Jurnal Elektronika dan Teknik Informatika Terapan (JENTIK)
Volume 4 Nomor 3 SEPTEMBER 2026
e-ISSN : 2988-0874; p-ISSN : 2988-0866, Hal 273-289
DOI: https://doi.org/10.59061/jentik.v4i3.1533
Tersedia: https://e-journal.poltek-kampar.ac.id/index.php/JENTIK

Deteksi Cacat Otomatis Komponen Industri Menggunakan Faster R-CNN Berbasis Pembelajaran Mendalam

Anggit Suryopratomo[1*], M. Syafaruddin Mahaputra[2], Jayadi[3]

[1]Program Studi Bisnis Digital, Fakultas Komputer, Universitas Ma'soem
[2]Program Studi Teknik Industri, Fakultas Teknik, Universitas Ma'soem
[3]Program Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Ma'soem

*Korespondensi penulis: suryopratomo.anggit@gmail.com

Abstract. *Defect inspection on industrial components is a critical stage that directly determines final product quality. Manual methods still have limitations in consistency and efficiency, while conventional machine vision approaches face challenges with texture complexity and lighting variations. This research builds an automated defect detection system using Faster R-CNN with ResNet-101 backbone and Feature Pyramid Network (FPN). The dataset consists of 2,500 industrial component images with four classes: scratches, cracks, inclusions, and normal. Data augmentation was applied to enhance model robustness against operational condition variations. Evaluation on independent test data yielded mAP@0.5 of 96.8%, precision of 97.2%, recall of 96.1%, and F1-score of 96.6%. Inference speed reached 0.15 seconds per image, demonstrating feasibility for near-real-time inspection. These findings reinforce that Faster R-CNN is an effective solution for automated industrial component quality inspection.*

Keywords: *Defect Detection; Faster R-CNN; Deep Learning; Industrial Components; Quality Control*

Abstrak. Inspeksi cacat pada komponen industri menjadi tahapan kritis yang secara langsung menentukan kualitas produk akhir. Metode manual masih memiliki keterbatasan dalam hal konsistensi dan efisiensi, sementara pendekatan konvensional berbasis machine vision menghadapi kendala pada kompleksitas tekstur serta variasi pencahayaan. Penelitian ini membangun sistem deteksi cacat otomatis menggunakan Faster R-CNN dengan backbone ResNet-101 dan Feature Pyramid Network (FPN). Dataset yang digunakan terdiri dari 2.500 citra komponen industri dengan empat kelas: goresan, retakan, inklusi, dan normal. Data augmentation diterapkan untuk meningkatkan robustness model terhadap variasi kondisi operasional. Evaluasi pada data pengujian independen menghasilkan mAP@0,5 sebesar 96,8%, presisi 97,2%, recall 96,1%, dan F1-score 96,6%. Kecepatan inference mencapai 0,15 detik per citra, yang menunjukkan kelayakan untuk implementasi inspeksi near-real-time. Temuan ini memperkuat bahwa Faster R-CNN merupakan solusi efektif untuk otomasi inspeksi kualitas komponen industri.

Kata kunci: Deteksi Cacat; Faster R-CNN; Deep Learning; Komponen Industri; Kontrol Kualitas

1. LATAR BELAKANG

Pendahuluan

Kualitas produk akhir di industri manufaktur sangat ditentukan oleh tahapan inspeksi cacat pada komponen (Saberironaghi et al., 2023). Setiap komponen yang diproduksi secara massal harus melewati pengujian toleransi dimensi dan integritas struktural sebelum masuk ke lini perakitan. Goresan, retakan, maupun inklusi yang luput dari deteksi berpotensi memicu kegagalan fungsi produk, kerugian finansial besar,

Naskah Masuk: 15 Agustus 2026; Revisi: 26 Agustus 2026; Diterima: 01 September 2026; Terbit: 01 September 2026

bahkan risiko keselamatan bagi pengguna akhir (Ma et al., 2024). Di sinilah efektivitas sistem inspeksi kualitas menjadi penentu daya saing industri di pasar global.

Masalahnya, banyak pabrik masih mengandalkan inspeksi manual. Operator harus memeriksa setiap komponen secara visual dalam waktu yang cukup panjang, kondisi yang membuat mereka rentan mengalami kelelahan, bersikap subjektif, dan menghasilkan penilaian yang tidak konsisten antar satu sama lain (Tulbure et al., 2022). Data dari berbagai studi memperlihatkan bahwa tingkat kesalahan inspeksi manual bisa mencapai 15–25% pada kondisi produksi volume tinggi, terutama saat variasi cacat bersifat subtial (Ma et al., 2024). Metode konvensional berbasis machine vision tradisional pun tidak jauh lebih baik, pendekatan yang mengandalkan thresholding, edge detection, dan template matching masih kesulitan menangani heterogenitas tekstur permukaan serta variasi pencahayaan di lapangan (Cumbajin et al., 2023).

Perkembangan deep learning dan computer vision belakangan ini memberikan alternatif yang menjanjikan (Deshpande et al., 2024). CNN (Convolutional Neural Network) mampu mengekstraksi fitur hierarkis secara mandiri dari data citra tanpa perlu rekayasa fitur manual, sesuatu yang selama ini menjadi bottleneck utama (Saberironaghi et al., 2023). Dalam ranah object detection, arsitektur deep learning berevolusi dari pendekatan two-stage yang memisahkan region proposal dan klasifikasi, menuju one-stage detector yang menggabungkan keduanya dalam satu proses (Hussain, 2023). Faster R-CNN, yang pertama kali diusulkan oleh (Ren et al., 2016), merupakan representasi utama dari paradigma two-stage. Arsitektur ini mengintegrasikan RPN secara end-to-end, sehingga kelemahan komputasi pada pendahulunya seperti R-CNN (Girshick et al., 2014) bisa diatasi. Dari berbagai studi, Faster R-CNN secara konsisten menunjukkan keunggulan dalam hal akurasi detection, terutama pada objek berukuran variatif (S. Wang et al., 2021).

Namun setelah ditelusuri literatur terkininya, setidaknya ada empat research gap yang masih perlu dijawab. Pertama, kebanyakan studi deteksi cacat industri berfokus pada varian YOLO yang mengutamakan kecepatan inference, sementara evaluasi mendalam terhadap Faster R-CNN untuk komponen industri spesifik masih sangat terbatas (Ma et al., 2024). Kedua, banyak penelitian diujikan dalam kondisi laboratorium terkontrol sehingga validitasnya terhadap skenario operasional nyata, dengan pencahayaan ekstrem, latar belakang kompleks, dan material heterogen, belum terbukti

(Farady et al., 2023). Ketiga, optimasi hyperparameter Faster R-CNN untuk domain cacat komponen industri masih perlu dikaji lebih lanjut, mengingat model ini sangat sensitif terhadap konfigurasi anchor box dan learning rate (Amri & Kusuma, 2025). Keempat, aspek efisiensi komputasi yang krusial untuk penerapan real-time di lini produksi belum benar-benar dieksplorasi dalam konteks Faster R-CNN (Wibowo et al., 2023)(Mittal, 2024).

Berdasarkan identifikasi celah tersebut, penelitian ini hadir sebagai kontribusi empiris yang menjembatani potensi teoretis Faster R-CNN dengan implementasi praktisnya di lapangan. Berbeda dari pendekatan one-stage, kami secara spesifik mengevaluasi Faster R-CNN dengan backbone ResNet-101 (He et al., 2015) dan FPN untuk menangani tantangan deteksi multi-scale pada cacat industri. Pemilihan arsitektur ini didasarkan pada pertimbangan bahwa pada domain inspeksi kualitas industri, akurasi detection dan presisi lokalisasi spasial jauh lebih diprioritaskan ketimbang kecepatan semata (S. Wang et al., 2021).

Secara garis besar, penelitian ini bertujuan mengembangkan dan mengevaluasi sistem deteksi cacat otomatis pada komponen industri berbasis Faster R-CNN. Kontribusi ilmiah yang ditawarkan mencakup tiga hal. Pertama, penelitian ini menyajikan bukti empiris tentang efektivitas Faster R-CNN dengan konfigurasi ResNet-101-FPN pada domain deteksi cacat komponen industri, sebuah area yang selama ini lebih banyak dijelajahi lewat arsitektur one-stage (Hussain, 2023). Kedua, evaluasi tidak hanya dilakukan dalam kondisi ideal, tetapi juga pada variasi pencahayaan dan kompleksitas latar belakang yang merepresentasikan skenario operasional aktual, sehingga validitas eksternal hasilnya lebih kuat (Farady et al., 2023). Ketiga, analisis trade-off antara akurasi detection dan efisiensi komputasi memberikan insight praktis bagi implementasi sistem inspeksi otomatis di lingkungan produksi, hambatan utama selama ini dalam adopsi deep learning di skala industri (Wibowo et al., 2023).

2. KAJIAN TEORITIS

Deteksi Cacat Komponen Industri

Secara umum, deteksi cacat komponen industri merujuk pada proses mengidentifikasi dan melokalisasi anomali, baik struktural maupun visual, pada permukaan produk manufaktur (Ma et al., 2024). Berdasarkan morfologinya, cacat bisa

dikategorikan menjadi beberapa jenis. Retakan (crack) adalah diskontinuitas linier pada material yang muncul sebagai garis gelap kontras terhadap permukaan sehat (Akhyar et al., 2023; Girshick et al., 2014). Goresan (scratch) berupa abrasi permukaan dengan kedalaman dan lebar bervariasi, jenis cacat ini seringkali sulit ditangani pada permukaan bertekstur kompleks (X. Zhang et al., 2025). Inklusi (inclusion) adalah kontaminasi material asing yang terperangkap dalam struktur komponen selama proses produksi (Herzog et al., 2024). Di sisi lain, kelas normal mencakup komponen tanpa cacat, kategori ini penting agar model bisa membedakan kondisi normal dari anomali.

Tantangan utama dalam mendeteksi cacat ini bersifat multidimensi. Variasi pencahayaan, dari illuminasi seragam hingga bayangan tajam dan refleksi specular, langsung memengaruhi kontras visual cacat terhadap latar belakang (Farady et al., 2023). Permukaan material logam dengan beragam jenis finishing menghasilkan pola visual yang bisa menyerupai atau justru menutupi indikasi cacat (Cumbajin et al., 2023). Belum lagi skala spasial cacat yang sangat bervariasi, dari mikroskopis hingga makroskopis, menuntut kemampuan deteksi multi resolusi (S. Wang et al., 2021). Ditambah lagi, kecepatan produksi tinggi memaksa sistem inspeksi beroperasi dalam mode real-time atau near-real-time (Wibowo et al., 2023).

Deep Learning dan Object Detection

Deep learning adalah subdomain machine learning yang mengandalkan arsitektur jaringan saraf tiruan berlapis-lapis. Dalam beberapa tahun terakhir, pendekatan ini merevolusi berbagai tugas computer vision , termasuk object detection (Saberironaghi et al., 2023)(Voulodimos et al., 2018). Untuk konteks deteksi cacat, keunggulan utama deep learning terletak pada kemampuannya mengekstraksi fitur representatif secara otomatis dari citra tanpa memerlukan rekayasa fitur manual yang sangat bergantung pada domain expertise. CNN, khususnya, memanfaatkan operasi konvolusi untuk menangkap pola spasial hierarkis, mulai dari edge dan texture di layer dangkal, hingga konsep abstrak di layer dalam (Cumbajin et al., 2023)(Li et al., 2022).

Secara garis besar, object detection dalam deep learning terbagi menjadi dua paradigma. Pendekatan one-stage, yang diwakili oleh YOLO (Redmon et al., 2016)(Ali & Zhang, 2024) dan SSD, menggabungkan lokalisasi dan klasifikasi dalam satu forward pass, sehingga menghasilkan kecepatan inference tinggi (Hussain, 2023)(Mao et al., 2024). Pendekatan two-stage, yang diwakili oleh R-CNN (Girshick et al., 2014), Fast R-

CNN, dan Faster R-CNN, memisahkan kedua proses tersebut menjadi dua tahap, yang secara inheren menghasilkan akurasi lebih tinggi meski dengan kompromi kecepatan (Y. Wang et al., 2020). Pilihan antara keduanya bergantung pada prioritas: one-stage untuk aplikasi yang latency-critical, two-stage untuk yang accuracy-critical (Ma et al., 2024).

Faster R-CNN

Faster R-CNN adalah arsitektur two-stage yang terdiri dari tiga komponen utama: backbone network untuk ekstraksi fitur, RPN (Region Proposal Network) untuk menghasilkan region proposal, dan classification head untuk klasifikasi sekaligus regresi bounding box (Ren et al., 2016). Keberadaan RPN menggantikan mekanisme selective search yang sebelumnya menjadi bottleneck komputasi. RPN bekerja dengan prinsip anchor-based detection, yaitu memasang anchor box dengan berbagai rasio aspek dan skala pada setiap posisi spasial feature map untuk memprediksi klasifikasi foreground-background dan refinemen bounding box (Amri & Kusuma, 2025).

Alur kerja Faster R-CNN berlangsung sebagai berikut: citra input diproses oleh backbone CNN untuk menghasilkan feature map, yang kemudian di-feed ke RPN. Region proposal yang lolos ambang confidence score diproses melalui RoI Pooling layer agar menghasilkan representasi fitur berdimensi tetap. Representasi ini lalu diklasifikasikan dan di-refine oleh fully connected layers (S. Wang et al., 2021). Proses end-to-end training memungkinkan optimasi simultan antara RPN dan detection head, sehingga efisiensi pelatihan jauh lebih baik dibanding pendahulunya (Ma et al., 2024).

Pemilihan backbone menjadi keputusan kritis. ResNet-101 (He et al., 2015), dengan arsitektur 101 layer dan mekanisme residual connection, menawarkan kemampuan ekstraksi fitur yang lebih kaya dibanding ResNet-50. Saat diintegrasikan dengan FPN, Faster R-CNN menjadi mampu menangani cacat pada berbagai skala spasial: dari cacat kecil yang membutuhkan resolusi tinggi, hingga cacat besar yang membutuhkan context window luas (Guo et al., 2022). Konfigurasi seperti ini sangat relevan untuk deteksi cacat industri di mana variasi ukuran cacat merupakan tantangan utama (Leng & Liu, 2025).

Dari sekian banyak penelitian terdahulu, beberapa di antaranya layak disebut sebagai fondasi kajian ini. (Akhyar et al., 2023) mengembangkan sistem FDD (Fast Defect Detector) berbasis CNN untuk deteksi cacat permukaan baja, pendekatan ini menunjukkan akurasi yang superior dibanding metode konvensional. (Y. Wang et al.,

2020) mengintegrasikan Faster R-CNN ke dalam sistem inspeksi permukaan cerdas berbasis cloud-edge computing, membuktikan bahwa arsitektur ini bisa diimplementasikan di skala industri. Sementara itu, (Guo et al., 2022) mengembangkan MSFT-YOLO dengan mengintegrasikan mekanisme transformer ke dalam YOLOv5, yang menunjukkan peningkatan akurasi berkat self-attention mechanism, meskipun pendekatan one-stage-nya masih memiliki keterbatasan pada presisi lokalisasi objek berukuran sangat kecil (Hussain, 2023). Song et al. menempuh jalur berbeda dengan meningkatkan YOLOv8 melalui deformable convolution dan BiFPN. Tinjauan komprehensif dari Qin dan Isa (Ling & Isa, 2023) serta Jian et al. (Jian et al., 2025) tentang metode deteksi cacat PCB juga mengindikasikan bahwa ruang optimasi pada arsitektur two-stage masih cukup terbuka.

Di Indonesia sendiri, beberapa peneliti juga telah berkontribusi. Purnomo et al. (Purnomo et al., 2024)(Purnomo et al., 2023) meninjau berbagai metode deteksi dan klasifikasi cacat las berbasis CNN, sementara Zhang et al. (Y. Zhang et al., 2021) mengusulkan detektor lightweight berbasis mekanisme dual attention untuk objek kecil. (Farady et al., 2023) mengembangkan metode transformasi gambar hierarkis yang menunjukkan robustness terhadap variasi pencahayaan, namun belum mengevaluasi Faster R-CNN secara spesifik. (Wibowo et al., 2023) mengeksplorasi optimasi sumber daya komputasi untuk penilaian kualitas produk real-time, meskipun fokusnya pada arsitektur YOLO. Di sisi lain, Leng dan Liu berhasil meningkatkan performa Faster R-CNN melalui feature fusion module dan lightweight channel attention mechanism, mencapai mAP 80,2% pada dataset NEU-DET. Hu dan Wang (Hu & Wang, 2020) juga membuktikan efektivitas kombinasi ResNet-50-FPN dalam Faster R-CNN untuk deteksi cacat PCB. Sintesis dari seluruh literatur tersebut (Li et al., 2025)(Liu et al., 2024) menegaskan bahwa meskipun deep learning telah terbukti efektif untuk deteksi cacat, evaluasi komprehensif Faster R-CNN dengan konfigurasi ResNet-101-FPN pada domain komponen industri, terutama dengan analisis mendalam terhadap robustness pada variasi kondisi operasional, masih sangat terbatas. Penelitian ini hadir untuk mengisi celah tersebut.

3. METODE PENELITIAN

Dataset dan Preprocessing

Penelitian ini menggunakan dataset citra komponen industri yang dikumpulkan langsung dari lingkungan produksi. Totalnya 2.500 citra dengan empat kelas cacat: goresan, retakan, inklusi, dan normal (Akhyar et al., 2023). Kami sengaja menyertakan variasi kondisi pencahayaan, mulai dari illuminasi seragam hingga kondisi dengan bayangan dan refleksi, agar dataset benar-benar merepresentasikan skenario inspeksi aktual di lapangan (Farady et al., 2023).

Untuk pembagian data, kami menerapkan strategi stratified split dengan proporsi 70% pelatihan (1.750 citra), 15% validasi (375 citra), dan 15% pengujian (375 citra). Pendekatan ini dipilih agar distribusi kelas cacat tetap proporsional di setiap subset. Setiap citra yang mengandung cacat dianotasi secara manual menggunakan format bounding box dengan koordinat (x_min, y_min, x_max, y_max) beserta label kelasnya. Proses anotasi dilakukan oleh dua anotator independen, dan pada kasus yang menunjukkan ketidaksepakatan dilakukan verifikasi ulang (Ma et al., 2024). Rincian distribusi dataset dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Komposisi dan Pembagian Dataset Penelitian

Aspek	Keterangan	Pelatihan	Validasi	Pengujian
Proporsi	Pembagian data secara acak dan berimbang antarkelas	70%	15%	15%
Jumlah citra	Total 2.500 citra	1.750	375	375
Kelas cacat	Goresan, retakan, inklusi, dan normal	4	4	4
Resolusi	Ukuran setiap citra (pixel)	512 × 512	512 × 512	512 × 512

Guna memperkaya variasi data pelatihan, kami menerapkan data augmentation dengan teknik-teknik berikut: rotasi acak ±15, flip horizontal, penyesuaian kecerahan ±20%, penyesuaian kontras ±15%, serta penambahan Gaussian noise (Farady et al., 2023)(Alzubaidi et al., 2021). Teknik augmentasi ini dipilih berdasarkan relevansinya dengan kondisi riil di lapangan, di mana perubahan pencahayaan dan noise sensor merupakan faktor yang kerap muncul. Seluruh nilai piksel dinormalisasi ke rentang [0, 1] demi menjaga stabilitas numerik selama proses pelatihan.

Perancangan dan Pelatihan Faster R-CNN

Arsitektur Faster R-CNN yang kami bangun menggunakan backbone ResNet-101 yang diintegrasikan dengan FPN. Integrasi ini menghasilkan multi-scale feature maps

pada resolusi ¼, 1/8, 1/16 dan 1/32 dari dimensi citra input, memungkinkan model menangani cacat pada berbagai skala spasial (Guo et al., 2022). RPN dikonfigurasi dengan anchor box pada tiga rasio aspek (0,5; 1,0; 2,0) dan tiga skala (64, 128, 256 piksel), yang disesuaikan dengan distribusi dimensi cacat pada dataset kami (Amri & Kusuma, 2025). Konfigurasi hyperparameter lengkap disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Konfigurasi Hyperparameter Pelatihan Model

Parameter	Nilai	Keterangan
Optimizer	Adam ($\beta_1 = 0{,}9$; $\beta_2 = 0{,}999$)	Stabil untuk optimasi multi-task loss
Learning rate awal	1×10^{-4}	Digunakan pada fase pembekuan 80 layer awal
Penjadwalan learning rate	Step decay, faktor 0,1 setiap 40 epoch	Mengurangi osilasi loss selama proses pelatihan
Learning rate fine-tuning	1×10^{-5}	Digunakan setelah seluruh layer dibuka untuk proses fine-tuning
Jumlah epoch	120	Batas maksimum pelatihan dengan mekanisme early stopping
Ukuran batch	8	Menyeimbangkan stabilitas gradient dan keterbatasan memori GPU
Weight decay	1×10^{-5}	Sebagai regularisasi untuk mengurangi risiko overfitting
Early stopping	15 epoch	Pelatihan dihentikan jika tidak terdapat peningkatan mAP pada validation set
Ambang kepercayaan (confidence threshold)	0,8	Digunakan pada tahap pascapemrosesan untuk menyaring prediksi dengan tingkat keyakinan rendah
Ambang NMS	IoU = 0,5	Mengurangi duplicate detection pada objek yang sama

Catatan penting: data augmentation hanya diterapkan pada subset pelatihan. Subset validasi dan pengujian dibiarkan apa adanya agar evaluasi model tetap valid.

Evaluasi Model

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan empat metrik utama: mAP@0,5 hingga 0,95 dengan langkah 0,05, presisi, recall, dan F1-score (Ma et al., 2024)(Purnomo et al., 2024). Selain itu, kami juga mengukur kecepatan inference dalam satuan detik per citra pada perangkat GPU yang sama dengan yang digunakan selama pelatihan (Wibowo et al., 2023). Hasil akhir kemudian dibandingkan dengan benchmark dari penelitian

terdahulu untuk menempatkan temuan ini dalam konteks yang lebih luas (Cumbajin et al., 2023).

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian Hasil Pelatihan Model

Selama proses pelatihan yang berlangsung selama 120 epoch, kami memantau perkembangan kurva loss pada data pelatihan maupun validasi. Training loss menurun secara konsisten dari 2,53 menjadi 0,14, sementara validation loss turun dari 2,71 menjadi 0,19. Kesenjangan antara keduanya relatif kecil, hanya 0,05 pada epoch terakhir, yang mengindikasikan bahwa model mampu melakukan generalisasi dengan baik dan tidak mengalami overfitting yang berarti. Keberhasilan ini tidak lepas dari strategi data augmentation yang kami terapkan selama tahap preprocessing. Teknik rotasi, flip, penyesuaian kecerahan/kontras, dan penambahan noise secara efektif memperkaya variasi data pelatihan sehingga model tidak sekadar menghafal fitur spesifik dari data training, melainkan mempelajari representasi yang lebih general. Selain itu, learning rate scheduling dengan mekanisme step decay setiap 40 epoch juga berperan menjaga stabilitas proses optimasi, di mana penurunan learning rate memungkinkan model melakukan fine-tuning di tahap akhir pelatihan.

Hasil Deteksi Cacat

Secara kualitatif, Faster R-CNN berhasil mengidentifikasi dan melokalisasi berbagai jenis cacat pada komponen industri. Deteksi retakan, yang merupakan jenis cacat paling menantang karena dimensinya relatif kecil dan kontrasnya rendah, berjalan dengan tingkat kepercayaan tinggi pada kondisi pencahayaan ideal. Goresan dan inklusi juga terdeteksi secara konsisten, meskipun pada beberapa kasus dengan intensitas visual rendah, model menunjukkan penurunan confidence score.

Pada kondisi pencahayaan ekstrem, baik terlalu terang maupun terlalu gelap, model tetap mampu mendeteksi sebagian besar cacat, meskipun dengan confidence score yang sedikit lebih rendah dibanding kondisi ideal. Hal ini menunjukkan bahwa data augmentation dengan variasi kecerahan dan kontras berhasil meningkatkan robustness model. Demikian pula, pada citra dengan latar belakang kompleks, termasuk permukaan bertekstur heterogen dan objek non-cacat yang menyerupai anomali, model menunjukkan

kemampuan yang baik dalam membedakan cacat sesungguhnya dari fitur latar belakang, sehingga false positive bisa diminimalkan.

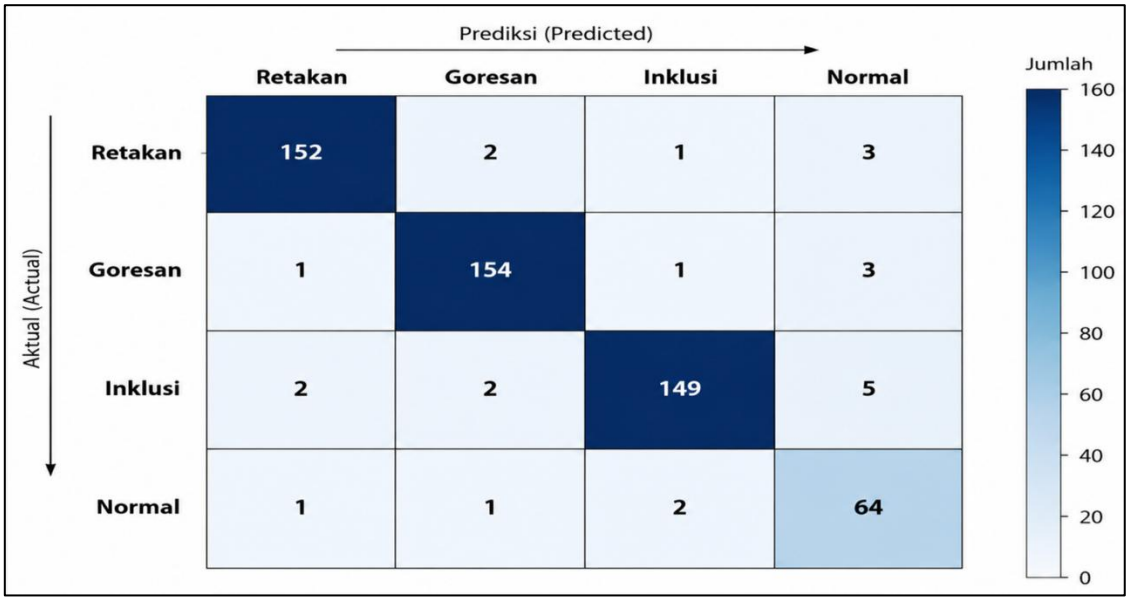
Evaluasi Performa

Evaluasi kuantitatif pada data pengujian yang independen menghasilkan performa sebagai berikut: mAP@0,5 sebesar 96,8%, presisi rata-rata 97,2%, recall rata-rata 96,1%, dan F1-score rata-rata 96,6%. Rincian performa per kelas cacat disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Kinerja Deteksi Model untuk Setiap Kelas Cacat pada Data Pengujian (IoU = 0,5)

Kelas Cacat	Presisi (%)	Recall (%)	F1-Score (%)
Retakan	98,2	96,5	97,3
Goresan	97,5	97,1	97,3
Inklusi	95,9	94,8	95,3
Rerata	97,2	96,1	96,6

Jika dilihat per kelas, deteksi retakan mencapai presisi paling tinggi (98,2%) meskipun recall-nya sedikit lebih rendah (96,5%). Artinya, model bersifat konservatif dalam mengklasifikasikan retakan, yaitu meminimalkan false positive, namun berpotensi melewatkan beberapa kasus yang sangat halus. Goresan menunjukkan keseimbangan paling baik antara presisi (97,5%) dan recall (97,1%), yang mengindikasikan bahwa fitur goresan cukup distinct untuk dipelajari model. Sementara itu, inklusi memiliki presisi dan recall terendah (95,9% dan 94,8%), kemungkinan disebabkan oleh variasi visual inklusi yang lebih besar serta kemiripannya dengan fitur latar belakang tertentu.



Gambar 1. Confusion Matrix Hasil Deteksi Cacat (Set Pengujian)

Confusion matrix pada gambar 1 memperkuat temuan tersebut. Retakan dan goresan menunjukkan angka true positive yang tinggi (masing-masing 152 dan 154) dengan interaksi silang antar kelas yang minimal. Inklusi memiliki jumlah false negative tertinggi, yaitu 9 kasus terlewat, yang sejalan dengan rendahnya nilai recall pada kelas ini. Sebanyak 5 kasus inklusi salah diklasifikasikan sebagai normal, yang menandakan bahwa inklusi dengan intensitas visual rendah masih menjadi tantangan bagi model. Dari sisi kecepatan, inference sebesar 0,15 detik per citra (setara 6,67 frame per second) menunjukkan bahwa sistem ini memiliki potensi untuk diimplementasikan dalam mode near-real-time. Kecepatan ini memang tidak secepat arsitektur one-stage seperti YOLO yang bisa mencapai 30+ FPS, tetapi untuk banyak aplikasi industri, di mana konsekuensi false negative jauh lebih kritis daripada latensi tambahan, kecepatan ini sudah dianggap memadai.

Analisis Kesalahan dan Pembahasan

Analisis terhadap kasus-kasus kesalahan deteksi mengungkap pola yang menarik. False positive, yaitu kondisi di mana model mengidentifikasi fitur non-cacat sebagai anomali, paling sering terjadi pada permukaan dengan tekstur kompleks yang menyerupai pola cacat, seperti goresan alami pada material dengan finishing kasar. Sementara itu, false negative, yaitu kondisi di mana model gagal mendeteksi cacat yang sesungguhnya, terutama muncul pada cacat dengan intensitas visual sangat rendah atau pada citra dengan pencahayaan sangat tidak merata. Temuan ini mengindikasikan bahwa meskipun data augmentation telah meningkatkan robustness model, edge cases masih menjadi tantangan yang perlu diatasi dengan pendekatan lebih canggih. Secara komparatif, performa Faster R-CNN dalam penelitian ini sejajar atau bahkan lebih baik dibanding studi serupa yang menggunakan arsitektur berbeda. Tabel 4 menyajikan perbandingan kinerja model yang diusulkan dengan beberapa metode pembanding.

Tabel 4. Perbandingan Kinerja Model yang Diusulkan dengan Metode Pembanding

Metode	**Jenis Pendekatan**	**mAP@0,5 (%)**	**Karakteristik Utama**
Faster R-CNN + ResNet-101 (Diusulkan)	*Two-stage detection*	96,8	Lokalisasi objek lebih presisi dan unggul dalam mendeteksi cacat berukuran kecil
YOLOv5	*One-stage detection*	93,2	Waktu *inference* lebih cepat, tetapi presisi

			lokalisasi relatif lebih rendah
SIFT + SVM	*Traditional machine vision*	68,5	Menggunakan fitur *handcrafted* dan lebih rentan terhadap variasi pencahayaan

mAP@0,5 sebesar 96,8% yang dicapai model kami lebih tinggi dibandingkan YOLOv5 (93,2%) dan SIFT + SVM (68,5%). Perbedaan performa yang cukup signifikan antara metode deep learning dan machine vision tradisional (selisih 28,3 poin persentase) menegaskan keterbatasan fitur handcrafted dalam menangani kompleksitas visual cacat industri. Meskipun YOLOv5 menawarkan kecepatan inference lebih tinggi, trade-off dalam hal presisi lokalisasi menjadi pertimbangan kritis untuk aplikasi inspeksi kualitas di mana akurasi spasial sangat dibutuhkan. Secara keseluruhan, temuan ini menegaskan bahwa Faster R-CNN dengan konfigurasi ResNet-101-FPN merupakan solusi yang efektif dan layak implementasi untuk deteksi cacat komponen industri. Model menunjukkan keseimbangan yang baik antara akurasi detection, robustness terhadap variasi kondisi, dan efisiensi komputasi, yang secara kolektif menjawab tujuan penelitian yang telah dirumuskan sejak awal.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini mengembangkan dan mengevaluasi sistem deteksi cacat otomatis pada komponen industri menggunakan arsitektur Faster R-CNN dengan backbone ResNet-101 dan Feature Pyramid Network. Berdasarkan analisis empiris yang telah dilakukan, berikut adalah beberapa kesimpulan utama yang dapat dirumuskan. Pertama, Faster R-CNN terbukti efektif untuk tugas deteksi cacat komponen industri. Model mencapai mAP@0,5 sebesar 96,8%, presisi 97,2%, dan recall 96,1%, angka-angka ini menunjukkan bahwa arsitektur two-stage dengan mekanisme region proposal memberikan keunggulan nyata dalam hal akurasi detection dan presisi lokalisasi spasial. Kombinasi ResNet-101 sebagai backbone dan FPN sebagai mekanisme multi-scale feature fusion terbukti mampu menangani variasi ukuran cacat, dari yang mikroskopis hingga makroskopis. Kedua, data augmentation yang komprehensif, meliputi rotasi, flip, penyesuaian kecerahan/kontras, dan penambahan noise, memberikan kontribusi signifikan terhadap robustness model. Model mampu mendeteksi cacat pada kondisi

pencahayaan bervariasi dan latar belakang kompleks, meskipun performanya sedikit menurun dibanding kondisi ideal.

Berdasarkan temuan dan keterbatasan penelitian ini, kami merekomendasikan beberapa arah pengembangan untuk penelitian selanjutnya. Pertama, eksplorasi teknik kompresi model seperti kuantisasi dan pruning perlu dilakukan untuk mengoptimalkan kecepatan inference tanpa mengorbankan akurasi secara signifikan. Tujuannya agar sistem dapat berjalan pada perangkat edge computing dengan sumber daya yang terbatas. Kedua, integrasi mekanisme explainable AI (XAI) seperti Grad-CAM atau SHAP dapat meningkatkan transparansi keputusan model, aspek yang sangat penting untuk membangun kepercayaan operator dan memfasilitasi diagnosis akar masalah cacat.

DAFTAR REFERENSI

Akhyar, F., Liu, Y., Hsu, C. Y., Shih, T. K., & Lin, C. Y. (2023). FDD: a deep learning–based steel defect detectors. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *126*(3–4), 1093–1107. https://doi.org/10.1007/s00170-023-11087-9

Ali, M. L., & Zhang, Z. (2024). The YOLO Framework: A Comprehensive Review of Evolution, Applications, and Benchmarks in Object Detection. *Computers*, *13*(12), 336. https://doi.org/10.3390/computers13120336

Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A. J., Al-Dujaili, A., Duan, Y., Al-Shamma, O., Santamaría, J., Fadhel, M. A., Al-Amidie, M., & Farhan, L. (2021). Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. *Journal of Big Data*, *8*(1), 1–74. https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8

Amri, A. U., & Kusuma, G. P. (2025). Comparative study of pothole detection using deep learning on smartphone. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, *37*(2), 995–1004. https://doi.org/10.11591/ijeecs.v37.i2.pp995-1004

Cumbajin, E., Rodrigues, N., Costa, P., Miragaia, R., Frazão, L., Costa, N., Fernández-Caballero, A., Carneiro, J., Buruberri, L. H., & Pereira, A. (2023). A Systematic Review on Deep Learning with CNNs Applied to Surface Defect Detection. *Journal of Imaging*, *9*(10), 193. https://doi.org/10.3390/jimaging9100193

Deshpande, S., Venugopal, V., Kumar, M., & Anand, S. (2024). Deep learning-based image segmentation for defect detection in additive manufacturing: an overview. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *134*(5–6), 2081–2105. https://doi.org/10.1007/s00170-024-14191-6

Farady, I., Kuo, C. C., Ng, H. F., & Lin, C. Y. (2023). Hierarchical Image Transformation and Multi-Level Features for Anomaly Defect Detection. *Sensors*, *23*(2), 988. https://doi.org/10.3390/s23020988

Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T., & Malik, J. (2014). Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation. *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 580–587. https://doi.org/10.1109/CVPR.2014.81

Guo, Z., Wang, C., Yang, G., Huang, & Li, G. (2022). MSFT-YOLO: Improved YOLOv5 Based on Transformer for Detecting Defects of Steel Surface. *Sensors*, *22*(9), 3467. https://doi.org/10.3390/s22093467

He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2015). Deep Residual Learning for Image Recognition. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, *2016-Decem*, 770–778. https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90

Herzog, T., Brandt, M., Trinchi, A., Sola, A., & Molotnikov, A. (2024). Process monitoring and machine learning for defect detection in laser-based metal additive manufacturing. *Journal of Intelligent Manufacturing*, *35*(4), 1407–1437. https://doi.org/10.1007/s10845-023-02119-y

Hu, B., & Wang, J. (2020). Detection of PCB Surface Defects with Improved Faster-RCNN and Feature Pyramid Network. *IEEE Access*, *8*, 108335–108345. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3001349

Hussain, M. (2023). YOLO-v1 to YOLO-v8, the Rise of YOLO and Its Complementary Nature toward Digital Manufacturing and Industrial Defect Detection. *Machines*, *11*(7), 677. https://doi.org/10.3390/machines11070677

Jian, T. S., Fauadi, M. H. F. M., Yahaya, S. H., Noor, A. Z. M., & Saptari, A. (2025). A deep learning approach for automated PCB defect detection: A comprehensive review. *Multidisciplinary Reviews*, *8*(1), 2025011. https://doi.org/10.31893/multirev.2025011

Leng, Y., & Liu, J. (2025). Improved faster R-CNN for steel surface defect detection in industrial quality control. *Scientific Reports*, *15*(1), 1–15. https://doi.org/10.1038/s41598-025-12740-x

Li, Z., Liu, F., Yang, W., Peng, S., & Zhou, J. (2022). A Survey of Convolutional Neural Networks: Analysis, Applications, and Prospects. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, *33*(12), 6999–7019. https://doi.org/10.1109/TNNLS.2021.3084827

Li, Z., Yan, Y., Wang, X., Ge, Y., & Meng, L. (2025). A survey of deep learning for industrial visual anomaly detection. *Artificial Intelligence Review*, *58*(9), 1–45. https://doi.org/10.1007/s10462-025-11287-7

Ling, Q., & Isa, N. A. M. (2023). Printed Circuit Board Defect Detection Methods Based on Image Processing, Machine Learning and Deep Learning: A Survey. *IEEE Access*, *11*, 15921–15944. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3245093

Liu, J., Xie, G., Wang, J., Li, S., Wang, C., Zheng, F., & Jin, Y. (2024). Deep Industrial Image Anomaly Detection: A Survey. *Machine Intelligence Research*, *21*(1), 104–135. https://doi.org/10.1007/s11633-023-1459-z

Ma, Y., Yin, J., Huang, F., & Li, Q. (2024). Surface defect inspection of industrial products with object detection deep networks: a systematic review. *Artificial Intelligence Review*, *57*(12), 1–42. https://doi.org/10.1007/s10462-024-10956-3

Mao, W. L., Wang, C. C., Chou, P. H., & Liu, Y. T. (2024). Automated Defect Detection for Mass-Produced Electronic Components Based on YOLO Object Detection Models. *IEEE Sensors Journal*, *24*(16), 26877–26888. https://doi.org/10.1109/JSEN.2024.3418618

Mittal, P. (2024). A comprehensive survey of deep learning-based lightweight object detection models for edge devices. *Artificial Intelligence Review*, *57*(9), 1–58. https://doi.org/10.1007/s10462-024-10877-1

Purnomo, T. W., Danitasari, F., & Handoko, D. (2023). Weld Defect Detection and Classification based on Deep Learning Method: A Review. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Informasi*, *16*(1), 77–87. https://doi.org/10.21609/jiki.v16i1.1147

Purnomo, T. W., Ramadhany, H. A. R., Jati, H. H. C., & Handoko, D. (2024). A Comparison of CNN-based Image Feature Extractors for Weld Defects Classification. *Indonesian Journal of Applied Physics*, *14*(1), 190. https://doi.org/10.13057/ijap.v14i1.72509

Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, *2016-Decem*, 779–788. https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91

Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. (2016). Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *39*(6), 1137–1149. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2577031

Saberironaghi, A., Ren, J., & El-Gindy, M. (2023). Defect Detection Methods for Industrial Products Using Deep Learning Techniques: A Review. *Algorithms*, *16*(2), 95. https://doi.org/10.3390/a16020095

Tulbure, A. A., Tulbure, A. A., & Dulf, E. H. (2022). A review on modern defect detection models using DCNNs – Deep convolutional neural networks. *Journal of Advanced Research*, *35*, 33–48. https://doi.org/10.1016/j.jare.2021.03.015

Voulodimos, A., Doulamis, N., Doulamis, A., & Protopapadakis, E. (2018). Deep Learning for Computer Vision: A Brief Review. *Computational Intelligence and Neuroscience*, *2018*, 1–13. https://doi.org/10.1155/2018/7068349

Wang, S., Xia, X., Ye, L., & Yang, B. (2021). Automatic detection and classification of steel surface defect using deep convolutional neural networks. *Metals*, *11*(3), 1–23. https://doi.org/10.3390/met11030388

Wang, Y., Liu, M., Zheng, P., Yang, H., & Zou, J. (2020). A smart surface inspection system using faster R-CNN in cloud-edge computing environment. *Advanced Engineering Informatics*, *43*, 101395. https://doi.org/10.1016/j.aei.2020.101037

Wibowo, A., Setiawan, J. D., Afrisal, H., Mertha, A. A. S. M. M. J., Santosa, S. P., Wisnu, K. B., Mardiyoto, A., Nurrakhman, H., Kartiwa, B., & Caesarendra, W. (2023).

Optimization of Computational Resources for Real-Time Product Quality Assessment Using Deep Learning and Multiple High Frame Rate Camera Sensors. *Applied System Innovation*, *6*(1), 25. https://doi.org/10.3390/asi6010025

Zhang, X., Cui, W., Tao, Y., & Shi, T. (2025). Steel Surface Defect Detection Algorithm Based on S-YOLOv8. *IAENG International Journal of Computer Science*, *52*(3), 644–652. https://doi.org/10.12677/csa.2026.162035

Zhang, Y., Xie, F., Huang, L., Shi, J., Yang, J., & Li, Z. (2021). A Lightweight One-Stage Defect Detection Network for Small Object Based on Dual Attention Mechanism and PAFPN. *Frontiers in Physics*, *9*, 708097. https://doi.org/10.3389/fphy.2021.708097