E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

Implementasi Dan Evaluasi YOLO11n-cls Pada Aplikasi Web MOTIFAI Untuk Klasifikasi Motif Batik Nusantara

Valenvia Rozi[1], Sabrina Az Zahra Hamidah[2], Ismul Azham[3], Waeisul Bismi[4], Imam Budiawan[5], Nila Hardi[6]
[1]Universitas Bina Sarana Informatika, 15240234@bsi.ac.id
[2]Universitas Bina Sarana Informatika, 15240233@bsi.ac.id
[3]Universitas Bina Sarana Informatika, 15240042@bsi.ac.id
[4]Universitas Bina Sarana Informatika, Waeisul.wbn@bsi.ac.id
[5]Universitas Bina Sarana Informatika, imam.imb@bsi.ac.id
[6]Universitas Bina Sarana Informatika, nila.nad@bsi.ac.id

Abstrak

Batik memiliki keragaman motif dengan karakter visual dan informasi budaya yang tidak selalu mudah dikenali masyarakat. Penelitian ini bertujuan mengembangkan dan mengevaluasi YOLO11n-cls untuk klasifikasi 12 motif batik Nusantara serta mengintegrasikannya ke aplikasi web MOTIFAI. Dataset awal terdiri atas 2.018 citra berlabel. Setelah dua duplikat berbasis hash MD5 dihapus, 2.016 citra asli unik dibagi secara stratified. Data pelatihan kemudian diseimbangkan menjadi 1.800 citra atau 150 citra per kelas melalui augmentasi pada kelas yang kekurangan data dan downsampling pada kelas yang berlebih, sedangkan validasi dan pengujian masing-masing menggunakan 301 citra asli tanpa augmentasi. Model dilatih selama 30 epoch pada ukuran 224 × 224 piksel menggunakan transfer learning dan augmentasi RandomResizedCrop, horizontal flip, rotation, serta ColorJitter. Evaluasi pada data pengujian menghasilkan Top-1 accuracy sebesar 93,05% dan Top-5 accuracy sebesar 99,70%. Pada epoch ke-30, training loss tercatat 0,028 dan validation loss 0,208. Bobot best.pt diintegrasikan ke backend Flask melalui endpoint /api/upload. Label prediksi dipetakan ke MySQL untuk menampilkan nama, daerah asal, filosofi, dan ciri khas motif pada antarmuka Tailwind CSS. Hasil menunjukkan bahwa YOLO11n-cls dapat digunakan sebagai komponen klasifikasi motif batik berbasis web, meskipun beberapa kelas dengan kemiripan pola masih memerlukan peningkatan variasi data.

Kata Kunci: *batik Nusantara, klasifikasi citra, MOTIFAI, transfer learning, YOLO11n-cls*

Abstract

Batik has diverse motifs with visual characteristics and cultural information that are not always easy for the public to recognize. This study develops and evaluates YOLO11n-cls for classifying 12 Indonesian batik motifs and integrates it into the MOTIFAI web application. The initial dataset contained 2,018 labeled images. After removing two MD5-based duplicates, 2,016 unique original images were divided using stratified sampling. The training subset was balanced to 1,800 images, or 150 images per class, using augmentation for underrepresented classes and downsampling for overrepresented classes, while the validation and test subsets each contained 301 original non-augmented images. The model was trained for 30 epochs at 224 × 224 pixels using transfer learning and RandomResizedCrop, horizontal flip, rotation, and ColorJitter. Evaluation on the test set yielded 93.05% Top-1 accuracy and 99.70% Top-5 accuracy. At epoch 30, the training loss was 0.028 and the validation loss was 0.208. The best.pt weights were integrated into a Flask backend through the /api/upload endpoint. Predicted labels were mapped to MySQL records to display motif names, origins, philosophies, and distinctive characteristics

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

through a Tailwind CSS interface. The results indicate that YOLO11n-cls can support web-based batik motif classification, although visually similar classes still require greater data variation.

Keywords: *image classification, Indonesian batik, MOTIFAI, transfer learning, YOLO11n-cls*

Corresponding Author:
Valenvia Rozi
Universitas Bina Sarana Informatika; 15240234@bsi.ac.id

PENDAHULUAN

Batik merupakan warisan budaya takbenda Indonesia yang menggabungkan teknik, simbolisme, dan nilai budaya dalam kehidupan masyarakat. Keragaman pola batik mencerminkan pengaruh berbagai daerah dan tradisi, sementara makna warna dan desainnya berkaitan dengan identitas, kreativitas, serta spiritualitas masyarakat Indonesia (UNESCO, 2009a). Pelestarian batik tidak hanya berkaitan dengan keberlanjutan teknik pembuatan, tetapi juga dengan penyebaran pengetahuan mengenai nama motif, daerah asal, filosofi, dan ciri visual kepada generasi berikutnya. UNESCO juga menempatkan pendidikan dan pelatihan batik sebagai praktik penting untuk meningkatkan kesadaran dan apresiasi generasi muda terhadap warisan budaya tersebut (UNESCO, 2009b).

Banyaknya variasi motif membuat proses identifikasi secara manual tidak selalu mudah. Perbedaan antarmotif dapat terlihat jelas pada bentuk utama, tetapi dapat pula berupa perbedaan kecil pada tekstur, susunan ornamen, warna, atau isen-isen. Identifikasi juga dipengaruhi oleh kualitas foto, sudut pengambilan, pencahayaan, skala, lipatan kain, dan latar belakang.

Perkembangan computer vision memungkinkan pola pada citra dipelajari secara otomatis. Pada klasifikasi citra, model memberikan satu label kelas dan confidence score untuk keseluruhan gambar. Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa CNN dan transfer learning efektif untuk klasifikasi motif batik. Ilahi dkk. (2022) memperoleh akurasi rata-rata 96% pada klasifikasi motif geometris. Alya dkk. (2023) melaporkan VGG-16 transfer learning mencapai akurasi pengujian 89%. Sastypratiwi dkk. (2024) memanfaatkan MobileNet dan transfer learning dengan tingkat klasifikasi 98%.

Penelitian lain memperlihatkan pengaruh jumlah kelas, variasi dataset, dan arsitektur terhadap hasil. Perdana dkk. (2025) menggunakan 3.000 citra pada tiga kelas. Sari dkk. (2025) melatih MobileNetV3 pada 4.284 citra lima kelas dan memperoleh akurasi 93,88%. Khoirunnisa dkk. (2025) menerapkan MobileNetV2 dan augmentasi pada 3.020 citra sepuluh motif Semarang dengan precision, recall, dan F1-score di atas 0,98.

Pendekatan klasifikasi motif batik juga dikembangkan menggunakan arsitektur ringan dan kombinasi metode pembelajaran mesin. Ardiansyah dan Tinaliah (2026) menerapkan arsitektur MobileNetV3 untuk klasifikasi pola batik Indonesia, sedangkan Hapsari dan Yuadi (2025) membandingkan logistic regression, support vector machine, dan fitur deep learning. Kedua penelitian tersebut menunjukkan bahwa pemilihan arsitektur, representasi fitur, dan efisiensi komputasi perlu disesuaikan dengan karakter dataset serta kebutuhan implementasi sistem.

YOLO11 mendukung berbagai tugas computer vision, yaitu deteksi objek, segmentasi, klasifikasi citra, estimasi pose, dan oriented bounding box (Ultralytics,

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

2026b). Penelitian ini menggunakan YOLO11n-cls karena varian nano efisien secara komputasi dan sesuai untuk integrasi ke aplikasi web. Kesenjangan penelitian terletak pada kebutuhan sistem yang tidak hanya menghasilkan label, tetapi juga menghubungkan hasil klasifikasi dengan informasi edukatif.

Tujuan penelitian adalah: (1) membangun model klasifikasi 12 motif batik Nusantara menggunakan YOLO11n-cls; (2) mengevaluasi model menggunakan Top-1 accuracy, Top-5 accuracy, loss, dan confusion matrix; serta (3) mengintegrasikan model terbaik ke aplikasi web agar label prediksi dapat dipetakan ke informasi nama motif, daerah asal, filosofi, dan ciri khas.

Pemilihan objek penelitian berupa motif batik didasarkan pada dua kebutuhan yang saling berkaitan, yaitu kebutuhan teknis untuk membedakan pola visual yang kompleks dan kebutuhan edukatif untuk memperluas akses masyarakat terhadap informasi budaya. Sistem yang hanya menghasilkan label belum cukup apabila pengguna tidak memperoleh penjelasan mengenai asal, filosofi, dan ciri visual motif. Oleh karena itu, MOTIFAI dirancang sebagai penghubung antara hasil klasifikasi citra dan basis data pengetahuan batik.

Berbeda dari penelitian yang hanya menilai performa model secara terpisah, penelitian ini menempatkan model sebagai salah satu komponen dalam alur aplikasi web. Pendekatan tersebut memungkinkan evaluasi dilakukan pada dua tingkat, yaitu kemampuan model dalam menentukan kelas dan kemampuan sistem dalam mengubah label prediksi menjadi keluaran informasi yang dapat dipahami pengguna. Dengan demikian, keberhasilan penelitian tidak hanya ditentukan oleh accuracy, tetapi juga oleh keterhubungan antara model, backend, basis data, dan antarmuka.

METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimen yang dipadukan dengan pengembangan sistem. Tahapan penelitian terdiri atas audit dataset, pembagian data, preprocessing dan augmentasi, transfer learning YOLO11n-cls, evaluasi pada data uji, penyimpanan bobot terbaik, integrasi model ke Flask, pemetaan label ke MySQL, dan pengujian fungsional aplikasi.

Pendekatan eksperimen digunakan untuk mengamati perubahan kinerja model setelah dataset disiapkan dan model dilatih menggunakan konfigurasi yang telah ditentukan. Sementara itu, pendekatan pengembangan sistem digunakan untuk mengintegrasikan bobot terbaik ke aplikasi web. Kedua pendekatan tersebut dipadukan agar hasil penelitian tidak berhenti pada evaluasi model, tetapi dapat diuji melalui alur penggunaan aplikasi.

Secara umum, masukan penelitian berupa citra motif batik berlabel, proses utama berupa audit data, pelatihan, evaluasi, dan integrasi, sedangkan keluarannya berupa kelas motif, confidence score, dan informasi edukatif. Setiap tahap menghasilkan artefak yang dapat diperiksa, seperti dataset hasil audit, file results.csv, best.pt, confusion matrix, respons JSON endpoint, dan tampilan hasil pada antarmuka.

Dataset dan Preprocessing

Dataset awal berada pada direktori proyek dan terdiri atas 2.018 citra berlabel dalam 12 kelas, dengan rata-rata 168,2 citra per kelas dan rentang 70 sampai 308 citra. Pemeriksaan integritas menggunakan hash MD5 menemukan dua citra duplikat yang dihapus, sehingga tersisa 2.016 citra asli unik. Data dibagi secara stratified menjadi pelatihan, validasi, dan pengujian. Data pelatihan diseimbangkan menjadi 150 citra per kelas melalui augmentasi dan downsampling sehingga berjumlah 1.800 citra. Data validasi dan pengujian masing-masing terdiri atas 301 citra asli tanpa augmentasi.

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

Jumlah 2.402 merepresentasikan seluruh citra pada pipeline akhir, bukan jumlah citra asli yang dikumpulkan. Seluruh citra diseragamkan menjadi 224 × 224 piksel.

Dua citra duplikat diidentifikasi dengan membandingkan hash MD5. Pemeriksaan berbasis hash digunakan untuk menemukan file yang memiliki isi identik meskipun nama file atau lokasi penyimpanannya berbeda. Penghapusan duplikat dilakukan sebelum pembagian data untuk mengurangi risiko citra yang sama muncul pada lebih dari satu split dan menyebabkan hasil evaluasi terlihat lebih tinggi daripada kemampuan generalisasi sebenarnya.

Pembagian secara stratified mempertahankan proporsi setiap kelas pada data pelatihan, validasi, dan pengujian. Strategi ini penting karena distribusi awal berada pada rentang 70 sampai 308 citra per kelas. Tanpa stratifikasi, kelas dengan jumlah lebih rendah berpotensi hanya memperoleh sedikit sampel pada validasi atau pengujian sehingga ukuran performa per kelas menjadi kurang representatif.

Penyeimbangan diterapkan hanya pada data pelatihan. Kelas dengan jumlah kurang dari target diperbanyak menggunakan augmentasi, sedangkan kelas yang melebihi target dikurangi melalui downsampling hingga setiap kelas mempunyai 150 citra. Data validasi dan pengujian tetap menggunakan citra asli tanpa augmentasi agar kedua split tersebut tidak berisi variasi sintetis yang dapat memengaruhi penilaian performa.

Jumlah 2.402 citra pada pipeline akhir tidak diartikan sebagai jumlah citra asli yang dikumpulkan. Angka tersebut merupakan gabungan 1.800 citra pelatihan setelah penyeimbangan, 301 citra validasi asli, dan 301 citra pengujian asli. Pembedaan ini diperlukan agar pembaca tidak menganggap proses augmentasi menambah jumlah sumber data asli.

Tabel 1. Konfigurasi dataset dan eksperimen

Komponen	Konfigurasi
Dataset awal	2.018 citra asli berlabel
Duplikat dihapus	2 citra berdasarkan hash MD5
Dataset asli unik	2.016 citra
Jumlah kelas	12 kelas motif batik
Data pelatihan akhir	1.800 citra, 150 per kelas
Data validasi	301 citra asli tanpa augmentasi
Data pengujian	301 citra asli tanpa augmentasi
Dataset akhir pipeline	2.402 citra
Ukuran citra	224 × 224 piksel
Epoch	30
Model awal	yolo11n-cls.pt
Bobot terbaik	best.pt

Augmentasi dan Transfer Learning

Pelatihan menggunakan bobot pralatih yolo11n-cls.pt sebagai titik awal transfer learning. Augmentasi mencakup RandomResizedCrop, horizontal flip, rotation, dan ColorJitter. Augmentasi hanya digunakan pada data pelatihan agar data validasi serta pengujian tetap menjadi tolok ukur yang konsisten (Alomar dkk., 2023).

Pemilihan YOLO11n-cls didasarkan pada pertimbangan efisiensi komputasi dan kebutuhan integrasi ke aplikasi web. Varian nano mempunyai ukuran model yang lebih ringan dibandingkan varian yang lebih besar sehingga sesuai untuk pengembangan prototipe dan proses inferensi yang tidak memerlukan sumber daya komputasi terlalu tinggi. Efisiensi tersebut penting karena model digunakan sebagai komponen backend yang harus memproses citra unggahan pengguna.

Transfer learning memanfaatkan representasi visual yang telah dipelajari bobot

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

pralatih sebagai titik awal. Fitur umum, seperti tepi, tekstur, bentuk, perubahan warna, dan komposisi, kemudian disesuaikan dengan karakteristik 12 motif batik. Pendekatan ini lebih sesuai daripada melatih model dari awal karena jumlah citra penelitian masih terbatas dibandingkan dataset prapelatihan berskala besar. Pemanfaatan pengetahuan dari model pralatih dapat mengurangi kebutuhan data berlabel dan waktu pelatihan pada tugas klasifikasi citra khusus (Plested dkk., 2025).

RandomResizedCrop memberikan variasi skala dan area potongan sehingga model tidak bergantung pada posisi motif tertentu. Horizontal flip meningkatkan ketahanan terhadap perubahan orientasi horizontal, rotation mensimulasikan perbedaan sudut pengambilan gambar, sedangkan ColorJitter memberikan variasi kecerahan, kontras, dan warna. Augmentasi diterapkan secara terkontrol agar ciri utama motif tidak berubah menjadi pola yang tidak merepresentasikan kelas aslinya.

Ukuran masukan 224 × 224 piksel digunakan agar seluruh citra mempunyai dimensi yang seragam dan sesuai dengan konfigurasi klasifikasi model. Penyeragaman ukuran mempermudah pemrosesan batch serta menjaga kebutuhan komputasi tetap terkendali. Konsekuensinya, detail yang sangat kecil dapat berkurang setelah resizing sehingga variasi citra dan kualitas sumber tetap perlu diperhatikan.

Pelatihan dan Evaluasi

Model dilatih selama 30 epoch dengan ukuran masukan 224 piksel. Pada tugas klasifikasi citra, model menghasilkan label untuk keseluruhan gambar berdasarkan probabilitas kelas yang dipelajari (Ultralytics, 2026a). Setelah pelatihan, bobot terbaik pada direktori weights/best.pt dimuat kembali untuk evaluasi menggunakan split test. Hasil per epoch dibaca dari results.csv. Confusion matrix, akurasi per kelas, dan classification report dihasilkan untuk analisis. Top-1 accuracy mengukur proporsi sampel ketika kelas dengan probabilitas tertinggi sama dengan label sebenarnya. Top-5 accuracy mengukur proporsi sampel ketika label sebenarnya berada pada lima prediksi dengan probabilitas tertinggi.

Pada setiap epoch, model melakukan forward propagation untuk menghasilkan probabilitas kelas, menghitung loss berdasarkan perbedaan prediksi dan label sebenarnya, kemudian memperbarui parameter melalui backpropagation. Perubahan nilai loss dan accuracy dicatat untuk memantau apakah proses pembelajaran bergerak menuju kondisi yang stabil.

File results.csv digunakan sebagai sumber numerik untuk membaca perkembangan training loss, validation loss, Top-1 accuracy, Top-5 accuracy, dan learning rate. Pencatatan per epoch memungkinkan perubahan performa dianalisis secara kronologis, bukan hanya berdasarkan nilai akhir. Kurva hasil pelatihan juga digunakan untuk mengamati adanya fluktuasi atau jarak yang terlalu besar antara data pelatihan dan validasi.

Bobot best.pt digunakan pada tahap pengujian dan integrasi karena merepresentasikan kondisi terbaik yang tersimpan selama proses pelatihan. Penggunaan bobot terbaik lebih tepat daripada hanya menggunakan bobot epoch terakhir apabila performa validasi terbaik terjadi sebelum pelatihan selesai. Data pengujian diposisikan sebagai split terpisah dan tidak digunakan untuk memperbarui parameter model.

Confusion matrix melengkapi accuracy keseluruhan karena memperlihatkan distribusi prediksi pada setiap kelas. Melalui matriks tersebut dapat diketahui kelas yang konsisten dikenali, kelas yang masih tertukar, dan arah kesalahan klasifikasi. Classification report digunakan untuk memperoleh ringkasan metrik per kelas apabila diperlukan dalam analisis lanjutan.

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

Pengembangan Aplikasi Web

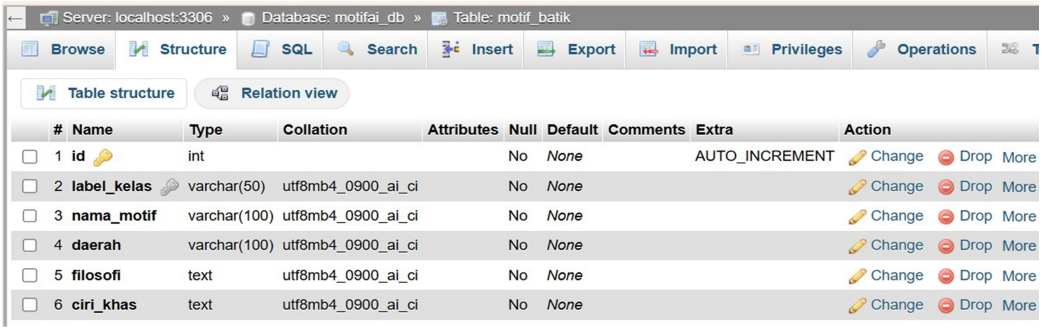
Backend dikembangkan menggunakan Python dan Flask. Model best.pt dimuat melalui Ultralytics. SQLAlchemy menghubungkan aplikasi dengan database MySQL motifai_db. Endpoint /api/upload menerima gambar, menjalankan inferensi, dan mengembalikan hasil dalam format JSON. Frontend menggunakan template Flask dan Tailwind CSS. Label prediksi dipakai untuk melakukan query data nama motif, daerah asal, filosofi, dan ciri khas. Flask dipilih karena mendukung penyediaan model machine learning melalui layanan web serta memisahkan proses inferensi, pengelolaan data, dan penyajian hasil (Suherlan dkk., 2025).

Alur klasifikasi dimulai ketika pengguna membuka halaman Deteksi AI dan mengunggah citra melalui antarmuka. Backend memeriksa berkas yang diterima, menyimpan citra sesuai alur aplikasi, kemudian meneruskan citra tersebut ke model best.pt. Model menghasilkan kelas dengan probabilitas tertinggi beserta confidence score yang digunakan dalam penyajian hasil.

Label keluaran model harus mempunyai penulisan yang konsisten dengan kolom label_kelas pada tabel motif_batik. Setelah label diperoleh, SQLAlchemy menjalankan query ke MySQL untuk mengambil nama motif, daerah asal, filosofi, dan ciri khas. Backend selanjutnya menyusun hasil dalam format JSON agar dapat ditampilkan oleh frontend secara terstruktur.

Pemisahan antara model klasifikasi dan basis data dilakukan agar informasi budaya dapat diperbarui tanpa melatih ulang model. Model bertugas mengenali kelas visual, sedangkan MySQL menyimpan deskripsi yang bersifat informatif. Arsitektur ini juga memudahkan koreksi penulisan daerah, filosofi, atau ciri khas tanpa mengubah bobot best.pt.

Antarmuka Tailwind CSS menyediakan halaman beranda, katalog, dan deteksi. Halaman katalog membantu pengguna mempelajari motif yang tersedia, sedangkan halaman deteksi menjadi jalur interaksi dengan model. Integrasi tersebut menjadikan MOTIFAI tidak hanya sebagai demonstrasi klasifikasi, tetapi juga sebagai prototipe media edukasi berbasis web.



#	Name	Type	Collation	Attributes	Null	Default	Comments	Extra	Action
1	id	int			No	None		AUTO_INCREMENT	Change Drop More
2	label_kelas	varchar(50)	utf8mb4_0900_ai_ci		No	None			Change Drop More
3	nama_motif	varchar(100)	utf8mb4_0900_ai_ci		No	None			Change Drop More
4	daerah	varchar(100)	utf8mb4_0900_ai_ci		No	None			Change Drop More
5	filosofi	text	utf8mb4_0900_ai_ci		No	None			Change Drop More
6	ciri_khas	text	utf8mb4_0900_ai_ci		No	None			Change Drop More

Gambar 1. Struktur tabel basis data aplikasi MOTIFAI

Pengujian Fungsional

Pengujian fungsional memeriksa akses halaman deteksi, unggah gambar valid, penyimpanan file, inferensi model, pengembalian label dan confidence, query database, serta penyajian informasi. Keluaran “Bukan Batik” merupakan mekanisme penolakan pada tingkat aplikasi dan tidak diperlakukan sebagai kelas ke-13 model YOLO11n-cls.

Pengujian dilakukan menggunakan pendekatan black-box dengan memeriksa kesesuaian antara masukan, proses yang terlihat dari sisi pengguna, dan keluaran aplikasi. Fokus pengujian terletak pada fungsi utama, bukan pada pemeriksaan setiap fungsi internal dalam kode. Skenario disusun mengikuti urutan penggunaan mulai dari

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

membuka halaman, mengunggah citra, menjalankan inferensi, mengambil data motif, sampai menampilkan hasil.

Label "Bukan Batik" diperlakukan secara khusus karena model utama hanya mempunyai 12 kelas motif batik. Oleh sebab itu, keluaran tersebut tidak digunakan sebagai bukti adanya kelas ke-13 pada model. Pengujian satu contoh hanya membuktikan bahwa jalur penolakan aplikasi berjalan untuk masukan tersebut dan belum dapat digeneralisasikan sebagai kemampuan mendeteksi seluruh jenis objek non-batik.

Pengujian fungsional belum mencakup pengukuran response time, pengujian beban banyak pengguna, keamanan unggahan, ukuran berkas ekstrem, dan ketahanan terhadap format rusak. Aspek tersebut perlu dipisahkan dari keberhasilan fungsi dasar karena aplikasi yang dapat menghasilkan keluaran belum tentu mempunyai performa operasional yang memadai pada lingkungan produksi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Kinerja Model

Pelatihan selama 30 epoch menghasilkan Top-1 accuracy 93,05% dan Top-5 accuracy 99,70% pada split pengujian. Pada epoch ke-30, training loss tercatat 0,028 dan validation loss 0,208. Top-1 digunakan sebagai indikator utama karena aplikasi menampilkan satu label dominan. Top-5 yang mendekati 100% menunjukkan bahwa label benar hampir selalu berada pada kelompok kandidat utama, tetapi tidak menggantikan Top-1 pada alur satu-label.

Nilai Top-1 menggambarkan performa yang paling dekat dengan penggunaan aplikasi karena antarmuka menampilkan satu label utama. Dengan Top-1 accuracy 93,05%, sebagian besar citra uji memperoleh label peringkat pertama yang sesuai. Namun, masih terdapat sekitar 6,95% prediksi yang tidak menempatkan kelas sebenarnya pada peringkat teratas sehingga confidence dan analisis kelas tetap diperlukan.

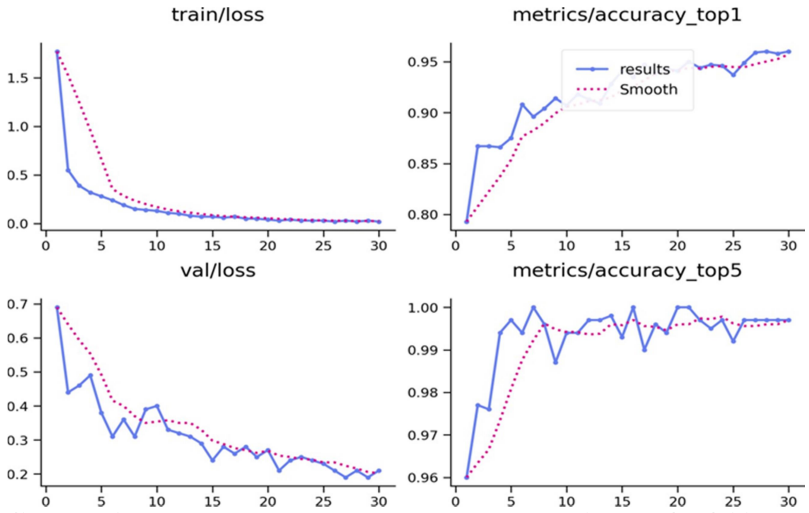
Top-5 accuracy sebesar 99,70% menunjukkan bahwa kelas sebenarnya hampir selalu berada dalam lima kandidat dengan probabilitas tertinggi. Selisih antara Top-1 dan Top-5 mengindikasikan bahwa pada sebagian citra model telah mengenali kelompok pola yang relevan, tetapi belum selalu mampu membedakan kelas yang paling tepat. Kondisi ini dapat terjadi ketika dua atau lebih motif mempunyai tekstur, komposisi, atau warna yang serupa.

Training loss 0,028 dan validation loss 0,208 tidak dapat dibandingkan hanya berdasarkan besar nilainya tanpa memperhatikan karakter data. Data pelatihan telah diseimbangkan dan diaugmentasi, sedangkan validasi menggunakan citra asli. Selisih tersebut dapat menjadi indikasi awal adanya perbedaan tingkat kesulitan atau kecenderungan overfitting, tetapi penilaiannya perlu dikaitkan dengan tren kurva dan performa pada split test.

Tabel 2. Hasil akhir pelatihan dan evaluasi

Metrik	Nilai	Makna
Top-1 Accuracy	93,05%	Label peringkat pertama benar
Top-5 Accuracy	99,70%	Label benar dalam lima kandidat
Training Loss Epoch 30	0,028	Loss training pada epoch terakhir
Validation Loss Epoch 30	0,208	Loss validasi pada epoch terakhir

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X



Gambar 2. Kurva loss dan accuracy selama pelatihan YOLO11n-cls

Kurva memperlihatkan penurunan training loss dan validation loss seiring bertambahnya epoch, disertai peningkatan accuracy Top-1 dan Top-5 menuju kondisi stabil. Training loss yang lebih rendah daripada validation loss perlu diamati sebagai indikasi perbedaan tingkat kesulitan data dan kemungkinan overfitting, tetapi evaluasi pada split test tetap menunjukkan performa tinggi.

Penurunan loss yang paling tajam terjadi pada tahap awal pelatihan, yang menunjukkan bahwa model dengan cepat menyesuaikan fitur umum terhadap pola batik. Setelah itu, laju penurunan menjadi lebih kecil dan kurva mendekati kondisi stabil. Pola ini menunjukkan bahwa penambahan epoch memberikan penyempurnaan bertahap, bukan perubahan performa yang sangat besar.

Fluktuasi validation loss masih terlihat pada beberapa epoch karena data validasi mempunyai variasi visual yang tidak sepenuhnya sama dengan data pelatihan. Selama tren umumnya menurun dan accuracy tidak mengalami penurunan berkelanjutan, fluktuasi tersebut masih dapat diterima. Pengujian eksternal tetap diperlukan untuk mengetahui apakah kestabilan yang terlihat pada split internal dapat dipertahankan pada citra dari sumber berbeda.

confusion_matrix.csv | results.csv

YOLO11 > outputs > yolo11n-cls > runs > results.csv > data

```
epoch,time,train/loss,metrics/accuracy_top1,metrics/accuracy_top5,val/loss,lr/pg0,lr/pg1,lr/pg2
4,335.055,0.31751,0.86379,0.98339,0.49318,0.000563125,0.000563125,0.000563125
5,412.915,0.28052,0.87043,0.99336,0.37841,0.0005425,0.0005425,0.0005425
6,495.51,0.24357,0.90698,0.99336,0.30574,0.000521875,0.000521875,0.000521875
7,565.282,0.18683,0.89701,0.99336,0.36796,0.00050125,0.00050125,0.00050125
8,633.744,0.15926,0.90698,1,0.31344,0.000480625,0.000480625,0.000480625
9,705.469,0.14437,0.91362,0.99336,0.39236,0.00046,0.00046,0.00046
10,773.751,0.15295,0.90698,0.98671,0.405,0.000439375,0.000439375,0.000439375
11,842.791,0.14429,0.91694,0.99336,0.31276,0.00041875,0.00041875,0.00041875
12,916.656,0.1193,0.91362,0.99336,0.32507,0.000398125,0.000398125,0.000398125
13,987.254,0.09657,0.9103,0.99668,0.30555,0.0003775,0.0003775,0.0003775
14,1056.81,0.07548,0.93023,0.99668,0.29736,0.000356875,0.000356875,0.000356875
15,1132.8,0.08329,0.93688,0.99336,0.2436,0.00033625,0.00033625,0.00033625
16,1204.63,0.06131,0.93023,1,0.28016,0.000315625,0.000315625,0.000315625
17,1280.9,0.08422,0.93688,0.99003,0.26286,0.000295,0.000295,0.000295
18,1357.63,0.06664,0.93688,0.99336,0.2801,0.000274375,0.000274375,0.000274375
19,1427.91,0.05919,0.93023,0.99336,0.25168,0.00025375,0.00025375,0.00025375
20,1500.74,0.04275,0.9402,0.99668,0.26519,0.000233125,0.000233125,0.000233125
21,1577.7,0.03237,0.94352,1,0.21407,0.0002125,0.0002125,0.0002125
22,1647.04,0.05067,0.93688,1,0.23667,0.000191875,0.000191875,0.000191875
23,1716.75,0.04318,0.93355,0.99668,0.24382,0.00017125,0.00017125,0.00017125
24,1789.83,0.03479,0.9402,0.99668,0.2518,0.000150625,0.000150625,0.000150625
25,1859.37,0.04073,0.92691,0.99336,0.23397,0.00013,0.00013,0.00013
26,1929.85,0.03144,0.9402,0.99668,0.22797,0.000109375,0.000109375,0.000109375
27,2004.67,0.03672,0.96013,0.99668,0.19155,8.875e-05,8.875e-05,8.875e-05
28,2077.1,0.04603,0.96013,0.99668,0.20788,6.8125e-05,6.8125e-05,6.8125e-05
29,2153.62,0.0297,0.95681,0.99668,0.18872,4.75e-05,4.75e-05,4.75e-05
30,2229.63,0.02809,0.96013,0.99668,0.20821,2.6875e-05,2.6875e-05,2.6875e-05
```

Gambar 3. Data hasil pelatihan model pada file results.csv

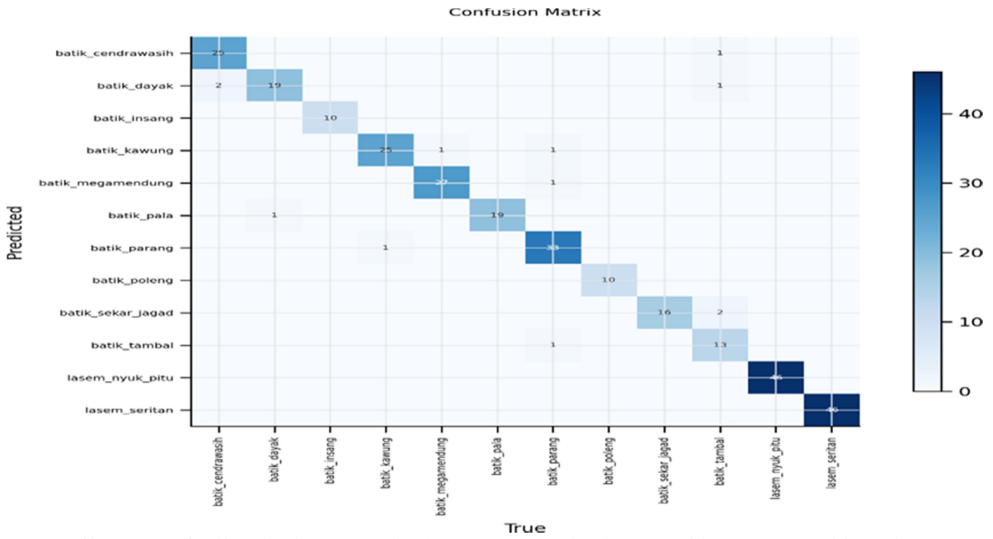
File results.csv merekam metrik setiap epoch, termasuk training loss, validation

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

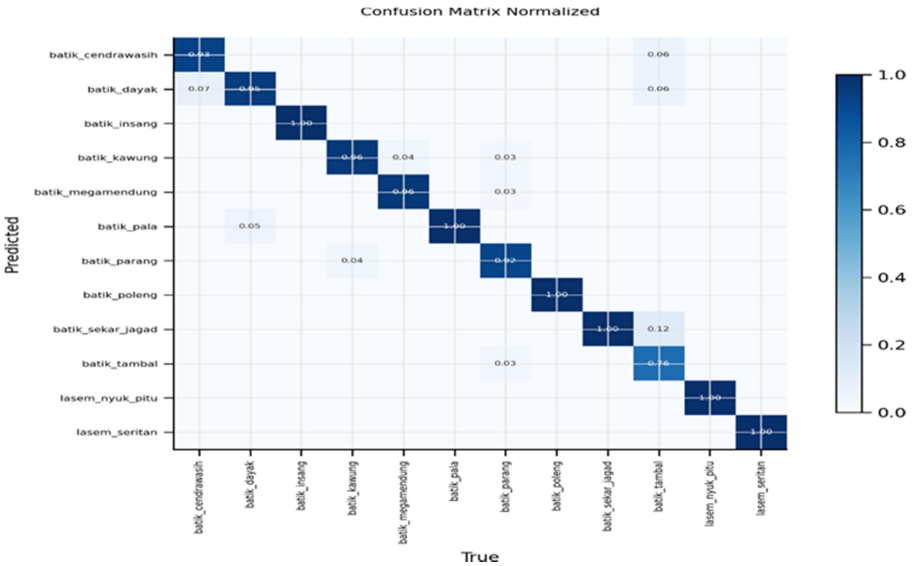
loss, accuracy Top-1, accuracy Top-5, dan learning rate. Nilai yang digunakan secara konsisten dalam naskah adalah training loss 0,028 dan validation loss 0,208 pada epoch ke-30, serta Top-1 test 93,05% dan Top-5 test 99,70%.

Pemisahan antara hasil epoch terakhir dan hasil pengujian perlu dipertahankan dalam penulisan. Training loss dan validation loss 0,028 serta 0,208 berasal dari catatan epoch ke-30, sedangkan Top-1 93,05% dan Top-5 99,70% dilaporkan sebagai hasil evaluasi pada split test. Dengan pemisahan tersebut, pembaca tidak menafsirkan seluruh nilai sebagai metrik yang berasal dari tahap yang sama.

Analisis Confusion Matrix



Gambar 4. Confusion matrix jumlah prediksi pada 12 kelas motif batik



Gambar 5. Confusion matrix ternormalisasi pada 12 kelas motif batik

Dominasi nilai diagonal utama selaras dengan Top-1 accuracy di atas 90%. Batik_tambal memiliki nilai diagonal sekitar 0,76 dan menjadi kelas yang paling memerlukan perhatian. Batik_parang berada di sekitar 0,92 dan batik_cendrawasih sekitar 0,93. Beberapa kelas, termasuk batik_insang, batik_poleng, lasem_nyuk_pitu,

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

dan lasem_seritan, mencapai nilai diagonal 1,00 pada data pengujian. Kesalahan antarkelas diduga berkaitan dengan kemiripan ornamen, komposisi warna, tekstur, dan potongan pola.

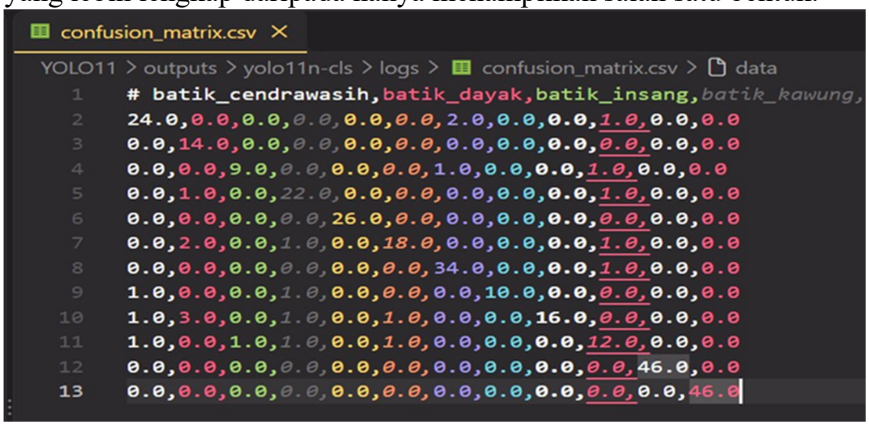
Nilai diagonal menunjukkan prediksi yang sesuai dengan kelas sebenarnya, sedangkan nilai di luar diagonal menunjukkan pasangan kelas yang tertukar. Konsentrasi nilai pada diagonal utama memperkuat kesimpulan bahwa model telah mempelajari pembeda antarkelas. Meskipun demikian, jumlah benar yang tinggi pada satu kelas juga perlu dibaca bersama ukuran sampel kelas tersebut.

Batik_tambal memperoleh nilai diagonal sekitar 0,76, yang berarti proporsi pengenalan kelas tersebut lebih rendah dibandingkan kelas lain. Motif tambal tersusun dari gabungan beberapa bentuk dan bidang sehingga potongan citra tertentu dapat menyerupai unsur pada kelas lain. Peningkatan kelas ini dapat difokuskan pada penambahan variasi tata letak, warna, skala, serta citra yang memperlihatkan pola utama secara lebih lengkap.

Batik_parang dan batik_cendrawasih masing-masing memperoleh nilai diagonal sekitar 0,92 dan 0,93. Kesalahan pada kedua kelas dapat dipengaruhi oleh posisi ornamen utama, luas bidang motif yang terlihat, kualitas citra, dan latar kain. Analisis terhadap citra salah prediksi diperlukan untuk membedakan apakah kesalahan berasal dari kemiripan pola, label yang kurang tepat, atau kualitas gambar.

Nilai 1,00 pada beberapa kelas harus ditafsirkan secara hati-hati. Performa sempurna pada split pengujian yang terbatas tidak menjamin hasil yang sama pada data lapangan. Citra baru dapat mempunyai variasi kamera, pencahayaan, lipatan, jarak, dan latar belakang yang tidak terwakili dalam dataset.

Confusion matrix jumlah dan confusion matrix ternormalisasi mempunyai fungsi yang berbeda. Matriks jumlah memperlihatkan banyaknya citra pada setiap pasangan prediksi, sedangkan matriks ternormalisasi memudahkan perbandingan proporsi antarkelas dengan ukuran sampel berbeda. Penggunaan keduanya memberikan gambaran yang lebih lengkap daripada hanya menampilkan salah satu bentuk.



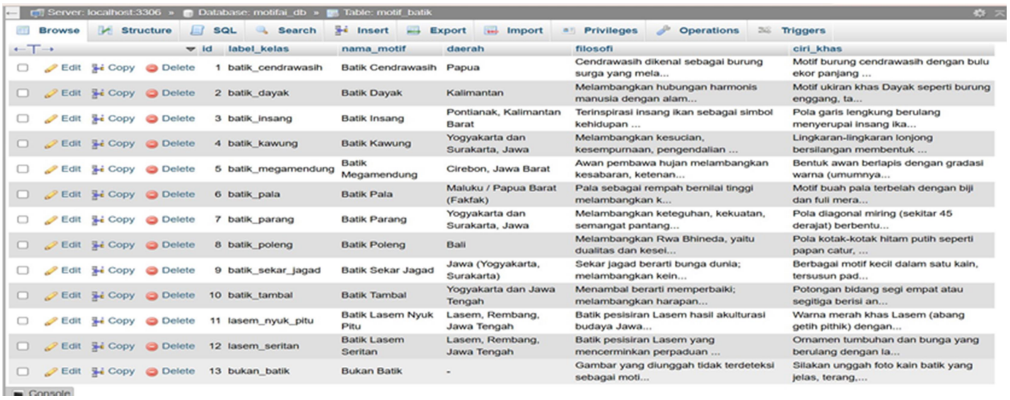
Gambar 6. Data confusion matrix dalam format CSV

Data CSV memperlihatkan jumlah prediksi benar pada diagonal utama dan kesalahan klasifikasi di luar diagonal. Bentuk numerik digunakan untuk memeriksa nilai penyusun heatmap confusion matrix.

Penyimpanan confusion matrix dalam format CSV memudahkan verifikasi terhadap angka pada heatmap. Data tersebut juga dapat digunakan untuk menghitung ulang recall per kelas atau membandingkan hasil eksperimen berikutnya. Dengan demikian, visualisasi berfungsi untuk interpretasi, sedangkan CSV berfungsi sebagai catatan numerik yang dapat diolah kembali.

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

Implementasi MOTIFAI



Server: localhost:3306 » Database: motifai_db » Table: motif_batik

Browse | Structure | SQL | Search | Insert | Export | Import | Privileges | Operations | Triggers

	id	label_kelas	nama_motif	daerah	filosofi	ciri_khas
Edit Copy Delete	1	batik_cendrawasih	Batik Cendrawasih	Papua	Cendrawasih dikenal sebagai burung surga yang mela...	Motif burung cendrawasih dengan bulu ekor panjang ...
Edit Copy Delete	2	batik_dayak	Batik Dayak	Kalimantan	Melambangkan hubungan harmonis manusia dengan alam...	Motif ukiran khas Dayak seperti burung enggang, ta...
Edit Copy Delete	3	batik_insang	Batik Insang	Pontianak, Kalimantan Barat	Terinspirasi insang ikan sebagai simbol kehidupan ...	Pola garis lengkung berulang menyerupai insang ika...
Edit Copy Delete	4	batik_kawung	Batik Kawung	Yogyakarta dan Surakarta, Jawa	Melambangkan kesucian, kesempurnaan, pengendalian ...	Lingkaran-lingkaran lonjong bersilangan membentuk ...
Edit Copy Delete	5	batik_megamendung	Batik Megamendung	Cirebon, Jawa Barat	Awan pembawa hujan melambangkan kesabaran, ketenan...	Bentuk awan berlapis dengan gradasi warna (umumnya...
Edit Copy Delete	6	batik_pala	Batik Pala	Maluku / Papua Barat (Fakfak)	Pala sebagai rempah bernilai tinggi melambangkan k...	Motif buah pala terbelah dengan biji dan fuli mera...
Edit Copy Delete	7	batik_parang	Batik Parang	Yogyakarta dan Surakarta, Jawa	Melambangkan keteguhan, kekuatan, semangat pantang...	Pola diagonal miring (sekitar 45 derajat) berbentu...
Edit Copy Delete	8	batik_poleng	Batik Poleng	Bali	Melambangkan Rwa Bhineda, yaitu dualitas dan kesei...	Pola kotak-kotak hitam putih seperti papan catur, ...
Edit Copy Delete	9	batik_sekar_jagad	Batik Sekar Jagad	Jawa (Yogyakarta, Surakarta)	Sekar jagad berarti bunga dunia; melambangkan kein...	Berbagai motif kecil dalam satu kain, tersusun pad...
Edit Copy Delete	10	batik_tambal	Batik Tambal	Yogyakarta dan Jawa Tengah	Menambal berarti memperbaiki; melambangkan harapan...	Potongan bidang segi empat atau segitiga berisi an...
Edit Copy Delete	11	lasem_nyuk_pitu	Batik Lasem Nyuk Pitu	Lasem, Rembang, Jawa Tengah	Batik pesisiran Lasem hasil akulturasi budaya Jawa...	Warna merah khas Lasem (abang getih pithik) dengan...
Edit Copy Delete	12	lasem_seritan	Batik Lasem Seritan	Lasem, Rembang, Jawa Tengah	Batik pesisiran Lasem yang mencerminkan perpaduan ...	Ornamen tumbuhan dan bunga yang berulang dengan la...
Edit Copy Delete	13	bukan_batik	Bukan Batik	-	Gambar yang diunggah tidak terdeteksi sebagai moti...	Silakan unggah foto kain batik yang jelas, terang,...

Console

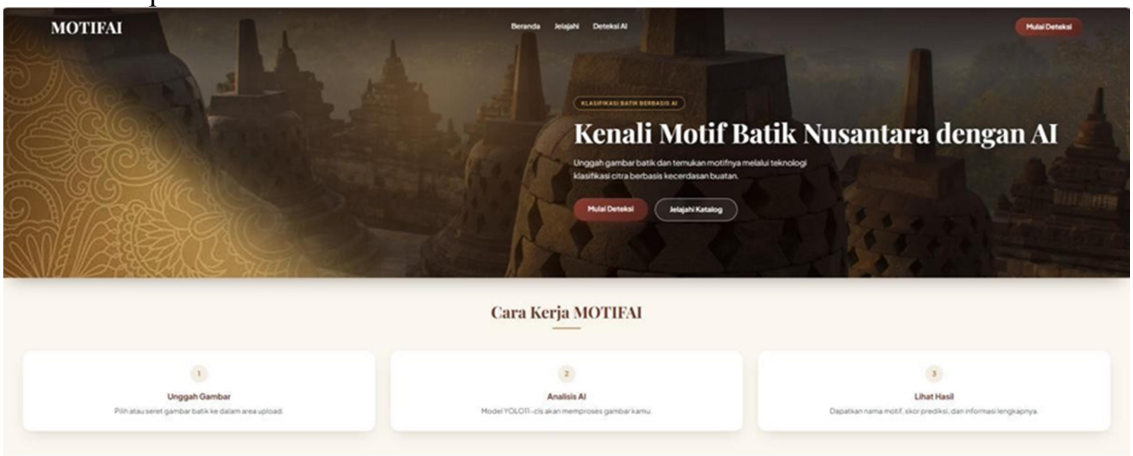
Gambar 7. Data motif pada basis data MOTIFAI

Label hasil prediksi digunakan dalam query basis data sehingga keluaran dilengkapi informasi daerah asal, filosofi, dan ciri khas. Konsistensi string label, termasuk huruf kapital, garis bawah, dan ejaan, menjadi aspek penting agar record basis data ditemukan.

Halaman beranda memperkenalkan fungsi aplikasi dan menyediakan navigasi menuju katalog maupun Deteksi AI. Katalog menampilkan motif yang tersedia dalam basis data sehingga pengguna dapat mempelajari nama dan karakteristik motif tanpa harus melakukan unggahan. Halaman deteksi digunakan untuk menghubungkan masukan citra dengan proses inferensi model.

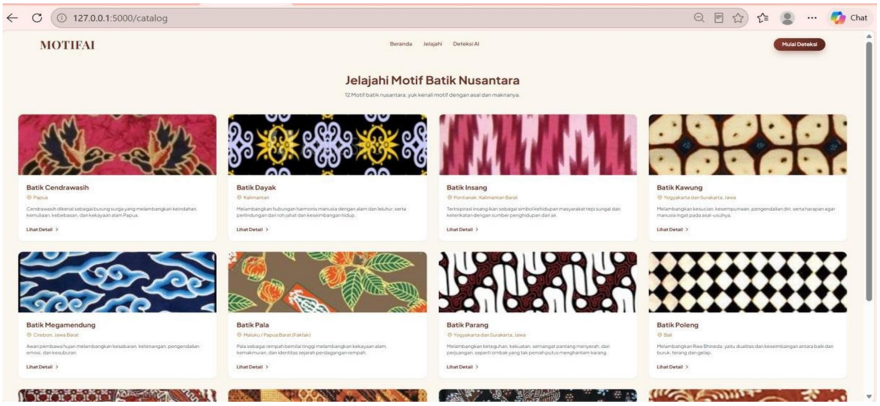
Pada proses deteksi, informasi yang ditampilkan tidak hanya berupa label dan confidence, tetapi juga data edukatif yang diperoleh dari basis data. Alur tersebut mengurangi kebutuhan pengguna untuk mencari informasi motif secara terpisah. Apabila label salah, informasi budaya yang muncul juga dapat menjadi tidak sesuai sehingga hasil klasifikasi tetap perlu disajikan secara transparan bersama confidence.

Keluaran "Bukan Batik" pada Gambar 10 harus dibaca sebagai contoh kontrol pada tingkat aplikasi. Satu contoh tidak cukup untuk mengukur false acceptance atau false rejection terhadap objek non-batik. Evaluasi yang lebih kuat memerlukan kumpulan citra non-batik yang beragam dan aturan penolakan yang didefinisikan secara eksplisit.

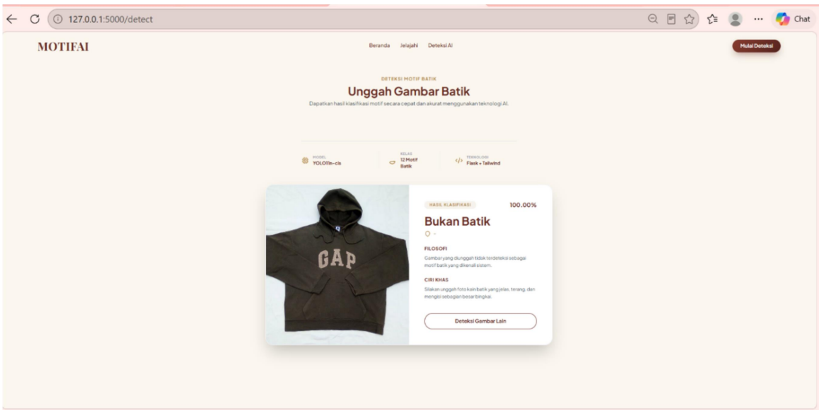


Gambar 8. Halaman beranda MOTIFAI dan navigasi menuju fitur deteksi

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X



Gambar 9. Katalog motif batik pada aplikasi MOTIFAI



Gambar 10. Contoh mekanisme penolakan masukan non-batik pada tingkat aplikasi

Gambar 10 menunjukkan satu contoh keluaran "Bukan Batik". Hasil tersebut hanya membuktikan bahwa jalur penolakan pada aplikasi dapat dijalankan untuk contoh masukan yang diuji. Hasil tersebut belum membuktikan kemampuan deteksi non-batik secara statistik karena model utama dilatih untuk 12 kelas motif batik dan belum dievaluasi menggunakan dataset non-batik terpisah dalam jumlah memadai.

Hasil pengujian fungsional pada Tabel 3 menunjukkan bahwa lima alur utama dapat dijalankan sesuai keluaran yang diharapkan. Halaman deteksi dapat dibuka, berkas JPG atau PNG dapat diterima, model menghasilkan label dan confidence, label dapat dicocokkan dengan MySQL, dan informasi motif dapat ditampilkan. Status berhasil menunjukkan fungsi inti prototipe telah terhubung dari frontend sampai basis data.

Meskipun seluruh skenario utama berhasil, hasil tersebut tidak menggantikan pengujian kualitas model maupun pengujian nonfungsional. Accuracy dan confusion matrix digunakan untuk menilai model, sedangkan pengujian fungsional menilai alur aplikasi. Pengujian latency, concurrency, keamanan, dan kompatibilitas perangkat masih diperlukan apabila MOTIFAI akan digunakan di luar lingkungan pengembangan.

Tabel 3. Hasil pengujian fungsional utama

No.	Skenario	Hasil yang Diharapkan	Hasil
1	Membuka menu Deteksi AI	Halaman unggah tampil	Berhasil
2	Mengunggah JPG/PNG batik	File diterima dan disimpan	Berhasil
3	Menjalankan inferensi	Label dan confidence dihasilkan	Berhasil
4	Mencocokkan label ke MySQL	Data motif ditemukan	Berhasil
5	Menampilkan hasil	Nama, daerah, filosofi, ciri khas tampil	Berhasil

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

Pembahasan

Hasil penelitian menjawab tujuan pertama bahwa YOLO11n-cls dapat digunakan untuk klasifikasi 12 motif batik. Tujuan kedua tercapai melalui evaluasi Top-1, Top-5, loss, dan confusion matrix. Tujuan ketiga tercapai melalui integrasi Flask dan MySQL. Top-1 accuracy 93,05% menunjukkan performa yang layak untuk prototipe edukatif, tetapi prediksi tetap perlu disertai confidence karena kesalahan label akan menyebabkan informasi filosofi yang ditampilkan juga tidak sesuai.

Top-1 accuracy sebesar 93,05% menunjukkan bahwa model memberikan label peringkat pertama yang benar pada sebagian besar data pengujian. Top-5 accuracy 99,70% menunjukkan bahwa hampir seluruh label sebenarnya berada dalam lima kandidat utama. Perbedaan kedua metrik ini memperlihatkan bahwa kesalahan sebagian citra lebih berkaitan dengan penentuan peringkat pertama di antara pola yang mirip daripada kegagalan total mengenali kelompok motif.

Training loss yang lebih rendah daripada validation loss perlu ditafsirkan bersama proses penyiapan data. Data pelatihan telah diseimbangkan menjadi 150 citra per kelas dan memperoleh augmentasi, sedangkan data validasi berisi citra asli. Perbedaan karakter tersebut dapat meningkatkan jarak loss. Walaupun dapat menjadi indikasi awal overfitting, Top-1 test yang tetap tinggi menunjukkan model masih mempunyai kemampuan generalisasi pada split internal yang digunakan.

Penyeimbangan kelas membantu mencegah model terlalu dominan mengikuti kelas dengan jumlah citra awal lebih besar. Namun, augmentasi tidak menghasilkan informasi visual baru yang sepenuhnya setara dengan pengumpulan citra dari sumber berbeda. Downsampling juga mengurangi penggunaan sebagian data dari kelas yang berlebih. Oleh karena itu, pengumpulan data asli tambahan yang seimbang tetap menjadi pilihan yang lebih kuat untuk pengembangan berikutnya.

Jika dibandingkan dengan penelitian terdahulu, hasil penelitian ini berada pada rentang performa yang kompetitif. Ilahi dkk. (2022) melaporkan akurasi rata-rata 96%, Alya dkk. (2023) memperoleh 89%, Sastypratiwi dkk. (2024) melaporkan 98%, dan Sari dkk. (2025) memperoleh 93,88%. Perbandingan tersebut tidak dapat dijadikan pemeringkatan langsung karena jumlah kelas, jenis motif, sumber citra, pembagian data, dan arsitektur pada masing-masing penelitian berbeda.

Kontribusi utama penelitian ini tidak hanya berupa nilai accuracy, tetapi juga integrasi model dengan aplikasi web dan basis data informasi motif. Pengguna memperoleh hasil klasifikasi beserta daerah asal, filosofi, dan ciri khas. Nilai tambah ini relevan untuk prototipe edukatif karena keluaran model diterjemahkan menjadi informasi yang lebih bermakna.

Kualitas informasi yang ditampilkan tetap bergantung pada ketepatan label model dan konsistensi basis data. Kesalahan klasifikasi akan mengarahkan query ke record yang tidak sesuai. Oleh karena itu, aplikasi sebaiknya mempertahankan confidence score, menyediakan informasi bahwa hasil merupakan prediksi, dan pada pengembangan berikutnya dapat menampilkan beberapa kandidat ketika confidence kelas utama rendah.

Distribusi dataset awal tidak seimbang, dengan jumlah citra per kelas berkisar antara 70 hingga 308. Penyeimbangan dilakukan hanya pada data pelatihan melalui augmentasi dan *downsampling* hingga setiap kelas memiliki 150 citra. Data validasi dan pengujian tidak diaugmentasi agar evaluasi tetap mencerminkan citra asli. Dokumentasi audit menunjukkan bahwa 47 dari 150 citra kelas lasem_nyuk_pitu memiliki tingkat keburaman tinggi berdasarkan ambang pemeriksaan internal. Meskipun kelas tersebut memperoleh nilai diagonal tinggi pada data pengujian, hasil

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

tersebut belum membuktikan bahwa keburaman tidak memengaruhi performa model karena komposisi data pelatihan dan pengujian dapat berbeda. Oleh karena itu, diperlukan eksperimen terkontrol untuk membandingkan performa model sebelum dan setelah citra buram diperbaiki atau dikeluarkan.

Keterbatasan Penelitian

Penelitian memiliki beberapa keterbatasan. Strategi penyeimbangan belum dibandingkan dengan metode alternatif; sebagian citra lasem_nyuk_pitu memiliki keburaman tinggi; waktu inferensi dan response time endpoint belum diukur secara sistematis; mekanisme "Bukan Batik" berada pada tingkat aplikasi dan belum dievaluasi sebagai kelas model menggunakan dataset non-batik terpisah; serta belum tersedia perbandingan eksperimental dengan arsitektur lain pada pembagian data yang sama. Spesifikasi perangkat keras dan versi perangkat lunak tidak dicantumkan karena tidak tersedia pada bahan eksperimen yang diverifikasi; informasi tersebut sebaiknya ditambahkan dari log asli apabila diwajibkan editor.

Selain itu, evaluasi masih menggunakan pembagian data internal dari sumber dataset yang sama. Kondisi tersebut belum sepenuhnya menggambarkan performa pada citra yang diambil menggunakan perangkat, pencahayaan, latar, dan kondisi kain yang berbeda. Uji eksternal dengan data baru diperlukan agar kemampuan generalisasi dapat dinilai secara lebih kuat.

Metrik waktu inferensi, ukuran model saat diterapkan, penggunaan memori, dan response time endpoint belum tersedia sehingga efisiensi implementasi belum dapat dinilai secara kuantitatif. Pengujian non-batik juga belum menggunakan dataset khusus dengan jumlah memadai. Karena itu, klaim penelitian dibatasi pada klasifikasi 12 motif batik dan keberhasilan fungsi prototipe yang telah diuji.

Informasi perangkat keras, versi Python, versi Ultralytics, batch size, optimizer, learning rate awal, dan seed belum dicantumkan karena tidak tersedia pada bahan eksperimen yang terverifikasi. Ketiadaan parameter tersebut mengurangi kemudahan reproduksi, sehingga log eksperimen asli perlu disimpan dan ditambahkan apabila editor meminta rincian konfigurasi.

SIMPULAN

Penelitian berhasil mengembangkan sistem klasifikasi 12 motif batik Nusantara menggunakan YOLO11n-cls dan mengintegrasikannya ke aplikasi web MOTIFAI. Dataset awal mencakup 2.018 citra. Setelah dua duplikat dihapus, 2.016 citra asli unik dibagi secara stratified. Data pelatihan diseimbangkan menjadi 1.800 citra atau 150 citra per kelas, sedangkan validasi dan pengujian masing-masing menggunakan 301 citra asli tanpa augmentasi. Evaluasi pada split test menghasilkan Top-1 accuracy 93,05% dan Top-5 accuracy 99,70%. Pada epoch ke-30, training loss tercatat 0,028 dan validation loss 0,208. Confusion matrix menunjukkan batik tambal sebagai kelas terlemah dengan nilai diagonal sekitar 0,76. Pengembangan berikutnya perlu memperkuat variasi data, mengevaluasi pengaruh citra buram, mengukur latency, menguji mekanisme penolakan menggunakan dataset non-batik khusus, dan membandingkan YOLO11n-cls dengan arsitektur lain pada pembagian data yang sama.

Secara praktis, hasil penelitian menunjukkan bahwa klasifikasi citra dapat dipadukan dengan basis data pengetahuan untuk membentuk media edukasi batik. Namun, penggunaan di lingkungan nyata memerlukan penguatan kualitas dan keragaman dataset, evaluasi eksternal, pengukuran performa endpoint, serta pengujian penolakan non-batik yang terpisah. Dengan perbaikan tersebut, MOTIFAI dapat dikembangkan dari prototipe menjadi sistem yang lebih andal dan terukur.

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

DAFTAR PUSTAKA

Alomar, K., Aysel, H. I., & Cai, X. (2023). Data augmentation in classification and segmentation: A survey and new strategies. Journal of Imaging, 9(2), 46. https://doi.org/10.3390/jimaging9020046

Alya, R. F., Wibowo, M., & Paradise. (2023). Classification of batik motif using transfer learning on convolutional neural network (CNN). Jurnal Teknik Informatika (JUTIF), 4(1), 161–170. https://doi.org/10.52436/1.jutif.2023.4.1.564

Ardiansyah, A., & Tinaliah. (2026). Classification of Indonesian batik patterns using convolutional neural network with MobileNetV3 architecture. Jurnal Teknologi Informatika dan Komputer, 12(1). https://doi.org/10.37012/jtik.v12i1.3205

Hapsari, R. A., & Yuadi, I. (2025). Batik pattern classification using logistic regression, SVM, and deep learning features. Jurnal Informatika, 12(2), 97–105. https://doi.org/10.31294/inf.v12i2.25855

Ilahi, M. W., Apriyani, C. N., Desiani, A., Gofar, N., Andriani, Y., & Halim, M. R. (2022). Classification of geometric batik motif typical of Indonesian using convolutional neural network. Jurnal Teknik Informatika, 15(1). https://doi.org/10.15408/jti.v15i1.24968

Khoirunnisa, E., Alzami, F., Pramunendar, R. A., Megantara, R. A., Naufal, M., Al-Azies, H., & Winarno, S. (2025). Enhanced Semarang batik classification using MobileNetV2 and data augmentation. Sinkron, 9(1). https://doi.org/10.33395/sinkron.v9i1.14308

Perdana, A. A. M., Fajar B, M., & Mappalotteng, A. M. (2025). Enhancing batik classification leveraging CNN models and transfer learning. International Journal on Informatics Visualization, 9(3), 1033–1040. https://doi.org/10.62527/joiv.9.3.2535

Plested, J., Phiri, M., & Gedeon, T. (2025). Deep transfer learning for image classification: A survey. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2205.09904

Sari, I. P., Elvitaria, L., & Rudiansyah. (2025). Data-driven approach for batik pattern classification using convolutional neural network (CNN). Jurnal Mandiri IT, 13(3). https://doi.org/10.35335/mandiri.v13i3.361

Sastypratiwi, H., Muhardi, H., & Yulianti. (2024). Batik recognition and classification using transfer learning and MobileNet approach. International Journal on Informatics Visualization, 8(4), 2400–2410. https://doi.org/10.62527/joiv.8.4.2407

Suherlan, E., Arti, S., Nabilah, S., & Hazimah, Z. (2025). Penerapan Flask framework untuk deployment model machine learning dalam mendukung analisis adaptasi mahasiswa pada pembelajaran daring. PINTER: Jurnal Pendidikan Teknik Informatika dan Komputer, 9(1). https://doi.org/10.21009/pinter.9.1.15

Ultralytics. (2026a). Image classification with Ultralytics YOLO. https://docs.ultralytics.com/tasks/classify

Ultralytics. (2026b). Ultralytics YOLO11. https://docs.ultralytics.com/models/yolo11

UNESCO. (2009a). Indonesian Batik: Representative List of the Intangible Cultural Heritage of Humanity. https://ich.unesco.org/en/RL/indonesian-batik-00170

UNESCO. (2009b). Education and training in Indonesian Batik intangible cultural heritage for elementary, junior, senior, vocational school, and polytechnic students, in collaboration with the Batik Museum in Pekalongan. https://ich.unesco.org/en/BSP/education-and-training-in-indonesian-batik-intangible-cultural-heritage-for-elementary-junior-senior-vocational-school-and-polytechnic-students-in-collaboration-with-the-batik-museum-in-pekalongan-00318