

Implementasi YOLO untuk Deteksi Jenis Pakaian dan ResNet untuk Klasifikasi Musim Penggunaan Berdasarkan Citra Digital

1st Fadhlan Syahrhan Jungjungan
Informatika

Universitas Telkom Surabaya
Surabaya, Indonesia

fadhlanasyahrhanj@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Vessa Rizky Oktavia
Informatika

Universitas Telkom Surabaya
Surabaya, Indonesia

vessarizky@telkomuniversity.ac.id

3rd Tanzilal Mustaqim
Informatika

Universitas Telkom Surabaya
Surabaya, Indonesia

tanzilal@telkomuniversity.ac.id

Abstrak — Perkembangan teknologi telah meningkatkan variasi jenis pakaian yang beredar di masyarakat, menimbulkan tantangan dalam pengelompokan dan rekomendasi pakaian secara otomatis. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi jenis pakaian dan klasifikasi musim penggunaannya menggunakan metode *You Only Look Once* (YOLO) dan *Residual Network* (ResNet). Proses penelitian meliputi studi literatur, pengumpulan dan *pre-processing* data, pelatihan model YOLO untuk deteksi objek, serta model ResNet untuk klasifikasi musim (*Fall, Spring, Summer & Winter*). Hasil penelitian menunjukkan bahwa YOLOv8n dengan 100 *Epoch* mampu mencapai mAP sebesar 0.807, sedangkan ResNet18 menghasilkan akurasi klasifikasi sebesar 83.68%. Sistem ini berpotensi diterapkan dalam sistem rekomendasi fashion berbasis web.

Kata kunci— YOLO, ResNet, deteksi objek, klasifikasi musim, pakaian, citra digital

I. PENDAHULUAN

Pakaian sebagai kebutuhan dasar manusia kini berkembang menjadi elemen penting dalam gaya hidup dan ekonomi digital [1]. Dengan meningkatnya variasi pakaian, diperlukan teknologi seperti *computer vision* untuk mempermudah klasifikasi dan rekomendasi [2].

Dalam konteks interaksi yang dinamis antara teknologi, pasar, dan konsumen di era digitalisasi, penelitian terdahulu telah secara mendalam mengeksplorasi peran penting yang dimainkan oleh variabel dinamis seperti pakaian. Penggunaan algoritma *deep learning*, khususnya YOLOv7 (*You Look Only Once*), dalam mendeteksi masker wajah, yang memperlihatkan bagaimana algoritma yang sama dapat diterapkan dalam konteks pengenalan pakaian [3]. Hal ini menunjukkan bahwa pemanfaatan teknologi pengenalan objek dapat diperluas untuk mencakup elemen pakaian, yang menjadi dasar bagi pengembangan sistem yang lebih kompleks. Klasifikasi produk fashion melalui *deep learning* dan *computer vision* menyoroti pentingnya teknologi ini

dalam mengklasifikasikan berbagai jenis dan karakteristik pakaian [4].

Selain YOLO, *Residual Network* (ResNet) juga dapat membantu untuk melakukan klasifikasi pada gambar, seperti pada penelitian tersebut melakukan klasifikasi pakaian menggunakan beberapa model *Convolutional Neural Networks* (CNN). Penelitian tersebut menggunakan *Clothing dataset* yang memiliki resolusi tinggi. Dalam penelitian ini, model CNN dirancang untuk mengenali dan mengelompokkan gambar pakaian berdasarkan variasi bentuk, warna, dan tekstur. Melalui serangkaian eksperimen dengan parameter berbeda, model yang dihasilkan mencapai akurasi tertinggi sebesar 93,25%. Hasil ini menunjukkan potensi sistem untuk diterapkan dalam aplikasi praktis, seperti pencarian gambar otomatis dan katalogisasi pada platform *e-commerce* [5].

Penelitian ini menggunakan YOLO untuk deteksi jenis pakaian dan ResNet untuk mengklasifikasikan musim penggunaannya. Studi-studi sebelumnya telah menunjukkan efektivitas kedua metode tersebut dalam berbagai konteks. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem otomatis berbasis citra digital untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan pakaian berdasarkan musim.

II. KAJIAN TEORI

Penelitian sebelumnya telah banyak mengkaji penerapan metode *deep learning* dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan pakaian. YOLO sebagai algoritma deteksi objek menjadi pilihan utama karena kemampuannya mendeteksi objek secara *real-time* dalam satu tahap komputasi. Beberapa studi fokus pada pengoptimalan YOLO untuk meningkatkan akurasi deteksi dalam konteks pakaian.

Penelitian sebelumnya mengembangkan deteksi pakaian menggunakan YOLOv4 dengan pendekatan *transfer learning* dua fase. Fase pertama mendeteksi objek umum seperti baju, bawahan, dan barang; sementara fase kedua mendeteksi

kategori lebih spesifik seperti jaket, rok, atau tas berdasarkan hasil fase pertama [6].

Penelitian lain menggunakan YOLOv8 untuk mendeteksi kesesuaian pakaian mahasiswa dengan kode etik kampus. Sistem dirancang untuk mendeteksi apakah pakaian yang dikenakan sesuai dengan standar berpakaian islami, khususnya di lingkungan kampus Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau [7].

Dalam konteks klasifikasi, Penelitian ini mengusulkan model *Condition-CNN* untuk klasifikasi gambar fashion dengan pendekatan *multi-label*. Dibangun dari modifikasi B-CNN dan VGG16, model ini menggunakan algoritma *teacher forcing* dan *Conditional Probability Weight Matrix* untuk meningkatkan efisiensi pelatihan serta akurasi prediksi, dengan waktu konvergensi lebih cepat 50% dibanding model sebelumnya [8].

Penelitian ini menerapkan YOLO untuk mendeteksi kelengkapan Alat Pelindung Diri (APD) pada proyek konstruksi. Objek yang dideteksi mencakup helm, pakaian, celana, dan sepatu sebagai bagian dari sistem pengawasan keselamatan pekerja berbasis citra [9].

Selain deteksi, pemanfaatan ResNet juga dikaji dalam sistem rekomendasi produk berbasis gambar. Penelitian ini memanfaatkan *transfer learning* dengan arsitektur ResNet untuk mengenali kesamaan visual antar produk, meningkatkan relevansi hasil rekomendasi pada sistem *e-commerce* [10].

Penelitian ini melakukan studi komparatif terhadap metode deteksi dan klasifikasi garment menggunakan beberapa algoritma seperti LeNet, ResNet, YOLOv5, dan Improved YOLOv5s. Penelitian ini menyoroti performa masing-masing model berdasarkan metrik akurasi, presisi, dan F1-score, menunjukkan bahwa model-model terkini mampu memberikan hasil yang lebih optimal dalam tugas deteksi objek fashion [11].

A. Pakaian

Pakaian merupakan ekspresi identitas sosial yang terus berevolusi seiring pengaruh budaya, iklim, dan teknologi. Kemunculan berbagai gaya busana didukung tren *fast fashion*—menyebabkan lonjakan variasi desain yang spesifik namun juga menimbulkan kekhawatiran terhadap dampak lingkungan akibat produksi massal.



GAMBAR 1
(CONTOH STYLE PAKAIAN)

Pada GAMBAR 1 menampilkan variasi gaya pakaian yang mencerminkan fashion dari berbagai koleksi seperti LIE, WNDERKAMMER, dan EENK. Setiap desain memiliki keunikan masing-masing yang dimana menawarkan

fleksibilitas dalam mengekspresikan diri dan preferensi. Style pakaian juga membuat inovasi baru pada pakaian sehari-hari maupun formal.

Konsumen kini menghadapi tantangan dalam memilih busana di tengah tren global yang terus berubah. Studi menunjukkan bahwa perilaku pembelian juga dipengaruhi oleh faktor eksternal seperti pandemi COVID-19, yang mendorong inovasi dalam strategi pemasaran fashion [12].

B. Deteksi Objek

Deteksi objek merupakan teknik dalam visi komputer yang menggabungkan klasifikasi dan lokalisasi untuk mengidentifikasi serta menentukan posisi objek dalam citra atau video. Teknologi ini banyak diterapkan di bidang otonomi kendaraan, kesehatan, keamanan, hingga ritel [13]. Dengan kemajuan deep learning, khususnya arsitektur *Convolutional Neural Networks* (CNN), akurasi dan kecepatan deteksi meningkat secara signifikan.



GAMBAR 2
(HASIL DETEKSI)

Pada GAMBAR 2 merupakan sebuah hasil deteksi pada kendaraan yaitu sepeda motor dan mobil. Disini objek yang berhasil dideteksi akan diberikan sebuah *Bounding Box* dan diberi nomor keyakinan dari 0 sampai 1. Model yang sudah dilatih dapat melakukan deteksi pada objek sesuai dengan ketentuan kelas yang diatur pada tahap training, pada GAMBAR 2 maka model yang dideteksi adalah sepeda motor dan mobil.

Algoritma seperti YOLO dan SSD memungkinkan deteksi objek secara real-time dengan tingkat presisi tinggi [14]. Versi terbaru seperti YOLOv8 menunjukkan peningkatan performa dalam berbagai kondisi lingkungan, didukung oleh keberagaman dataset, pengembangan arsitektur, dan strategi pelatihan yang lebih baik [15].

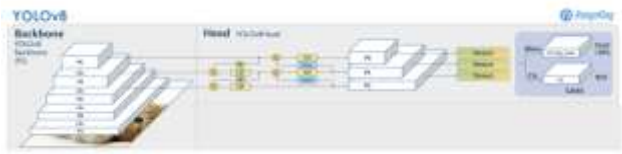
C. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan teknik *machine learning* yang digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam kelas tertentu berdasarkan atributnya. Algoritma seperti *Decision Tree*, KNN, regresi logistik, dan jaringan saraf tiruan digunakan untuk membangun model prediktif. Keberhasilan klasifikasi sangat bergantung pada kualitas data dan kemampuan algoritma dalam mengenali pola. Dalam industri fashion, klasifikasi digunakan untuk mengenali pola busana, seperti dalam penelitian MobileNet yang dikombinasikan dengan *transfer learning* untuk mengklasifikasikan motif Batik dengan akurasi tinggi [16]. Berdasarkan jumlah kelas, klasifikasi terbagi menjadi biner dan *multi-class*. Penelitian ini termasuk *multi-class* karena mengklasifikasikan gambar

pakaian ke dalam empat musim: *Fall, Spring, Summer, dan Winter*.

D. *You Only Look Once* (YOLO)

YOLO (*You Only Look Once*) adalah algoritma deteksi objek berbasis deep learning yang pertama kali diperkenalkan oleh Redmon & tim pada tahun 2015 [17]. Algoritma ini dikenal karena efisiensinya dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan objek dalam satu proses komputasi, tanpa perlu tahap proposal wilayah seperti pada R-CNN. Dengan membagi gambar menjadi grid dan memprediksi bounding box, confidence score, serta kelas objek dalam satu forward pass, YOLO memungkinkan deteksi *real-time* yang cepat.



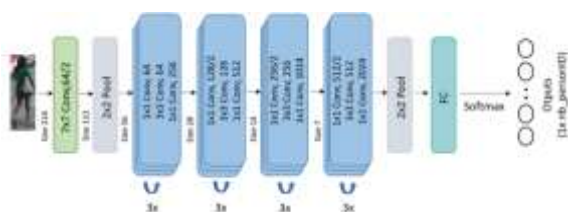
GAMBAR 3
(ARSITEKTUR YOLOV8)

Pada GAMBAR 3 merupakan alur diagram arsitektur YOLO. Terdapat beberapa bagian tahapan pada arsitektur untuk mendeteksi suatu objek. *Backbone* adalah bagian utama yang bertugas menangani input gambar menggunakan lapisan *convolutional*. *Head* adalah bagian akhir dari jaringan arsitektur yang berfungsi menghasilkan output berupa *Bounding Box* dan *confidence score* pada objek yang terdeteksi.

Model YOLO seperti YOLOv5 dan YOLOv8 menyediakan *pre-trained models* yang fleksibel, dapat disesuaikan dengan berbagai jenis objek dan perangkat keras, dari sistem ringan hingga kebutuhan akurasi tinggi. Meskipun cepat, YOLO memiliki kelemahan dalam mendeteksi objek kecil atau yang saling berdekatan, namun efisiensinya menjadikannya populer dalam berbagai aplikasi, seperti pengawasan video dan sistem rekomendasi produk visual.

E. *Residual Neural Network* (ResNet)

Residual Neural Network (ResNet) adalah arsitektur CNN yang diperkenalkan oleh He et al. untuk memudahkan pelatihan jaringan yang sangat dalam. Dengan menggunakan *residual blocks*, ResNet mengatasi masalah *vanishing gradient* yang umum terjadi pada jaringan konvolusi bertingkat tinggi. Blok residual memungkinkan model untuk mempelajari selisih (*residual*) antara input dan output, bukan langsung mempelajari transformasi kompleksnya, sehingga meningkatkan stabilitas dan akurasi pelatihan [18]. Visualisasi Arsitektur ResNet dapat dilihat pada GAMBAR 4.



GAMBAR 4
(ARSITEKTUR RESNET18)

ResNet tersedia dalam berbagai varian seperti ResNet-18, ResNet-34, ResNet-50, hingga ResNet-152, yang disesuaikan dengan kompleksitas tugas. Proses kerja ResNet dimulai dari ekstraksi fitur melalui lapisan konvolusi, normalisasi, dan pooling, hingga menghasilkan representasi vektor fitur berdimensi tinggi. Arsitektur ini telah terbukti efektif dalam klasifikasi citra, termasuk dalam konteks pengenalan pakaian berbasis citra digital.

III. METODE

Penelitian ini dilakukan secara sistematis dan terstruktur melalui beberapa tahapan: pengumpulan data, *pre-processing* data, pelatihan model, serta analisis hasil. Pendekatan berurutan ini dirancang untuk memastikan validitas dan reliabilitas hasil, serta memudahkan identifikasi dan penanganan kendala teknis pada setiap tahap. Proses ini tidak hanya menghasilkan model yang optimal, tetapi juga membuka peluang pengembangan lanjutan di masa depan.

A. Pengumpulan Data

Data yang digunakan terdiri dari 17.648 gambar pakaian yang dikumpulkan dari website Kaggle. Setiap citra memiliki label jenis pakaian dengan total 48 jenis dan label musim penggunaan (*Fall, Spring, Summer, Winter*).

B. *Pre-processing* Data

Data yang diperoleh perlu melewati *pre-processing* data, yang dimana sangat penting untuk memastikan bahwa model dapat melakukan training dengan optimal. Tahap *pre-processing* data memiliki beberapa langkah yaitu pembersihan data & anotasi Bounding Box. Berikut merupakan penjelasan dari tahapan-tahapan *pre-processing* data.

- Pembersihan Data : Dataset yang akan digunakan terlebih dahulu dilakukan pembersihan data yang dimana model akan fokus mempelajari jenis pakaian beserta musim penggunaan.
- Resize* Data : Data yang sudah dibersihkan akan dilakukan perubahan ukuran gambar sesuai dengan input model yang digunakan adalah 640x640 piksel untuk YOLO dan 224x224 piksel untuk ResNet.
- Anotasi *Bounding Box* & Label : objek yang ingin dideteksi dan diklasifikasikan pada gambar perlu dilakukan anotasi *Bounding Box* & label. Anotasi Bounding Box dilakukan secara manual menggunakan Tools yang digunakan adalah Label Studio yang sudah mendukung format YOLO yaitu txt. Sedangkan anotasi label klasifikasi dengan cara mengambil kolom musim pada dataset.

C. Perancangan Model

Pada tahapan ini model deteksi dan klasifikasi perlu dirancang dengan memperhatikan arsitektur yang sesuai untuk menyelesaikan permasalahan yang diidentifikasi. Proses ini mencakup perancangan algoritma deteksi seperti YOLO (*You Only Look Once*) & algoritma klasifikasi yaitu ResNet (*Residual Network*). Selain itu, data latih harus dipersiapkan dengan anotasi yang tepat, termasuk *Bounding*

Box, label kelas, dan penentuan musim guna memastikan model mampu mengenali objek dan klasifikasi secara akurat. Parameter juga perlu diatur dengan optimal melalui proses eksperimen untuk mencapai tingkat akurasi yang diinginkan. Perancangan setiap Model dapat dilihat pada & .



GAMBAR 5
(FLOWCHART PENGEMBANGAN MODEL YOLO)

Pada GAMBAR 5 merupakan alur perancangan algoritma YOLO yang dimulai dari tahap penyiapan dataset. Setelah itu melakukan pelabelan pada dataset yang sudah ada dengan kelas yang sudah ditentukan dan lokasi Bounding Box yang dideteksi. Selanjutnya akan dataset akan terbagi menjadi 2 yaitu dataset training yang digunakan sebagai pelatihan model dengan distribusi data sebanyak 80%, sedangkan testing adalah pengujian model seberapa akurat model yang sudah dilatih dalam mendeteksi pakaian dengan distribusi data sebanyak 20%.



GAMBAR 6
(FLOWCHART PENGEMBANGAN MODEL RESNET)

Pada GAMBAR 6 merupakan alur perancangan algoritma ResNet yang dimulai dari tahap penyiapan dataset. Setelah itu melakukan pelabelan pada dataset yang dimana gambar terbagi menjadi 4 folder sesuai dengan musim yang akan di klasifikasi (*Fall, Spring, Summer, & Winter*). Selanjutnya akan dataset akan terbagi menjadi 2 yaitu dataset training yang digunakan sebagai pelatihan model dengan distribusi data sebanyak 80%, sedangkan *testing* adalah pengujian model seberapa akurat model yang sudah dilatih dalam menklasifikasi musim dengan distribusi data sebanyak 20%.

D. Implementasi Model

Pada tahapan ini dilakukan implementasi model dari langkah sebelumnya. Proses ini melibatkan pemrograman, pengaturan parameter, serta pengujian terhadap model untuk memastikan bahwa sistem bekerja sesuai dengan tujuan yang diinginkan. Selama implementasi, perlu dilakukan evaluasi berkala untuk mendeteksi potensi kesalahan atau kekurangan yang dapat mempengaruhi kinerja model. Setelah model berhasil diimplementasikan, tahap selanjutnya adalah melakukan evaluasi model pada data testing untuk mengetahui performa model setelah *training*.

E. Evaluasi Model

Evaluasi model yang digunakan menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-Score*.

Tujuan dari evaluasi model adalah untuk mengetahui performa model yang dikembangkan dalam mendeteksi jenis pakaian dan musim penggunaannya. Berikut parameter yang perlu dievaluasi pada model YOLO dan ResNet :

1. Akurasi

Menghitung prediksi yang benar (baik True Positives maupun True Negatives) terhadap total jumlah prediksi yang dibuat. Bila hasil akurasi tinggi maka model dapat mendeteksi jenis dan musim pakaian yang baik.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

Untuk akurasi dalam melakukan klasifikasi, diperlukan persamaan yang berbeda. Walau berbeda persamaan namun memiliki tujuan yang sama yaitu menjadi gambaran awal performa model secara keseluruhan.

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ Prediksi\ Benar}{Total\ Sampel} \quad (2)$$

2. Precision

Precision digunakan untuk keakuratan prediksi positif yang dilakukan oleh model. *Precision* sangat berguna dalam kasus dimana *False Positive* tinggi. *Precision* yang tinggi menunjukkan bahwa model jarang salah memprediksi kelas positif.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

3. Recall

Recall merupakan metrik yang digunakan untuk mengukur sejauh mana model dapat mendeteksi semua contoh positif dengan benar dalam dataset. *Recall* dengan memperoleh nilai tinggi menandakan model jarang melewatkan objek yang harusnya terdeteksi.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

4. F1-Score

F1-Score adalah nilai rata-rata harmonis antara *precision* dan *recall*. Metrik ini memberikan gambaran keseluruhan kemampuan model dari nilai metrik *recall* dan *precision*. *F1-Score* digunakan ketika ada ketidakseimbangan jumlah data di setiap kelas. *F1-Score* memberikan nilai dari 0 yang dimana memiliki performa buruk sampai 1 untuk performa sempurna.

$$F1 = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (5)$$

5. Mean Average Precision

Mean Average Precision menjadi metrik utama sebagai evaluasi model objek deteksi. Metrik ini mengukur rata-rata presisi model pada berbagai nilai *recall* dan threshold *Intersection over Union (IoU)*.

$$mAP = \frac{\sum AP}{N} \quad (6)$$

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil yang diperoleh dari proses pelatihan dan pengujian model deteksi objek menggunakan YOLOv8 serta klasifikasi musim dengan ResNet18. Pembahasan mencakup evaluasi performa model berdasarkan metrik seperti *mean Average Precision (mAP)*, akurasi,

presisi, recall, dan F1-Score. Selain itu, dilakukan analisis terhadap faktor-faktor yang memengaruhi hasil model, termasuk kualitas data, parameter pelatihan, serta tantangan dalam mendeteksi objek berukuran kecil atau saling berdekatan. Hasil eksperimen ini menjadi dasar dalam menilai efektivitas metode yang diusulkan dalam mendeteksi jenis pakaian dan mengklasifikasikan musim penggunaannya.

A. Hasil Pengujian YOLO

Hasil pengujian Model Deteksi Jenis Pakaian YOLO dapat kita lihat dalam folder hasil training. Didalam tersebut berisi hasil skor dari metrik YOLO yang menjadi penentu performa dari model YOLO.

TABEL 1
(HASIL TRAINING YOLO)

Model	Epoch	Precision	Recall	mAP@50	mAP@50-95
YOLOv8n	50	0.7534	0.7021	0.7422	0.6875
YOLOv8n	100	0.8244	0.7282	0.8070	0.7482
YOLO12n	50	0.8527	0.6737	0.7731	0.7187

TABEL 1 menunjukkan hasil training dari beberapa model YOLO dengan konfigurasi dan jumlah *epoch* yang berbeda. Model YOLOv8n yang dilatih selama 50 *epoch* menghasilkan nilai precision sebesar 0.7534, recall 0.7021, mAP@50 sebesar 0.7422, dan mAP@50-95 sebesar 0.6875. Sementara itu, model yang sama dengan 100 *epoch* menunjukkan peningkatan performa, dengan precision sebesar 0.8244, recall 0.7282, mAP@50 sebesar 0.8070, dan mAP@50-95 sebesar 0.7482. Di sisi lain, model YOLO12n dengan 50 *epoch* memiliki precision tertinggi sebesar 0.8527, namun recall-nya lebih rendah dibanding YOLOv8n-100, yaitu sebesar 0.6737. Untuk metrik mAP@50 dan mAP@50-95, nilai yang dicapai adalah 0.7731 dan 0.7187. Berdasarkan hasil ini, dapat disimpulkan bahwa model YOLOv8n dengan 100 *epoch* memberikan performa paling seimbang dengan nilai mAP tertinggi, meskipun YOLO12n unggul dalam hal *precision*.



GAMBAR 7
(KOMPARASI HASIL DETEKSI YOLO)

Pada GAMBAR 7 merupakan perbandingan hasil deteksi model YOLO dengan 3 model yang berbeda yaitu YOLOv8n (50 *Epoch*), YOLOv8n (100 *Epoch*), dan YOLO12n (50 *Epoch*). Gambar menunjukkan bahwa YOLOv8n dengan 100 *epoch* mendapatkan nilai *confidence level* yang lebih tinggi daripada model YOLOv8n dan YOLO12n dengan 50 *Epoch*. Perbandingan ini menyimpulkan bahwa peningkatan jumlah *epoch* pada model YOLOv8n dapat meningkatkan akurasi

deteksi. Sedangkan model dengan training 50 *epoch* yang memperoleh *confidence level* tinggi berada pada YOLO12n, ini dikarenakan YOLO12n merupakan versi terbaru dari YOLOv8n yang dimana membuat *confidence level*nya lebih tinggi.



GAMBAR 8

(GAMBAR YANG BERHASIL DIDETEKSI OLEH MODEL TERBAIK)

Seperti yang terlihat pada GAMBAR 8, model mampu mendeteksi pakaian secara akurat. Model mampu mendeskripsikan beberapa jenis pakaian, seperti kemeja, kaos, dan celana, dengan tingkat akurasi yang sangat baik. Setiap objek yang terdeteksi memiliki kotak pembatas, nama untuk kelas, dan skor keyakinan yang menunjukkan tingkat keyakinan model dalam kaitannya dengan prediksi yang dimaksud. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model YOLOv8n dengan 100 *Epoch* berhasil mempelajari pola visual dari setiap jenis pakaian yang ada dalam dataset dan menerapkannya secara akurat pada data uji. Meskipun gambar pakaian memiliki berbagai orientasi dan ukuran, deteksinya masih stabil.



GAMBAR 9

(GAMBAR MODEL SALAH & GAGAL DETEKSI)

Contoh kegagalan deteksi dapat dilihat di GAMBAR 9. Meskipun model menunjukkan kinerja yang baik, ada beberapa masalah yang harus dipertimbangkan. Salah satu masalah utama adalah status latar belakang. Model mengalami kesulitan saat mendeteksi objek jika gambar memiliki peringatan yang kompleks atau tidak lengkap. Hal ini karena sebagian besar kumpulan data yang digunakan terdiri dari gambar produk dengan latar putih polos; oleh karena itu, model tidak bias untuk menyertakan variasi latar yang lebih eksplisit. Akibatnya, ketika gambar diperiksa dengan latar yang tidak standar, seperti tema berwarna, lingkungan ruangan, atau pencahayaan alami, hasil deteksi mungkin kurang akurat, bahkan mungkin *False Negative*.

B. Hasil Pengujian ResNet18

Pada tahap *training*, model akan dilatih dengan pengaturan 100 *epoch* yang dimana sebagai gambaran performa model dalam melatih dataset. Nilai yang digunakan untuk mengukur sejauh mana model memberikan performa dari hasil training yaitu *Accuracy*, *Confusion Matrix*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*.

TABEL 2
(HASIL VALIDASI MODEL RESNET18)

Kelas & Parameter	Precision	Recall	F1-Score	Jumlah Gambar
Fall	0.83	0.82	0.83	1458
Spring	0.6	0.12	0.21	24
Summer	0.84	0.89	0.87	1934
Winter	0.64	0.31	0.41	114

Berdasarkan hasil evaluasi yang ditampilkan pada TABEL 2, model ResNet18 yang digunakan untuk klasifikasi musim pakaian berhasil mencapai akurasi keseluruhan sebesar 83.68%. Jumlah total parameter model adalah 11.178.564, yang semuanya dapat dilatih (*trainable*). Pada *classification report*, terlihat bahwa musim *Summer* memperoleh performa terbaik dengan *Precision* sebesar 0.84, *Recall* 0.89, dan *F1-Score* 0.87, diikuti oleh musim *Fall* yang juga cukup baik dengan *F1-Score* 0.83. Namun, performa model menurun drastis pada kelas *Spring* dan *Winter*, terutama *Spring* yang hanya memiliki *recall* 0.12 dan *F1-Score* 0.21, mengindikasikan bahwa model kesulitan mengenali musim ini.

Dikarenakan adanya ketidakseimbangan jumlah data pada masing-masing kelas musim dalam dataset, dilakukan training ulang model dengan menerapkan metode *class weighting* (pembobotan kelas). Pendekatan ini bertujuan untuk mengurangi bias model terhadap kelas mayoritas, seperti musim *Summer* dan *Fall*, yang jumlah datanya jauh lebih banyak dibandingkan *Spring* dan *Winter*. Dengan memberikan bobot yang lebih tinggi pada kelas minoritas selama proses perhitungan loss, model diharapkan dapat belajar secara lebih adil dan mampu meningkatkan performa pada kelas yang sebelumnya kurang terklasifikasi dengan baik. Strategi ini menjadi salah satu solusi umum yang efektif dalam menangani masalah *imbalanced dataset* pada tugas klasifikasi.

TABEL 3
(HASIL VALIDASI MODEL RESNET18 DENGAN CLASS WEIGHTED)

Kelas & Parameter	Precision	Recall	F1-Score	Jumlah Gambar
Fall	0.8	0.79	0.79	1458
Spring	0.42	0.21	0.28	24
Summer	0.83	0.86	0.84	1934
Winter	0.42	0.25	0.31	114

Hasil evaluasi model Resnet18 Weighted dapat dilihat pada TABEL 3. Setelah dilakukan training ulang dengan menerapkan *class weighting*, model mengalami sedikit penurunan pada akurasi keseluruhan menjadi 80.57%, namun terjadi peningkatan keseimbangan performa antar kelas. Misalnya, nilai *recall* kelas *Spring* naik dari 0.12 menjadi 0.21, dan untuk *Winter* dari 0.31 menjadi 0.25 (meskipun mengalami sedikit penurunan). Metrik *macro average recall* juga meningkat dari 0.54 menjadi 0.53, menunjukkan distribusi perhatian model yang lebih merata ke seluruh kelas.

TABEL 4
(PERBANDINGAN TANPA CLASS WEIGHT DENGAN CLASS WEIGHT)

Metode Training	Tanpa <i>class weight</i>	Dengan <i>class weight</i>
Acuraccy	83.68%	80.57%

Macro Avg F1-Score	0.58	0.56
Weighted Avg F1-Score	0.83	0.80
Spring F1-Score	0.21	0.28
Winter F1-Score	0.41	0.31

Berdasarkan TABEL 4, perbandingan model tanpa dan dengan *class_weight* menunjukkan bahwa penggunaan *class_weight* memengaruhi distribusi kinerja model pada setiap kelas musim. Model tanpa *class_weight* mencatat akurasi lebih tinggi sebesar 83,68% dan F1-Score tertimbang 0,83, namun cenderung bias terhadap kelas mayoritas seperti Summer dan Fall, dengan F1-Score rendah pada kelas minoritas Spring (0,21) dan Winter (0,41). Sebaliknya, model dengan *class_weight* mengalami penurunan akurasi menjadi 80,57%, tetapi meningkatkan F1-Score untuk Spring menjadi 0,28 dan menjaga kestabilan skor antar kelas melalui F1-Score makro yang lebih merata. Dengan demikian, meskipun akurasinya sedikit lebih rendah, model dengan *class_weight* lebih seimbang dalam mengklasifikasikan keempat musim.

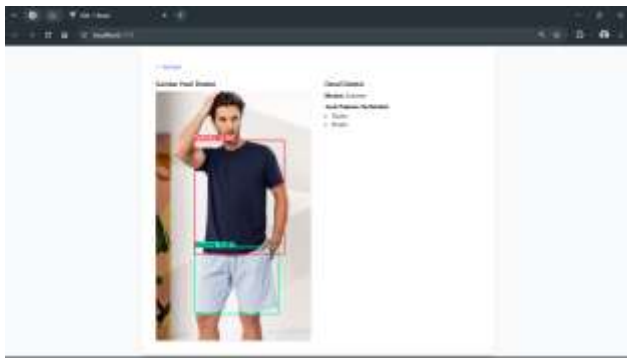
C. Pengembangan Aplikasi Deteksi Jenis Pakaian & Klasifikasi Musim

Implementasi Deteksi Jenis Pakaian menggunakan YOLO & Klasifikasi Musim menggunakan ResNet dilakukan pada sebuah aplikasi berbasis website yang dimana pengguna hanya melakukan unggah foto yang ingin dideteksi jenis & klasifikasi musim.



GAMBAR 10
(TAMPILAN HALAMAN AWAL)

Pada GAMBAR 10 merupakan tampilan halaman unggah gambar yang dimana pengguna menekan tombol "Pilih File" dan lalu setelah memilih gambar pengguna hanya perlu menekan submit maka proses deteksi dan klasifikasi akan berjalan.



GAMBAR 11
(TAMPILAN HASIL DETEKSI & KLASIFIKASI)

Pada GAMBAR 11 merupakan tampilan hasil deteksi jenis pakaian & klasifikasi musim. Disini jenis pakaian bisa dideteksi 2 dikarenakan mulai dari jenis baju dan celana termasuk dalam pakaian. Untuk musim hanya klasifikasi keseluruhan gambar dan akan memberikan salah satu dari 4 musim yaitu *Summer*, *Fall*, *Spring*, dan *Winter*. Hasil deteksi dan klasifikasi dapat dilihat pada sisi kanan gambar sebagai memperjelas apa saja yang dapat dideteksi & diklasifikasi oleh model. Selanjutnya gambar hasil dideteksi & klasifikasi oleh model akan ditampilkan dalam bentuk gambar dengan mendeteksi ditampilkan dalam bentuk gambar dengan mendeteksi objek pakaian menggunakan *Bounding Box* berwarna yang disesuaikan dengan masing-masing label.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, sistem deteksi jenis pakaian menggunakan YOLOv8n dan klasifikasi musim menggunakan ResNet18 berhasil diimplementasikan dengan hasil yang memuaskan. YOLOv8n yang dilatih selama 100 epoch pada dataset berisi 17.648 gambar dengan 48 kelas jenis pakaian menunjukkan kinerja baik dengan nilai mAP50 sebesar 0.807, terutama pada citra berlatar putih, meskipun masih menghadapi tantangan pada latar kompleks. Untuk klasifikasi musim, ResNet18 dilatih pada empat kelas musim (*Summer*, *Fall*, *Winter*, *Spring*) dan mencapai akurasi tertinggi sebesar 83,68%. Namun, performa pada kelas minoritas seperti *Spring* dan *Winter* lebih rendah sehingga dilakukan pelatihan ulang menggunakan class weighting, yang berhasil meningkatkan keseimbangan antar kelas meskipun akurasi total menurun menjadi 80,57%. Evaluasi performa dilakukan dengan metrik yang relevan seperti mAP, box_loss, dan cls_loss untuk YOLO, serta akurasi, precision, recall, F1-Score, dan confusion matrix untuk ResNet18. Hasil ini menunjukkan bahwa strategi evaluasi menyeluruh penting untuk menilai keakuratan dan keadilan model dalam mendeteksi serta mengklasifikasikan pakaian dari citra digital.

REFERENSI

- [1] Gina Shafira Nurimani, "Strategi Promosi di Media Sosial dalam Menarik Minat Beli Produk Pakaian," *Jurnal Riset Manajemen Komunikasi*, pp. 54–58, Jul. 2022, doi: 10.29313/jrmk.v2i1.1007.
- [2] F. Hermanto Laia, R. Rosnelly, A. Naswar, K. Buulolo, M. Christin, and M. Lase, "Deteksi Pengenalan Wajah Orang Berbasis AI Computer Vision," 2023.
- [3] R. G. Guntara, "Pemanfaatan Komputer Vision pada E-Commerce," *Rangga Gelar Guntara) Madani:*

- Jurnal Ilmiah Multidisiplin*, vol. 1, no. 3, pp. 2302–6219, 2023, doi: 10.5281/zenodo.7881002.
- [4] L. Donati, E. Iotti, G. Mordonini, and A. Prati, "Fashion product classification through deep learning and computer vision," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 9, no. 7, Apr. 2019, doi: 10.3390/app9071385.
- [5] P. Manurung, R. Febrian, M. Syifauz, and T. Agustin, "SEMINAR NASIONAL AMIKOM SURAKARTA (SEMNAS) 2024 KLASIFIKASI PAKAIAN MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS CNN BERBASIS CLOTHING DATASET," 2024.
- [6] C. H. Lee and C. W. Lin, "A two-phase fashion apparel detection method based on yolov4," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 11, no. 9, May 2021, doi: 10.3390/app11093782.
- [7] A. R. Firdaus *et al.*, "Deteksi Kode Etik Berpakaian pada Area Kampus Menggunakan YoloV8," *Journal of Information System Research (JOSH)*, vol. 5, no. 2, pp. 450–458, 2024, doi: 10.47065/josh.v5i2.4741.
- [8] B. Kolisnik, I. Hogan, and F. Zulkernine, "Condition-CNN: A hierarchical multi-label fashion image classification model," *Expert Syst Appl*, vol. 182, Nov. 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2021.115195.
- [9] B. I. Arianto and E. Zuliarso, "Implementasi Metode YOLO pada Deteksi Pakaian Keselamatan yang Lengkap di Proyek Kontruksi," 2023, doi: 10.38035/rj.v6i1.
- [10] B. Kumar, A. K. Singh, and P. Banerjee, "A Deep Learning Approach for Product Recommendation using ResNet-50 CNN Model," in *International Conference on Sustainable Computing and Smart Systems, ICSCSS 2023 - Proceedings*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2023, pp. 604–610. doi: 10.1109/ICSCSS57650.2023.10169441.
- [11] F. Ren, Y. Liu, P. Gao, M. Devaraj, J. Zhang, and H. Li, "Research on garment image classification and detection algorithm based on improved deep learning," in *2022 7th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing, ICSP 2022*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022, pp. 435–439. doi: 10.1109/ICSP54964.2022.9778478.
- [12] A. K. S. Ong *et al.*, "Consumer behavior in clothing industry and its relationship with open innovation dynamics during the covid-19 pandemic," *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, vol. 7, no. 4, Dec. 2021, doi: 10.3390/joitmc7040211.
- [13] A. B. Amjoud and M. Amrouch, "Object Detection Using Deep Learning, CNNs and Vision Transformers: A Review," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 35479–35516, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3266093.
- [14] S. S. A. Zaidi, M. S. Ansari, A. Aslam, N. Kanwal, M. Asghar, and B. Lee, "A Survey of Modern Deep Learning based Object Detection Models," Apr. 2021, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2104.11892>

- [15] R. Varghese and M. Sambath, "YOLOv8: A Novel Object Detection Algorithm with Enhanced Performance and Robustness," in *2024 International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems, ADICS 2024*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2024. doi: 10.1109/ADICS58448.2024.10533619.
- [16] H. Sastypratiwi and H. Muhandi, "Batik Recognition and Classification Using Transfer Learning and MobileNet Approach," 2024. [Online]. Available: www.joiv.org/index.php/joiv
- [17] M. Khatami, "DETEKSI KENDARAAN MENGGUNAKAN ALGORITMA YOU ONLY LOOK ONCE (YOLO) V3," May 2022. Accessed: Jul. 25, 2025. [Online]. Available: <https://dspace.uui.ac.id/handle/123456789/38956>
- [18] S. A. Hasanah, A. A. Pravitasari, A. S. Abdullah, I. N. Yulita, and M. H. Asnawi, "A Deep Learning Review of ResNet Architecture for Lung Disease Identification in CXR Image," Dec. 01, 2023, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/app132413111.

