

BAB V

SIMPULAN, IMPLIKASI, DAN REKOMENDASI

5.1. Simpulan

Setelah dilakukan penelitian terkait analisis komparatif objek deteksi cacat pada PCB layout dengan kedua algoritma *deep learning* Faster R-CNN dan YOLOv8. Pada penelitian ini diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Telah dikembangkan sistem pemeriksaan cacat pada permukaan PCB layout dengan menggunakan dua metode yaitu Faster R-CNN dan YOLOv8. Selain itu, telah dikembangkan aplikasi GUI untuk sistem pemeriksaan permukaan PCB layout sebagai solusi yang ditawarkan untuk mengatasi permasalahan sulitnya mengidentifikasi cacat yang semakin kompleks dengan menggunakan indra penglihatan manusia.
2. Hasil pengembangan algoritma Faster R-CNN dan YOLOv8 dilakukan dengan berbagai varian dan kondisi dataset. Pelatihan dilakukan dalam dua kondisi dataset, yaitu non-augmentasi dan augmentasi.
 - a. Hasil dari pengembangan algoritma Faster R-CNN menggunakan dua varian Resnet50 FPN dan ResNet50 FPN v2 yang dilakukan pelatihan selama 50 epoch. Hasil pelatihan dengan dataset non-augmentasi varian ResNet50 FPN v2 dari model Faster R-CNN, model ini mencapai skor mAP@50 sebesar 0,763, yang menunjukkan peningkatan dibandingkan dengan model standar dengan skor 0,755. Lebih lanjut, skor mAP50:95 mencapai 0,325, melampaui model standar yang mencatatkan 0,302. Sedangkan dengan dataset augmentasi, membawa peningkatan yang substansial pada performa kedua varian model. Varian v2 menunjukkan peningkatan yang signifikan, mencatatkan skor mAP@50 tertinggi sebesar 0,837, yang mencerminkan peningkatan dibandingkan dengan skor tertinggi yang dicapai oleh varian standar, yaitu 0,78. Skor mAP50:95 juga mencapai puncak pada 0,344 untuk varian v2, mengindikasikan kemampuan yang lebih baik dalam mengidentifikasi objek pada IoU yang lebih ketat dalam kondisi data yang lebih variatif.

- b. Hasil dari pengembangan algoritma YOLOv8 menggunakan lima varian, yaitu v8n, v8s, v8m, v8l, dan v8x yang dilakukan pelatihan selama 100 epoch. Hasil pelatihan dengan dataset non-augmentasi, model YOLOv8l mencapai skor $mAP@50$ tertinggi sebesar 0,963, yang menunjukkan tingkat deteksi yang sangat akurat. Varian lain seperti YOLOv8x dan YOLOv8m juga memperlihatkan performa yang kuat dengan skor masing-masing 0,949 dan 0,937. Evaluasi $mAP50:95$ yang mencakup IoU yang lebih ketat menunjukkan skor tertinggi sebesar 0,518 untuk YOLOv8l, yang menandakan konsistensi performa yang tinggi pada tingkat IoU yang lebih luas. Sedangkan, dengan dataset augmentasi semua varian dari model YOLOv8 menunjukkan peningkatan yang konsisten selama pelatihan dengan data augmentasi. YOLOv8x mencapai skor $mAP@50$ tertinggi pada 0,962, yang mengindikasikan adaptasi yang lebih baik terhadap variasi data yang lebih luas. Analisis precision menunjukkan skor tinggi pada YOLOv8l sebesar 0,954, diikuti oleh YOLOv8x dengan 0,953, yang menggambarkan tingkat keakuratan yang tinggi dalam prediksi positif yang benar. Selain itu, analisis recall menunjukkan skor tinggi pada YOLOv8x sebesar 0,945, yang menunjukkan kemampuan model untuk mengidentifikasi mayoritas jenis cacat yang ada dalam dataset.
3. Algoritma Faster R-CNN, dengan mekanisme Region Proposal Network dan backbone ResNet50 FPN v2, menunjukkan hasil yang memuaskan pada dataset augmentasi dengan $mAP@50$ sebesar 0,826 dan $mAP50:95$ sebesar 0,338. Namun, proses komputasi yang melibatkan dua tahap membuat algoritma ini lebih lambat dibandingkan YOLOv8. Sementara itu, YOLOv8 menggunakan pendekatan single-shot detector untuk melakukan deteksi objek dengan lebih cepat, sehingga sangat cocok untuk aplikasi real-time. YOLOv8, khususnya varian YOLOv8x, menunjukkan performa yang luar biasa pada dataset augmentasi dengan $mAP@50$ sebesar 0,962 dan $mAP50:95$ sebesar 0,503, serta nilai precision, recall, dan F1-Score yang tinggi, yaitu masing-masing 0,953, 0,945, dan 0,949. Berdasarkan hasil ini, YOLOv8x dengan dataset augmentasi menjadi

pilihan terbaik untuk integrasi melalui aplikasi yang akan diimplementasikan secara nyata.

4. Telah dikembangkan aplikasi GUI yang terintegrasi dengan model algoritma terbaik yaitu YOLOv8x, sebagai solusi yang ditawarkan untuk sistem pemeriksaan PCB layout. GUI yang dirancang mempunyai performa rata-rata waktu *inference model* sebesar 7198,96 *millisecond* dan rata-rata waktu *post-process* sebesar 2104,88 *millisecond* dari hasil pengujian 30 gambar cacat PCB.

5.2. Implikasi

Berdasarkan dari hasil temuan dan pembahasan pada penelitian yang telah dilakukan, dapat diperoleh implikasi secara teori sebagai berikut.

1. Dapat menambah referensi untuk penelitian selanjutnya, untuk meningkatkan performa model baik algoritma Faster R-CNN maupun YOLOv8 untuk studi kasus deteksi objek cacat PCB.
2. Terdapat pengaruh yang signifikan dari hasil analisis algoritma dengan kondisi dataset yang dilakukan augmentasi lebih baik daripada dataset yang tidak dilakukan proses augmentasi. Hal ini karena proses augmentasi bertujuan untuk memperoleh variasi dataset yang lebih banyak, sehingga dapat memberikan performa yang lebih signifikan.
3. Dengan hasil temuan dari penelitian ini diperoleh secara teori algoritma model YOLOv8x dengan dataset augmentasi memiliki performa model yang terbaik untuk deteksi cacat PCB layout dari keseluruhan model algoritma yang digunakan di penelitian ini.
4. Pengembangan aplikasi GUI dalam penelitian ini dapat menjadi referensi bagi peneliti lainnya untuk memperluas aplikasi teknologi AOI pada bidang manufaktur elektronika.

Adapun perolehan implikasi secara praktis dari penelitian yang telah dilakukan adalah sebagai berikut.

1. Lembaga atau institusi maupun perorangan dapat menggunakan hasil algoritma Faster R-CNN dan YOLOv8 yang telah dikembangkan oleh peneliti sebagai sarana penyempurnaan penelitian untuk deteksi objek cacat pada permukaan PCB layout.

2. Aplikasi GUI yang telah dirancang dan dikembangkan, dapat diimplementasikan secara kondisi nyata baik untuk kegiatan perkuliahan praktikum maupun penggunaan skala industri manufaktur elektronika untuk proses kontrol kualitas dari produksi PCB layout.

5.3. Rekomendasi

Pada penelitian ini, penulis sangat menyadari bahwasannya penelitian yang dilakukan dan disajikan masih jauh dari kata sempurna. Maka dari itu perlu adanya pengembangan terhadap penelitian ini yang diharapkan dapat mengembangkan dan memperbaharui apa yang sudah ada pada penelitian ini. adapun saran atau rekomendasi dari penulis terhadap penelitian ini yaitu sebagai berikut.

1. Proses pelatihan atau *training* bisa dilakukan lebih banyak lagi untuk menghasilkan *output* performa model yang lebih akurat. Terutama untuk algoritma Faster R-CNN untuk memperoleh akurasi yang baik. Namun, perlu diperhatikan juga sumber daya komputasi yang digunakan karena membutuhkan komputasi yang cukup besar.
2. Masih banyak lagi algoritma *deep learning* yang bisa dilakukan untuk penelitian deteksi cacat PCB layout ini, ataupun penggunaan backbone yang bisa dilakukan eksperimen, seperti contohnya untuk algoritma Faster R-CNN bisa dilakukan dengan backbone SSD, RetineNet, InceptionV3 dan lainnya. Sementara untuk YOLO, menggunakan versi yang terbaru oleh Ultralytics akhir akhir ini yaitu YOLOv9.
3. Mencoba melakukan eksperimen dari hasil penelitian ini untuk dilakukan fine tuning baik untuk algoritma Faster R-CNN dengan backbone ResNet50 dan YOLOv8 dengan backbone CSPDarkNet53.
4. Objek cacat yang diidentifikasi bisa lebih dikembangkan lagi selain yang sudah digunakan dalam penelitian ini, yaitu *missing hole*, *mouse bite*, *open circuit*, *short*, *spur*, serta *spurious copper*.