

IMPLEMENTASI ARSITEKTUR RESNET50 PADA KLASIFIKASI MOTIF BATIK INDONESIA MENGGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN)

Arabela Muriagista¹, Dedy Kurniadi²,

^{1,2}Universitas Islam Sultan Agung, Semarang

¹arabelaagista@std.unissula.ac.id, ²ddy.kurniadi@unissula.ac.id

Received: 02-05-2025

Revised: 15-05-2025

Approved: 27-05-2025

ABSTRACT

Batik merupakan salah satu bentuk kekayaan budaya Indonesia yang memiliki keragaman corak serta nilai filosofis yang mendalam di setiap wilayah. Meski demikian, proses identifikasi dan pengelompokan motif batik secara manual masih memerlukan keahlian khusus dan memakan waktu yang tidak sedikit. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan arsitektur ResNet50 dalam perancangan model pengenalan motif batik Indonesia dengan menggunakan pendekatan Convolutional Neural Network (CNN). Model dilatih untuk membedakan empat kategori motif batik, yaitu Batik Corak Insang, Batik Dayak, Batik Ikat Celup, dan Batik Megamendung. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 81%, dengan nilai akurasi validasi sebesar 80,68% dan loss validasi sebesar 65,94%. Di antara semua kelas, model memiliki performa terbaik dalam mengklasifikasikan motif Corak Insang dan motif Dayak. Model ini dikembangkan ke dalam bentuk aplikasi web yang memungkinkan pengguna mengunggah gambar batik dan menerima hasil prediksi secara instan. Berdasarkan hasil yang diperoleh, dapat disimpulkan bahwa arsitektur ResNet50 yang dikombinasikan dengan CNN dapat digunakan secara efektif dalam membantu proses identifikasi motif batik secara otomatis, serta berkontribusi dalam upaya digitalisasi dan pelestarian budaya lokal melalui teknologi kecerdasan buatan.

Kata kunci: Batik, CNN, ResNet50

PENDAHULUAN

Dalam buku Ensiklopedia The Heritage of Batik, Identitas Pemersatu Kebanggaan Bangsa oleh Supriono (2016), batik dijelaskan sebagai kekayaan budaya Indonesia yang bersifat adiluhung dan diwariskan secara turun-temurun sejak zaman dahulu. Batik telah melintasi waktu dan menjadi bagian dari identitas bangsa yang menyatukan sekaligus membanggakan. Pengakuan dunia terhadap batik diperkuat dengan ditetapkannya batik sebagai Representative List of the Intangible Cultural Heritage of Humanity oleh UNESCO pada 2 Oktober 2009. Penetapan ini diikuti oleh Keputusan Presiden Republik Indonesia Nomor 33 Tahun 2009 tentang Hari Batik Nasional, yang bertujuan untuk meningkatkan kesadaran masyarakat dalam melestarikan dan mengembangkan batik Indonesia[1].

Namun, di era digital saat ini, pelestarian budaya batik menghadapi tantangan baru yang signifikan, terutama dalam hal dokumentasi dan klasifikasi motif yang sangat beragam dan kompleks. Proses identifikasi motif batik secara manual masih banyak digunakan, padahal metode ini cenderung memakan waktu, membutuhkan keahlian khusus, serta rentan terhadap subjektivitas dan kesalahan manusia. Akibatnya, upaya digitalisasi dan pelestarian motif batik menjadi kurang efisien dan belum sistematis. Masalah ini menjadi semakin mendesak mengingat belum adanya sistem cerdas yang mampu melakukan klasifikasi motif batik secara otomatis, akurat, dan cepat[2].

Untuk menjawab permasalahan tersebut, teknologi Artificial Intelligence (AI) hadir sebagai solusi potensial, khususnya dengan penerapan Convolutional Neural Network (CNN) yang mampu mengenali pola visual dengan akurasi tinggi. CNN memungkinkan komputer untuk belajar langsung dari data citra berlabel dan

mengekstraksi fitur penting secara otomatis. Menurut Afidah dkk. (2021), CNN memiliki performa unggul dalam pengolahan citra karena kemampuannya dalam mengenali fitur visual kompleks. Salah satu arsitektur CNN yang terbukti efektif adalah ResNet50, yang mampu mengatasi permasalahan vanishing gradient serta mempertahankan akurasi tinggi pada data visual yang kompleks[3].

Penelitian oleh Rizal dkk. (2022) menunjukkan keberhasilan implementasi CNN untuk klasifikasi motif batik dengan 20 kategori, mencapai akurasi hingga 90% [4]. Selain itu, CNN berbasis ResNet50 juga menunjukkan kinerja tinggi dalam klasifikasi objek lain seperti jenis burung (Alberto & Hermanto, 2023) dan tumor otak [5][6]. Pada konteks klasifikasi buah, CNN bahkan mencapai akurasi sebesar 96,87%, melampaui akurasi SVM yang hanya 93,09%[7].

Lebih lanjut, Nugroho & Fauzi (2023) menunjukkan bahwa penerapan transfer learning menggunakan ResNet50 dapat meningkatkan akurasi meskipun dataset terbatas [2]. Sedangkan penelitian Wulandari dkk. (2024) menekankan pentingnya augmentasi data untuk memperluas variasi motif batik dan meningkatkan kemampuan generalisasi model deep learning.

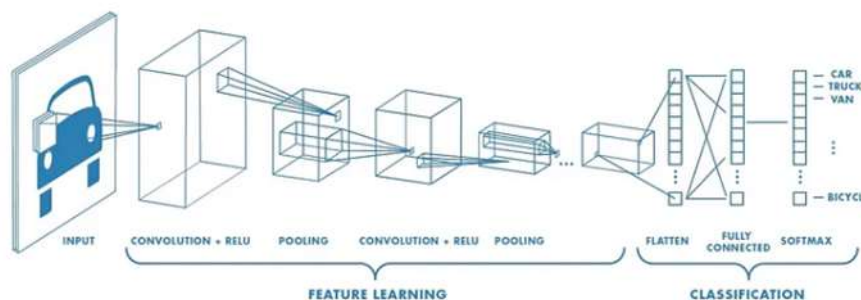
Berdasarkan latar belakang dan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi otomatis motif batik Indonesia berbasis CNN dengan arsitektur ResNet50, guna mendukung pelestarian budaya dan menyediakan solusi praktis serta efisien bagi pengrajin, peneliti, dan pelaku industri kreatif[8].

METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini menggunakan arsitektur ResNet50 dan metode CNN untuk mengklasifikasikan motif batik Indonesia. Dataset yang digunakan ialah citra batik yang didapatkan dari Kaggle. Dataset yang digunakan selanjutnya melalui serangkaian proses, meliputi penyesuaian ukuran citra, pembagian data menjadi beberapa subset, pelatihan model, serta pengujian terhadap model yang telah dilatih. Setelah proses tersebut, dilakukan evaluasi performa model, diikuti dengan implementasi menggunakan arsitektur ResNet50.

Convolutional Neural Network (CNN)

CNN termasuk ke dalam kategori deep learning karena memiliki struktur jaringan yang mendalam. Deep learning sendiri merupakan bagian dari machine learning yang memungkinkan komputer menjalankan tugas-tugas layaknya manusia, seperti belajar melalui proses pelatihan [9][10]. CNN merupakan operasi konvolusi yang menggabungkan sejumlah lapisan pemrosesan, menggunakan beberapa komponen yang bekerja secara paralel dan terinspirasi dari sistem saraf biologis. Pada CNN, setiap neuron direpresentasikan dalam dua dimensi, sehingga metode ini sangat sesuai untuk pengolahan data visual seperti citra.



Gambar 1 Arsitektur CNN [11]

Rangkaian CNN mencakup data masukan, tahap pengambilan ciri, tahap

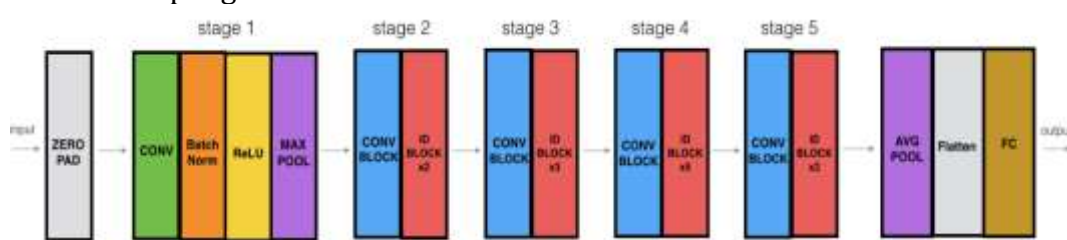
pengelompokan, serta hasil keluaran[12][13]. Tahap pengambilan ciri pada CNN terdiri atas beberapa lapisan tersembunyi (hidden layer), yaitu lapisan konvolusi, fungsi aktivasi (ReLU), dan lapisan peringkasan (pooling)[14]. CNN beroperasi secara bertingkat, di mana keluaran dari lapisan konvolusi pertama dimanfaatkan sebagai masukan untuk lapisan konvolusi selanjutnya. Sementara pada tahap pengelompokan, digunakan lapisan sepenuhnya terhubung (fully-connected) dan fungsi aktivasi (softmax) yang menghasilkan keluaran berupa prediksi klasifikasi[15][16].

ResNet50

ResNet-50 atau Residual Network 50 merupakan salah satu varian arsitektur deep CNN yang dirancang untuk menyelesaikan permasalahan dalam pengenalan citra (image recognition). Model ini termasuk dalam jajaran teknologi kecerdasan buatan (artificial intelligence) yang canggih dan telah terbukti handal dalam berbagai tugas klasifikasi visual[17][18].

ResNet-50 tersusun atas 50 lapisan jaringan yang terdiri dari berbagai kombinasi konvolusi, normalisasi batch, aktivasi ReLU, serta struktur residual yang menjadi ciri khas utama arsitektur ini. Jaringan ini dilatih pada dataset skala besar, yaitu ImageNet, yang memuat lebih dari satu juta gambar dari ribuan kategori objek yang berbeda. Dengan jumlah data pelatihan yang masif dan desain jaringan yang dalam (deep architecture), ResNet-50 mampu mencapai tingkat akurasi tinggi dalam mengenali beragam jenis objek serta fitur visual yang kompleks[19].

Secara keseluruhan, struktur hierarkis ResNet-50 dirancang untuk mengekstraksi fitur dari tingkat rendah hingga tinggi secara bertahap, sehingga model dapat memahami representasi visual dengan sangat detail. Hal ini menjadikan ResNet-50 sebagai salah satu pilihan populer dalam berbagai penelitian klasifikasi gambar, termasuk dalam pengenalan motif batik Indonesia.



Gambar 2 Arsitektur ResNet50 [17]

Arsitektur ResNet50, dimulai dengan tahap awal berupa zero padding yang bertujuan untuk mempertahankan dimensi spasial dari citra masukan. Setelah proses padding, citra dikirim ke sebuah layer konvolusi dengan ukuran kernel yang relatif besar, dilanjutkan dengan normalisasi batch (batch normalization) dan fungsi aktivasi ReLU guna menambahkan non-linearitas ke dalam jaringan. Selanjutnya, dilakukan proses max pooling yang bertujuan untuk mereduksi dimensi spasial dan mengekstraksi fitur dominan dari citra[20][21].

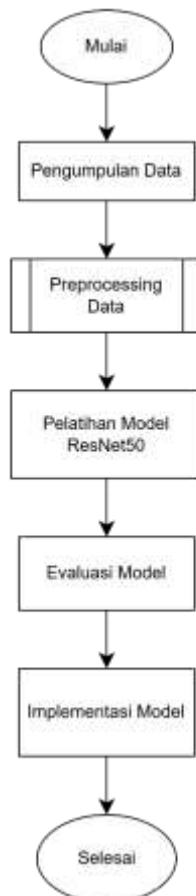
Memasuki stage 2, jaringan terdiri dari satu convolutional block yang bertugas menyesuaikan dimensi agar sesuai dengan residual connection, diikuti oleh dua identity block yang mempertahankan dimensi fitur. Identity block ini memungkinkan arsitektur untuk mempertahankan informasi penting dari lapisan sebelumnya melalui jalur shortcut yang langsung mengalirkan input ke output, sehingga mengurangi risiko hilangnya informasi saat jaringan menjadi lebih dalam. Pada stage 3, struktur blok residual terdiri atas satu convolutional block diikuti oleh tiga identity block. Tujuan dari stage ini adalah untuk menangkap fitur yang lebih kompleks dengan tetap mempertahankan kestabilan gradien melalui mekanisme shortcut connection yang khas

dari ResNet[22].

Kemudian, stage 4 memperdalam arsitektur dengan satu convolutional block dan lima identity block, yang memungkinkan jaringan untuk mengekstraksi representasi fitur yang semakin abstrak. Penambahan jumlah blok pada tahap ini berperan penting dalam meningkatkan kapasitas representasional jaringan tanpa menambah kompleksitas pelatihan secara signifikan. Pada stage 5, arsitektur dilengkapi dengan satu convolutional block serta dua identity block. Meskipun lebih pendek dari stage sebelumnya, tahap ini bertanggung jawab untuk menangkap fitur-fitur tingkat tinggi yang krusial bagi proses klasifikasi akhir.

Setelah melewati seluruh tahapan ekstraksi fitur, hasil akhir dari stage 5 diproses melalui global average pooling guna mereduksi dimensi fitur secara menyeluruh. Output dari pooling kemudian diratakan (flatten), dan akhirnya diteruskan ke fully connected layer yang berfungsi sebagai layer klasifikasi akhir, menghasilkan output akhir dalam bentuk probabilitas terhadap kelas-kelas target[23].

Adapun langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini dijabarkan sebagai berikut:



Gambar 3. Alur Pembuatan Sistem

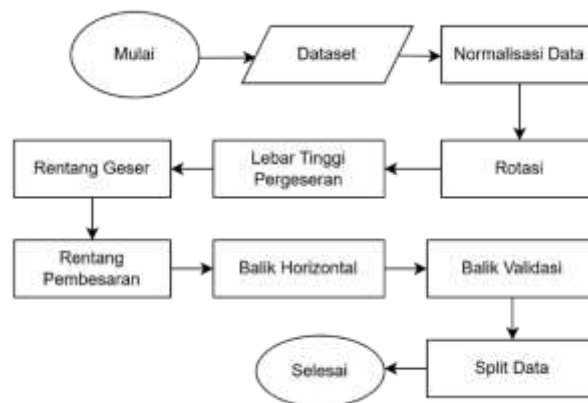
Pengumpulan Data

Pada tahap awal penelitian, data pelatihan dan pengujian model diperoleh dari platform Kaggle, sebuah situs populer untuk berbagi dataset dan kompetisi dalam bidang ilmu data dan pembelajaran mesin. Dataset yang digunakan merupakan data sekunder berjudul "Motif Batik Indonesia", yang berisi kumpulan gambar digital berbagai motif batik tradisional dari beragam daerah di Indonesia. Dataset ini

mencakup variasi warna, pola, ukuran, dan pencahayaan, sehingga representatif untuk melatih model klasifikasi motif batik secara akurat.

Preprocessing Data

Preprocessing data atau pra-pemrosesan data merupakan tahapan penting dalam sistem pengolahan citra digital yang bertujuan untuk mempersiapkan data sebelum digunakan dalam proses pelatihan model CNN. Tahapan ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas data input dan memperluas variasi citra melalui teknik augmentasi. Dengan demikian, model menjadi lebih tangguh dalam mengenali pola dari motif batik yang memiliki berbagai variasi bentuk, ukuran, dan arah.



Gambar 4. Alur *Preprocessing* data

Tahap *preprocessing* meliputi normalisasi data ke rentang (0,1), rotasi, pergeseran acak, distorsi kemiringan, perubahan skala, dan pembalikan horizontal citra untuk memperkaya variasi data. Selanjutnya, data dipisah untuk validasi dan pelatihan. Model menggunakan arsitektur ResNet50 karena kemampuannya mengolah gambar kompleks dan mengurangi kesalahan akibat jaringan yang dalam.

Pelatihan Model

Pelatihan model merupakan proses inti dalam pengembangan sistem klasifikasi berbasis CNN dengan arsitektur ResNet50, yang bertujuan untuk melatih jaringan saraf agar mampu mengenali pola dan fitur visual pada gambar motif batik Indonesia. Dengan melakukan pembelajaran yang efektif melalui penyesuaian bobot parameter jaringan, model dapat mengidentifikasi karakteristik unik dari tiap motif batik secara tepat. Pelatihan yang sistematis dan terkontrol juga meminimalkan risiko kesalahan serta memperkuat kemampuan model dalam menghadapi variasi data nyata. Pada tahap ini, model belajar dari data yang telah diberikan label untuk mengoptimalkan bobot parameter secara bertahap sehingga dapat menghasilkan prediksi yang akurat. Tujuan dari pelatihan model yaitu untuk menghasilkan model yang mampu melakukan klasifikasi motif batik dengan tingkat akurasi tinggi, memastikan model dapat menggeneralisasi pola dari data pelatihan ke data baru, dan meminimalkan kesalahan klasifikasi dengan mengoptimalkan fungsi loss selama pelatihan.

Evaluasi Model

Evaluasi model adalah proses sistematis untuk menilai performa dan efektivitas model klasifikasi setelah proses pelatihan selesai. Tujuannya adalah untuk mengetahui sejauh mana model mampu mengenali dan mengklasifikasikan motif batik secara akurat berdasarkan citra input yang diberikan. Dalam penelitian ini, arsitektur ResNet50

dievaluasi dengan memanfaatkan sejumlah metrik evaluasi yang umum digunakan dalam mengevaluasi performa model, antara lain:

1. Kurva *Accuracy* dan *Loss*: Memantau akurasi dan penurunan kesalahan (*loss*) pada data pelatihan dan validasi untuk memastikan model tidak *overfitting*.
2. Akurasi Validasi (*Validation Accuracy*): Persentase data validasi yang diklasifikasikan benar, menggambarkan kemampuan generalisasi model.
3. *Loss* Validasi (*Validation Loss*): Nilai fungsi kerugian pada data validasi untuk mengukur kesalahan prediksi. Penurunan *loss* menandakan model semakin baik.
4. *Classification Report*

Laporan klasifikasi merupakan salah satu metode evaluatif yang menyajikan sejumlah metrik kinerja penting, seperti presisi, recall, nilai F1, dan dukungan data (*support*) untuk tiap label kelas dalam tugas klasifikasi. Laporan ini memberikan analisis yang lebih mendalam dibandingkan hanya mengandalkan akurasi secara keseluruhan.

1. *Accuracy* :

$$Accuracy = \frac{\text{Number of correct prediction}}{\text{Total of number prediction}} \quad (1)$$

Keterangan :

Number of Correct Predictions : Total data uji (testing data)

Total Number of Predictions : Total seluruh sampel atau data uji

2. *Precision* :

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

Keteranga

TP : *True Positive*

FP : *False Positive*

3. *Recall* :

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

Keteranga

TP: *True Positive*

FN: *False Negatif*

4. *F1-Score* :

$$F1\ Score = \frac{2 \times TP}{2 \times TP + FP + FN} \quad (4)$$

Keterangan :

TP: *True Positive*

FP: *False Positive*

FN: *False Negatif*

- *Confusion Matrix*: Matriks kebingungan merupakan sebuah struktur tabular yang digunakan untuk menganalisis kinerja sistem klasifikasi, khususnya dalam mengukur tingkat kecocokan antara kategori sebenarnya dari suatu data dengan kelas yang diprediksi oleh model. Matriks ini membantu peneliti dalam mengidentifikasi pola kesalahan, serta mengevaluasi akurasi klasifikasi pada tiap label atau kelas secara lebih mendetail. Dalam kasus penelitian klasifikasi motif batik Indonesia menggunakan ResNet50, *confusion matrix* sangat berguna untuk mengetahui apakah model berhasil membedakan berbagai jenis motif secara

akurat atau justru sering tertukar satu sama lain. Manfaat confusion matrix dalam penelitian ini yaitu untuk mengidentifikasi Kelas yang sering salah klasifikasi, mengukur ketepatan dan kesalahan per kelas, dan menjadi dasar perhitungan metrik lain.

- Pengujian Model: Pengujian model merupakan tahapan krusial dalam proses evaluasi sistem pembelajaran mesin, yang bertujuan untuk mengukur tingkat akurasi dan kapabilitas generalisasi dari model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya (data uji). Dalam konteks penelitian ini, model CNN berbasis arsitektur ResNet50 diterapkan untuk mengenali dan mengklasifikasikan berbagai motif batik Indonesia. Pengujian model digunakan untuk mengevaluasi performa model pada data uji secara konkret.

Implementasi Model

Setelah model dievaluasi, model dari arsitektur ResNet50 yang telah dilatih sebelumnya diintegrasikan ke dalam aplikasi web interaktif dengan menggunakan *Flask*, yakni sebuah *micro web framework* berbasis Python yang bersifat ringan namun fleksibel. Tujuan dari tahap ini adalah untuk mempermudah pengguna dalam mengakses dan menggunakan sistem klasifikasi motif batik secara praktis melalui antarmuka berbasis web.




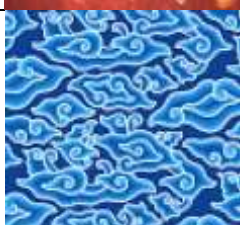
HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diunduh dari platform Kaggle dengan judul “Motif Batik Nusantara”. Dataset tersebut berisi gambar-gambar batik tradisional Indonesia yang telah dikelompokkan ke dalam empat kelas utama: Batik Corak Insang, Batik Dayak, Batik Ikat Celup, dan Batik Megamendung. Pemilihan dataset ini didasarkan pada keragaman motif yang representatif terhadap karakteristik batik dari berbagai daerah, serta kualitas kurasi dan pelabelan yang memadai untuk keperluan pelatihan dan pengujian model. Pengelompokan jumlah sampel per kelas adalah sebagai berikut:

1. Batik Corak Insang: 120 citra. Motif terinspirasi dari bentuk insang ikan, dengan pola garis lengkung sejajar yang teratur dan simetris, biasanya berorientasi horizontal atau diagonal (Firmansyah et al., 2023).
 2. Batik Dayak: 120 citra. Berasal dari tradisi budaya Dayak Kalimantan, menampilkan ornamen batang garing, pola rumah panjang, ukiran etnik, dan simbol-simbol lainnya dengan palet warna cerah untuk melambangkan keberanian serta semangat hidup (Usop & Usop, 2021).
 3. Batik Ikat Celup: 100 citra. Motif dihasilkan melalui teknik *tie-dye*, menghasilkan pola spiral, garis memanjang, lingkaran, atau bentuk geometris tidak beraturan. Setiap helai kain memiliki pola unik yang berbeda satu sama lain.
 4. Batik Megamendung: 100 citra. Berasal dari Cirebon, Jawa Barat, dikenal dengan pola awan bergelombang bertingkat berwarna biru tua–biru muda atau ungu, melambangkan kesabaran dan keteduhan pikiran (Salsabila et al., 2022).
- a. Adapun sampel citra dari dataset motif batik yang digunakan terdapat pada tabel 1.

Tabel 1. Sempel Citra Motif Batik

Kelas Batik	Sempel Citra
Corak Insang	
Dayak	
Ikat Celup	
Megamendung	

Preprocessing Data

Tahapan pra-pemrosesan data (data preprocessing) merupakan langkah krusial yang dilakukan sebelum data digunakan dalam pelatihan model. Tujuan utama dari proses ini adalah untuk mengoptimalkan kualitas input data, sehingga model CNN, khususnya arsitektur ResNet50, dapat belajar secara efisien dari data visual yang tersedia. Penyesuaian ini penting untuk meningkatkan akurasi model dan mempercepat konvergensi selama proses pelatihan. Adapun tahapan pra-pemrosesan yang diterapkan dalam penelitian ini dijelaskan sebagai berikut:

1. **Normalisasi Piksel Gambar**

Proses pertama yang dilakukan adalah penyesuaian skala nilai piksel dari setiap citra, di mana rentang awal 0–255 dikonversi menjadi skala 0–1. Transformasi ini bertujuan untuk menstandarkan nilai-nilai input, agar model deep learning dapat melakukan komputasi secara lebih stabil dan efisien, mengingat model lebih responsif terhadap input dengan nilai numerik yang lebih kecil dan konsisten.

2. **Rotasi Acak Citra**

Gambar-gambar dalam dataset diputar secara acak dalam rentang sudut ± 20 derajat. Teknik augmentasi ini diterapkan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model, sehingga model dapat tetap mengenali pola atau motif meskipun terjadi perubahan orientasi posisi.

3. Pergeseran Horizontal (Horizontal Shifting)
Citra digeser ke arah kanan atau kiri hingga maksimum 20% dari lebar gambar asli. Tujuannya adalah untuk memperkenalkan variasi posisi objek secara horizontal, sehingga model tidak hanya terpaku pada posisi tetap selama proses pelatihan.
4. Pergeseran Vertikal (Vertical Shifting)
Melakukan pergeseran vertikal terhadap gambar (ke atas atau ke bawah) sampai batas 20% dari tinggi gambar. Tujuannya serupa, yaitu memberikan keragaman posisi objek dalam dimensi tinggi.
5. Transformasi Shearing
Transformasi shear dilakukan dengan mengubah struktur citra melalui kemiringan sudut tertentu, seolah-olah gambar dimiringkan secara diagonal. Tujuan dari teknik ini adalah untuk mensimulasikan distorsi geometris ringan dan melatih model agar lebih tangguh terhadap bentuk motif yang sedikit berubah dari bentuk aslinya.
6. Zoom In/Out Acak
Proses ini melibatkan perbesaran maupun pengecilan citra secara acak hingga $\pm 20\%$ dari ukuran gambar asli. Teknik ini bertujuan untuk mengenalkan model terhadap objek dalam berbagai ukuran, baik yang tampak lebih dekat maupun lebih jauh, sehingga model tidak bergantung pada skala tertentu dalam mengenali motif.
7. Pembalikan Horizontal (Horizontal Flipping)
Gambar-gambar dalam dataset dibalik secara horizontal secara acak. Teknik ini sangat berguna terutama jika arah motif tidak memengaruhi identifikasi kelas, misalnya pada motif batik yang bersifat simetris atau fleksibel arah.
8. Pembagian Dataset (Data Splitting)
Split data dengan membagi kumpulan data menjadi dua bagian utama, yakni data pelatihan dan data validasi. Adapun tahapan dalam pemisahan data meliputi:
 - a. Distribusi dataset
Dataset dipisahkan menjadi dua subnet utama, yakni:
 - Sebesar 80% dari keseluruhan data, yakni sebanyak 352 gambar, digunakan sebagai data pelatihan untuk membangun model. Data ini berperan dalam membantu model mengenali pola-pola Motif Batik dari empat kategori.
 - Data validasi sebanyak 20% atau 88 gambar dari total dataset dimanfaatkan untuk menilai performa model selama proses pembelajaran berlangsung.
 - Pembagian dataset dilakukan secara acak (randomized splitting) guna memastikan distribusi data dalam setiap kelas tetap seimbang dan mencerminkan representasi yang adil antara subset pelatihan dan validasi.
 - b. Batch Size
Batch size mengacu pada jumlah data yang diproses sekaligus dalam satu siklus iterasi. Pengaturan batch size disesuaikan dengan kemampuan komputasi perangkat keras (GPU/CPU) yang digunakan. Dalam studi ini,

ukuran batch ditetapkan sebesar 32 untuk memfasilitasi pelatihan model secara optimal dan efisien.

Pelatihan Model

Penelitian ini menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) berbasis ResNet50 untuk klasifikasi citra motif batik. ResNet50 dipilih karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur visual kompleks melalui pendekatan *deep convolutional network* dan *residual connection*. Citra batik yang telah diubah ke ukuran 224x224 piksel diproses melalui beberapa tahapan, termasuk lapisan konvolusi, normalisasi, aktivasi ReLU, *residual block*, *pooling*, dan *fully connected layers*. Lapisan klasifikasi akhir terdiri dari *Dense* (128)-ReLU, *Dropout* (0.5), dan *Dense* (4)-Softmax untuk memetakan citra ke empat kelas motif batik.

Model dibangun dengan metode transfer learning, memanfaatkan bobot ResNet50 yang telah dilatih pada *ImageNet* (*include_top=False*), dan semua layer dasarnya dibekukan (*trainable=False*). Lapisan klasifikasi baru ditambahkan, terdiri dari *GlobalAveragePooling2D*, *Dense* (128)-ReLU, *Dropout* (0.5), dan *Dense* (4)-Softmax. Model dikompilasi menggunakan fungsi *loss categorical_crossentropy* dan *optimizer Adam*. Mekanisme *EarlyStopping* dengan *patience* 10 digunakan untuk menghentikan pelatihan jika tidak ada peningkatan pada *validation loss*. Pelatihan dijalankan hingga 100 *epoch* dengan *batch size* 32, dan hasil model disimpan dalam format .h5 untuk digunakan dalam prediksi atau pengembangan aplikasi klasifikasi batik.

Proses pelatihan model dilakukan dengan memanfaatkan arsitektur ResNet50 sebagai base model melalui pendekatan transfer learning. Arsitektur ResNet50 digunakan karena telah dilatih pada dataset ImageNet dan memiliki kemampuan ekstraksi fitur visual yang kuat. Pada tahap ini, layer klasifikasi asli pada ResNet50 dihapus dengan mengatur parameter *include_top=False*, agar model dapat disesuaikan dengan jumlah kelas pada dataset, yaitu empat kelas motif batik. Selanjutnya, seluruh layer pada model dasar dibekukan (*trainable=False*) agar bobotnya tidak diperbarui selama pelatihan. Hal ini bertujuan untuk mempertahankan fitur-fitur umum yang telah dipelajari oleh model dan mencegah overfitting, terutama ketika jumlah data pelatihan relatif terbatas.

Setelah itu, ditambahkan layer klasifikasi baru (*custom classifier*) yang terdiri dari layer *GlobalAveragePooling2D* untuk meratakan hasil ekstraksi fitur tanpa menggunakan metode *flatten*, *Dense* layer sebanyak 128 unit dengan fungsi aktivasi ReLU, serta *Dropout* sebesar 0.5 untuk mengurangi risiko overfitting dengan menonaktifkan sejumlah neuron secara acak selama proses pelatihan. Layer output terdiri dari *Dense* layer dengan 4 unit dan fungsi aktivasi softmax yang digunakan untuk menghasilkan probabilitas prediksi dari masing-masing kelas batik.

Model kemudian dikompilasi menggunakan fungsi *loss categorical_crossentropy*, karena klasifikasi bersifat multikelas dengan label one-hot encoded. Optimizer yang digunakan adalah Adam, yang dikenal mampu melakukan konvergensi secara cepat dan efisien. Untuk meningkatkan performa dan efisiensi pelatihan, digunakan juga mekanisme *EarlyStopping* dengan memantau nilai *val_loss*. Jika selama 10 *epoch* berturut-turut tidak ada peningkatan pada nilai *loss* validasi, proses pelatihan akan dihentikan lebih awal dan bobot terbaik akan dikembalikan (*restore best weights*).

Pelatihan model dilakukan menggunakan data latih dan data validasi yang telah dibagi sebelumnya dari dataset citra batik. Proses pelatihan dijalankan hingga maksimum 100 *epoch*, atau berhenti lebih awal jika memenuhi kondisi *early stopping*.

Setelah proses pelatihan selesai, model disimpan dalam format .h5 agar dapat digunakan kembali untuk proses prediksi atau diintegrasikan ke dalam aplikasi klasifikasi batik berbasis web atau mobile.

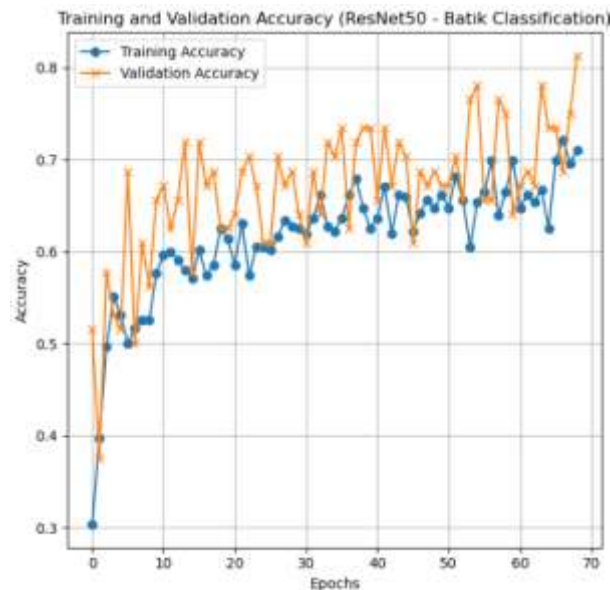
Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan dengan data validasi untuk menilai kinerja dan kemampuan generalisasi ResNet50. Metrik yang digunakan meliputi:

1. Kurva Accuracy dan Loss

- Kurva Accuracy

Kurva ini berfungsi untuk mengukur prediksi benar dibandingkan dengan total prediksi. Kurva ini digunakan untuk menilai kemampuan generalisasi model

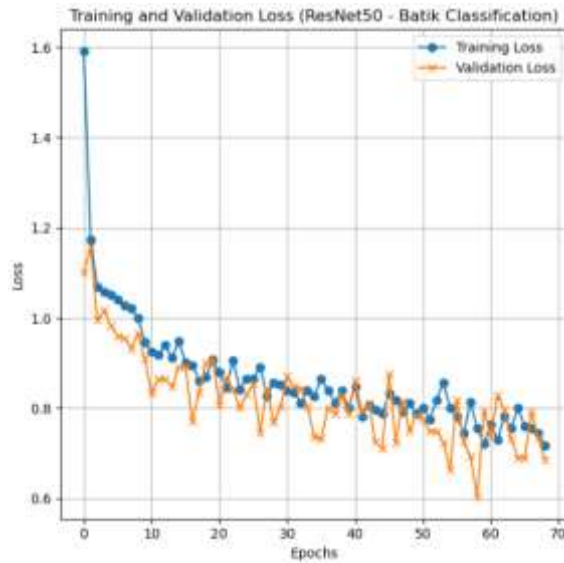


Gambar 5 Kurva Accuracy

Menunjukkan training accuracy dan validation accuracy sepanjang epoch. Pada awal (epoch 0–10), training accuracy naik tajam dari sekitar 0,32 ke 0,55, sedangkan validation accuracy mengalami fluktuasi awal akibat penyesuaian parameter. Pada pertengahan (epoch 10–40), training accuracy meningkat stabil, validation accuracy cenderung naik meski fluktuatif, menunjukkan model belum mengalami overfitting serius. Pada akhir (epoch 40–70), training accuracy mencapai sekitar 0,7, sementara validation accuracy sempat menyentuh puncak mendekati 0,82, menandakan model dapat melakukan generalisasi dengan baik.

- Kurva loss

Kurva ini berfungsi untuk menunjukkan nilai error atau kesalahan dalam melakukan prediksi. Kurva loss menggambarkan apakah model semakin baik dalam meminimalkan kesalahan seiring bertambahnya epoch. Tujuannya yakni untuk memonitor stabilitas dan konvergensi model. Loss yang terus menurun menandakan proses pelatihan berjalan dengan baik.



Gambar 6 Kurva Loss

Training loss dan validation loss sama-sama menurun secara konsisten dari awal (sekitar 1,6 → 0,7) hingga akhir (sekitar 0,7 → 0,65), tanpa divergensi berarti, mengindikasikan pelatihan berjalan stabil dan tidak terjadi overfitting signifikan

2. Akurasi dan Loss Validasi

Validation accuracy merupakan presentase prediksi yang benar dari model saat diuji dengan data validasi yang berguna untuk mengukur kemampuan generalisasi model, yakni seberapa baik model dapat mengenali data baru dan menjadi tolak ukur bahwa model berhadil mengenali pola penting dari data.

Validation loss merupakan nilai rata-rata kesalahan prediksi model terhadap validasi yang berfungsi untuk mengukur seberapa baik output model mendekati target benar, menyediakan informasi tentang kestabilan dan kepercayaan model terhadap prediksinya, dan membantu mendeteksi overfitting.

Tabel 2. Akurasi dan Loss Validasi

validation Loss	0.6594688296318054
vallidation Accuracy	0.8068181872367859

Tabel 2 merupakan hasil akurasi dan loss validation, di mana validation accuracy sebesar 0.8068 yang berarti seluruh data validasi yang diberikan kepada model sekitar 80,68% prediksi sudah benar. Angka tersebut menunjukkan bahwa model memiliki tingkat generalisasi yang cukup baik terhadap data yang belum pernah terlihat sebelumnya (data validasi). Untuk klasifikasi citra batik, nilai tersebut termasuk cukup tinggi dan menunjukkan bahwa model mampu mengenali pola-pola visual dari berbagai jenis batik dengan akurasi yang memadai.

Hasil dari validation loss sebesar 0.6594, yang lebih rendah menandakan prediksi model semakin mendekati nilai targer yang sebenarnya. Oleh karena itu, model ResNet50 menunjukkan performa validasi yang cukup baik.

3. Classification Report

Classification report menampilkan metrik evaluasi untuk membantu mengidentifikasi kelas mana yang diklasifikasikan dengan baik, kelas mana yang sering salah klasifikasi, dan ketidakseimbangan performa antar kelas

Tabel 3. Classification Report

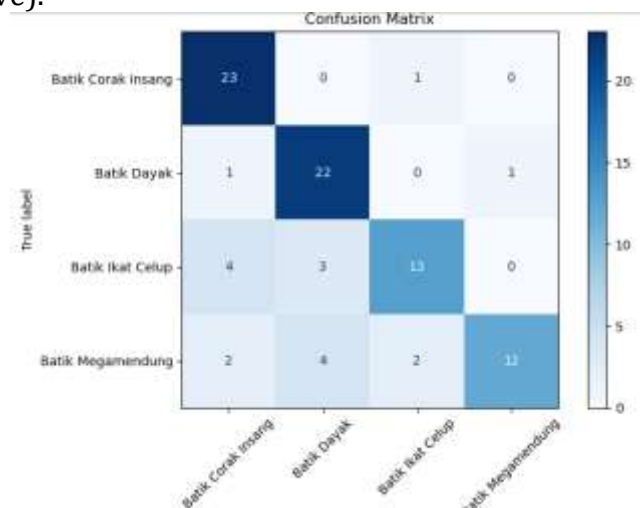
	Precision	Recall	F1-score	Support
Batik Corak Insang	0.77	0.96	0.85	24
Batik Dayak	0.76	0.92	0.83	24
Batik Ikat Celup	0.87	0.65	0.74	20
Batik Megamendung	0.93	0.65	0.76	20
Accuracy			0.81	88
Macro Avg	0.83	0.79	0.80	88
Weighted Avg	0.82	0.81	0.80	88

Tabel 3 merupakan hasil classification report model ResNet50. Pada kelas Batik Corak Insang menunjukkan precision 0.77, recall 0.96, f1-score 0.85 yang menandakan model sangat baik mengenali batik ini, Batik Dayak menunjukkan precision 0.76, recall 0.92, f1-score 0.83 yang menandakan hampir sama dengan Corak Insang, Batik Ikat Celup menunjukkan precision 0.84, recall 0.65, f1-score 0.74 yang menandakan precision tertinggi namun recall rendah berarti beberapa gambar ikat celup tidak dikenali, Batik Megamendung menunjukkan precision 0.93, recall 0.65, f1-score 0.76.

Akurasi keseluruhan model memiliki akurasi cukup baik yaitu 81%. Model yang paling baik mengenali yakni Batik Corak Insang dan Dayak dengan recall tertinggi, namun perlu adanya peningkatan pada recall kelas Megamendung dan Ikat Celup agar performa lebih seimbang.

4. **Confusion Matrix**

Pada confusion matrix untuk klasifikasi 4 jenis batik menggunakan model ResNet50, menyajikan perbandingan label sebenarnya (true label) dengan prediksi model (predicted label). Sumbu vertikal (True Label) merupakan label sebenarnya dari data, sumbu horizontal (Predicted Label) merupakan label yang diprediksi oleh model, nilai diagonal merupakan prediksi yang benar (True Positive), dan nilai di luar diagonal merupakan prediksi yang salah (False Positive dan False Negative).



Gambar 7. Confusion Matrix

Gambar 7 memperlihatkan *confusion matrix* model ResNet50 pada empat kelas:

- a. Kelas Batik Corak Insang
 - 1) Dapat diprediksi benar sebagai Corak Insang sebanyak 23 kali

- 2) Salah diklasifikasikan sebagai Ikat Celup sebanyak 1 kali
- 3) Total sampel sebanyak 24 dengan akurasi kelas 95.8%
- b. Kelas Batik Dayak
 - 1) Dapat diprediksi benar sebagai Dayak sebanyak 22 kali
 - 2) Salah diklasifikasikan sebagai Corak Insang sebanyak 1 kali
 - 3) Salah diklasifikasikan sebagai Megamendung sebanyak 1 kali
 - 4) Total sampel sebanyak 24 dengan akurasi kelas 91.7%
- c. Kelas Batik Ikat Celup
 - 1) Dapat diprediksi benar sebagai Ikat Celup sebanyak 13 kali
 - 2) Salah diklasifikasikan sebagai Corak Insang sebanyak 4 kali
 - 3) Salah diklasifikasikan sebagai Dayak sebanyak 3 kali
 - 4) Total sampel sebanyak 20 dengan akurasi kelas 65%
- d. Kelas Batik Megamendung
 - 1) Dapat diprediksi benar sebagai Megamendung sebanyak 12 kali
 - 2) Salah diklasifikasikan sebagai Corak Insang sebanyak 2 kali
 - 3) Salah diklasifikasikan sebagai Dayak sebanyak 2 kali
 - 4) Total sampel sebanyak 20 dengan akurasi 60%

Analisa gambar 7 menunjukkan bahwa Batik Corak Insang dan Batik Dayak dapat diklasifikasikan sangat baik, dengan kelas Batik Ikat Celup dan Batik Megamendung lebih sulit dibedakan oleh model.

5. Pengujian Model

Pada tahap ini dilakukan proses evaluasi terhadap model klasifikasi gambar batik yang memanfaatkan arsitektur ResNet50, dengan empat kategori kelas, yaitu Batik-Corak Insang, Batik-Dayak, Batik-Ikat Celup, dan Batik-Megamendung.

Setiap gambar dianalisis untuk memperoleh output prediksi kelas batik beserta tingkat keyakinan (confidence score) dari model terhadap hasil klasifikasinya. Output dari proses evaluasi ini disajikan dalam Tabel X, yang mencakup nama file citra, hasil prediksi oleh model, persentase tingkat keyakinan, label kelas sebenarnya, serta status prediksi (tepat atau tidak tepat).

Tabel 4 Hasil Prediksi

Citra (ID/Nama)	Hasil Prediksi	Kepercayaan (%)	Data Aktual (Data Asli)	Status
Batik_01.jpg	Batik-Corak Insang	53.81%	Batik-Corak Insang	Benar
Batik_02.jpg	Batik-Corak Insang	99.87%	Batik-Corak Insang	Benar
Batik_03.jpg	Batik-Corak Insang	58.46%	Batik-Corak Insang	Benar
Batik_04.jpg	Batik-Corak Insang	60.45%	Batik-Corak Insang	Benar
Batik_05.jpg	Batik-Corak Insang	81.21%	Batik-Corak Insang	Benar
Batik_06.jpg	Batik-Dayak	86.2%	Batik-Dayak	Benar
Batik_07.jpg	Batik-Ikat Celup	41.21%	Batik-Dayak	Salah

Citra (ID>Nama)	Hasil Prediksi	Kepercayaan (%)	Data Aktual (Data Asli)	Status
Batik_08.jpg	Batik-Dayak	93.49%	Batik-Dayak	Benar
Batik_09.jpg	Batik-Dayak	90.5%	Batik-Dayak	Benar
Batik_10.jpg	Batik-Dayak	99.06%	Batik-Dayak	Benar
Batik_11.jpg	Batik-Dayak	49.79%	Batik-Ikat Celup	Salah
Batik_12.jpg	Batik-Ikat Celup	68.67%	Batik-Ikat Celup	Benar
Batik_13.jpg	Batik-Corak Insang	57.92%	Batik-Ikat Celup	Salah
Batik_14.jpg	Batik-Ikat Celup	42.43%	Batik-Ikat Celup	Benar
Batik_15.jpg	Batik-Ikat Celup	43.56%	Batik-Ikat Celup	Benar
Batik_16.jpg	Batik-Megamendung	71.49%	Batik-Megamendung	Benar
Batik_17.jpg	Batik-Megamendung	74.79%	Batik-Megamendung	Benar
Batik_18.jpg	Batik-Megamendung	78.28%	Batik-Megamendung	Benar
Batik_19.jpg	Batik-Megamendung	94.71%	Batik-Megamendung	Benar
Batik_20.jpg	Batik-Dayak	88.35%	Batik-Megamendung	Salah

Pengujian menunjukkan bahwa model ResNet50 berhasil mengklasifikasikan 16 dari 20 citra batik dengan akurasi 81%. Kesalahan prediksi terjadi pada 4 citra, umumnya karena kemiripan pola antar kelas, seperti Ikat Celup yang diprediksi sebagai Dayak atau Corak Insang. Prediksi yang benar cenderung memiliki *confidence score* di atas 70%, sedangkan prediksi yang salah umumnya di bawah 50%. Hasil ini menunjukkan bahwa ResNet50 cukup efektif, namun masih ada ruang untuk perbaikan, terutama pada kelas dengan motif visual yang mirip. *Confidence score* dapat dimanfaatkan sebagai indikator keandalan prediksi.

Hasil Implementasi Model

Setelah model ResNet50 untuk klasifikasi motif batik selesai dilatih dan disimpan dalam format .h5, langkah selanjutnya adalah mengintegrasikannya ke dalam aplikasi web menggunakan *Flask*. Struktur aplikasi terdiri dari:

- File utama (*app.py*) yang memuat pustaka *Flask* serta modul pendukung seperti *load_model* (untuk memuat model), *load_img* dan *img_to_array* (untuk preprocessing citra), *numpy* (untuk manipulasi *array*), dan *matplotlib.pyplot* (untuk membuat grafik *confidence*).
- Folder *static/uploads* untuk menyimpan sementara citra yang diunggah pengguna.
- Folder *templates* yang berisi file HTML untuk antarmuka pengguna.

Saat server Flask dijalankan, model ResNet50 dimuat sekali dengan `load_model("ResNet50.h5")`. Aplikasi memiliki dua rute utama:

- `@app.route("/", methods=["GET"])` menampilkan halaman utama dengan formulir unggah citra.
- `@app.route("/predict/", methods=["POST"])` menerima citra dari pengguna, menyimpannya di `static/uploads`, lalu melakukan preprocessing: resize ke `224×224` piksel, konversi ke `array`, normalisasi (pembagian nilai piksel dengan `255`), dan penambahan dimensi batch (`np.expand_dims`).

Setelah *preprocessing*, citra diberikan ke model dengan `model.predict()`, dan kelas dengan *confidence* tertinggi ditentukan menggunakan `np.argmax()`. Hasil prediksi—termasuk nama motif, nilai *confidence* (dalam persentase), dan deskripsi singkat setiap kelas—dikirim kembali ke halaman HTML melalui `render_template()`. Selain itu, diagram batang yang memvisualisasikan distribusi probabilitas keempat kelas dibuat dengan `matplotlib.pyplot` dan disimpan sebelum ditampilkan di antarmuka.

Antarmuka dirancang sederhana, menampilkan bidang unggah file dan tombol “*Upload & Classify*”. Setelah pengguna menekan tombol, hasil klasifikasi langsung muncul di *browser*, lengkap dengan nama kelas, nilai *confidence*, dan grafik probabilitas. Dengan demikian, proses klasifikasi yang semula hanya dapat dijalankan di lingkungan pengembangan Python dapat diakses secara praktis oleh pengguna akhir. Implementasi ini menunjukkan potensi penerapan model deep learning untuk pengenalan motif batik secara real time melalui web, mendukung pelestarian budaya batik Indonesia dengan cara yang mudah dan interaktif.

Gambar berikut merupakan tampilan dari sistem klasifikasi motif Batik Indonesia yang telah diimplemetasikan dalam bentuk website.

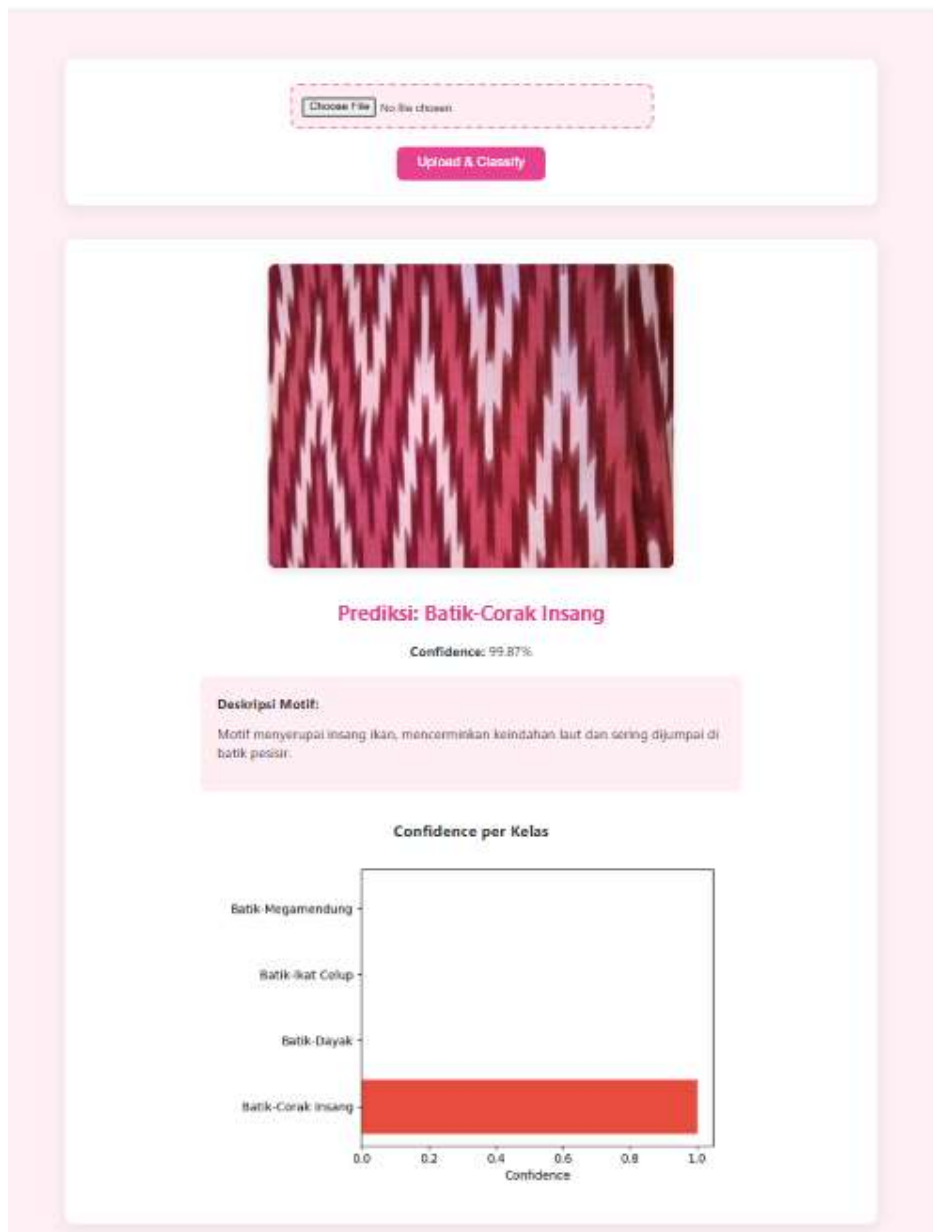


Gambar 8. Tampilan Awal Sistem

Tampilan awal gambar 6 berfungsi sebagai halaman utama tempat pengguna dapat mengunggah citra batik. Di halaman ini terdapat judul sistem, daftar nama kelas yang dikenali (Batik Corak Insang, Dayak, Ikat Celup, dan Megamendung), serta tombol unggah dan klasifikasi. Antarmuka dirancang minimalis agar mudah digunakan oleh pengguna awam.

Classification Of Batik Motifs With ResNet50

Batik Corak Insang, Batik Dayak, Batik Ikat Celup, Batik Megamendung



Gambar 9 Tampilan Hasil Klasifikasi Motif Batik

Pada Gambar 9 merupakan menunjukkan tampilan hasil dari sistem klasifikasi motif batik setelah pengguna mengunggah sebuah citra batik ke dalam aplikasi. Setelah tombol Upload & Classify ditekan, sistem akan memproses citra yang diunggah menggunakan model klasifikasi ResNet50 yang telah dilatih sebelumnya, dan kemudian menampilkan hasil prediksi secara langsung pada halaman web. aplikasi akan menampilkan hasil prediksi dalam bentuk label kelas batik beserta nilai confidence atau tingkat kepercayaan model terhadap hasil prediksi tersebut. Nilai ini ditampilkan dalam persentase, yang menggambarkan seberapa yakin model terhadap keputusan klasifikasinya. Misalnya, jika model memprediksi kelas "Batik-Corak Insang" dengan confidence sebesar 99.87%, berarti model sangat yakin bahwa citra tersebut termasuk dalam kelas tersebut.

Untuk memberikan konteks tambahan kepada pengguna, aplikasi juga menyertakan deskripsi umum dari motif batik yang diprediksi. Deskripsi ini berisi penjelasan singkat mengenai ciri khas atau filosofi dari motif batik terkait, misalnya Batik Corak Insang dijelaskan sebagai motif yang menyerupai insang ikan, mencerminkan keindahan laut dan banyak ditemui di batik pesisir.

Sebagai pelengkap visual, aplikasi juga menampilkan sebuah diagram batang (bar chart) yang merepresentasikan confidence per kelas. Grafik ini menampilkan tingkat kepercayaan model terhadap masing-masing dari keempat kelas batik, sehingga pengguna dapat melihat distribusi probabilitas yang diberikan oleh model dan mengetahui apakah ada kelas lain yang hampir mendekati nilai prediksi utama.

Aplikasi ini dikembangkan menggunakan framework Flask pada sisi backend, dan memanfaatkan HTML, CSS, serta JavaScript untuk tampilan antarmuka (UI). Model ResNet50 yang telah dilatih disimpan dalam format .h5 dan dipanggil pada saat proses prediksi berlangsung. Dengan adanya implementasi ini, model klasifikasi batik tidak hanya diuji secara akademis, tetapi juga dapat langsung digunakan dalam bentuk aplikasi nyata yang siap pakai.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model klasifikasi citra motif batik berbasis Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet50 dan pendekatan transfer learning mampu mengenali dan mengklasifikasikan empat jenis motif batik Nusantara secara cukup akurat. Dataset yang digunakan terdiri dari 440 gambar dengan empat kelas utama, yaitu Batik Corak Insang, Batik Dayak, Batik Ikat Celup, dan Batik Megamendung, yang masing-masing melalui tahapan pra-pemrosesan untuk meningkatkan kualitas input.

Melalui proses pelatihan hingga 100 epoch dan penerapan data augmentation, model menunjukkan akurasi validasi tertinggi sebesar 82%, dengan kurva akurasi dan loss yang stabil dan tidak menunjukkan gejala overfitting yang signifikan. Penggunaan teknik EarlyStopping, Dropout, dan penyesuaian arsitektur lapisan klasifikasi turut membantu dalam menjaga performa generalisasi model terhadap data baru.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan ResNet50 sebagai feature extractor dalam klasifikasi motif batik memberikan hasil yang memuaskan, serta dapat digunakan sebagai dasar untuk pengembangan lebih lanjut dalam aplikasi berbasis citra motif batik, baik dalam bentuk platform edukasi, pelestarian budaya, maupun sistem pengenalan otomatis.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Yudi Aprianingrum and A. Hayati Nufus, "Batik Indonesia, Pelestarian Melalui Museum," *Pros. Semin. Nas. Ind. Kerajinan dan Batik*, pp. 1–14, 2021.
- [2] S. R. Sannasi Chakravarthy, N. Bharanidharan, C. Vinothini, V. Vinoth Kumar, T. R. Mahesh, and S. Guluwadi, "Adaptive Mish activation and ranger optimizer-based SEA-ResNet50 model with explainable AI for multiclass classification of COVID-19 chest X-ray images," *BMC Med. Imaging*, vol. 24, no. 1, 2024, doi: 10.1186/s12880-024-01394-2.
- [3] A. Peryanto, A. Yudhana, and R. Umar, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dan K Fold Cross Validation," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 4, no. 1, pp. 45–51, 2020, doi: 10.30871/jaic.v4i1.2017.
- [4] F. Rizal, F. Hasyim, K. Malik, and Y. Yudistira, "Implementasi Algoritma

- Convolutional Neural Networks (CNN) Untuk Klasifikasi Batik,” *COREAI J. Kecerdasan Buatan, Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 2, pp. 40–47, 2022, doi: 10.33650/coreai.v2i2.3365.
- [5] M. M. A. Wona *et al.*, “Klasifikasi Batik Indonesia Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN),” *J. Rekayasa Teknol. Inf.*, vol. 7, no. 2, p. 172, 2023, doi: 10.30872/jurti.v7i2.13694.
- [6] S. Dewi, H. Saputri, A. Lukman, and M. Irsan, “Perbandingan Performa Arsitektur CNN Terhadap Klasifikasi Tumor Otak Menggunakan Data MRI,” vol. 6, no. 4, 2025, doi: 10.47065/bits.v6i4.6710.
- [7] A. M. Nugroho and A. F. Hidayatullah, “Keterangan Gambar Otomatis Berbahasa Indonesia dengan CNN dan LSTM,” *Automata*, vol. 2, no. 1, pp. 0–3, 2021.
- [8] W. S. Eka Putra, “Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101,” *J. Tek. ITS*, vol. 5, no. 1, 2016, doi: 10.12962/j23373539.v5i1.15696.
- [9] A. R. Juwita, T. Al Mudzakir, A. R. Pratama, P. Husodo, and R. Sulaiman, “Batik Image Identification with Convolutional Neural Network Method,” *Buana Ilmu*, vol. 6, no. 1, pp. 192–208, 2021.
- [10] S. Yuliany, Aradea, and Andi Nur Rachman, “Implementasi Deep Learning pada Sistem Klasifikasi Hama Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN),” *J. Buana Inform.*, vol. 13, no. 1, pp. 54–65, 2022, doi: 10.24002/jbi.v13i1.5022.
- [11] Anhar and R. A. Putra, “Perancangan dan Implementasi Self-Checkout System pada Toko Ritel menggunakan Convolutional Neural Network (CNN),” *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 11, no. 2, p. 466, 2023, doi: 10.26760/elkomika.v11i2.466.
- [12] F. Seftianto, S. Sukemi, and Z. Nawawi, “Deep Learning Berbasis CNN Untuk Pengenalan Pola Partial Discharge Isolasi Silicone Rubber,” *SINTECH (Science Inf. Technol. J.)*, vol. 6, no. 2, pp. 68–75, 2023, doi: 10.31598/sintechjournal.v6i2.1390.
- [13] P. Dabbo and F. Y. Bisilisin, “Klasifikasi Motif Kain Tenun Sabu Rajiua Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Berbasis Citra,” *KETIK J. Inform.*, vol. 1, no. 06, pp. 11–18, 2024.
- [14] R. Indraswari, R. Rokhana, and W. Herulambang, “Melanoma image classification based on MobileNetV2 network,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 197, pp. 198–207, 2021, doi: 10.1016/j.procs.2021.12.132.
- [15] I. Maulana, N. Khairunisa, and R. Mufidah, “Deteksi Bentuk Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn),” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 6, pp. 3348–3355, 2024, doi: 10.36040/jati.v7i6.8171.
- [16] M. R. Satria and J. Pardede, “Image Captioning Menggunakan Metode ResNet50 Dan Long Short-Term Memory,” *J. Tera*, vol. 2, no. 2, pp. 84–94, 2022, [Online]. Available: <http://jurnal.undira.ac.id/index.php/jurnaltera/>
- [17] R. Agustina, R. Magdalena, and N. K. C. Pratiwi, “Klasifikasi Kanker Kulit menggunakan Metode Convolutional Neural Network dengan Arsitektur VGG-16,” *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 10, no. 2, p. 446, 2022, doi: 10.26760/elkomika.v10i2.446.
- [18] J. Algoritme *et al.*, “Pengenalan Motif Songket Palembang Menggunakan Convolutional Neural Network dengan Arsitektur ResNet-50,” vol. 5, no. 1, pp. 78–87, 2024, doi: 10.35957/algoritme.xxxx.
- [19] F. N. Cahya, N. Hardi, R. Dwiza, and S. Hadiani, “Klasifikasi Penyakit Mata

- Menggunakan Convolutional Neural Network Model Resnet-50,” *J. Rekayasa Sist. Inf. dan Teknol.*, vol. 1, no. 3, pp. 199–206, 2024, doi: 10.59407/jrsit.v1i3.529.
- [20] N. Dianda, A. S. Rachman, and M. S. Yadnya, “Identifikasi Citra Motif Kain Tenun Sumbawa (Kre Alang) Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Arsitektur,” vol. 6, no. 2, 2025, doi: 10.47065/josh.v6i2.6774.
- [21] Y. Gulzar, “Fruit Image Classification Model Based on MobileNetV2 with Deep Transfer Learning Technique,” *Sustain.*, vol. 15, no. 3, 2023, doi: 10.3390/su15031906.
- [22] A. Prayoga, Maimunah, P. Sukmasetya, Muhammad Resa Arif Yudianto, and Rofi Abul Hasani, “Arsitektur Convolutional Neural Network untuk Model Klasifikasi Citra Batik Yogyakarta,” *J. Appl. Comput. Sci. Technol.*, vol. 4, no. 2, pp. 82–89, 2023, doi: 10.52158/jacost.v4i2.486.
- [23] T. A. Bowo, H. Syaputra, and M. Akbar, “Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Motif Citra Batik Solo,” *J. Softw. Eng. Ampera*, vol. 1, no. 2, pp. 82–96, 2020, doi: 10.51519/journalsea.v1i2.47.