

IMPLEMENTASI YOLOV12 UNTUK DETEKSI KERUSAKAN VISUAL PADA PAKAIAN BEKAS BERBASIS CITRA DIGITAL

Hawarizmi Ummul Adzkia, Asriyanik, Winda Apriandari

Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Sukabumi

Jl. R. Syamsudin, SH No.50, Sukabumi, Indonesia

hawarizmiummul1@gmail.com

ABSTRAK

Peningkatan transaksi jual beli pakaian bekas secara daring menuntut adanya sistem inspeksi kualitas yang objektif dan konsisten untuk menilai kelayakan produk sebelum dipasarkan. Namun, proses penilaian kerusakan pakaian masih banyak dilakukan secara manual sehingga bersifat subjektif dan memerlukan waktu, yang berpotensi menurunkan efisiensi quality control. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem deteksi kerusakan pakaian bekas menggunakan pendekatan *object detection* dengan arsitektur YOLOv12. Metode penelitian mengacu pada tahapan CRISP-DM yang meliputi pengumpulan data dari sumber publik, anotasi *bounding box* pada empat kelas objek yaitu *clothes*, *cut*, *hole*, dan *stain*, pelatihan model, evaluasi performa, serta implementasi sistem berbasis website. Evaluasi dilakukan pada 148 citra uji dengan total 331 objek menggunakan metrik Precision, Recall, mAP50, dan mAP50-95. Hasil pengujian menunjukkan nilai Precision sebesar 0,415, Recall sebesar 0,474, mAP50 sebesar 0,426, dan mAP50-95 sebesar 0,279. Model menunjukkan performa terbaik pada kelas *clothes* dengan nilai Recall mencapai 1,00, namun masih memiliki keterbatasan dalam mendeteksi kerusakan berukuran kecil seperti *cut* dan *hole*. Model kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi web menggunakan Flask sebagai *backend* dan antarmuka *frontend* berbasis TSX untuk menampilkan hasil deteksi secara *real-time*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan mampu mendeteksi kerusakan pakaian bekas secara otomatis dan berpotensi menjadi alat bantu inspeksi kualitas pada ekosistem *Thrift* digital.

Kata kunci : *object detection*, YOLOv12, pakaian bekas, computer vision, quality control

1. PENDAHULUAN

Perdagangan pakaian bekas secara daring atau *Thrift* mengalami peningkatan signifikan seiring dengan berkembangnya platform e-commerce dan meningkatnya kesadaran masyarakat terhadap konsumsi berkelanjutan. Namun, proses penilaian kondisi pakaian yang dijual masih banyak dilakukan secara manual oleh penjual sehingga sangat bergantung pada persepsi subjektif dan pengalaman individu. Kondisi ini berpotensi menimbulkan ketidaksesuaian antara kondisi produk yang diterima pembeli dengan deskripsi yang ditampilkan, serta menurunkan tingkat kepercayaan konsumen [1], [2].

Pada praktiknya, kerusakan pada pakaian bekas dapat berupa noda, lubang, maupun sobekan kecil yang sulit dikenali secara visual, terutama pada citra dengan pencahayaan dan latar belakang yang bervariasi. Pendekatan konvensional dalam inspeksi visual tidak hanya memerlukan waktu, tetapi juga memiliki konsistensi yang rendah. Oleh karena itu, diperlukan sistem inspeksi otomatis yang mampu melakukan deteksi kerusakan secara objektif dan konsisten menggunakan pengolahan citra digital [3], [4].

Penerapan *computer vision* dan *Deep Learning* telah banyak digunakan pada tugas deteksi cacat tekstil, namun sebagian besar penelitian masih berfokus pada kain produksi pabrik dengan latar belakang terkontrol. Karakteristik pakaian bekas yang memiliki variasi bentuk, warna, lipatan, dan kondisi pencahayaan menyebabkan metode deteksi konvensional kurang optimal ketika diterapkan pada

domain ini. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, pendekatan *object detection* menjadi solusi yang relevan karena mampu mengidentifikasi sekaligus melokalisasi area kerusakan pada citra [5], [6].

Salah satu arsitektur *object detection* yang banyak digunakan untuk aplikasi *real-time* adalah YOLO (*You Only Look Once*) karena memiliki kecepatan inferensi tinggi dengan efisiensi komputasi yang baik. Versi terbaru, yaitu YOLOv12, dibandingkan dengan versi sebelumnya seperti YOLOv5 dan YOLOv8, YOLOv12 menawarkan peningkatan pada mekanisme *attention-centric* yang dirancang untuk meningkatkan sensitivitas terhadap objek berukuran kecil serta mempertahankan performa pada kondisi visual yang kompleks. YOLOv5 dikenal stabil dan ringan namun memiliki keterbatasan dalam mendeteksi objek kecil, sedangkan YOLOv8 telah membawa peningkatan pada arsitektur backbone dan akurasi deteksi. Oleh karena itu, penelitian ini mengimplementasikan YOLOv12 untuk mendeteksi berbagai jenis kerusakan visual pada pakaian bekas dan mengintegrasikannya ke dalam sistem berbasis website sebagai prototipe sistem inspeksi kualitas otomatis pada ekosistem *Thrift* digital [7], [8], [9].

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. *Thrift* dan Perdagangan Pakaian Bekas Daring

Thrift merupakan aktivitas jual beli pakaian bekas yang masih layak pakai dan semakin berkembang di Indonesia seiring meningkatnya kesadaran masyarakat terhadap konsumsi

berkelanjutan dan konsep ekonomi sirkular. Perkembangan teknologi digital mendorong aktivitas *Thrift* beralih ke platform daring seperti marketplace dan media sosial, sehingga memperluas jangkauan transaksi serta meningkatkan partisipasi konsumen [10].

Meskipun demikian, transaksi pakaian bekas secara daring memiliki tantangan utama berupa keterbatasan informasi visual dan deskripsi produk. Konsumen hanya dapat menilai kondisi pakaian melalui foto yang diunggah penjual, sehingga berpotensi terjadi ketidaksesuaian antara kondisi aktual produk dan ekspektasi pembeli [11]. Oleh karena itu, diperlukan mekanisme verifikasi kondisi pakaian yang lebih objektif untuk mendukung transparansi dan kepercayaan dalam ekosistem *Thrift* digital [12].

2.2. Pakaian Layak dan Tidak Layak Pakai

Dalam konteks jual beli pakaian bekas, kelayakan produk umumnya ditentukan berdasarkan keberadaan atau ketiadaan kerusakan visual yang signifikan. Pakaian layak pakai didefinisikan sebagai pakaian yang tidak menunjukkan kerusakan mencolok, sedangkan pakaian tidak layak pakai memiliki satu atau lebih kerusakan seperti noda, lubang, atau kerusakan jahitan [13].

Penetapan kriteria kelayakan yang jelas menjadi dasar penting dalam pengembangan sistem deteksi otomatis, karena memengaruhi proses pelabelan data serta kemampuan model dalam membedakan kondisi pakaian secara objektif. Pemisahan kategori kerusakan ke dalam beberapa kelas spesifik dinilai mampu meningkatkan ketelitian deteksi dibandingkan pendekatan klasifikasi biner [5], [14].

2.3. Dataset dan Proses Labeling

Kualitas dan keragaman dataset merupakan faktor krusial dalam pengembangan model *Deep Learning* untuk deteksi objek visual. Dataset yang representatif dan mencerminkan kondisi nyata akan meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap data baru [15]. Dalam konteks pakaian bekas, dataset umumnya dikumpulkan dari berbagai sumber digital seperti marketplace dan repositori citra publik. Proses *labeling* dilakukan dengan menandai area kerusakan pada citra menggunakan teknik *bounding box*. Akurasi penempatan *bounding box* sangat berpengaruh terhadap kemampuan model dalam mempelajari fitur visual kerusakan secara tepat dan konsisten [16]. Selain itu, kualitas anotasi yang baik menjadi kunci dalam meningkatkan performa deteksi objek pada lingkungan dunia nyata [9].

2.4. Metodologi CRISP-DM

CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) merupakan metodologi yang banyak digunakan dalam penelitian *machine learning* karena menyediakan alur kerja yang sistematis dan mudah direplikasi. Metodologi ini terdiri dari enam tahapan

utama, yaitu *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, dan *Deployment* [17].

Penerapan CRISP-DM memungkinkan keterkaitan yang jelas antara tujuan penelitian, pengolahan data, serta evaluasi model, sehingga membantu peneliti dalam mengembangkan solusi berbasis *Deep Learning* secara terstruktur [18].

2.5. Deep Learning dalam Deteksi Kerusakan Pakaian

Deep Learning merupakan pendekatan utama dalam pengolahan citra digital yang memanfaatkan arsitektur *Artificial Neural Network* bertingkat untuk mengekstraksi fitur visual secara otomatis. Dalam domain *computer vision*, pendekatan ini umumnya diimplementasikan melalui *Convolutional Neural Network* (CNN), yang mampu mempelajari representasi visual mulai dari karakteristik dasar hingga pola yang lebih kompleks [19].

Penerapan *Deep Learning* pada inspeksi visual tekstil terbukti efektif dalam mendeteksi kerusakan seperti noda dan lubang, serta mampu mengurangi subjektivitas yang sering muncul pada inspeksi manual [20], [21].

2.6. Arsitektur YOLOv12

YOLO (*You Only Look Once*) merupakan keluarga algoritma *object detection* yang dirancang untuk melakukan deteksi objek secara *real-time* dengan efisiensi komputasi yang tinggi. Versi terbaru, YOLOv12, mengadopsi pendekatan *attention-centric* yang memungkinkan model untuk memfokuskan pemrosesan pada area visual yang paling relevan, sehingga meningkatkan sensitivitas terhadap objek berukuran kecil [9].

Keunggulan YOLOv12 telah ditunjukkan melalui berbagai studi benchmarking yang melaporkan peningkatan nilai Recall dan ketahanan terhadap variasi kondisi visual dibandingkan generasi sebelumnya. Hal ini menjadikan YOLOv12 sebagai pendekatan yang menjanjikan untuk sistem deteksi kerusakan pakaian bekas secara otomatis [7], [8], [22].

3. METODE PENELITIAN

3.1. Jenis dan Pendekatan Penelitian

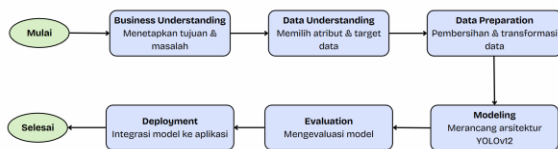
Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimental kuantitatif dengan fokus pada pengembangan dan evaluasi sistem deteksi kerusakan pakaian bekas berbasis *Deep Learning*. Metodologi penelitian mengacu pada CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) karena menyediakan alur kerja yang sistematis, terstruktur, dan banyak digunakan dalam pengembangan sistem *machine learning* pada berbagai domain industri [17], [18].

Pendekatan ini dipilih karena penelitian tidak hanya berfokus pada pelatihan model, tetapi juga mencakup pemahaman permasalahan bisnis *Thrift* digital, pengolahan dataset citra, evaluasi performa

model, serta implementasi sistem deteksi otomatis berbasis web.

3.2. Metodologi CRISP-DM

Metodologi CRISP-DM terdiri dari enam tahapan utama, yaitu *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, dan *Deployment*.



Gambar 1. Alur Tahapan Metode CRISP-DM

3.3. Business Understanding

Tahap *Business Understanding* bertujuan untuk mengidentifikasi permasalahan utama dalam ekosistem jual beli pakaian bekas daring, yaitu proses penilaian kelayakan pakaian yang masih dilakukan secara manual dan bersifat subjektif. Ketergantungan pada persepsi visual penjual sering menimbulkan perbedaan penilaian kualitas antara penjual dan pembeli, sehingga berpotensi menurunkan tingkat kepercayaan konsumen [11], [13].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem deteksi kerusakan pakaian bekas berbasis *object detection* menggunakan arsitektur YOLOv12, yang mampu mengidentifikasi lokasi dan jenis kerusakan secara objektif dan konsisten.

3.4. Data Understanding

Tahap *Data Understanding* mencakup proses pengumpulan dan eksplorasi dataset yang digunakan dalam penelitian. Data berupa citra digital pakaian bekas yang dikumpulkan dari berbagai sumber daring publik, yaitu Kaggle, Roboflow Universe, Google Images, dan Pinterest. Pemanfaatan berbagai sumber data bertujuan untuk memperoleh variasi visual yang merepresentasikan kondisi nyata pakaian bekas dari sisi jenis pakaian, sudut pengambilan gambar, pencahayaan, serta latar belakang (Imtiaz et al., 2024).

Dataset terbagi ke dalam dua kategori utama, yaitu pakaian layak pakai (wearable) dan pakaian tidak layak pakai (unwearable). Rincian komposisi awal dataset ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Dataset Pakaian Bekas

Kategori Data	Deskripsi	Jumlah Gambar
Wearable	Pakaian dalam kondisi layak pakai	1.425
Unwearable	Pakaian dengan kerusakan visual	1.170
Total		2.595

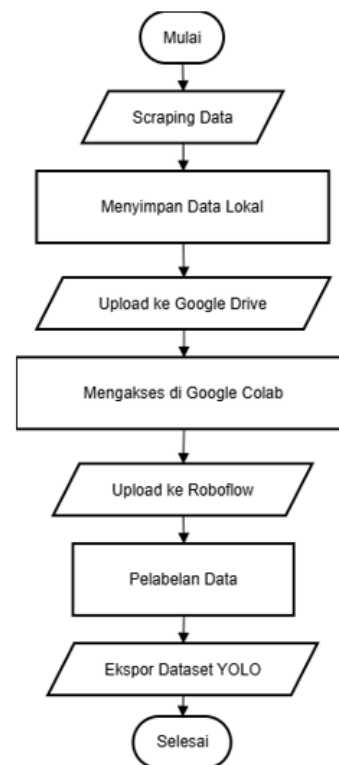
3.5. Data Preparation

Tahap *Data Preparation* bertujuan menyiapkan dataset agar sesuai dengan kebutuhan pelatihan model *object detection*. Proses ini meliputi penataan struktur data, pelabelan, pembagian dataset, serta augmentasi data.

Pelabelan dilakukan menggunakan teknik *bounding box* untuk menandai area pakaian dan jenis kerusakan visual, yaitu *cut*, *hole*, dan *stain*. Proses anotasi dilakukan secara manual menggunakan platform Roboflow untuk menjaga konsistensi dan akurasi *ground truth* [14], [16].

Dataset kemudian dibagi menjadi data *training*, *validation*, dan *testing* dengan rasio 80:10:10. Selain itu, augmentasi data seperti rotasi, *horizontal flipping*, dan penyesuaian kecerahan diterapkan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model [23].

Alur pengolahan dataset mulai dari pengumpulan data hingga ekspor ke format YOLO ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Alur Pengolahan dan Pelabelan Dataset

3.6. Modeling

Tahap *Modeling* difokuskan pada pengembangan model deteksi objek menggunakan arsitektur YOLOv12 (You Only Look Once version 12). YOLOv12 dipilih karena mengadopsi pendekatan *attention-centric* yang dirancang untuk meningkatkan sensitivitas terhadap objek berukuran kecil serta mempertahankan performa pada kondisi visual yang kompleks [8], [9].

Proses modeling dilakukan melalui beberapa tahapan utama, yaitu inisialisasi model, konfigurasi parameter, proses training, serta penyimpanan model

terbaik. Model yang digunakan adalah YOLOv12n (nano) yang dipilih karena memiliki ukuran yang ringan dengan efisiensi komputasi yang baik.

Pada tahap inisialisasi, model dikonfigurasi dengan parameter pelatihan, antara lain ukuran input citra sebesar 640×640 piksel, jumlah epoch sebanyak 50, serta batch size yang disesuaikan dengan kapasitas perangkat komputasi. Dataset yang telah dipersiapkan dalam format YOLO digunakan sebagai input training, yang terdiri dari citra dan file anotasi bounding box untuk setiap objek.

Arsitektur YOLOv12 terdiri dari tiga komponen utama, yaitu backbone, neck, dan head. Backbone berfungsi untuk mengekstraksi fitur visual dari citra, neck menggabungkan fitur dari berbagai skala menggunakan feature pyramid untuk meningkatkan deteksi objek kecil, sedangkan head menghasilkan prediksi berupa bounding box, confidence score, dan klasifikasi objek.

Selama proses training, model melakukan pembelajaran dengan meminimalkan fungsi loss yang terdiri dari localization loss, confidence loss, dan classification loss. Proses optimasi dilakukan secara iteratif pada setiap epoch hingga model mencapai performa terbaik. Selain itu, teknik augmentasi seperti flipping, rotasi, dan penyesuaian kecerahan diterapkan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap variasi kondisi citra.

Hasil dari proses training berupa model dengan performa terbaik yang disimpan dalam bentuk file weight (best.pt), yang kemudian digunakan pada tahap evaluasi dan implementasi sistem deteksi berbasis web.

3.7. Evaluation

Tahap *Evaluation* bertujuan menilai kinerja model YOLOv12 dalam mendeteksi kerusakan pakaian bekas menggunakan data uji (*test set*). Evaluasi dilakukan dengan memanfaatkan confusion matrix untuk menganalisis kesesuaian antara hasil prediksi dan label aktual.

Metrik evaluasi yang digunakan meliputi Precision, Recall, serta mean Average Precision (mAP) pada IoU 0.5 dan rentang IoU 0.5–0.95, yang

merupakan standar evaluasi pada tugas *object detection* [24], [25].

3.8. Deployment

Tahap *Deployment* merupakan tahap implementasi model ke dalam sebuah prototipe aplikasi berbasis web. Model YOLOv12 yang telah dilatih diintegrasikan menggunakan *framework* Flask sebagai *backend* untuk menangani proses inferensi. Pengguna dapat mengunggah citra pakaian bekas, kemudian sistem akan menampilkan hasil deteksi berupa *bounding box* dan label jenis kerusakan secara *real-time*.

Tahap ini berfungsi sebagai proof of concept penerapan sistem deteksi otomatis untuk mendukung proses *quality control* pada ekosistem jual beli pakaian bekas daring [26].

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

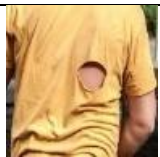
Bagian ini menyajikan hasil pengujian dan analisis performa model YOLOv12 dalam mendeteksi kerusakan visual pada pakaian bekas. Evaluasi dilakukan menggunakan data uji yang tidak dilibatkan pada proses pelatihan untuk mengukur kemampuan generalisasi model pada kondisi citra nyata. Analisis difokuskan pada karakteristik dataset, hasil evaluasi keseluruhan dan per kelas, analisis kesalahan prediksi, serta implementasi sistem deteksi berbasis web.

4.1. Karakteristik Dataset dan Kelas Kerusakan

Dataset yang digunakan terdiri atas citra pakaian bekas yang dikategorikan menjadi *wearable* dan *unwearable* berdasarkan keberadaan kerusakan visual. Analisis visual pada kelompok *unwearable* menunjukkan bahwa kerusakan yang dominan dapat dikelompokkan ke dalam tiga kelas utama, yaitu bolong (*hole*), noda (*stain*), dan kerusakan jahitan (*cut*). Ketiga jenis kerusakan ini dipilih karena paling sering ditemukan pada pakaian bekas dan secara langsung memengaruhi kelayakan pakai serta nilai jual produk [13].

Kriteria masing-masing jenis kerusakan beserta relevansinya terhadap kualitas pakaian disajikan pada Tabel 2.

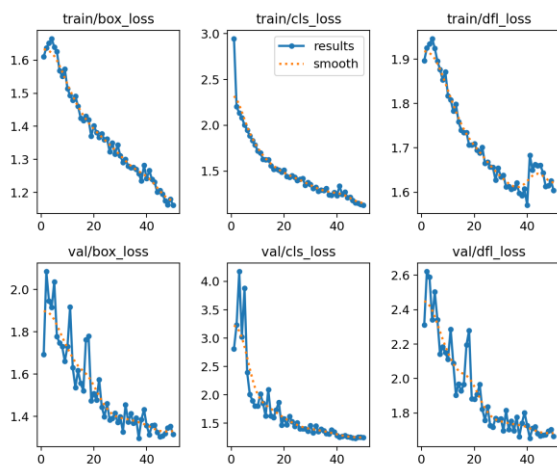
Tabel 2. Kelas Kerusakan pada Dataset

Kriteria	Deskripsi	Relevansi	Gambar
Bolong	Lubang atau sobekan pada kain	Mengurangi fungsi dan estetika pakaian	 Gambar 3. Bolong
Noda	Perubahan warna permanen pada kain	Menurunkan kualitas visual dan nilai jual	 Gambar 4. Noda

Kriteria	Deskripsi	Relevansi	Gambar
kerusakan jahitan	Jahitan terlepas atau rusak	Menunjukkan keausan dan penurunan kualitas	 Gambar 5. Kerusakan Jahitan

4.2. Hasil Pelatihan Model YOLOv12

Model YOLOv12n dilatih menggunakan dataset yang telah melalui proses penyeimbangan kelas, anotasi, dan augmentasi. Proses pelatihan dilakukan selama 50 epoch dengan ukuran citra 640×640 piksel. Kurva *training* dan *validation* yang ditampilkan pada Gambar 6 menunjukkan tren penurunan nilai *loss* yang konsisten serta peningkatan nilai Precision, Recall, dan mAP seiring bertambahnya epoch.



Gambar 6. Kurva Training dan Validation

Pola kurva tersebut menunjukkan bahwa model mampu belajar secara stabil tanpa indikasi *overfitting* yang signifikan. Stabilitas pelatihan ini sejalan dengan karakteristik arsitektur YOLO generasi terbaru yang dirancang untuk mempertahankan performa pada kondisi visual kompleks dan variasi objek berukuran kecil [9].

4.3. Hasil Evaluasi Keseluruhan Model

Evaluasi model dilakukan terhadap 148 citra uji dengan total 331 objek menggunakan metrik Precision, Recall, mAP50, dan mAP50-95.

Model memperoleh nilai Precision sebesar 0,415, Recall sebesar 0,474, mAP50 sebesar 0,426, dan mAP50-95 sebesar 0,279. Nilai mAP50 menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi objek dengan tingkat ketepatan yang cukup baik pada ambang $\text{IoU} \geq 0,5$. Namun, penurunan nilai mAP50-95 menunjukkan bahwa ketepatan lokasi *bounding box* masih menjadi

tantangan, terutama pada objek kerusakan berukuran kecil.

Perbedaan antara nilai Precision dan Recall mengindikasikan bahwa model cenderung lebih sensitif dalam mendeteksi keberadaan kerusakan, tetapi masih menghasilkan sejumlah prediksi yang tidak sesuai dengan *ground truth*. Pola ini umum ditemukan pada sistem *object detection* yang menangani tekstur kompleks dan objek kecil pada citra nyata [22].

4.4. Evaluasi Per Kelas Kerusakan

Hasil evaluasi model untuk setiap kelas objek ditunjukkan pada Tabel 3. Kelas *clothes* menunjukkan performa paling tinggi dengan nilai Recall sebesar 1,00 dan mAP50 sebesar 0,992, yang menandakan bahwa model mampu mengenali objek pakaian secara konsisten pada berbagai kondisi citra.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Per Kelas

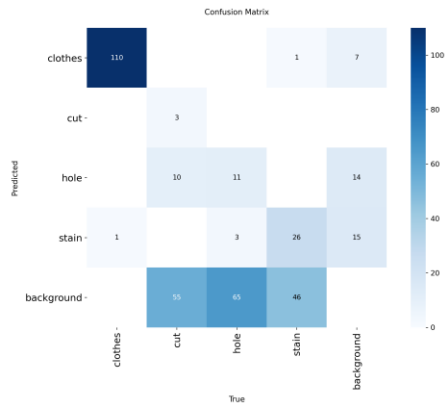
Kelas	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95
clothes	0.888	1	0.992	0.838
cut	0.318	0.103	0.181	0.079
hole	0.137	0.203	0.128	0.043
stain	0.319	0.589	0.403	0.154

Sebaliknya, kelas *cut* dan *hole* menunjukkan nilai *Precision* dan *Recall* yang lebih rendah. Hal ini mengindikasikan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam mendeteksi kerusakan yang berukuran kecil, tipis, atau memiliki kontras rendah terhadap tekstur kain. Temuan ini sejalan dengan penelitian [8] yang menyatakan bahwa objek berskala kecil dengan batas tidak tegas merupakan tantangan utama dalam deteksi visual berbasis *Deep Learning*.

Kelas *stain* menunjukkan performa yang relatif lebih baik dibandingkan *cut* dan *hole*, dengan nilai Recall sebesar 0,589. Hal ini disebabkan oleh karakteristik visual noda yang umumnya memiliki perbedaan warna yang lebih jelas dibandingkan tekstur kain di sekitarnya, sehingga lebih mudah dikenali oleh model.

4.5. Analisis Confusion Matrix

Analisis *confusion matrix* digunakan untuk mengidentifikasi pola kesalahan prediksi model. Visualisasi *confusion matrix* ditampilkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Confusion matrix pada data testing

Hasil analisis menunjukkan bahwa sebagian besar kesalahan berasal dari objek kerusakan yang tidak terdeteksi dan diklasifikasikan sebagai background. Hal ini mengindikasikan bahwa model masih memiliki keterbatasan dalam mengenali keberadaan objek, terutama pada kerusakan dengan ukuran kecil atau kontras rendah. Temuan ini sejalan dengan nilai Recall yang relatif rendah (0,474), yang menunjukkan bahwa masih terdapat sejumlah objek yang tidak berhasil terdeteksi.

Selain itu, ditemukan kesalahan prediksi antar kelas, terutama antara kelas *hole* dan *stain*. Hal ini menunjukkan adanya kemiripan karakteristik visual, khususnya pada kondisi pencahayaan tertentu yang menyebabkan perbedaan tekstur dan warna menjadi kurang jelas. Kesalahan klasifikasi ini berdampak pada penurunan nilai Precision, karena model menghasilkan prediksi yang tidak sesuai dengan ground truth.

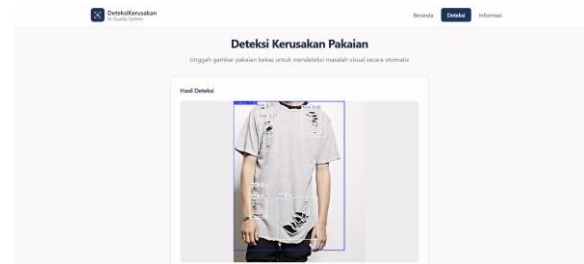
Tingginya kesalahan pada kelas *cut* dan *hole* juga menunjukkan bahwa model mengalami kesulitan dalam mendeteksi objek dengan ukuran kecil, bentuk tidak beraturan, serta batas yang tidak tegas. Kondisi ini diperkuat oleh rendahnya nilai Recall dan mAP pada kedua kelas tersebut. Selain faktor ukuran objek, keterbatasan jumlah data latih pada kelas minoritas serta variasi pencahayaan juga menjadi penyebab utama menurunnya performa deteksi.

Sebaliknya, kelas *stain* menunjukkan performa yang relatif lebih baik karena memiliki perbedaan warna yang lebih kontras dibandingkan latar kain, sehingga fitur visual lebih mudah dipelajari oleh model. Secara keseluruhan, hasil analisis ini menunjukkan bahwa performa model tidak hanya dipengaruhi oleh arsitektur, tetapi juga oleh karakteristik visual objek, kualitas anotasi, serta distribusi dataset yang digunakan.

4.6. Implementasi Sistem Deteksi Berbasis Web

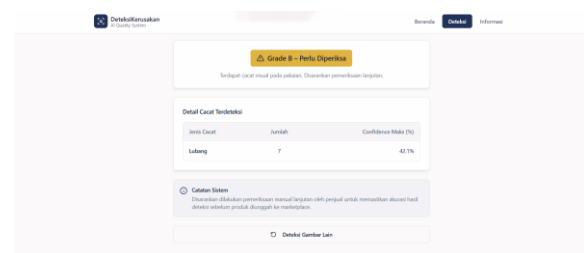
Model YOLOv12 yang telah dilatih diintegrasikan ke dalam sistem deteksi berbasis web menggunakan Flask sebagai backend dan antarmuka frontend berbasis TSX. Sistem memungkinkan pengguna mengunggah citra pakaian bekas dan memperoleh hasil deteksi secara real-time berupa

bounding box, label kelas kerusakan, serta nilai confidence.



Gambar 8. Hasil Deteksi Kerusakan Pakaian

Gambar 8 menunjukkan tampilan hasil deteksi pada citra pakaian, di mana sistem berhasil mengidentifikasi objek pakaian beserta area kerusakan yang ditandai dengan bounding box dan label kelas. Visualisasi ini memudahkan pengguna dalam mengetahui lokasi serta jenis kerusakan secara langsung pada citra. Selain itu, nilai confidence yang ditampilkan memberikan informasi tingkat keyakinan model terhadap hasil prediksi yang dihasilkan.



Gambar 9. Detail Kerusakan Terdeteksi

Selanjutnya, Gambar 9 menampilkan ringkasan detail hasil deteksi yang berisi informasi jumlah kerusakan yang teridentifikasi serta kategori kerusakan pada citra yang diunggah. Informasi ini memberikan gambaran yang lebih terstruktur dan memudahkan pengguna dalam melakukan evaluasi kualitas pakaian secara keseluruhan tanpa harus menganalisis citra secara manual.

Untuk menguji performa sistem secara lebih komprehensif, dilakukan beberapa skenario pengujian, yaitu pengujian pada citra dengan satu objek kerusakan, multiple kerusakan, variasi pencahayaan, serta background kompleks. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu bekerja optimal pada kondisi pencahayaan yang baik dan latar belakang sederhana, namun mengalami penurunan performa pada kondisi pencahayaan rendah dan objek kerusakan berukuran kecil seperti *cut* dan *hole*.

Implementasi ini menunjukkan bahwa model tidak hanya berhenti pada tahap eksperimen, tetapi juga dapat diterapkan secara praktis sebagai prototipe sistem inspeksi kualitas pakaian bekas. Sistem ini berpotensi meningkatkan efisiensi dan konsistensi dalam proses quality control pada platform jual beli daring, meskipun masih memerlukan pengembangan lebih lanjut untuk meningkatkan akurasi pada kondisi visual yang lebih kompleks [7].

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, model YOLOv12n mampu mendeteksi dan melokalisasi kerusakan visual pada pakaian bekas dengan performa yang cukup baik, ditunjukkan oleh nilai Precision sebesar 0,415, Recall sebesar 0,474, mAP50 sebesar 0,426, dan mAP50-95 sebesar 0,279. Model menunjukkan performa terbaik pada kelas clothes dengan Recall mencapai 1,00, namun masih mengalami keterbatasan dalam mendeteksi objek kecil seperti *cut* dan *hole* akibat ukuran objek yang kecil, kontras rendah, serta ketidakseimbangan dataset. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan object detection berbasis YOLOv12n memiliki potensi dalam membantu proses inspeksi kualitas pakaian bekas secara otomatis, meskipun masih memerlukan peningkatan pada aspek deteksi objek kecil. Implementasi dalam sistem berbasis web juga membuktikan bahwa model dapat diterapkan sebagai prototipe sistem inspeksi otomatis yang mendukung efisiensi dan konsistensi penilaian kualitas produk dalam ekosistem Thrift digital. Untuk pengembangan selanjutnya, diperlukan peningkatan jumlah dataset terutama pada kelas minoritas, perbaikan kualitas anotasi, serta eksplorasi metode yang lebih sensitif terhadap objek kecil agar akurasi deteksi dapat ditingkatkan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. Yuliana and I. Artikel, "Analisis Tren Citayam Fashion Week Terhadap Preferensi Konsumen Pada Pembelian Produk Second Hand di Carousell," *Jurnal Sekretari dan Manajemen*, vol. 7, no. 1, 2023, [Online]. Available: http://ejournal.bsi.ac.id/ejournal/index.php/widya_cipta
- [2] P. R. Lubis, Saidin, R. Sembiring, and J. Leviza, "Tanggungjawab hukum penjual barang bekas online atas kondisi barang yang rusak (studi pada aplikasi Carousell)," *Jurnal Normatif*, vol. 4, no. 1, pp. 345–361, Jun. 2024, doi: 10.54123/jn.v4i1.353.
- [3] F. M. Bono, L. Radicioni, and S. Cinquemani, "A novel approach for quality control of automated production lines working under highly inconsistent conditions," *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 122, p. 106149, Jun. 2023, doi: 10.1016/j.engappai.2023.106149.
- [4] L. Renaningtyas, P. Dwitasari, and N. Ramadhani, "Implementing The Use of AI for Analysis and Prediction in the Fashion Industry," *The Academic Research Community publication*, vol. 7, no. 1, Jan. 2023, doi: 10.21625/archive.v7i1.928.
- [5] M. Mao and M. Hong, "YOLO Object detection for Real-time Fabric Defect Inspection in the Textile Industry: A Review of YOLOv1 to YOLOv11," Apr. 01, 2025, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/s25072270.
- [6] L. Zhou, B. Ma, Y. Dong, Z. Yin, and F. Lu, "DCFE-YOLO: A novel fabric defect detection method," *PLoS One*, vol. 20, no. 1, p. e0314525, Jan. 2025, doi: 10.1371/journal.pone.0314525.
- [7] Y. B. Widodo, S. Sibuea, and R. Agustino, "YOLOv12 for Human Object detection in Real-time Video Surveillance Systems," *Jurnal Teknologi Informatika dan Komputer*, vol. 11, no. 2, pp. 707–717, Jul. 2025, doi: 10.37012/jtik.v11i2.2789.
- [8] R. Khanam and M. Hussain, "A Review of YOLOv12: Attention-Based Enhancements vs. Previous Versions," Apr. 2025, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2504.11995>
- [9] Y. Tian, Q. Ye, and D. Doermann, "YOLOv12: Attention-Centric Real-time Object Detectors Latency (ms) MS COCO mAP (%)", doi: 10.0.
- [10] H. Nisa, R. Van Amber, J. English, S. Islam, G. McCorkill, and A. Alavi, "A Systematic Review of Reimagining Fashion and Textiles Sustainability with AI: A Circular Economy Approach," May 01, 2025, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/app15105691.
- [11] P. Ospital, D. Masson, C. Beler, and J. Legardeur, "Toward product transparency: communicating traceability information to consumers," *International Journal of Fashion Design, Technology and Education*, vol. 16, no. 2, pp. 186–197, May 2023, doi: 10.1080/17543266.2022.2142677.
- [12] C. Wang, S. Chai, H. Zhu, and C. Jiang, "CAeSaR: An Online Payment Anti-Fraud Integration System With Decision Explainability," *IEEE Trans. Dependable Secure Comput.*, vol. 20, no. 3, pp. 2565–2577, May 2023, doi: 10.1109/TDSC.2022.3186733.
- [13] G. A. Ardrarani and L. Rachmawati, "Pengaruh Kualitas Produk, Harga dan Keputusan Pembelian Pakaian Bekas Thrifting," *Independent: Journal of Economics*, vol. 3, no. 1, pp. 42–52, 2023.
- [14] Y. Fang, H. Liu, B. Idnay, C. Ta, K. Marder, and C. Weng, "A data-driven approach to optimizing clinical study eligibility criteria," *J. Biomed. Inform.*, vol. 142, p. 104375, Jun. 2023, doi: 10.1016/j.jbi.2023.104375.
- [15] A. Imtiaz, N. Pathirana, S. Saheel, K. Karunanayaka, and C. Trenado, "A Review on the Influence of Deep Learning and Generative AI in the Fashion Industry," *Journal of Future Artificial Intelligence and Technologies*, vol. 1, no. 3, pp. 201–216, Oct. 2024, doi: 10.62411/faith.3048-3719-29.
- [16] R. Vallikannu, V. Kiruthika, and M. Kaviya, "Recognition and Counting of an Object Using Yolo and CNN," 2022, pp. 289–296. doi: 10.1007/978-981-16-8721-1_28.
- [17] V. Plotnikova, M. Dumas, and F. P. Milani, "Applying the CRISP-DM data mining process

- in the financial services industry: Elicitation of adaptation requirements,” *Data Knowl. Eng.*, vol. 139, p. 102013, May 2022, doi: 10.1016/j.datak.2022.102013.
- [18] R. Wirth and J. Hipp, “CRISP-DM: Towards a Standard Process Model for Data Mining.”
- [19] K. Sharada, W. Alghamdi, K. Karthika, A. H. Alawadi, G. Nozima, and V. Vijayan, “Deep Learning Techniques for Image Recognition and Object detection,” *E3S Web of Conferences*, vol. 399, p. 04032, Jul. 2023, doi: 10.1051/e3sconf/202339904032.
- [20] K. Ramakrishnan, P. G. Jayakumar, P. Saravanan, and P. Sivakumar, “A Novel Fabric Defect Detection Network in textile fabrics based on DLT,” in *2023 International Conference on Artificial Intelligence and Knowledge Discovery in Concurrent Engineering (ICECONF)*, IEEE, Jan. 2023, pp. 1–8. doi: 10.1109/ICECONF57129.2023.10083970.
- [21] M. Murtaza, M. Sharif, M. Yasmin, and S. Kadry, “A novel approach of boundary preservative apparel detection and classification of fashion images using Deep Learning,” *Math. Methods Appl. Sci.*, Mar. 2022, doi: 10.1002/mma.8197.
- [22] R. Sapkota, Z. Meng, M. Churuvija, X. Du, Z. Ma, and M. Karkee, “Comprehensive Performance Evaluation of YOLOv12, YOLO11, YOLOv10, YOLOv9 and YOLOv8 on Detecting and Counting Fruitlet in Complex Orchard Environments,” Feb. 2025, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2407.12040>
- [23] D. Agarwal, P. Gupta, and N. G. Eapen, “A Framework for Dress Code Monitoring System using Transfer Learning from Pre-Trained YOLOv4 Model,” in *2023 11th International Conference on Emerging Trends in Engineering & Technology - Signal and Information Processing (ICETET - SIP)*, IEEE, Apr. 2023, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICETET-SIP58143.2023.10151460.
- [24] S. Prasanna and M. El-Sharkawy, “Improving Mean Average Precision (mAP) of Camera and Radar Fusion Network for Object detection Using Radar Augmentation,” 2023, pp. 51–60. doi: 10.1007/978-981-19-2397-5_6.
- [25] R. Seidel, H. Seibel Júnior, and K. S. Komati, “Textile defect detection using YOLOv5 on AITEX Dataset,” in *Anais do XIX Encontro Nacional de Inteligência Artificial e Computacional (ENIAC 2022)*, Sociedade Brasileira de Computação - SBC, Nov. 2022, pp. 763–774. doi: 10.5753/eniac.2022.227396.
- [26] M. Bangdiwala, S. Mahadik, Y. Mehta, and A. Salunke, “ML-Based Retail Innovations: Virtual Fitting, Scanning and Recommendations,” in *2023 Second International Conference on Electrical, Electronics, Information and Communication Technologies (ICEEICT)*, IEEE, Apr. 2023, pp. 1–4. doi: 10.1109/ICEEICT56924.2023.10157499