

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Industri manufaktur komponen elektronika saat ini dituntut untuk menerapkan standar *Zero Defect* guna menjamin reliabilitas dan mutu produk yang aman bagi konsumen [1]. Salah satu komponen pasif yang memiliki peran penting dalam berbagai perangkat elektronik adalah *Radial leaded inductor*. Kualitas dan performa *inductor* ini sangat dipengaruhi oleh kondisi fisik inti ferit (*ferrite core*), khususnya pada bagian permukaan atas (*top surface*). *Defect* seperti *chip core* dan *crack core* dapat menurunkan karakteristik induktansi, menyebabkan ketidakstabilan kinerja, hingga berpotensi menimbulkan kegagalan fungsi pada perangkat elektronik [2]. Oleh karena itu, proses inspeksi visual terhadap *defect* permukaan ferit menjadi tahapan krusial dalam rantai produksi *inductor*.

Berdasarkan hasil observasi lapangan, diketahui bahwa proses inspeksi kualitas (*Quality Control*) untuk komponen *Radial leaded inductor* masih sepenuhnya dilakukan secara manual oleh operator manusia. *Defect chip core* dan *crack core* yang harus dideteksi umumnya berukuran sangat kecil dengan kontras yang rendah terhadap latar belakang ferit [3]. Dalam citra inspeksi, ukuran *defect* ini relatif kecil dibandingkan keseluruhan dimensi objek *inductor*. Selain itu, permukaan ferit memiliki tekstur alami yang kasar dan tidak seragam, sehingga pola retakan tipis (*crack core*) sering kali menyerupai tekstur normal permukaan dan menyulitkan proses pemisahan antara *defect* dan *non-defect* secara visual [4].

Ketiadaan sistem inspeksi otomatis yang adaptif pada lini produksi *inductor* menimbulkan permasalahan operasional yang signifikan. Seluruh hasil produksi harus diperiksa secara manual oleh operator, sehingga proses ini menjadi *bottleneck* karena volume produksi harian yang besar melampaui kemampuan inspeksi visual manusia [5]. Akibatnya, antrean produk menumpuk di stasiun pre-inspeksi, memperlambat aliran produksi secara keseluruhan, dan meningkatkan waktu tunggu sebelum komponen dapat dilanjutkan ke tahap pengemasan atau pengiriman.

Selain itu, aktivitas inspeksi yang repetitif dalam durasi panjang meningkatkan risiko kelelahan manusia (*human fatigue*), yang dapat menurunkan

tingkat ketelitian operator terutama setelah dua jam kerja berturut-turut [6]. Akibatnya, kelelahan operator secara inheren membuka peluang terjadinya *defect escape*, yang pada industri semikonduktor untuk produk elektronik konsumen berada pada angka 100 DPPM (*defective parts per million*) atau setara dengan 0,01% [7]. Kondisi ini tidak hanya berpotensi merugikan secara finansial akibat biaya klaim garansi yang dapat mencapai \$2,08 miliar dengan tingkat klaim rata-rata sebesar 1,52% dari penjualan [8], namun juga berdampak langsung pada reputasi perusahaan. Hal ini terbukti dari adanya komplain tertulis yang diterima perusahaan melalui email, yang menyebutkan bahwa perangkat elektronik konsumen gagal berfungsi akibat komponen *inductor* yang tidak bekerja optimal. Lolosnya produk cacat merupakan kesalahan fatal yang dapat menurunkan kepercayaan pelanggan terhadap perusahaan.

Seiring dengan perkembangan teknologi, pendekatan *computer vision* berbasis *deep learning* menjadi solusi yang menjanjikan dalam sistem deteksi objek. Studi komparatif terbaru menunjukkan bahwa algoritma *two-stage detector* seperti Faster R-CNN mampu mencapai akurasi yang sangat tinggi (hingga 99,6%) [10], namun memiliki kecepatan inferensi yang terbatas, yaitu sekitar 0,73 FPS (1,37 detik per frame) [10]. Keterbatasan ini membuatnya kurang optimal untuk kebutuhan *real-time* di lini produksi yang bergerak cepat. Sebaliknya, algoritma *one-stage detector* seperti YOLOv8 menawarkan efisiensi waktu pemrosesan yang jauh lebih tinggi, dengan kecepatan mencapai 157,2 FPS [9]. Meskipun demikian, pencapaian akurasi YOLOv8 sangat bergantung pada kompleksitas data dan arsitektur model yang digunakan, dengan nilai mAP yang bervariasi antara 92,3% [9] hingga 96,2% [11]. Dengan demikian, *trade-off* antara kecepatan dan akurasi ini menjadi pertimbangan utama dalam memilih algoritma yang paling sesuai untuk kebutuhan spesifik inspeksi kualitas.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan analisis perbandingan antara tiga arsitektur untuk menentukan metode yang paling sesuai dengan kebutuhan produksi (akurasi tinggi dan kecepatan *real-time*) di lini produksi *Radial leaded inductor*. Sebagai optimasi, penelitian ini akan mengintegrasikan modul *Efficient Multi-Scale Attention* (EMA) ke dalam arsitektur YOLOv8. Modul EMA dirancang untuk mempertahankan informasi fitur pada berbagai skala melalui

fusi antar-saluran tanpa merusak resolusi spasial [12]. Hal ini didasarkan pada penelitian terdahulu yang menunjukkan bahwa penggunaan mekanisme atensi multi-skala mampu mengatasi degradasi fitur pada objek kecil yang terjadi akibat proses *downsampling*. Sebagai acuan ilmiah, penelitian terbaru pada deteksi cacat objek menunjukkan bahwa pengembangan arsitektur YOLOv8 melalui integrasi modul *Efficient Multi-Scale Attention* (EMA) mampu meningkatkan nilai mAP@0.5 hingga 92,1% dengan kecepatan pemrosesan mencapai 161,29 FPS, serta mengurangi parameter sebesar 10,8% dan beban komputasi sebesar 8,6% dibandingkan model *baseline* [13].

Dengan pendekatan tersebut, YOLOv8 yang dioptimasi menggunakan modul *Efficient Multi-Scale Attention* (EMA) diharapkan mampu meningkatkan akurasi deteksi dibandingkan model *baseline* serta mempertahankan kecepatan inferensi yang tinggi [13]. Sistem ini dirancang sebagai mekanisme *early filtering* untuk menyaring produk *defect* secara otomatis sebelum masuk ke tahap inspeksi manual final, sehingga dapat mengurangi beban kerja operator, meminimalkan risiko *defect escape*, serta meningkatkan efisiensi produksi secara keseluruhan sesuai standar *Zero Defect*.

B. Batasan Penelitian

Untuk menjaga fokus penelitian dan memperjelas ruang lingkup pembahasan, maka batasan penelitian dalam tugas akhir ini ditetapkan sebagai berikut:

1. Objek penelitian difokuskan pada komponen *inductor* jenis *Radial Leaded* dengan metode pemasangan *through-hole*, dan tidak mencakup jenis *inductor* lainnya.
2. Akuisisi citra dilakukan dari sudut *top-view* dengan jarak kamera 147 mm ke permukaan *inductor*.
3. Evaluasi kinerja model dilakukan berdasarkan metrik *mean Average Precision* (mAP), presisi, *recall*, dan kecepatan inferensi sesuai dengan kebutuhan sistem inspeksi visual pada lingkungan industri manufaktur.
4. Data yang digunakan berupa citra komponen *Radial Leaded Inductor* yang terdiri atas produk sesuai standar dan produk *reject* berdasarkan hasil inspeksi

manual oleh bagian *Quality Control* (QC).

5. Pengujian dilakukan secara *real-time* pada prototipe sistem inspeksi visual semi otomatis di lingkungan produksi.

C. Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah bagaimana perbandingan performa deteksi cacat pada komponen *Radial leaded inductor* menggunakan metode Faster R-CNN, YOLOv8 *baseline*, dan YOLOv8 yang diintegrasikan dengan modul *Efficient Multi-Scale Attention* (EMA)?

D. Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah untuk menganalisis perbandingan performa deteksi cacat pada komponen *Radial leaded inductor* menggunakan metode Faster R-CNN, YOLOv8 *baseline*, dan YOLOv8 yang diintegrasikan dengan modul *Efficient Multi-Scale Attention* (EMA).

E. Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagi Peneliti

Menambah pemahaman dan pengalaman dalam penerapan serta optimasi metode deteksi objek berbasis *deep learning*, khususnya Faster R-CNN dan YOLOv8 dengan integrasi modul *Efficient Multi-Scale Attention* (EMA), untuk mendeteksi cacat pada permukaan komponen *Radial leaded inductor*.

2. Bagi Pembaca dan Peneliti Selanjutnya

Menjadi referensi ilmiah terkait perbandingan performa Faster R-CNN dan YOLOv8 serta pengaruh modul *Efficient Multi-Scale Attention* (EMA) terhadap peningkatan kemampuan deteksi *defect* pada permukaan komponen *Radial leaded inductor*.

3. Bagi Perusahaan/Industri

Memberikan alternatif solusi inspeksi visual otomatis sebagai sistem *early filtering* pada lini produksi *Radial leaded inductor* guna meningkatkan akurasi

deteksi cacat pada komponen *Radial leaded inductor*, mengurangi ketergantungan terhadap inspeksi manual, serta mendukung penerapan standar *zero defect* dalam industri manufaktur modern.

