

Batik Motif Classification Using CNN With Resnet-50 Architecture

Muhammad Ridwan Wibisono^{1*}, Imam Ma'ruf Nugroho², Meriska Defriani³

Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Teknologi Wastukencana
Jalan Cikopak No.53, Mulyamekar, Kec.Babakancikao, Kab. Purwakarta, Jawa Barat
*Penulis koresponden, *e-mail* : muhammadridwan98@wastukencana.ac.id

Abstract: Batik is a traditional Indonesian craft that holds high artistic value and was recognized as a world cultural heritage by UNESCO on October 2, 2009. However, the knowledge of batik motif identification is generally only possessed by those with specialized skills, such as batik artisans. This study aims to develop a Streamlit-based application capable of classifying batik motifs using the Convolutional Neural Network (CNN) method with the ResNet-50 architecture to provide a solution in introducing batik to a broader audience, both as an educational medium and as a tool for the creative industry. The research uses the CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) methodology, which includes the stages of Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, and Deployment. The model was trained for 21 epochs, achieving a training accuracy of 99.31%, validation accuracy of 94.37%, training loss of 2.4%, and validation loss of 22.25%. In evaluation using 140 batik image samples, the model achieved an accuracy of 89.285%. These results indicate that the developed application successfully classifies batik motifs using CNN.

Keywords: batik, deep learning, convolutional neural network, resnet-50

Abstrak: Batik merupakan kerajinan tradisional Indonesia yang memiliki nilai seni tinggi dan telah diakui sebagai warisan budaya dunia oleh UNESCO pada 2 Oktober 2009. Namun, pengetahuan tentang identifikasi motif batik umumnya hanya dimiliki oleh mereka yang memiliki keahlian khusus, seperti pengrajin batik. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi berbasis Streamlit yang mampu mengklasifikasikan motif batik menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan arsitektur *ResNet-50* untuk dapat menjadi solusi dalam mengenalkan batik secara lebih luas kepada masyarakat, baik sebagai media edukasi maupun sebagai alat bantu bagi industri kreatif. Penelitian ini menggunakan metodologi *CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining)* yang mencakup tahapan *Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, dan Deployment*. Model dilatih selama 21 epoch, dengan hasil akurasi pelatihan sebesar 99,31%, akurasi validasi 94,37%, loss pelatihan 2,4%, dan loss validasi 22,25%. Dalam evaluasi menggunakan 140 sampel citra batik, model mencapai akurasi 89,285%. Hasil ini menunjukkan bahwa aplikasi yang dikembangkan berhasil dalam mengklasifikasikan motif batik menggunakan CNN.

Kata kunci: batik, *deep learning, convolutional neural network, resnet-50*

PENDAHULUAN

Saat ini teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) terus mengalami perkembangan pesat dalam berbagai bidang, mulai dari industri manufaktur, kesehatan, hingga seni dan budaya. Salah satu cabang kecerdasan buatan yang semakin populer adalah *deep learning*. *Deep Learning* adalah bagian dari *Machine Learning* yang

menggunakan jaringan saraf tiruan untuk menyelesaikan masalah dengan memanfaatkan dataset yang besar (Malika & Widodo, 2022), yang memungkinkan sistem untuk mengenali pola dalam data dengan tingkat akurasi yang tinggi. Salah satu arsitektur *deep learning* yang banyak digunakan dalam analisis gambar adalah *Convolutional Neural Network (CNN)*. *CNN (Convolutional Neural Network)* adalah jenis jaringan saraf tiruan yang sering digunakan untuk menganalisis data gambar. *CNN* mampu mendeteksi dan mengenali objek-objek yang ada dalam sebuah gambar dengan akurasi yang tinggi (Malika & Widodo, 2022). Salah satu arsitektur *CNN* yang paling terkenal dan banyak digunakan dalam berbagai tugas analisis gambar adalah ResNet-50. Arsitektur ini terdiri dari 50 lapisan dan merupakan bagian dari keluarga *Residual Networks (ResNet)* yang dikembangkan untuk mengatasi masalah degradasi akurasi pada jaringan yang sangat dalam. ResNet-50 dilatih menggunakan jutaan gambar dari dataset ImageNet dan berhasil meraih peringkat tertinggi dalam kompetisi ILSVRC dan COCO pada tahun 2015, berkat kemampuannya mengenali objek dalam gambar dengan akurasi yang sangat tinggi. Keberhasilan ini menjadikan ResNet-50 sebagai pilihan populer dalam implementasi *deep learning*, khususnya untuk pengenalan dan klasifikasi citra (Prisilla et al., 2023).

Batik merupakan kerajinan tradisional Indonesia yang memiliki nilai seni tinggi dan telah diakui sebagai warisan budaya dunia oleh UNESCO pada 2 Oktober 2009, memegang peranan penting dalam identitas budaya Indonesia. Batik telah diakui sebagai (*Masterpieces of the Oral and Intangible Heritage of Humanity*) (Tember et al., 2023). Batik memiliki beragam motif yang mencerminkan identitas daerah, sejarah, dan filosofi yang mendalam. Setiap motif mengandung makna yang mencerminkan kepercayaan, nilai, dan kearifan lokal yang diwariskan turun-temurun. Namun, pengetahuan mengenai identifikasi motif batik umumnya hanya dimiliki oleh mereka yang memiliki keahlian khusus, seperti pengrajin batik, karena meskipun ada kesamaan antar daerah, setiap motif batik tetap unik (Malika & Widodo, 2022).

Kurangnya literasi mengenai motif batik dapat menyebabkan hilangnya makna budaya yang terkandung di dalamnya. Saat ini, penggunaan batik tradisional di kalangan remaja semakin jarang ditemui, yang berdampak pada penurunan jumlah pengrajin batik tradisional. Menurut data Asosiasi Perajin dan Pengusaha Batik Indonesia (APPBI) 2020, jumlah perajin batik di Indonesia tercatat mencapai 151.565 orang. Namun, angka ini menurun signifikan, saat ini hanya sekitar 37.914 perajin yang masih aktif memproduksi batik (Moerdijat, 2023).

Metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dapat diterapkan dalam proses klasifikasi gambar batik, sehingga penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi berbasis Streamlit yang dapat mengklasifikasikan motif batik menggunakan metode *Convolutional Neural Network*

(CNN) dengan arsitektur *ResNet-50*. Aplikasi ini diharapkan dapat menjadi solusi inovatif untuk memperkenalkan batik secara lebih luas kepada masyarakat, tidak hanya sebagai media edukasi, tetapi juga sebagai alat bantu yang berguna bagi pengembangan industri kreatif, serta melestarikan dan memperkenalkan kekayaan budaya batik Indonesia.

KAJIAN PUSTAKA

Klasifikasi

Klasifikasi merupakan salah satu teknik dalam Supervised Learning (SL) yang berfokus pada pengelompokan data ke dalam kategori-kategori yang berbeda. Proses ini bersifat rekursif, di mana sistem akan mengenali dan mengelompokkan objek data berdasarkan kategori atau label yang telah ditentukan sebelumnya (Alnuaimi & Albaldawi, 2024). Proses ini memanfaatkan fitur input untuk memprediksi label atau kelas dari suatu data, baik yang terstruktur maupun tidak terstruktur. Tujuannya adalah mengidentifikasi pola dan mengklasifikasikannya ke dalam kelas yang telah dikenal.

Motif

Unsur motif merujuk pada pola atau bentuk gambar yang berfungsi sebagai dekorasi pada objek atau karya seni tertentu. Tujuan dari penggunaan motif hias adalah untuk meningkatkan nilai estetika atau keindahan pada objek seni tersebut, sesuai dengan pedoman atau standar yang ditetapkan (Suandhari et al., 2023)

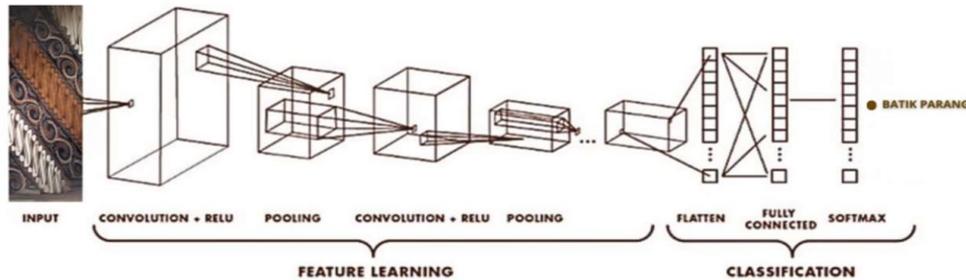
Batik

Batik merupakan suatu kerajinan yang memiliki nilai seni yang tinggi dan telah menjadi bagian dari budaya Indonesia, terutama di Jawa, yang diwariskan secara turun-temurun oleh leluhur bangsa Indonesia. Sejarah batik di Indonesia sangat terkait dengan kemajuan kerajaan Majapahit dan kerajaan-kerajaan setelahnya. Berdasarkan beberapa catatan, perkembangan batik mencapai puncaknya pada masa kerajaan Mataram, yang kemudian berlanjut pada kerajaan Solo dan Yogyakarta (Atika et al., 2020). Pada 2 Oktober 2009, UNESCO mengakui batik Indonesia sebagai warisan budaya dunia dengan menambahkannya ke dalam daftar representatif sebagai warisan budaya takbenda umat manusia (*Representative List of the Intangible Cultural Heritage of Humanity*). Tanggal yang sama juga ditetapkan sebagai Hari Batik Nasional (Hardirega & Jaelani, 2024).

Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) adalah algoritma yang menggabungkan proses ekstraksi fitur melalui konvolusi dengan proses klasifikasi menggunakan jaringan saraf. *CNN* juga merupakan bagian dari metode *Deep Learning* yang dapat diterapkan untuk mendeteksi dan

mengenal objek dalam citra digital (Hakim et al., 2023). *Convolutional Neural Network (CNN)* terdiri dari sejumlah neuron yang masing-masing memiliki bobot dan bias. Setiap neuron menerima input yang kemudian diproses dengan melakukan perkalian titik antara input dan bobot yang ada (Azmi et al., 2023)

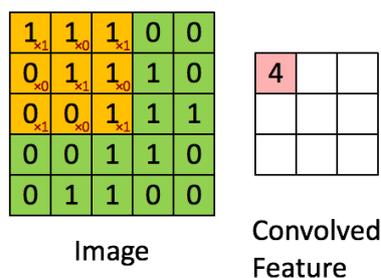


Gambar 1. Convolutional Neural Network Layers

Gambar 1 menunjukkan bahwa inputan gambar akan mengalami proses konvolusi pada segmen pembelajaran fitur (*feature learning*). Fitur-fitur yang terdapat dalam citra diekstraksi oleh filter dan kemudian membentuk peta fitur (feature map). Pada fase pembelajaran fitur, terdapat lapisan-lapisan tersembunyi yang meliputi lapisan *convolution* dan *pooling*, yang berfungsi untuk mengurangi dimensi dan menangkap pola-pola penting. Setelah segmen pembelajaran fitur, tahap klasifikasi dilakukan dengan mentransformasikan fitur menjadi bentuk satu dimensi melalui proses pelandaian (*flattening*). Fitur-fitur ini kemudian diklasifikasikan melalui lapisan *fully connected* dan menghasilkan output berupa kelas yang sesuai. Berikut adalah lapisan yang dimiliki metode CNN:

a. *Convolutional Layers*

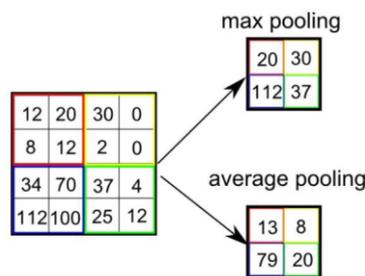
Convolutional layer adalah lapisan dalam *Convolutional Neural Network (CNN)* yang melakukan operasi konvolusi pada output lapisan sebelumnya. Lapisan ini menggunakan filter yang dipelajari secara otomatis untuk mengekstraksi fitur dan mempelajari representasi fitur dari citra input. Tujuan konvolusi adalah untuk mengekstraksi fitur dari citra dengan menghasilkan transformasi linear berdasarkan informasi spasial data, di mana bobot lapisan menentukan kernel konvolusi yang dapat dilatih (Alwanda et al., 2020).



Gambar 2. Proses Konvolusi

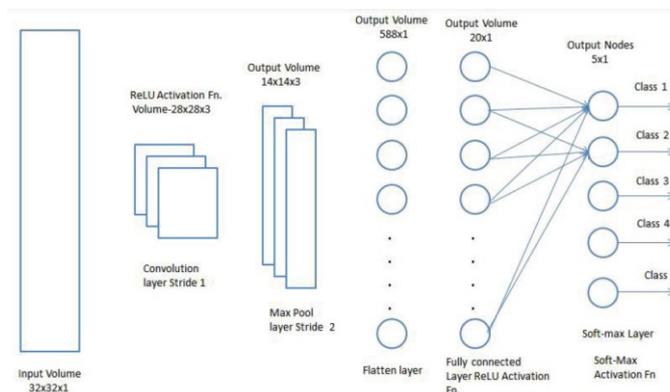
b. *Pooling Layer*

Pooling layer berfungsi untuk mengurangi ukuran spasial fitur konvolusi, yang mengurangi sumber daya komputasi dengan menurunkan dimensi feature map (*downsampling*). Ini mempercepat komputasi karena jumlah parameter yang perlu diperbarui lebih sedikit. *Pooling layer* juga membantu mengekstraksi fitur dominan untuk pelatihan model yang lebih efisien. Terdapat dua jenis *pooling*: *max pooling*, yang mengambil nilai maksimum dari area gambar yang dilalui kernel, dan *average pooling*, yang mengambil nilai rata-rata (Alwanda et al., 2020).



Gambar 3. Proses *Pooling*

c. Fully connected layer adalah lapisan yang mentransformasikan dimensi data untuk klasifikasi linear. Lapisan ini tidak menggunakan konvolusi, melainkan komputasi perkalian matriks diikuti penambahan bias offset. Setiap neuron terhubung sepenuhnya dengan semua aktivasi dari lapisan sebelumnya, sehingga disebut fully connected layer.



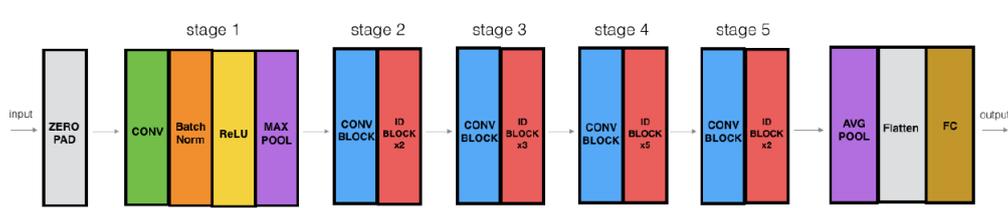
Gambar 4. Proses *Fully Connected Layer*

Arsitektur Resnet-50

ResNet-50 adalah model arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang dikembangkan oleh Microsoft Research pada 2015. Nama "ResNet" berasal dari "Residual Network", yang mengacu pada penggunaan blok residu dalam arsitektur ini (Kulsum & Cherid, 2023). ResNet-50 memiliki 50 lapisan dan merupakan versi tengah dari keluarga ResNet, seperti ResNet-101 dan ResNet-152, yang dilatih menggunakan lebih dari satu juta gambar dari ImageNet.

Arsitektur ini terdiri dari lima tahap, dengan setiap tahap mencakup blok konvolusi dan blok identitas, serta lebih dari 23 juta parameter yang dapat dilatih (Berliani et al., 2023).

ResNet-50 dirancang untuk mengatasi masalah hilangnya gradien pada jaringan saraf dalam dengan mengintegrasikan koneksi lompatan, memungkinkan transfer informasi antar lapisan tanpa kehilangan informasi yang signifikan, yang meningkatkan akurasi model (Prasiwiningrum & Lubis, 2024). Selain itu, ResNet-50 terkenal karena kemampuannya dalam menggeneralisasi data yang belum pernah dilihat sebelumnya, terutama dengan augmentasi data, yang mengurangi kemungkinan overfitting dan sangat berguna untuk kondisi dunia nyata. Secara keseluruhan, ResNet-50 adalah faktor utama yang mendorong keberhasilan model dalam penelitian ini, berkat struktur lapisan mendalam, koneksi kontinu, dan kemampuan generalisasinya.



Gambar 5. Arsitektur Resnet-50

Deep Learning

Deep Learning adalah metode pembelajaran yang menggunakan jaringan saraf tiruan berlapis-lapis (*multi-layer*), yang dirancang menyerupai otak manusia, di mana neuron-neuron saling terhubung membentuk jaringan saraf yang kompleks. *Deep Learning*, juga dikenal sebagai *deep structured learning*, *hierarchical learning*, atau *deep neural learning*, adalah metode pembelajaran yang memanfaatkan berbagai transformasi non-linier. *Deep Learning* dapat dianggap sebagai gabungan antara *machine learning* dan kecerdasan buatan (Raup et al., 2022).

Machine Learning

Machine learning merupakan sistem yang dirancang untuk dapat belajar secara otomatis tanpa memerlukan petunjuk dari penggunanya. Pengembangan pembelajaran mesin ini didasarkan pada berbagai disiplin ilmu seperti statistik, matematika, dan data mining, sehingga mesin dapat mempelajari data dengan menganalisisnya tanpa perlu diprogram ulang atau diberi instruksi. Dengan demikian, machine learning memiliki kemampuan untuk mengakses dan memperoleh data secara mandiri (Utari & Zulfikar, 2023). Istilah *machine learning* pertama kali diperkenalkan oleh para ilmuwan matematika seperti Adrien Marie Legendre, Thomas Bayes, dan Andrey Markov pada tahun 1920-an, yang mengemukakan dasar-dasar serta konsep-konsep *machine learning*. Salah satu contoh terkenal dari penerapan *machine learning* adalah *Deep Blue*, yang dikembangkan oleh IBM pada tahun 1996.

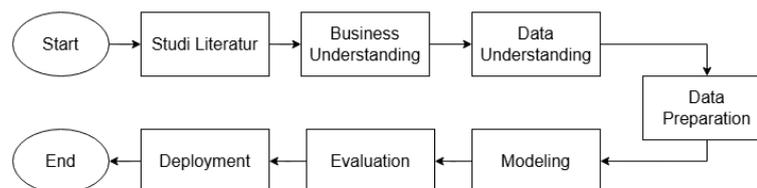
Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)

Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) adalah metodologi yang dikembangkan oleh Uni Eropa untuk mengelola proses data mining secara terstruktur, mulai dari persiapan data hingga implementasi hasil, guna memastikan proses berjalan efektif (Alden & Sari, 2023). CRISP-DM dirancang untuk mengubah masalah bisnis menjadi tugas data mining terstruktur, tanpa bergantung pada aplikasi atau teknologi tertentu, sehingga fleksibel untuk berbagai kebutuhan. Metode ini mencakup enam tahap utama: *business understanding, data understanding, data preparation, modeling, evaluation, dan deployment* (Ramadhan et al., 2024).

METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, terdapat beberapa tahapan yang dilakukan untuk menyelesaikan proses klasifikasi. Gambar 6 di bawah ini menggambarkan langkah-langkah yang akan diterapkan, yang meliputi *Studi Literatur, Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, dan Deployment*. Kerangka kerja ini mengikuti metodologi *CRISP-DM*.

Metodologi CRISP-DM dipilih karena memiliki karakteristik yang sesuai dengan kebutuhan penelitian ini dalam membangun sistem klasifikasi citra. CRISP-DM bersifat terstruktur, dengan tahapan yang jelas mulai dari pemahaman masalah hingga tahap implementasi, sehingga memudahkan peneliti dalam merancang dan melaksanakan setiap langkah. Selain itu, metodologi ini juga fleksibel dan dapat diterapkan di berbagai bidang, termasuk pengolahan citra digital seperti klasifikasi motif batik. Sifatnya yang iteratif memungkinkan setiap fase untuk dievaluasi dan diperbaiki berdasarkan hasil dari fase berikutnya, sehingga mendukung pengembangan model yang lebih akurat dan efektif.



Gambar 6. Kerangka Penelitian

Studi Literatur

Berdasarkan analisis data dan dukungan dari penelitian sebelumnya, tujuan penelitian ini adalah mengembangkan model untuk mengenali dan mengklasifikasikan citra Batik berdasarkan motifnya menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dalam aplikasi berbasis Streamlit. CNN dipilih karena kemampuannya dalam mengekstrak fitur secara otomatis dari citra, mengidentifikasi pola spasial kompleks tanpa perlu ekstraksi fitur manual, dan efektif dalam menangani variasi citra seperti perubahan posisi, rotasi, dan skala. Selain itu, CNN mampu bekerja

dengan dataset besar dan kompleks secara efisien, sehingga cocok untuk tugas pengolahan citra seperti klasifikasi dan deteksi objek.

Business Understanding

Penelitian ini bertujuan mengembangkan aplikasi Streamlit untuk mengklasifikasikan motif batik menggunakan model CNN berbasis arsitektur ResNet-50. Aplikasi ini memungkinkan pengguna mengenali motif batik melalui gambar yang diambil langsung dari kamera atau diunggah, dengan output berupa klasifikasi motif batik yang terdeteksi.

Data Understanding

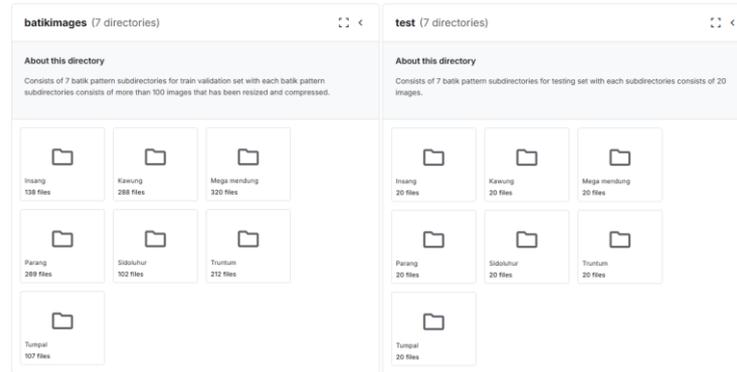
Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari gambar motif batik yang diperoleh dari situs web kaggle.com, yang diunggah pada tahun 2023 dengan nama BatikSnap Dataset. Dataset ini terdiri dari 7 kelas motif batik yaitu Batik Insang, Batik Kawung, Batik Mega Mendung, Batik Parang, Batik Sidoluhur, Batik Truntum, dan Batik Tumpal, dengan total sebanyak 1576 gambar.



Gambar 7. Sample Data Gambar Pada Dataset

Data Preparation

Tahap persiapan data melibatkan augmentasi data, yang memperluas variasi data pelatihan tanpa perlu mengumpulkan data tambahan (Sanjaya & Ayub, 2020). Selain itu, dilakukan proses resize (mengubah ukuran gambar), normalisasi data, dan split data untuk membagi dataset menjadi data training untuk melatih model dan data testing untuk menguji model. Proses-proses ini penting untuk meningkatkan kualitas data dan akurasi model, serta memaksimalkan pemanfaatan data yang telah dikumpulkan.



Gambar 8. Pembagian Dataset Train dan Test

Modeling

Dalam penelitian ini, model ResNet-50 digunakan sebagai dasar untuk tugas klasifikasi batik. Model ini diambil dari pre-trained ResNet-50 dengan bobot yang sudah dilatih pada dataset ImageNet, dan dilakukan fine-tuning pada beberapa lapisan untuk menyesuaikan model dengan dataset batik yang baru. Setiap gambar yang digunakan sebagai input memiliki resolusi 224x224 piksel dan terdiri dari tiga saluran warna, yaitu Merah (Red), Hijau (Green), dan Biru (Blue). Dengan cara ini, model dapat lebih efektif dalam mengenali pola dan fitur spesifik dari gambar batik.

Selain menggunakan model dasar, lapisan kustom juga ditambahkan untuk meningkatkan kemampuan klasifikasi. Beberapa lapisan tambahan seperti Conv2D, Dropout, dan GlobalAveragePooling2D diperkenalkan untuk membantu ekstraksi fitur yang lebih baik dan mengurangi risiko overfitting. Dropout, khususnya, diterapkan untuk mencegah model terlalu mengandalkan fitur tertentu, sehingga meningkatkan generalisasi model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Setelah struktur model selesai dibangun, model dikompilasi dan dilatih menggunakan data generator yang memuat data pelatihan dan validasi. Proses pelatihan dilakukan dengan pemantauan terhadap akurasi dan loss pada setiap epoch, yang membantu untuk mengevaluasi kinerja model selama pelatihan. Dengan menggunakan teknik ini, diharapkan model dapat belajar secara efektif untuk mengklasifikasikan berbagai jenis batik dengan tingkat akurasi yang lebih baik

Evaluation

Pada tahap ini, model akan dievaluasi menggunakan metode confusion matrix untuk menilai kinerjanya terhadap seluruh dataset. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan gambar yang telah dipersiapkan untuk menentukan apakah model dapat memprediksi motif batik dengan akurat atau tidak.

Deployment

Pada tahap deployment nantinya model yang berhasil lolos tahap evaluasi dan memiliki tingkat kinerja yang baik akan disimpan dengan format .keras yang kemudian nantinya akan di import ke dalam aplikasi berbasis streamlit, dengan ini nantinya diharapkan akan mempermudah penggunaan sistem klasifikasi motif batik.

PEMBAHASAN

Data Preparation

Dataset yang diperoleh dari situs Kaggle akan menjalani proses augmentasi sebelum digunakan pada tahap modeling. *Augmentasi data* adalah teknik yang digunakan untuk memperluas variasi data yang ada untuk pelatihan model, tanpa harus mengumpulkan data tambahan (Sanjaya & Ayub, 2020). Pertama dataset dibagi menjadi dua bagian utama training dan testing. Pembagian ini sudah dilakukan sebelumnya di platform Kaggle, di mana folder *batikimages* berisi gambar untuk pelatihan, dan folder *test* berisi gambar untuk pengujian.

Kedua, *resize* data dan format RGB pada tahap ini mengubah ukuran gambar agar seragam (224x224 piksel) tujuan dari proses ini adalah untuk menyamakan ukuran citra sehingga mempermudah dalam proses klasifikasi (Khasanah, 2022). Selain itu, gambar yang digunakan berformat RGB (Red, Green, Blue) dengan tiga saluran warna, yang penting untuk model seperti ResNet yang telah dilatih menggunakan gambar berwarna untuk mengidentifikasi pola dan fitur.

Ketiga, *rotation* dan *flip* pada tahap ini dilakukan rotasi citra sebesar 10% dan pembalikan citra secara acak, baik horizontal maupun vertikal. Proses ini membantu model belajar dari variasi citra yang lebih beragam, sehingga lebih robust dalam menghadapi kondisi yang belum terlihat sebelumnya.



Gambar 9. Hasil Proses Rotate dan Flip

Modeling

Pada proses modeling, terdapat beberapa langkah yang dilakukan. Berikut adalah tahapan-tahapan yang diterapkan.

1) **Membuat KFold**

Model dievaluasi menggunakan metode k-fold cross-validation dengan membagi dataset menjadi 5 bagian, pendekatan ini digunakan untuk memastikan hasil evaluasi yang lebih konsisten dan dapat diandalkan. Kinerja model diukur berdasarkan akurasi dan nilai loss pada data validasi, dan parameter terbaik dari hasil evaluasi ini kemudian digunakan untuk proses pelatihan lanjutan (Hermawan, 2024). Setiap bagian akan digunakan satu kali sebagai data validasi, sementara empat bagian lainnya digunakan untuk pelatihan. Proses ini diulang sebanyak lima kali dengan pembagian data yang dilakukan secara acak menggunakan `shuffle=True` dan memastikan konsistensi pembagian data dengan `random_state=42`.

2) **Membangun Generator Data**

Untuk melatih model dengan data gambar, digunakan `ImageDataGenerator` untuk menghasilkan data latih dan validasi secara batch. `ImageDataGenerator` digunakan untuk memperluas variasi data pelatihan dan membantu model agar lebih mampu mengenali pola secara umum. Pustaka ini umum dimanfaatkan dalam pemrosesan citra dan pembelajaran mesin sebagai alat untuk melakukan augmentasi data secara otomatis (Syefudin et al., 2023). Setiap fold memiliki generator data terpisah untuk pelatihan dan validasi. `train_generator` menghasilkan gambar dari direktori pelatihan (`train_dir`) yang diproses dan diubah ukurannya sesuai target `IMAGE_SIZE`. Gambar-gambar tersebut dikelompokkan dalam batch dengan ukuran yang telah ditentukan, dan `shuffle=True` memastikan bahwa data dibagi secara acak setiap kali model menjalani epoch baru. Sementara itu, `val_generator` menghasilkan gambar dari direktori pelatihan yang sama tanpa augmentasi dan dengan `shuffle=False` untuk memastikan urutan data tetap untuk validasi.

3) **Membangun Model Dengan Menggunakan ResNet-50**

Model ResNet-50 digunakan sebagai model dasar untuk klasifikasi gambar, yang telah dilatih pada dataset besar seperti ImageNet dan digunakan untuk fine-tuning. `weights='imagenet'` memungkinkan model memanfaatkan fitur yang sudah dipelajari, dan `include_top=False` menyembunyikan bagian klasifikasi model karena lapisan tersebut akan ditambahkan kembali sesuai kebutuhan. `input_tensor` menetapkan dimensi input gambar yang sesuai untuk memproses gambar dengan ukuran yang tepat.

Setelah memuat model dasar, lapisan kustom ditambahkan, termasuk `Conv2D` untuk mengekstraksi fitur, `BatchNormalization` untuk menormalkan output, `ReLU` untuk menambah non-linearitas, `Dropout` untuk mengurangi overfitting, `MaxPooling2D` untuk mengurangi dimensi spasial, dan `GlobalAveragePooling2D` untuk meratakan hasil pooling. Lapisan output menggunakan `Dense` dengan fungsi aktivasi softmax untuk menghasilkan probabilitas dari 7 kelas

4) Kompilasi Model

Setelah model selesai dibangun, model dikompilasi menggunakan optimizer Adam dan `categorical_crossentropy` sebagai fungsi loss, karena ini adalah masalah klasifikasi multi-kelas. Optimizer merupakan salah satu komponen yang berperan dalam mengurangi tingkat kesalahan selama proses pelatihan, sehingga model dapat menghasilkan prediksi dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi (Nuari Putri & Sukmasetya, 2023). Adam optimizer menyesuaikan laju pembelajaran untuk setiap parameter, membuatnya efisien dalam melatih model pada data yang kompleks. Fungsi loss ini digunakan untuk mengukur seberapa besar perbedaan antara prediksi model dan label kelas yang benar.

5) Pelatihan Model

Model dilatih menggunakan data generator yang telah disiapkan dengan `fit()`. Beberapa teknik seperti `Callback EarlyStopping`, `ModelCheckpoint`, dan `ReduceLROnPlateau` digunakan untuk mengoptimalkan proses pelatihan. Penggunaan callback dalam proses pelatihan model memiliki peran krusial untuk memantau dan mengatur jalannya pelatihan, sehingga dapat mencegah terjadinya `overfitting` serta meningkatkan performa model secara menyeluruh (Samidin & Fadjeri, 2024). `epochs=25` berarti model dilatih selama 25 epoch. `EarlyStopping` menghentikan pelatihan lebih awal jika tidak ada peningkatan pada akurasi validasi, `ModelCheckpoint` menyimpan model terbaik berdasarkan kriteria tertentu, dan `ReduceLROnPlateau` mengurangi laju pembelajaran jika validasi loss tidak menunjukkan perbaikan.

6) Penentuan Model

Setelah pelatihan selesai dengan `KFold cross-validation` sebanyak 5 kali lipatan, model terbaik dipilih berdasarkan akurasi yang diperoleh pada setiap iterasi pelatihan. Hasil akurasi dari setiap fold dibandingkan untuk menentukan model dengan performa terbaik untuk digunakan dalam model.

HASIL

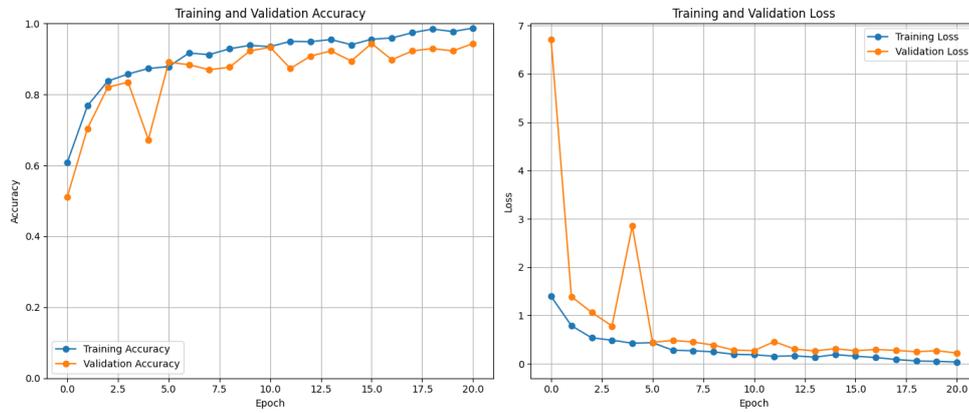
Tabel 1 di bawah ini menyajikan perbandingan hasil pelatihan model pada setiap fold, yang mencakup jumlah epoch, nilai *training accuracy*, *training loss*, *validation accuracy*, dan *validation loss*. Data ini menjadi acuan dalam menilai stabilitas dan konsistensi model selama proses pelatihan.

Tabel 1. Tabel Perbandingan Hasil Training Pada Masing Masing Fold

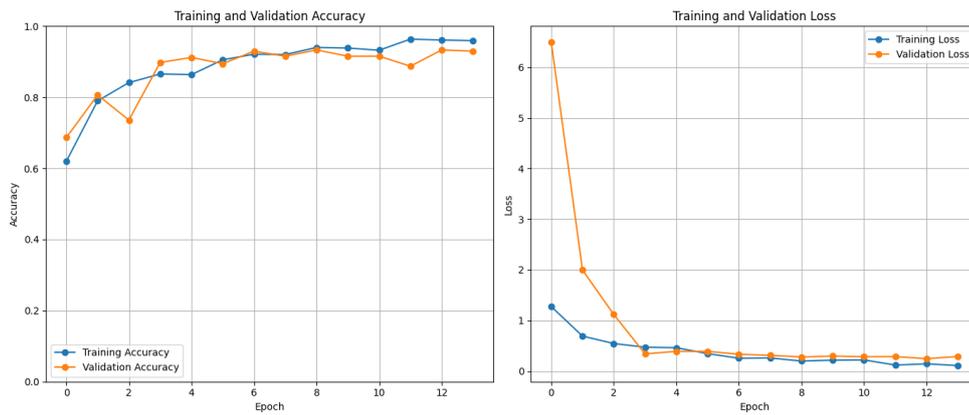
Fold	Jumlah Epoch	Training Accuracy	Training Loss	Validation Accuracy	Validation Loss
1	21	0.9931	0.0240	0.9437	0.2225
2	14	0.9497	0.1477	0.9296	0.2878
3	18	0.9818	0.0545	0.9401	0.2340

Fold	Jumlah Epoch	Training Accuracy	Training Loss	Validation Accuracy	Validation Loss
4	15	0.9724	0.1001	0.9261	0.2300
5	14	0.9798	0.0622	0.9331	0.2584

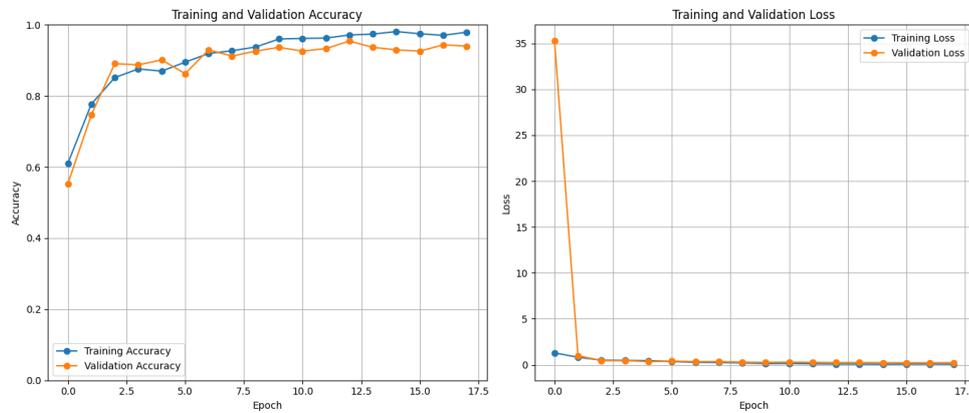
Berikut adalah gambar grafik dari masing masing proses kfold:



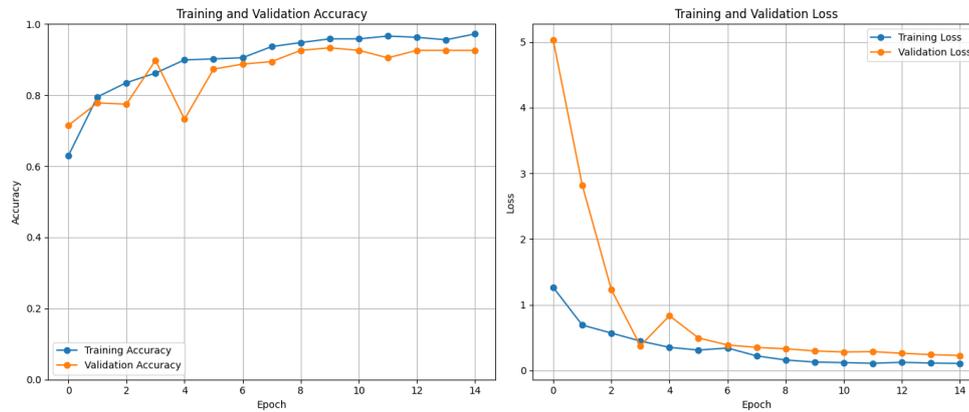
Gambar 10. Kfold 1.



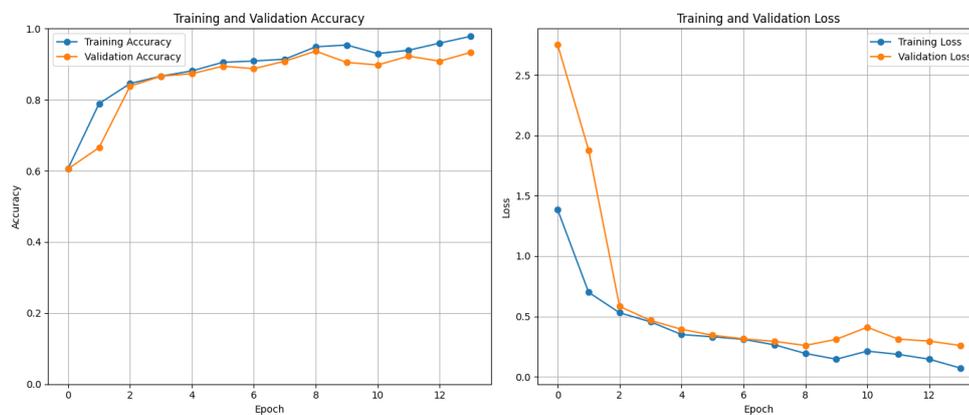
Gambar 11. Kfold 2.



Gambar 12. Kfold 3.



Gambar 13. Kfold 4.

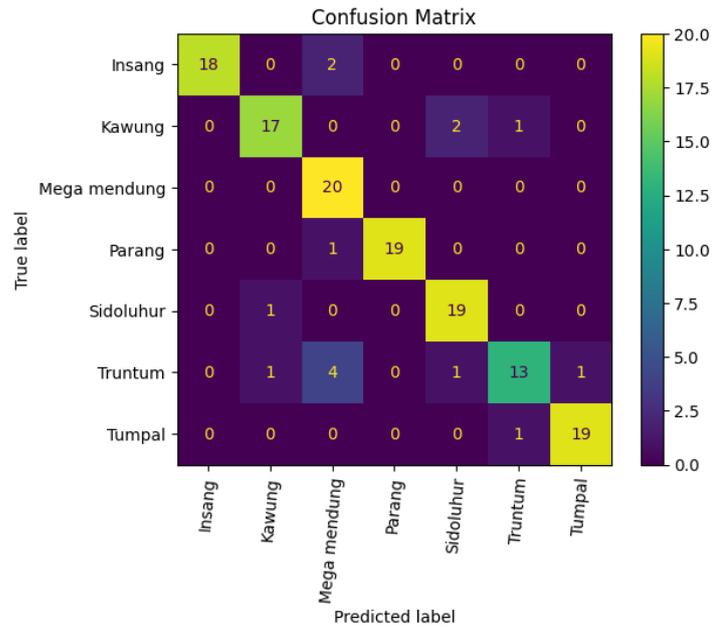


Gambar 14. Kfold 5.

Berdasarkan tabel dan gambar yang ditampilkan, dapat disimpulkan bahwa model pada Kfold 1 dengan epoch ke-21 menunjukkan kinerja terbaik, dengan nilai akurasi pelatihan mencapai 99,31%, akurasi validasi sebesar 94,37%, loss pelatihan sebesar 2,4%, dan loss validasi sebesar 22,25%.

Evaluation

Setelah tahap pelatihan selesai, langkah berikutnya adalah evaluasi model, yang dalam penelitian ini dilakukan dengan menganalisis hasil dari confusion matrix. Confusion matrix ini digunakan untuk memberikan gambaran yang lebih rinci mengenai kinerja model dalam mengklasifikasikan data, dengan menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah pada setiap kategori.



Gambar 15. Confusion Matrix.

Berikut ini perhitungan akurasi dari confusion matrix model gambar 10. Kfold 1:

$$akurasi = \frac{\text{Jumlah Prediksi Benar (TP + TN)}}{\text{Jumlah Seluruh Data Uji}} = \frac{18 + 17 + 20 + 19 + 19 + 13 + 19}{140} = 89.285\%$$

Maka, hasil akurasi model dari jumlah data test sebanyak 140 data citra adalah 89.285% sesuai dengan classification report dibawah ini.

Classification Report				
	precision	recall	f1-score	support
Insang	1.0000	0.9000	0.9474	20
Kawung	0.8947	0.8500	0.8718	20
Mega mendung	0.7407	1.0000	0.8511	20
Parang	1.0000	0.9500	0.9744	20
Sidoluhur	0.8636	0.9500	0.9048	20
Truntum	0.8667	0.6500	0.7429	20
Tumpal	0.9500	0.9500	0.9500	20
accuracy			0.8929	140
macro avg	0.9023	0.8929	0.8917	140
weighted avg	0.9023	0.8929	0.8917	140

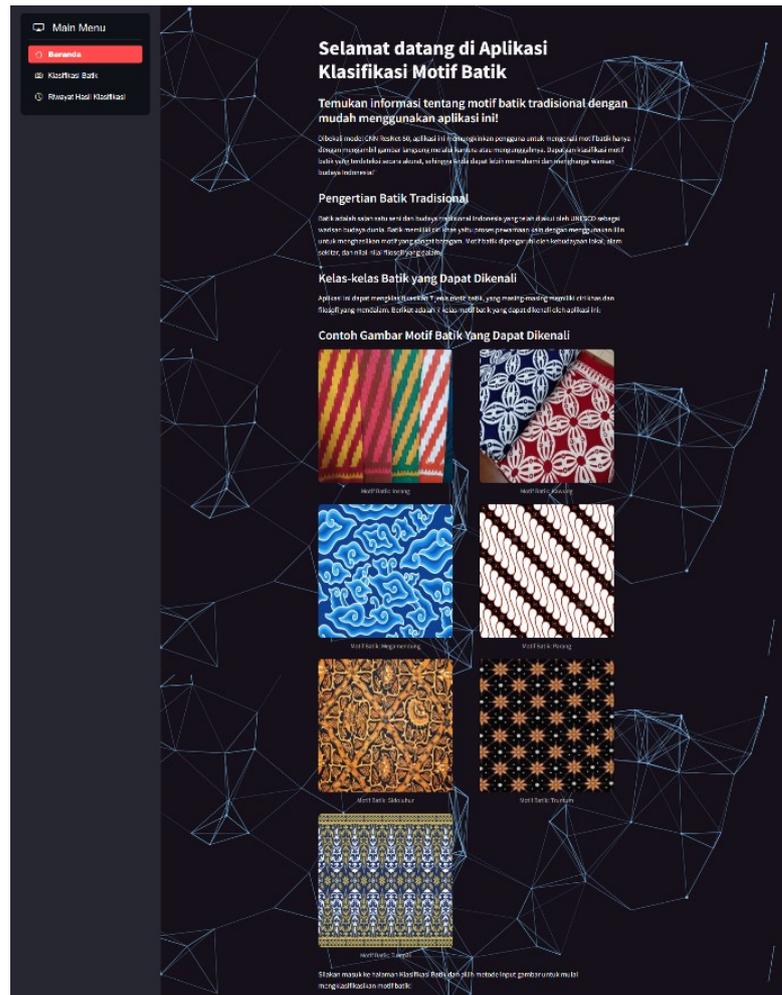
Gambar 16. Classification Report

Deployment

Model yang telah dikembangkan diimplementasikan dan dideploy ke dalam aplikasi berbasis Streamlit, memungkinkan aplikasi dijalankan secara interaktif dan diakses melalui browser tanpa instalasi tambahan, hanya dengan koneksi internet.

a. Halaman Beranda

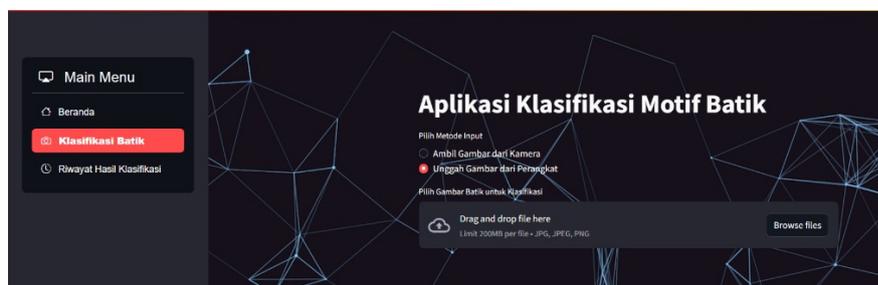
Halaman pertama yang menampilkan informasi tentang aplikasi klasifikasi motif batik tradisional, dengan tujuan untuk mengenali motif batik menggunakan model CNN ResNet-50



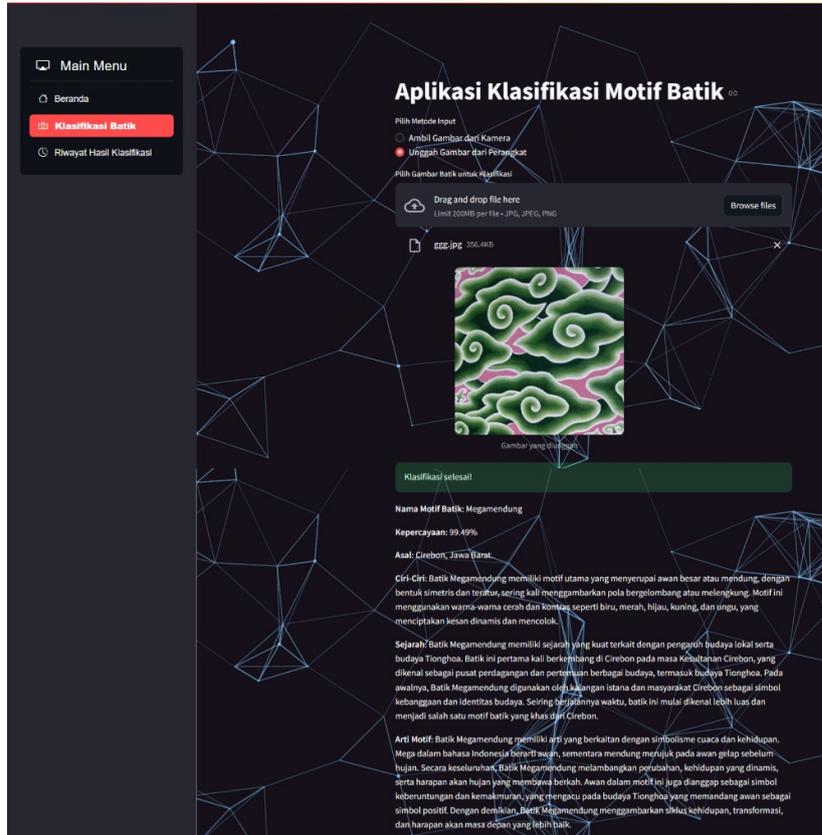
Gambar 17. Halaman Beranda

b. Halaman Klasifikasi Batik

Pengguna dapat mengunggah gambar batik atau mengambil gambar langsung dari kamera. Aplikasi kemudian menampilkan nama motif, tingkat kepercayaan, asal daerah, dan informasi terkait.



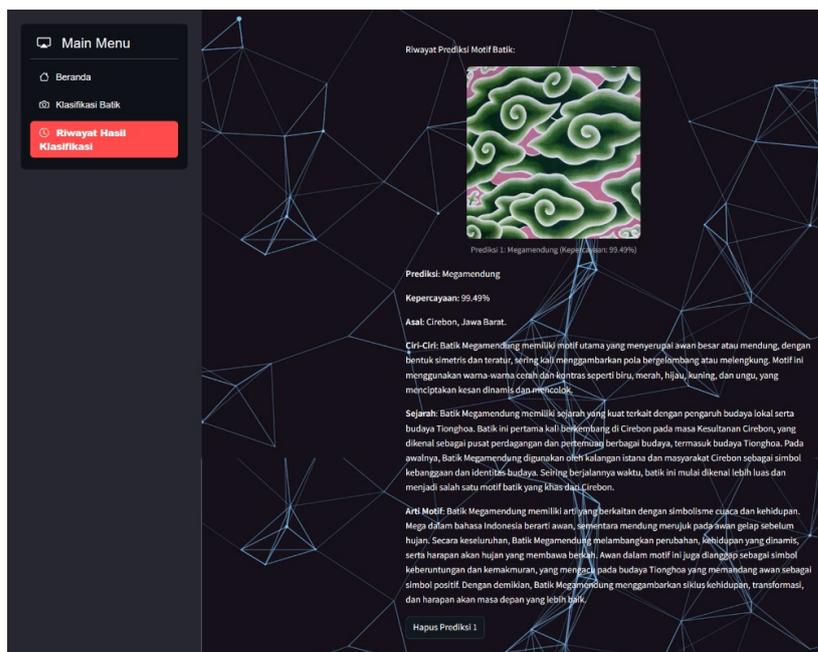
Gambar 18. Halaman Klasifikasi Batik



Gambar 19. Halaman Klasifikasi Ketika Berhasil Mengklasifikasikan Motif Batik.

c. Halaman Riwayat Hasil Klasifikasi

Menampilkan prediksi sebelumnya dari gambar batik yang telah diunggah, beserta detail informasi motif yang terdeteksi.



Gambar 20. Halaman Riwayat Hasil Klasifikasi

KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet-50 berhasil diimplementasikan dalam aplikasi klasifikasi motif batik berbasis Streamlit, dengan akurasi pelatihan 99,31%, akurasi validasi 94,37%, dan akurasi uji sebesar 89,285%. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk menambah jumlah data latih untuk meningkatkan akurasi, menambah variasi kelas motif batik untuk mencakup lebih banyak daerah dan kebudayaan, serta mengembangkan aplikasi ini pada platform mobile untuk memperluas aksesibilitas pengguna dalam mengidentifikasi motif batik.

DAFTAR PUSTAKA

- Alden, S., & Sari, B. N. (2023). Implementasi Algoritma CNN Untuk Pemilahan Jenis Sampah Berbasis Android Dengan Metode CRISP-DM. *Jurnal Informatika*, 10(1), 62–71. <https://doi.org/10.31294/inf.v10i1.14985>
- Alnuaimi, A. F. A. H., & Albaldawi, T. H. K. (2024). An overview of machine learning classification techniques. *BIO Web of Conferences*, 97, 1–24. <https://doi.org/10.1051/bioconf/20249700133>
- Alwanda, M. R., Ramadhan, R. P. K., & Alamsyah, D. (2020). Implementasi Metode Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur LeNet-5 untuk Pengenalan Doodle. *Jurnal Algoritme*, 1(1), 45–56. <https://doi.org/10.35957/algoritme.v1i1.434>
- Atika, Kholifah, N., Nurrohmah, S., & Purwiningsih, R. (2020). Eksistensi Motif Batik Klasik pada Generasi Z. *Jurnal Teknologi Busana Dan Boga*, 8(2), 141–144. <https://journal.unnes.ac.id/nju/index.php/teknobuga/index>
- Azmi, K., Defit, S., & Sumijan, S. (2023). Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat. *Jurnal Unitek*, 16(1), 28–40. <https://doi.org/10.52072/unitek.v16i1.504>
- Berliani, T., Rahardja, E., & Septiana, L. (2023). Perbandingan Kemampuan Klasifikasi Citra X-ray Paru-paru menggunakan Transfer Learning ResNet-50 dan VGG-16. *Journal of Medicine and Health*, 5(2), 123–135. <https://doi.org/10.28932/jmh.v5i2.6116>
- Hakim, L., Rahmanto, H. R., Kristanto, S. P., & Yusuf, D. (2023). Volume 17, Nomor 1, Januari 2023, Page 203-211 KLASIFIKASI CITRA MOTIF BATIK BANYUWANGI MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK. 17, 203–211.
- Hardirega, A., & Jaelani, I. (2024). IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) KLASIFIKASI MOTIF BATIK MENGGUNAKAN EFFICIENTNET-B1. 8(5), 10023–10028.
- Hermawan, G. (2024). Klasifikasi Pengemudi Terganggu Berdasarkan Citra Menggunakan ResNet-50. *Jurnal Informatika Komputer, Bisnis Dan Manajemen*, 22(3), 1–15. <https://doi.org/10.61805/fahma.v22i3.137>
- Khasanah, N. (2022). Komparasi Arsitektur Resnet50 dan Vgg16 untuk Klasifikasi Citra Tanda Tangan. *JSI: Jurnal Sistem Informasi (E-Journal)*, 14(1), 2611–2621. <https://doi.org/10.18495/jsi.v14i1.16576>
- Kulsum, U., & Cherid, A. (2023). Penerapan Convolutional Neural Network Pada Klasifikasi Tanaman Menggunakan ResNet50. *Simkom*, 8(2), 221–228. <https://doi.org/10.51717/simkom.v8i2.191>
- Malika, M., & Widodo, E. (2022). Implementasi Deep Learning Untuk Klasifikasi Gambar Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Batik Sasambo. *Pattimura Proceeding: Conference of Science and Technology*, 335–340. <https://doi.org/10.30598/pattimurasci.2021.knmxx.335-340>
- Moerdijat, L. (2023). Langkah Pelestarian Batik Harus Segera dan Menyeluruh. <https://mpr.go.id/berita/Langkah-Pelestarian-Batik-Harus-Segera-dan->

