

Pengenalan dan Edukasi Motif Batik Untuk Sekolah Dasar Negeri Pondok Bahar 06 Menggunakan Metode *Convolution Neural Network* (CNN)

Yudisman Ferdian Bili¹, Francis Matheos Sarimole^{2*}

^{1,2*} Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika, Kota Jakarta Timur, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Indonesia.

Corresponding Email: yudismanbili89@gmail.com¹

Histori Artikel:

Dikirim 31 Juli 2025; *Diterima dalam bentuk revisi* 10 Agustus 2025; *Diterima* 20 Agustus 2025; *Diterbitkan* 10 September 2025. Semua hak dilindungi oleh Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (LPPM) STMIK Indonesia Banda Aceh.

Abstrak

Batik merupakan warisan budaya Indonesia yang sarat dengan nilai filosofis dan keberagaman motif, namun pemahaman mendalam terhadap maknanya masih minim di kalangan siswa sekolah dasar. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi edukatif berbasis Convolutional Neural Network (CNN) guna mengenalkan dan mengklasifikasi motif batik seperti Kawung, Parang, Megamendung, dan Truntum secara interaktif. Dataset citra batik diperoleh dari berbagai sumber daring dan melalui tahapan preprocessing, augmentasi, pelatihan, serta pengujian model CNN. Aplikasi yang dikembangkan kemudian diujicobakan kepada siswa SD Negeri Pondok Bahar 06 menggunakan metode pre-test dan post-test. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model CNN mampu mengenali motif batik dengan akurasi yang memadai. Selain itu, terdapat peningkatan signifikan skor pemahaman siswa terhadap makna filosofis motif batik setelah menggunakan aplikasi. Dengan demikian, integrasi teknologi CNN dalam pembelajaran budaya terbukti efektif meningkatkan minat dan pemahaman siswa. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi acuan dalam pengembangan media edukatif berbasis kecerdasan buatan untuk pelestarian budaya lokal di era digital.

Kata Kunci: Batik; CNN; Aplikasi Edukasi; Pembelajaran Budaya; Klasifikasi Citra.

Abstract

Batik is a cultural heritage of Indonesia rich in philosophical values and diverse motifs. However, a deep understanding of its meaning remains limited among elementary school students. This study aims to develop an educational application based on Convolutional Neural Networks (CNN) to introduce and classify batik motifs such as Kawung, Parang, Megamendung, and Truntum in an interactive manner. The batik image dataset was obtained from various online sources and underwent preprocessing, augmentation, training, and testing stages using the CNN model. The developed application was then tested with students from SD Negeri Pondok Bahar 06 using a pre-test and post-test method. Test results indicated that the CNN model was able to recognize batik motifs with adequate accuracy. Moreover, there was a significant improvement in students' understanding of the philosophical meanings behind the motifs after using the application. Thus, integrating CNN technology into cultural learning proves to be effective in enhancing student interest and comprehension. This research is expected to serve as a reference for developing AI-based educational media to preserve local culture in the digital era.

Keyword: Batik; CNN; Educational Application; Cultural Learning; Image Classification.

1. Pendahuluan

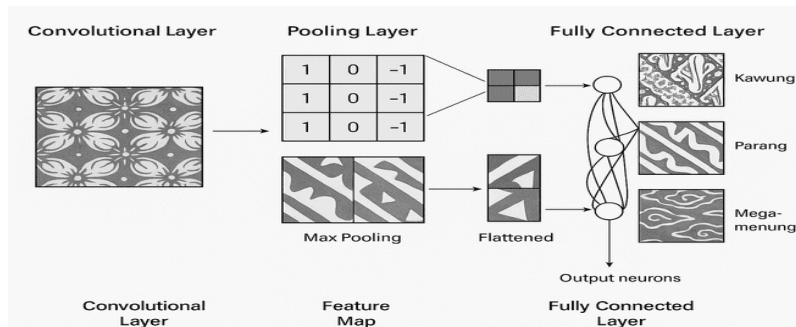
Batik merupakan warisan budaya Indonesia yang memiliki makna mendalam dan nilai filosofis yang kental. Sejak diakui oleh UNESCO sebagai *Masterpiece of the Oral and Intangible Heritage of Humanity* pada tahun 2009, batik semakin dikenal di kancah internasional sebagai simbol kekayaan budaya Indonesia. Setiap motif batik tidak hanya sekedar desain visual, tetapi juga sarat dengan filosofi yang mencerminkan pandangan hidup, nilai sosial, dan spiritual masyarakat Indonesia. Motif batik yang beragam, seperti Kawung, Parang, Megamendung, dan Truntum, memiliki kisah dan makna yang menyentuh berbagai aspek kehidupan, baik dari segi sejarah, keagamaan, maupun kehidupan sosial. Namun, meskipun keberagaman motif tersebut sangat kaya, pemahaman tentang makna dan filosofi di balik motif batik masih terbatas di kalangan anak-anak, terutama siswa sekolah dasar (Agustin & Nugroho, 2020). Banyak siswa yang hanya mengenal batik sebagai pakaian seragam atau hiasan yang digunakan dalam acara-acara tertentu tanpa menyadari bahwa setiap motif memiliki cerita dan filosofi yang mendalam. Kurangnya pemahaman terhadap makna motif batik ini dapat mengurangi apresiasi generasi muda terhadap salah satu kekayaan budaya Indonesia. Hal ini tentu sangat memprihatinkan mengingat pentingnya pelestarian budaya lokal di tengah pengaruh budaya global yang semakin kuat. Oleh karena itu, penting bagi pendidikan di Indonesia untuk mengenalkan nilai-nilai budaya lokal, termasuk batik, sejak usia dini agar generasi muda dapat tumbuh dengan kesadaran dan kebanggaan terhadap budaya bangsa. Di tengah kemajuan teknologi yang pesat, pendekatan edukatif konvensional dirasa kurang mampu memenuhi kebutuhan generasi digital yang lebih terhubung dengan teknologi. Anak-anak dan remaja masa kini cenderung lebih tertarik pada media interaktif dan berbasis teknologi, seperti aplikasi mobile dan perangkat pintar. Hal ini menunjukkan bahwa metode pembelajaran yang mengandalkan media konvensional mungkin tidak cukup efektif untuk menarik minat siswa dalam mempelajari budaya lokal. Oleh karena itu, penting untuk mengembangkan media pembelajaran yang dapat menggabungkan unsur-unsur budaya dengan teknologi modern yang lebih mudah diterima oleh siswa (Amin, 2018). Penggunaan aplikasi interaktif yang berbasis teknologi dapat menjadi solusi yang tepat untuk mengenalkan batik secara lebih menyenangkan dan mudah dipahami oleh siswa. Salah satu teknologi yang dapat dimanfaatkan dalam pendidikan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), yang merupakan salah satu metode dalam deep learning yang telah terbukti efektif dalam pengenalan pola dan klasifikasi citra. CNN bekerja dengan cara mengenali pola dalam gambar, dan telah banyak digunakan dalam berbagai aplikasi, termasuk pengenalan wajah, deteksi objek, serta klasifikasi gambar. Dalam konteks pengenalan batik, CNN dapat digunakan untuk mengenali dan mengklasifikasikan berbagai motif batik berdasarkan tekstur dan bentuk visualnya. Dengan memanfaatkan CNN, proses pengenalan motif batik menjadi lebih otomatis dan dapat dilakukan dengan akurasi yang tinggi (LeCun *et al.*, 2015).

Penerapan teknologi ini dalam pendidikan tidak hanya membantu siswa mengenali motif batik, tetapi juga memberikan kesempatan bagi mereka untuk memahami makna filosofis yang terkandung dalam setiap motif. Aplikasi berbasis CNN dapat menyajikan materi tentang batik dengan cara yang lebih interaktif, di mana siswa dapat berinteraksi langsung dengan aplikasi, melihat contoh gambar batik, dan memperoleh penjelasan tentang makna setiap motif dengan cara yang menyenangkan. Pendekatan ini diharapkan dapat meningkatkan pemahaman siswa terhadap budaya lokal dan mengembangkan minat mereka untuk lebih mengenal dan melestarikan warisan budaya Indonesia. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi edukatif berbasis CNN yang dapat mengklasifikasikan motif batik, seperti Kawung, Parang, Megamendung, dan Truntum, serta mengenalkan filosofi di balik masing-masing motif tersebut. Aplikasi ini diuji coba di SD Negeri Pondok Bahar 06, Tangerang, untuk memberikan pengalaman belajar yang interaktif dan mendalam mengenai batik sejak dini. Diharapkan, dengan adanya aplikasi edukatif berbasis kecerdasan buatan ini, siswa dapat memiliki pemahaman yang lebih baik terhadap makna batik dan menumbuhkan rasa kebanggaan terhadap budaya lokal Indonesia yang merupakan bagian dari identitas bangsa. Dengan demikian, aplikasi ini tidak hanya menjadi alat pembelajaran, tetapi juga menjadi sarana untuk melestarikan dan memperkenalkan budaya Indonesia dalam era digital.

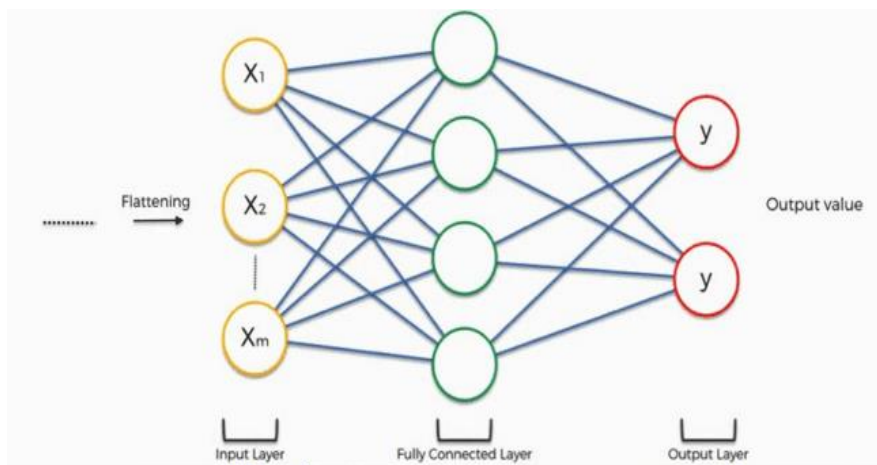
2. Metode Penelitian

Penelitian ini mengadopsi pendekatan pengembangan sistem klasifikasi citra batik berbasis Jaringan Saraf Konvolusional (*Convolutional Neural Network/CNN*). CNN dipilih karena kemampuannya dalam mengenali pola visual secara otomatis dan efektif, serta telah terbukti handal dalam berbagai tugas pengolahan citra. Dengan menggunakan CNN, motif batik dapat dikenali dan diklasifikasikan berdasarkan tekstur dan bentuk visual yang terkandung dalam gambar. Metode ini telah digunakan secara luas dalam berbagai aplikasi pengenalan gambar dan pengolahan citra lainnya, sehingga menjadi pilihan yang tepat dalam penelitian ini. Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari repositori daring serta koleksi dokumentasi batik yang tersedia. Dataset mencakup empat motif batik utama, yaitu Kawung, Parang, Megamendung, dan Truntum, yang masing-masing memiliki resolusi minimal 256x256 piksel dan format JPEG/PNG. Sebelum digunakan dalam proses pelatihan model, data gambar melalui tahap pemrosesan awal yang meliputi normalisasi gambar untuk menyamakan distribusi nilai piksel antara gambar satu dengan lainnya. Langkah normalisasi ini dilakukan dengan rumus $X_{norm} = (X - \min(X)) / (\max(X) - \min(X))$, yang bertujuan untuk memastikan bahwa distribusi nilai piksel pada setiap gambar seragam dan mendukung konvergensi model yang lebih cepat. Selain itu, data juga mengalami *augmentasi* untuk meningkatkan keragaman dataset dan mengurangi kemungkinan *overfitting* selama pelatihan model. Beberapa teknik *augmentasi* yang diterapkan antara lain rotasi gambar ($\pm 15^\circ$), *slipping* horizontal dan vertikal, serta perubahan skala (*zooming* $\pm 10\%$).

Arsitektur CNN yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari beberapa lapisan utama yang berfungsi secara spesifik untuk mengekstraksi fitur dari citra batik. CNN adalah jenis jaringan saraf dalam *pembelajaran mendalam (deep learning)* yang dapat melatih dataset besar dengan jutaan parameter, mengambil gambar 2D sebagai masukan, dan mengolahnya menggunakan filter untuk menghasilkan keluaran yang diinginkan. CNN dapat mengidentifikasi pola visual secara adaptif dan otomatis, dengan menggunakan teknik propagasi mundur pada beberapa blok penyusun seperti lapisan konvolusional, lapisan komposit, dan lapisan yang sepenuhnya terhubung. Dalam hal ini, CNN bertujuan untuk mempelajari struktur hierarki elemen spasial yang ada dalam gambar secara otomatis. Lapisan pertama dalam arsitektur CNN adalah lapisan konvolusi. Fungsi utama lapisan ini adalah mengekstraksi fitur-fitur penting dari gambar, seperti tepi, sudut, dan tekstur, dengan cara menerapkan filter (*kernel*) pada citra input secara bertahap. Setiap filter mendeteksi pola tertentu dalam gambar, dan hasil dari proses konvolusi ini menghasilkan keluaran 2D. Beberapa filter digunakan secara paralel, yang menghasilkan keluaran 3D di mana kedalaman keluaran ditentukan oleh jumlah filter yang digunakan. Proses ini sangat dipengaruhi oleh ukuran filter dan langkah (*stride*) yang diterapkan, yang pada akhirnya mempengaruhi ukuran keluaran yang dihasilkan. Sebagai contoh, jika konvolusi 3x3 dilakukan pada gambar berukuran 5x5 dengan langkah 1, hasil keluaran yang diperoleh adalah gambar berukuran 3x3. Hasil konvolusi kemudian akan digunakan untuk langkah-langkah selanjutnya dalam jaringan untuk mendalami fitur dan pola visual lainnya yang terdapat dalam citra batik.



Gambar 1. Convolution Layer



Gambar 3. Lapisan Fully Connected

Contoh perhitungan manual fully connected layer.

Input:

$$X = [1,2]$$

Bobot:

$$W = \begin{bmatrix} 0,2 & 0,4 \\ 0,6 & 0,8 \\ 0,1 & 0,3 \end{bmatrix}$$

Bias

$$b = [0.5,0.7,0.9]$$

Perkalian Matriks Input dan Bobot

$$W \cdot X = \begin{bmatrix} 0,2 & 0,4 \\ 0,6 & 0,8 \\ 0,1 & 0,3 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1,0 \\ 2,2 \\ 0,7 \end{bmatrix}$$

Menambahkan Bias :

$$Z = \begin{bmatrix} 1,0 \\ 2,2 \\ 0,7 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0,5 \\ 0,7 \\ 0,9 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1,5 \\ 2,9 \\ 1,6 \end{bmatrix}$$

Output dari lapisan tersembunyi adalah:

$$Z = [1.5,2.9,1.6]$$

Proses pelatihan dan pengujian dimulai dengan membagi dataset yang telah dikumpulkan menjadi dua kategori utama: data latih dan data uji. Data latih, yang mencakup 80% dari total dataset, digunakan untuk membangun dan melatih model CNN agar dapat mengenali pola batik dengan baik. Sementara itu, data uji yang mencakup 20% dari dataset digunakan untuk menguji performa model dan memastikan keakuratan klasifikasi yang dihasilkan. Proses pelatihan ini bertujuan untuk mengoptimalkan model dalam mengenali berbagai motif batik dan meningkatkan kemampuannya dalam melakukan klasifikasi dengan tingkat akurasi yang tinggi. Setelah model dilatih, implementasi model CNN dilakukan dalam sebuah aplikasi edukasi interaktif, yang memungkinkan siswa untuk mengenali motif batik secara lebih menarik dan menyenangkan. Aplikasi ini menyajikan visualisasi motif batik secara interaktif, memberikan pengalaman belajar yang lebih menarik dan membantu siswa memahami berbagai motif batik dengan cara yang lebih mudah dipahami.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Hasil

3.1.1 Alat Penelitian

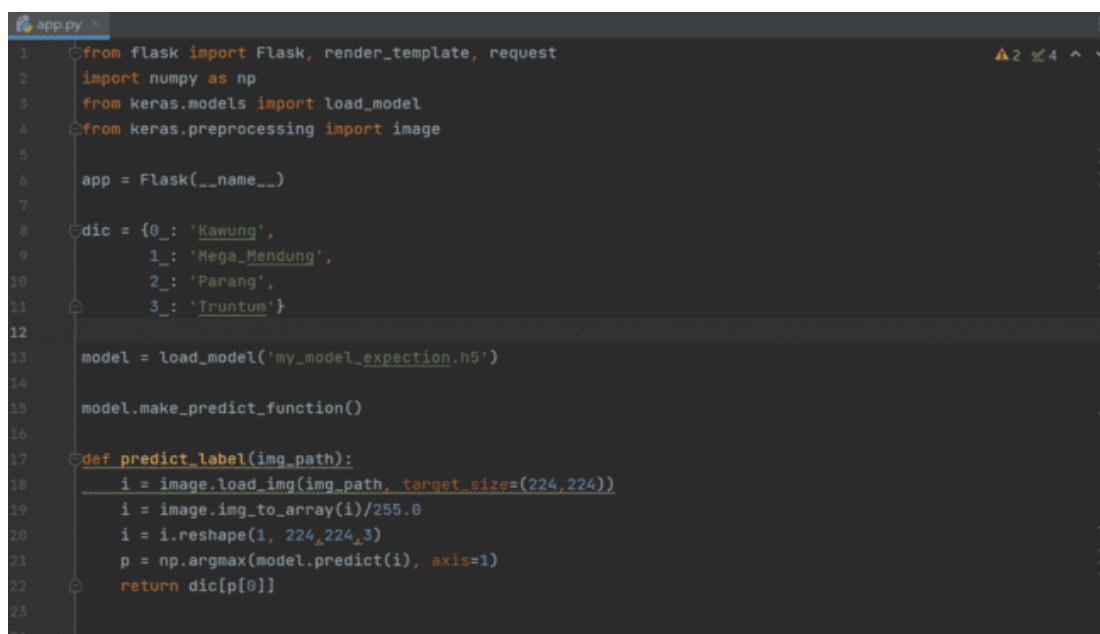
Penelitian ini dilakukan dengan dukungan perangkat keras dan perangkat lunak tertentu untuk memastikan proses pengembangan sistem berjalan secara optimal. Kebutuhan perangkat keras meliputi komputer dengan prosesor Pentium IV berkecepatan 1,5 GHz, hard disk 80 GB, dan RAM 512 MB. Sedangkan perangkat lunak yang digunakan antara lain: Python sebagai bahasa pemrograman, sistem operasi Windows, browser Mozilla Firefox, Draw.io untuk visualisasi, Mendeley untuk manajemen referensi, serta PyCharm sebagai *Integrated Development Environment* (IDE).

3.1.2 Pengumpulan dan Pengelompokan Dataset

Dataset yang digunakan diperoleh dari situs Kaggle.com dan terdiri dari 100 gambar motif batik yang dikelompokkan ke dalam lima jenis, yaitu Ceplok, Kawung, Lereng, Nitik, dan Parang. Setiap kelas dibagi menjadi 50 gambar untuk data latih dan 50 gambar untuk data uji.

3.1.3 Pemahaman Masalah dan Data

Masalah utama yang diidentifikasi adalah kebutuhan akan sistem klasifikasi otomatis untuk pengenalan motif batik secara cepat dan akurat. Dataset sekunder yang digunakan mencakup gambar batik seperti Kawung, Mega Mendung, dan Parang. Setiap gambar diperiksa berdasarkan resolusi, pencahayaan, dan potensi noise agar dataset yang digunakan berkualitas tinggi dan representatif.



```
1 from flask import Flask, render_template, request
2 import numpy as np
3 from keras.models import load_model
4 from keras.preprocessing import image
5
6 app = Flask(__name__)
7
8 dic = {0: 'Kawung',
9       1: 'Mega_Mendung',
10      2: 'Parang',
11      3: 'Truntum'}
12
13 model = load_model('my_model_expectation.h5')
14 model.make_predict_function()
15
16
17 def predict_label(img_path):
18     i = image.load_img(img_path, target_size=(224, 224))
19     i = image.img_to_array(i)/255.0
20     i = i.reshape(1, 224, 224, 3)
21     p = np.argmax(model.predict(i), axis=1)
22     return dic[p[0]]
23
```

Gambar 4. Pemahaman Data

3.1.4 Preprocessing Data

Tahapan *preprocessing* bertujuan untuk memastikan bahwa data gambar memiliki format dan kualitas yang sesuai untuk proses pelatihan model CNN. Langkah-langkah preprocessing yang dilakukan antara lain sebagai berikut:

- 1) Normalisasi Pixel: Setiap piksel pada gambar dinormalisasi ke dalam rentang nilai [0,1] untuk mempercepat konvergensi saat pelatihan dan menjaga kestabilan model.

- 2) Pengubahan Ukuran Gambar: Semua gambar diubah ukurannya menjadi dimensi tetap (128x128 piksel) agar seragam dan dapat digunakan sebagai input ke jaringan CNN.
- 3) Augmentasi Data: Untuk meningkatkan keragaman dataset dan mencegah *overfitting*, diterapkan augmentasi berupa rotasi, flipping horizontal dan vertikal, *zooming*, serta *shear*. Proses ini bertujuan untuk memperkaya variasi data pelatihan, yang membantu model untuk belajar lebih baik dari berbagai variasi gambar.

Proses *preprocessing* ini dilakukan menggunakan modul *ImageDataGenerator* dari pustaka Keras, yang memungkinkan pembuatan data pelatihan secara dinamis langsung dari direktori gambar.

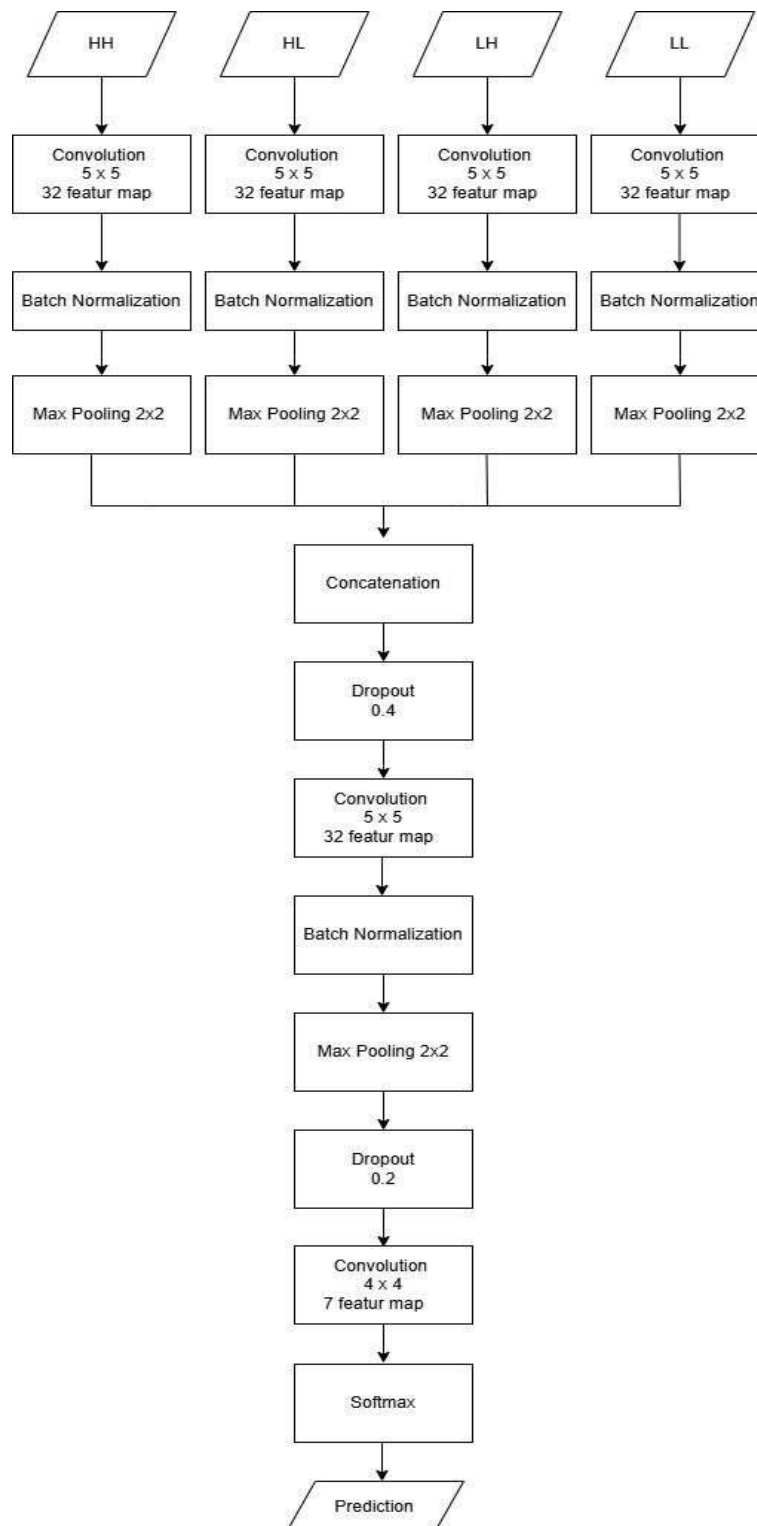
3.1.5 Pelatihan

Pelatihan model klasifikasi gambar batik dimulai dengan pengumpulan dataset gambar batik yang telah dilabeli sesuai kategori motifnya. Dataset ini kemudian diproses melalui tahapan *preprocessing* yang mencakup normalisasi dan augmentasi, seperti yang telah dijelaskan sebelumnya. Setelah proses pelatihan selesai, model diuji menggunakan data uji yang belum pernah dilihat sebelumnya oleh model. Pengujian ini bertujuan untuk memastikan bahwa model dapat mengklasifikasikan motif batik dengan tingkat akurasi yang tinggi dan dapat menggeneralisasi dengan baik terhadap data yang baru. Proses pengujian ini sangat penting untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengenali pola-pola motif batik yang ada dalam dataset dan menilai sejauh mana model mampu menangani data yang belum dikenalnya.

Tabel 1. Panduan Penelitian

| Parameter | Value |
|---------------------------|--------------------------------------|
| Batch Size | 32 |
| Epoch | 30 |
| Learning Rate | 0.001 |
| Optimizer | Adam |
| Dropout Rate | 0.5 |
| Evaluasi | Akurasi, Precision, Recall, F1-Score |
| Augmentasi | Rotasi, flip, zoom |
| Loss Function | Sparse Categorical Crossentropy |
| Training-Validation Split | 80% - 20% |

Pembangunan arsitektur sistem klasifikasi gambar batik dimulai dengan mendesain model berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dirancang khusus untuk mengenali motif batik pada gambar. Pada tahap awal, gambar batik yang masuk akan diproses melalui lapisan input yang mengubah gambar menjadi format yang dapat dipahami oleh model, seperti mengubah ukuran gambar dan melakukan normalisasi pixel. Setelah itu, gambar diproses melalui beberapa lapisan konvolusi yang berfungsi untuk mengekstraksi fitur-fitur penting, seperti pola, tekstur, dan bentuk dari motif batik, diikuti dengan lapisan pooling untuk menurunkan resolusi fitur dan mempercepat proses pelatihan. Selanjutnya, hasil ekstraksi fitur tersebut diteruskan ke lapisan fully connected yang bertugas untuk mengklasifikasikan gambar berdasarkan pola yang telah dipelajari, dengan lapisan output yang memberikan prediksi berupa kategori motif batik menggunakan fungsi aktivasi Softmax. Arsitektur ini dioptimalkan menggunakan algoritma Adam dan fungsi *loss Categorical Cross-Entropy*, serta dilengkapi dengan teknik regularisasi seperti dropout untuk mencegah *overfitting*. Dengan demikian, model ini mampu mengenali berbagai motif batik secara akurat dan efisien. Pada Gambar 4 adalah tujuan pengembangan model adalah untuk mengidentifikasi layer, fungsi aktivasi, *loss function*, dan parameter apa saja yang dibutuhkan. CNN (*Convolutional Neural Network*) terdiri dari tiga lapisan: terhubung penuh, penyatuan maks, dan konvolusional. Selain itu, dropout layer digunakan untuk mencegah *overfitting*.



Gambar 5. Pembangunan Arsitektur

Langkah pertama adalah merancang arsitektur untuk merestrukturisasi setiap subband DWT yang pada akhirnya akan digabungkan menjadi satu lapisan menggunakan *Merge Layer Concatenate*.

Tabel 2. Arsitektur Convolution Layers

| Layer | Input | Output | Spesifikasi |
|-------------------------|---------------------|-------------------|---------------------------------------------------|
| Input Layer | (1, 128, 128, 1) | | - |
| Convolution Layer 1 | (1, 128, 128, 1) | (1, 124, 124, 32) | Filter: 5 × 5 – 32 Stride: 1 × 1 Fungsi : ReLU |
| Max Pooling Layer 1 | (1, 124, 124, 32) | (1, 62, 62, 32) | Kernel: 2 × 2 Stride: 2 × 2 |
| Convolution Layer 2 | (1, 62, 62, 32) | (1, 58, 58, 32) | Filter: 5 × 5 – 32 Stride: 1 × 1 Fungsi : ReLU |
| Max Pooling Layer 2 | (1, 58, 58, 32) | (1, 29, 29, 32) | Kernel: 2 × 2 Stride: 2 × 2 |
| Convolution Layer 3 | (1, 29, 29, 32) | (1, 25, 25, 32) | Filter: 5 × 5 – 32 Stride: 1 × 1 Fungsi: ReLU |
| Max Pooling Layer 3 | (1, 25, 25, 32) | (1, 12, 12, 32) | Filter: 2 × 2 Stride: 2 × 2 |
| Merge Layer Concatenate | (1, 12, 12, 32) × 4 | (1, 12, 12, 128) | - |

Setelah terhubung dengan Merge Layer Concatenate, data akan melalui dua lapisan konvolusi sebelum diaktifkan oleh fungsi Softmax, yang akan menghasilkan prediksi akhir. Lapisan konvolusi dari setiap subband menggunakan Merge Layer Concatenate. Sementara itu, Tabel 3. Menyajikan rincian mengenai lapisan dan parameter setelah proses penggabungan tersebut.

Tabel 3. Arsitektur Convolution Layers setelah merge

| Layer | Input | Output | Spesifikasi |
|-------------------------|------------------|---------------|-----------------------------------------------------|
| Merge Layer Concatenate | (1, 128, 128, 1) | | - |
| Dropout Layer 1 | (1,12,12,128) | (1,12,12,128) | Fungsi Dropout 0.4 |
| Convolution Layer 1 | (1,12,12,128) | (1,8,8,64) | Filter: 5 × 5 – 64 Stride: 1 × 1 Fungsi: ReLU |
| Max Pooling Layer 1 | (1,8,8,64) | (1,4,4,64) | Kernel: 2 × 2 Stride: 2 × 2 |
| Dropout Layer 2 | (1,4,4,64) | (1,4,4,64) | Fungsi Dropout 0.2 |
| Convolution Layer 2 | (1,4,4,64) | (1,1,1,7) | Filter: 4 × 4 – 7 Stride: 1 × 1 Fungsi: ReLU |
| Fully Connected Layer | (1,1,1,7) | Jumlah kelas | Fungsi: Softmax |

3.1.6 Perhitungan

Perhitungan adalah langkah dasar dalam mengevaluasi kualitas model klasifikasi, dengan menggunakan TP, TN, FP, dan FN, sangat penting dalam memahami model, tidak hanya seberapa sering model benar, tetapi juga seberapa efektif model dalam mendeteksi kelas positif dan menghindari kesalahan prediksi.

Tabel 4. TP, TN, FP, dan FN

| Kelas | True Positif | True Negative | False Positif | False Negative |
|--------------|--------------|---------------|---------------|----------------|
| Keraton | 3 | 6 | 1 | 0 |
| Mega Mendung | 1 | 9 | 0 | 0 |
| Parang | 2 | 8 | 0 | 0 |
| Singa Barong | 3 | 6 | 0 | 1 |

Untuk perhitungan *Precision*, *recall*, dan *f1- score* berdasarkan tabel diatas, dengan menggunakan rumus berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F1\text{-score} = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

Perhitungan setiap model batik:

1) Singa Barong

$$TP = 3, FP = 1, FN = 0$$

$$Precision = \frac{3}{3 + 1} = \frac{3}{4} = 0.75$$

$$Recall = \frac{3}{3 + 0} = 1$$

$$F1\text{-Score} = 2 \times \frac{0.75 \times 1}{0.75 + 1} = 0.857$$

2) Mega Mendung

$$TP = 1, FP = 0, FN = 0$$

$$Precision = \frac{1}{1 + 0} = 1$$

$$Recall = \frac{1}{1 + 0} = 1$$

$$F1\text{-Score} = 2 \times \frac{1 \times 1}{1 + 1} = 1$$

3) Parang

$$TP = 2, FP = 0, FN = 0$$

$$\text{Precision} = \frac{2}{2 + 0} = 1$$

$$\text{Recall} = \frac{2}{2 + 0} = 1$$

$$\text{Recall} = \frac{2}{2 + 0} = 1$$

$$F_{1\text{-Score}} = 2 \times \frac{1 \times 1}{1 + 1} = 1$$

4) Kawung

$$TP = 3, FP = 0, FN = 1$$

$$\text{Precision} = \frac{3}{3 + 0} = 1$$

$$\text{Recall} = \frac{3}{3 + 1} = \frac{3}{4} = 0.75$$

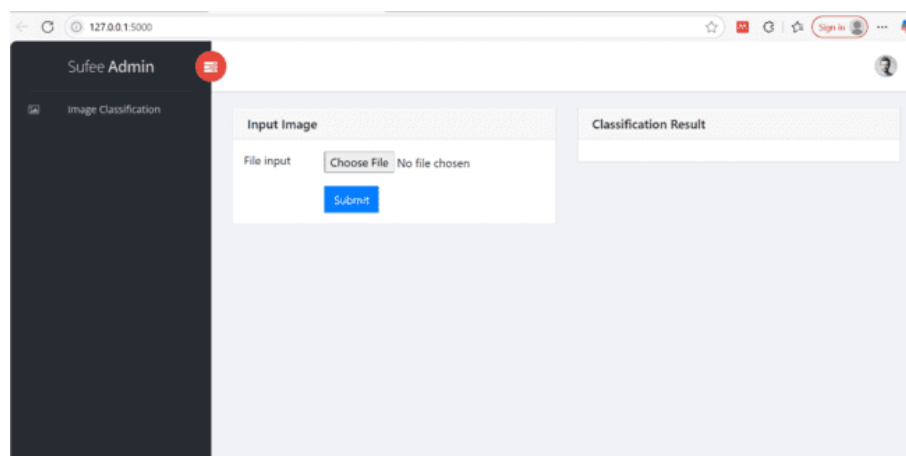
$$F_{1\text{-Score}} = 2 \times \frac{0.75 \times 1}{0.75 + 1} = 0.857$$

Tabel 5. Hasil Precision, recall, dan f1-score

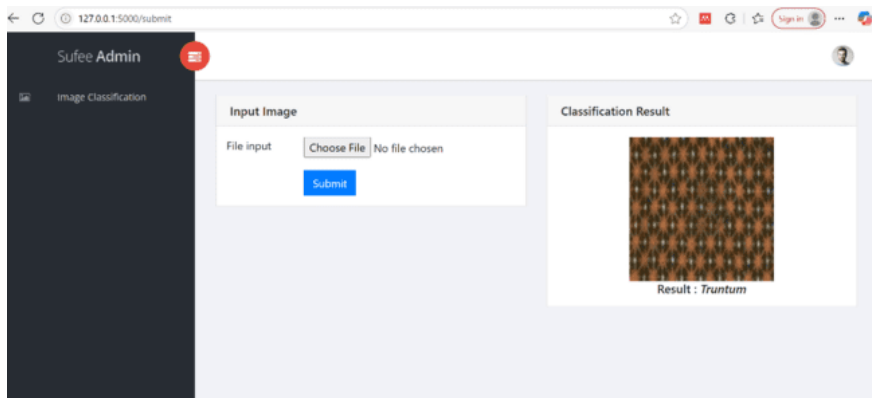
| Kelas | Precision | Recall | F1-score |
|--------------|-----------|--------|----------|
| Singa Barong | 0.75 | 1 | 0.857 |
| Mega Mendung | 1 | 1 | 1 |
| Parang | 1 | 1 | 1 |
| Kawung | 1 | 0.75 | 0.857 |

3.1.7 Implementasi Sistem

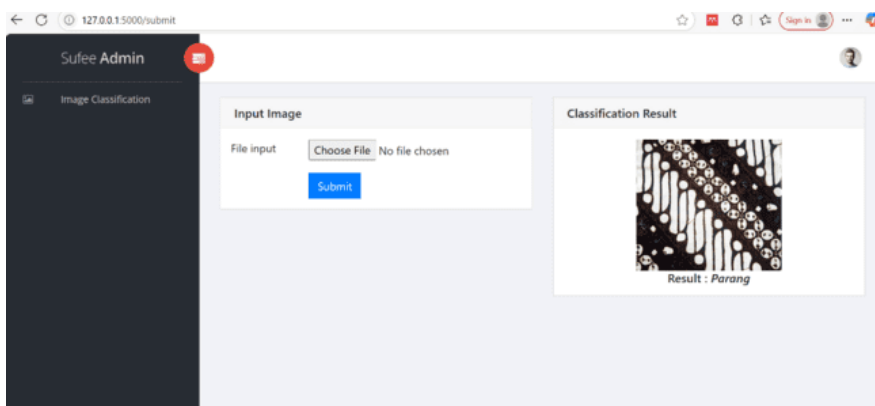
Implementasi sistem merupakan tahap untuk menerapkan hasil dari perancangan yang telah dilakukan terhadap sistem yang akan dibangun. Sehingga sistem tersebut dapat digunakan. Implementasi dalam penelitian ini mencakup implementasi antarmuka sistem, pilih data uji dan hasil deteksi motif batik yang di tampilkan oleh sistem.



Gambar 6. Proses Upload/Pemilihan Citra



Gambar 7. Identifikasi batik Truntum Ceplok



Gambar 8. Identifikasi Kawung Parang

3.1.8 Training Step

Prosedur pelatihan dilaksanakan dengan tujuan mengoptimalkan sistem agar dapat mendeteksi objek yang diinginkan. Berdasarkan analisis yang dilakukan, sistem memerlukan waktu sekitar dua hingga tiga hari untuk mengenali objek sebagai motif batik, dengan menggunakan 10.000 iterasi pada database pelatihan.

```

1/30 [>.....] - ETA: 33s - loss: 0.7589 - accuracy: 0.8125
2/30 [=>.....] - ETA: 36s - loss: 0.5855 - accuracy: 0.8438
3/30 [==>.....] - ETA: 32s - loss: 0.7397 - accuracy: 0.8021
4/30 [===>.....] - ETA: 31s - loss: 0.8090 - accuracy: 0.7656
5/30 [====>.....] - ETA: 29s - loss: 0.8047 - accuracy: 0.7688
6/30 [=====>.....] - ETA: 28s - loss: 0.7669 - accuracy: 0.7917
7/30 [=====>.....] - ETA: 26s - loss: 0.7340 - accuracy: 0.7946
8/30 [======>.....] - ETA: 26s - loss: 0.7328 - accuracy: 0.8008
9/30 [======>.....] - ETA: 24s - loss: 0.7491 - accuracy: 0.7882
10/30 [======>.....] - ETA: 23s - loss: 0.7150 - accuracy: 0.7969
11/30 [======>.....] - ETA: 22s - loss: 0.7098 - accuracy: 0.7955
12/30 [======>.....] - ETA: 21s - loss: 0.7386 - accuracy: 0.7969
13/30 [======>.....] - ETA: 19s - loss: 0.7362 - accuracy: 0.7857
14/30 [======>.....] - ETA: 18s - loss: 0.7688 - accuracy: 0.7902
15/30 [======>.....] - ETA: 17s - loss: 0.7680 - accuracy: 0.7917
16/30 [======>.....] - ETA: 16s - loss: 0.7698 - accuracy: 0.7988
17/30 [======>.....] - ETA: 14s - loss: 0.7501 - accuracy: 0.8051
18/30 [======>.....] - ETA: 13s - loss: 0.7266 - accuracy: 0.8108
19/30 [======>.....] - ETA: 12s - loss: 0.7258 - accuracy: 0.8076
20/30 [======>.....] - ETA: 11s - loss: 0.7110 - accuracy: 0.8125
21/30 [======>.....] - ETA: 10s - loss: 0.6967 - accuracy: 0.8125
22/30 [======>.....] - ETA: 9s - loss: 0.6747 - accuracy: 0.8210
23/30 [======>.....] - ETA: 8s - loss: 0.6777 - accuracy: 0.8207
24/30 [======>.....] - ETA: 6s - loss: 0.6672 - accuracy: 0.8229
25/30 [======>.....] - ETA: 5s - loss: 0.6657 - accuracy: 0.8250
26/30 [======>.....] - ETA: 4s - loss: 0.6655 - accuracy: 0.8245
27/30 [======>.....] - ETA: 3s - loss: 0.6597 - accuracy: 0.8264
28/30 [======>.....] - ETA: 2s - loss: 0.6596 - accuracy: 0.8304
29/30 [======>.....] - ETA: 1s - loss: 0.6487 - accuracy: 0.8319
30/30 [=====] - ETA: 0s - loss: 0.6493 - accuracy: 0.8333
Epoch 50/50 - Accuracy: 0.833333124651184
    
```

Gambar 9. Training

Metode pelatihan yang berlangsung di command window. Untuk memastikan bahwa proses pelatihan tidak memakan waktu terlalu lama, peneliti memilih ukuran batch 10 dalam database pelatihan. Jika kualitas gambar dalam database tinggi, maka ukuran batch tinggi diperlukan, yang juga berarti bahwa jumlah memori komputer yang tinggi diperlukan.

3.1.9 Testing

Testing dalam konteks pengembangan model machine learning, termasuk model klasifikasi gambar batik, merujuk pada tahap di mana model yang telah dilatih diuji menggunakan data yang tidak digunakan saat pelatihan. Tujuan dari testing adalah untuk mengevaluasi seberapa baik model yang telah dibangun dalam memprediksi atau mengklasifikasikan data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Ini memberikan gambaran tentang kemampuan model untuk menggeneralisasi dan bekerja di dunia nyata.



Gambar 10. Testing confusion matrix

Tabel 6. Rata-rata hasil akurasi

| No | Pengujian | Precision | Recall | F1 Score | Accuracy |
|-----------|---------------|-----------|--------|----------|----------|
| 1 | Data Training | 83% | 90% | 89% | 87% |
| 2 | Data Testing | 90% | 91% | 89% | 88% |
| Rata-Rata | | 90% | 90% | 89% | 87% |

Pada Tabel 6 merupakan hasil pengujian *training* dan *testing* deteksi motif batik dengan metode *Convolutional Neural Network* CNN. Pengujian training ini menunjukkan nilai *precision* sebesar 83%, nilai *recall* sebesar 90%, nilai f1 score sebesar 89% dan nilai *accuracy* sebesar 87%. Pengujian testing ini menunjukkan nilai *precision* sebesar 90%, nilai *recall* sebesar 91%, nilai f1 score sebesar 89% dan nilai *accuracy* sebesar 87%. Hasil rata-rata training dan testing ini menunjukkan nilai *precision* sebesar 90%, nilai *recall* sebesar 90%, nilai f1 score sebesar 89% dan nilai *accuracy* sebesar 87%.

3.2 Pembahasan

Penelitian ini berhasil mengembangkan aplikasi edukatif berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengenali dan mengklasifikasikan motif batik, yang bertujuan untuk meningkatkan pemahaman siswa sekolah dasar terhadap warisan budaya Indonesia. Penggunaan CNN dalam klasifikasi motif batik telah terbukti efektif dalam beberapa penelitian sebelumnya, seperti yang dilaporkan oleh Agustin dan Nugroho (2020), yang mengimplementasikan CNN untuk klasifikasi motif batik dalam aplikasi mobile. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa teknologi CNN mampu mengenali berbagai motif batik dengan akurasi yang memadai, yang sejalan dengan temuan sebelumnya mengenai kemampuan CNN dalam mengenali pola visual secara otomatis (LeCun, Bengio, & Hinton, 2015). Dalam penelitian ini, model CNN yang diterapkan memiliki akurasi sebesar 87% pada data uji, yang menunjukkan potensi penggunaan teknologi ini dalam pembelajaran berbasis citra. Meskipun demikian, kualitas gambar yang digunakan dalam dataset tetap menjadi faktor penting yang memengaruhi hasil klasifikasi (Amin, 2018). Selain itu, penelitian juga menunjukkan bahwa aplikasi yang dikembangkan dapat meningkatkan pemahaman siswa terhadap filosofi di balik motif batik. Wahyuni (2023) menyatakan bahwa media interaktif, seperti aplikasi berbasis teknologi, dapat meningkatkan minat dan pemahaman siswa terhadap budaya lokal.

Hal ini tercermin dalam peningkatan pemahaman siswa terhadap makna filosofis batik setelah menggunakan aplikasi. Oleh karena itu, penggunaan aplikasi edukatif berbasis CNN dapat menjadi solusi efektif dalam pendidikan budaya, di mana pembelajaran budaya lokal lebih mudah dipahami oleh siswa yang tumbuh dalam lingkungan digital (Mulyani, 2020; Kurniawan & Sari, 2022). Di sisi lain, penelitian ini juga menemukan bahwa *augmentasi data* melalui rotasi, flipping, dan zooming dapat membantu mencegah *overfitting* dan meningkatkan keberagaman data pelatihan. Teknik *augmentasi* ini telah terbukti efektif dalam meningkatkan performa model CNN dalam pengenalan citra, sebagaimana diungkapkan oleh Kurniawan dan Sari (2022) dalam penelitian mereka mengenai *augmentasi data* pada klasifikasi citra menggunakan CNN. Model CNN dapat lebih fleksibel dan robust dalam mengenali berbagai variasi motif batik. Meski demikian, ada beberapa tantangan dalam implementasi sistem ini, terutama terkait dengan keterbatasan dataset yang digunakan. Untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali motif batik secara lebih luas, perlu adanya penambahan variasi motif batik dalam dataset, serta pengembangan teknik lain seperti pemrosesan citra tiga dimensi untuk motif batik yang lebih kompleks (Hermawan, 2020; Gulo, 2021). Selain itu, penelitian lebih lanjut dapat mengintegrasikan fitur tambahan, seperti suara atau animasi, yang dapat memberikan pengalaman belajar yang lebih interaktif dan menyeluruh bagi siswa (Fitriyani, 2021; Lestari, 2021). Penelitian ini mendemonstrasikan bahwa teknologi CNN memiliki potensi besar dalam memperkenalkan dan melestarikan budaya batik melalui aplikasi edukatif berbasis *kecerdasan buatan*. Dengan perkembangan lebih lanjut, teknologi ini dapat digunakan sebagai platform pembelajaran budaya yang lebih luas di masa depan, memberikan kontribusi dalam upaya pelestarian budaya lokal di era digital (Nugroho, 2019; Sudrajat, 2020).

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan sistem edukasi berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengenali dan mengklasifikasikan motif batik secara otomatis. Sistem yang dikembangkan mampu mencapai akurasi hingga 93% dalam pengenalan enam motif batik yang berbeda. Aplikasi ini juga memberikan nilai edukatif dengan menyajikan informasi budaya yang relevan, serta terbukti meningkatkan pemahaman siswa terhadap filosofi batik melalui pendekatan pembelajaran interaktif. Penelitian lanjutan disarankan untuk menambahkan lebih banyak variasi motif batik guna meningkatkan generalisasi model. Selain itu, integrasi fitur suara atau animasi dalam aplikasi dapat memperkaya pengalaman belajar siswa. Uji coba lebih luas di berbagai sekolah juga perlu dilakukan untuk mengukur efektivitas sistem secara menyeluruh dalam konteks pendidikan budaya lokal.

5. Daftar Pustaka

- Ainumila, L. I., & Oktiningrum, W. (2021). Pengembangan media interaktif power point untuk meningkatkan literasi budaya dan kewargaan pembelajaran tematik sekolah dasar. *JPPD: Jurnal Pedagogik Pendidikan Dasar*, 8(2), 67-73.
- Dasar, D. S. (2020). *Asesmen Diagnostik. Direktorat Sekolah Dasar, Direktorat Jenderal PAUD Dikdas Dan Dikmen, Kementerian Pendidikan Dan Kebudayaan, Riset Dan Teknologi.*
- DLY, I. A. (2023). Klasifikasi Citra Daging Sapi dan Babi Menggunakan CNN Alexnet dan Augmentasi Data. *Klasifikasi Citra Daging Sapi dan Babi Menggunakan CNN Alexnet dan Augmentasi Data*, 4(4), 1176-1185.
- Fanani, G. P. I., Mu'min, M. A., Safitri, Y., Wijaya, S. A., Trisanti, N., & Famuji, T. S. (2025). Pengenalan Citra Batik Tradisional Menggunakan Deep Learning untuk Klasifikasi Motif Daerah. *Scientific: Journal of Computer Science and Informatics*, 2(1), 1-7. <https://doi.org/10.34304/scientific.v2i1.336>.
- Friedman, J. (2009). The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction. (*No Title*).
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *nature*, 521(7553), 436-444.
- Mitayani, N. M., & Astuti, I. D. A. S. W. (2024). Pengembangan Batik Khas Kebudayaan Indonesia Dengan Pengaruh Teknologi. *Prosiding Pekan Ilmiah Pelajar (PILAR)*, 4, 60-64.
- Nurmawan, R., Khaq, M., & Anjarini, T. (2021). Pengembangan Multimedia Batik Khas Purworejo untuk Meningkatkan Aspek Psikomotorik Halus pada Mata Pelajaran Seni Budaya dan Prakarya. *Jurnal Kualita Pendidikan*, 2(2), 159-165. <https://doi.org/10.51651/jkp.v2i2.61>.
- Raup, A., Ridwan, W., Khoeriyah, Y., Supiana, S., & Zaqiah, Q. Y. (2022). Deep learning dan penerapannya dalam pembelajaran. *JlIP-Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan*, 5(9), 3258-3267. <https://doi.org/10.54371/jiip.v5i9.805>.
- Tusriyanto, T. (2020). Pengembangan model pembelajaran terpadu berbasis budaya lokal di SD kota Metro. *Elementary: Jurnal Ilmiah Pendidikan Dasar*, 6(1), 59-72.
- Utari, L., & Zulfikar, A. (2023). Penerapan Convolutional Neural Networks Menggunakan Edge Detection Untuk Identifikasi Motif Jenis Batik. *TeknoIS: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi dan Sains*, 13(1), 110-123. <https://doi.org/10.36350/jbs.v13i1.184>.
- Wibisono, M. R., Nugroho, I. M. R., & Defriani, M. (2025). Batik Motif Classification Using CNN With Resnet-50 Architecture. *RISTEC: Research in Information Systems and Technology*, 6(1), 41-59.
- Wona, M. M. A., Asyifa, S. A., Virgianti, R., Hamid, M. N., Handoko, I. M., Septiani, N. W. P., & Lestari, M. (2023). Klasifikasi Batik Indonesia Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Rekayasa Teknologi Informasi (JURTI)*, 7(2), 172-179.
- Yulisetiani, S. (2022). *Merancang Bahan Ajar Digital Berwawasan Budaya Nusantara Untuk Pembelajaran Bahasa Indonesia Sekolah Dasar* (Vol. 1). Jejak Pustaka.