paling rendah dengan mean precision 0,0008, mean recall 0,0107, mAP@0.5 sebesar 0,0086, dan mAP@0.5:0.95 sebesar 0,0018.
- b. Masing-masing algoritma memiliki kelebihan dan kekurangan. YOLOv8 unggul dalam keseimbangan antara akurasi tinggi, kecepatan deteksi, serta konsistensi hasil pada berbagai kondisi pencahayaan dan sudut pandang. SSD memiliki keunggulan dari sisi kecepatan pelatihan dan inferensi, namun akurasinya rendah sehingga kurang optimal untuk aplikasi nyata. Faster R-CNN dikenal memiliki potensi akurasi tinggi dalam penelitian lain, tetapi pada implementasi penelitian ini kinerjanya tidak memadai sehingga tidak dapat diandalkan.
- c. Algoritma yang paling optimal digunakan adalah YOLOv8. Dengan kombinasi akurasi tinggi, kecepatan deteksi yang baik, serta kestabilan performa dalam berbagai kondisi, YOLOv8 dinilai paling sesuai untuk diimplementasikan pada sistem deteksi objek berbahaya berbasis kamera pengawas (CCTV). Algoritma yang

paling optimal digunakan adalah YOLOv8. Dengan kombinasi akurasi tinggi, kecepatan deteksi yang baik, serta kestabilan performa dalam berbagai kondisi, YOLOv8 dinilai paling sesuai untuk diimplementasikan pada sistem deteksi objek berbahaya berbasis kamera pengawas (CCTV). Sementara itu, Faster R-CNN tidak optimal karena menghasilkan nilai precision, recall, dan mAP yang sangat rendah pada penelitian ini sehingga kurang mampu mendeteksi objek secara akurat. SSD memang lebih cepat dalam proses pelatihan dan inferensi dibanding Faster R-CNN, namun akurasi yang diperoleh tetap rendah sehingga tidak cukup andal jika diterapkan pada sistem keamanan nyata.

5.2 Saran

Untuk pengembangan lebih lanjut maupun penerapan dalam lingkungan nyata, berikut adalah beberapa saran yang dapat dipertimbangkan:

a. Pengembangan Dataset yang Lebih Variatif

Disarankan untuk memperluas dan memperkaya variasi dataset dengan menambahkan citra dari berbagai kondisi pencahayaan, sudut pandang, latar belakang, serta jarak pengambilan gambar. Hal ini bertujuan untuk meningkatkan generalisasi model terhadap situasi nyata yang lebih kompleks.

b. Peningkatan Presisi Deteksi pada Jarak Jauh

Model YOLOv8 menunjukkan keterbatasan dalam mendeteksi objek kecil pada jarak lebih dari 3 meter. Oleh karena itu, penting untuk mempertimbangkan strategi peningkatan citra (image enhancement) atau menggunakan kamera dengan resolusi tinggi untuk mempertahankan kejelasan fitur visual objek pada jarak jauh.

c. Optimasi Model untuk Perangkat Edge (CCTV)

Untuk implementasi nyata di sistem pengawasan berbasis CCTV, perlu dilakukan optimasi ukuran dan kecepatan model, misalnya dengan metode model pruning, quantization, atau menggunakan varian YOLO yang lebih ringan (seperti YOLOv8n) agar dapat dijalankan secara efisien di perangkat dengan keterbatasan sumber daya.

d. Peningkatan Kualitas Label pada Pelatihan

Kesalahan prediksi, seperti mendeteksi pistol sebagai pisau, menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan membedakan fitur visual antar kelas yang serupa. Oleh karena itu, proses pelabelan dataset perlu ditingkatkan akurasi dan diperkuat dengan data kelas yang seimbang.

e. Penerapan Teknik Augmentasi Real-Time

Untuk meningkatkan daya tahan model terhadap variasi lingkungan secara langsung, disarankan menerapkan teknik augmentasi saat inferensi, seperti pengaturan pencahayaan buatan, rotasi, dan perubahan kontras agar model tetap akurat dalam kondisi dunia nyata yang berubah-ubah.

f. Evaluasi Tambahan dengan Data Dunia Nyata

Uji coba tambahan menggunakan data video nyata dari kamera pengawas sebaiknya dilakukan untuk menilai kembali ketahanan model terhadap pergerakan objek, noise lingkungan, dan gangguan visual lainnya yang tidak terdapat dalam data pelatihan.

