

# KLASIFIKASI MOTIF BATIK INDONESIA MENGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN)

Dimas Ariawan<sup>1</sup>, Eka Budimansyah<sup>2</sup>, Wildah Rahma Yudha<sup>3</sup>, Reyhandika Dava Maulana<sup>4</sup>, Dr.  
Muhammad Munsarif, S.Kom., M.Kom.<sup>5</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer Universitas Muhammadiyah Semarang, Semarang, Indonesia

<sup>2</sup>Program Studi Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Muhammadiyah Semarang, Semarang, Indonesia

<sup>3</sup>Program Studi Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer Universitas Muhammadiyah Semarang, Semarang, Indonesia

<sup>4</sup>Program Studi Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer Universitas Muhammadiyah Semarang, Semarang, Indonesia

## Info Artikel

### Riwayat Artikel:

Diterima 10 Mei 2025

Perbaikan 13 Juni 2025

Disetujui 28 Juli 2025

### Keywords:

Batik

*Convolutional Neural Network*  
(CNN)

Klasifikasi

## ABSTRAK

Batik merupakan salah satu warisan budaya Indonesia yang memiliki kekayaan motif, corak, dan warna yang sangat beragam, serta telah diakui oleh UNESCO sebagai warisan budaya takbenda dunia. Meskipun demikian, upaya memperkenalkan dan melestarikan batik, khususnya kepada generasi muda dan masyarakat internasional, masih menghadapi berbagai tantangan. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi motif batik Indonesia berbasis web dengan memanfaatkan teknologi machine learning, khususnya Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan arsitektur EfficientNetB0. Sistem ini dirancang untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan 20 kelas motif batik berdasarkan karakteristik visual seperti corak, warna, dan bentuk. Melalui pendekatan berbasis web, pengguna dapat mempelajari berbagai jenis batik secara interaktif, sehingga diharapkan mampu meningkatkan pemahaman dan apresiasi terhadap budaya batik. Proses pelatihan model menunjukkan peningkatan akurasi yang signifikan, dengan hasil akhir pengujian mencapai akurasi 82,5% serta rata-rata precision, recall, dan F1-score sekitar 0,83. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan memiliki potensi besar untuk mendukung pelestarian dan promosi batik secara digital, serta menjadi sarana pembelajaran yang efektif bagi masyarakat luas di era teknologi informasi.

## ABSTRACT

*Batik is one of Indonesia's cultural heritages, known for its diverse motifs, patterns, and colors, and has been recognized by UNESCO as an intangible cultural heritage of humanity. Despite this recognition, efforts to promote and preserve batik, particularly among younger generations and the global community, continue to face significant challenges. This study aims to develop a web-based Indonesian batik motif classification system utilizing machine learning technology,*

---

*specifically Convolutional Neural Networks (CNN) with the EfficientNetB0 architecture. The system is designed to identify and classify 20 batik motif classes based on visual characteristics such as patterns, colors, and shapes. Through this interactive web-based platform, users can explore and learn about different types of batik, thereby fostering greater understanding and appreciation of this cultural heritage. The training process demonstrated notable improvements in accuracy, with the final model achieving a test accuracy of 82.5% and an average precision, recall, and F1-score of approximately 0.83. These results indicate that the developed system holds substantial potential for digital batik preservation and promotion, serving as an effective educational tool for a wider audience in the era of information technology.*

*Ini adalah artikel akses terbuka di bawah lisensi CC BY-SA.*



---

**Penulis Korespondensi:**

Dimas Ariawan

Program Studi Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Muhammadiyah Semarang

Alamat: Gedung GKB 2Lt. 7, Ruang 707, Jl.Kedungmundu Raya No.18, Semarang 50273, Indonesia

Email: [dimasariawan75@gmail.com](mailto:dimasariawan75@gmail.com)

---

## 1. PENDAHULUAN

Batik adalah salah satu budaya khas Indonesia dan sudah diakui sebagai warisan budaya internasional pada tanggal 2 Oktober 2009 oleh UNESCO (*The United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization*). Batik telah menjadi warisan budaya turun temurun di seluruh Indonesia khususnya di daerah Jawa [1]. Keberagaman corak, motif, dan warna batik menjadikannya sebagai ciri khas yang membanggakan bagi bangsa Indonesia [2].

Akan tetapi, masih terdapat kendala dalam memperkenalkan batik Indonesia kepada masyarakat luas, terutama kepada generasi milenial dan di luar Indonesia. Dalam mengatasi kendala tersebut, sistem klasifikasi motif batik Indonesia berbasis web dengan memanfaatkan metode CNN dapat memberikan solusi yang efektif. Sistem ini menyediakan informasi yang mudah diakses dan memperkenalkan kekayaan budaya batik Indonesia kepada masyarakat luas. Dengan menggunakan teknologi machine learning, sistem ini dapat mengidentifikasi dan mengklasifikasikan jenis batik Indonesia berdasarkan ciri-ciri tertentu, seperti corak, warna, dan bentuk. Dengan adanya sistem ini, pengguna dapat mempelajari dan mengenali jenis-jenis batik Indonesia secara interaktif melalui website.

Penelitian digunakan untuk melestarikan dan mempromosikan kebudayaan batik Indonesia serta memperluas pengetahuan tentang batik Indonesia di tingkat nasional maupun internasional. Selain itu, teknologi machine learning yang diterapkan dalam penelitian ini juga dapat memberikan kontribusi pada pengembangan teknologi informasi di Indonesia. Dengan adanya sistem klasifikasi batik berbasis website ini, diharapkan batik Indonesia dapat lebih dikenal dan diapresiasi oleh masyarakat luas, termasuk generasi milenial, serta dapat menjadi bagian dari upaya pelestarian warisan budaya Indonesia.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Pengumpulan Dataset

Dataset gambar motif batik yang digunakan dalam penelitian ini diunduh dari situs <https://www.kaggle.com/datasets/hendryhb/batik-nusantara-batik-indonesia-dataset>. Dataset ini berisi koleksi citra batik nusantara yang mencakup berbagai motif dari berbagai daerah di Indonesia. Total data yang dikumpulkan sebanyak 800 gambar batik yang telah dikategorikan. Dataset ini kemudian digunakan untuk

---

proses klasifikasi, yang secara umum dapat diartikan sebagai langkah pengelompokan untuk mengidentifikasi dan memisahkan objek yang berbeda berdasarkan karakteristik tertentu. Dalam penelitian ini, dataset dikelompokkan menjadi 20 jenis motif batik, mencerminkan keberagaman budaya batik Indonesia. Selanjutnya, dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu 80% untuk data pelatihan (training) dan 20% untuk data pengujian (testing) guna melatih dan mengevaluasi kinerja model yang dibangun.

## 2.2 Preprocessing atau Persiapan data Citra Batik

Preprocessing adalah langkah yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra, menghilangkan noise yang mungkin ada, dan menentukan bagian citra yang akan digunakan pada langkah-langkah berikutnya [4]. Data citra batik diolah dan dipersiapkan sebelum dimasukkan ke dalam model CNN. Proses persiapan data meliputi:

1. Mengubah ukuran citra menjadi 224x224 piksel, karena terdapat perbedaan ukuran citra dalam dataset.
2. Menormalisasi nilai piksel sehingga berada pada rentang antara 0 dan 1.
3. Membuat label untuk setiap citra yang digunakan dalam pelatihan dan evaluasi model CNN.

## 2.3 Membangun Model CNN

Istilah *Deep Learning* pertama kali diperkenalkan oleh Geoffrey Hinton pada tahun 2006 saat Ia memperkenalkan salah satu varian jaringan saraf tiruan (Artificial Neural Network) yang disebut *Deep Belief Nets* [5]. Konsep untuk melatih jaringan saraf ini adalah dengan melatih dua lapisan pada awalnya lalu menambahkan satu lapisan di atasnya, kemudian jaringan yang dilatih hanyalah lapisan teratasnya dan begitu seterusnya. *Deep Learning* adalah salah satu cabang ilmu dari *Machine Learning* yang memanfaatkan jaringan syaraf tiruan untuk implementasi permasalahan dengan dataset besar. *Deep Learning* dapat memberikan hasil yang lebih akurat karena proses ini seperti meniru cara kerja otak manusia. Salah satu metode dalam *Deep Learning* yang mampu memberikan hasil signifikan mengenai pengenalan objek gambar adalah CNN [6].

CNN merupakan sebuah algoritma yang terdiri dari proses ekstraksi ciri menggunakan konvolusi dan proses klasifikasi yang menggunakan neural network [7]. Di dalam CNN terdapat empat lapisan utama antara lain, lapisan konvolusi (Convolutional Layer), lapisan aktivasi (Activation Layer), lapisan penggabungan (Pooling Layer), dan lapisan terhubung penuh (Fully-Connected Layer) [8]. Arsitektur CNN dibangun dengan menentukan jumlah layer dan tipe layer yang akan digunakan. Pada umumnya, arsitektur CNN terdiri dari beberapa layer konvolusi, pooling, dan fully connected layer. Setiap layer tersebut memiliki fungsi dan parameter yang berbeda untuk memproses input citra. Karena hal tersebut, jumlah layer pada jaringan serta jumlah neuron pada masing-masing layer dianggap sebagai hyperparameter dan dioptimasi [9].

Penerapan CNN sebagai inovasi yang signifikan dalam bidang kecerdasan buatan.

Beberapa penerapan CNN dalam berbagai aspek kehidupan antara lain, dalam bidang Kesehatan CNN digunakan untuk mendeteksi penyakit alzheimer [10]. dalam bidang pertanian cerdas CNN juga digunakan untuk mendeteksi penyakit pada tanaman [11], [12]. CNN juga digunakan dalam bidang keamanan untuk mendeteksi keberadaan seseorang [13].

TensorFlow adalah pustaka perangkat lunak sumber terbuka dan ngratis untuk pembelajaran mesin. TensorFlow dapat digunakan dalam berbagai tugas tetapi memiliki fokus khusus pada pelatihan dan inferensi jaringan neural dalam. TensorFlow adalah pustaka matematika simbolis berdasarkan dataflow dan pemrograman. Saat ini, TensorFlow merupakan pustaka pembelajaran mesin paling terkenal di dunia [14].

Python adalah bahasa pemrograman yang bersifat open source, sehingga dapat digunakan secara gratis oleh siapa saja. Python memiliki source code yang sederhana sehingga memudahkan dalam pengembangan aplikasi mulai dari tahap menulis kode, testing, hingga tahap perbaikan jika ada kesalahan. Bahasa pemrograman Python memiliki library yang lengkap sehingga cocok untuk membuat model machine learning. Python code akan lebih sederhana jika dibandingkan dengan kode yang ditulis oleh bahasa pemrograman lainnya seperti Java, C, C# dan lain sebagainya [15].

## 2.4 Pengujian Model CNN

Model CNN dilatih dengan menggunakan data citra batik yang sudah dipersiapkan dan arsitektur CNN yang sudah dibuat. Proses pelatihan model CNN terdiri dari:

1. Propagasi maju (forward propagation), yaitu proses dimana input citra diteruskan ke dalam arsitektur CNN dan diolah hingga menghasilkan output kelas batik.
2. Perhitungan loss function, yaitu selisih antara output yang dihasilkan oleh model CNN dan label yang sebenarnya pada setiap citra.

3. Propagasi mundur (backward propagation), yaitu proses untuk mengoptimalkan parameter dalam arsitektur CNN agar loss function seminimal mungkin.
4. Optimisasi parameter, yaitu proses untuk menyesuaikan parameter dalam arsitektur CNN agar model dapat memprediksi kelas batik yang benar pada citra batik yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Selanjutnya yaitu mengukur kinerja algoritma yang telah dibuat, dengan membaca hasil akurasi untuk rasio prediksi benar dari keseluruhan data. Dan data loss digunakan untuk memaksimalkan kinerja algoritma dalam tahap training dan validasi model.

Tahap yang terakhir yaitu penarikan kesimpulan dengan menilai hasil accuracy dan loss yang diperoleh, jika accuracy lebih dari 90% dan loss kurang dari 50% maka model convolutional neural network dapat mendeteksi motif batik dengan cukup baik.

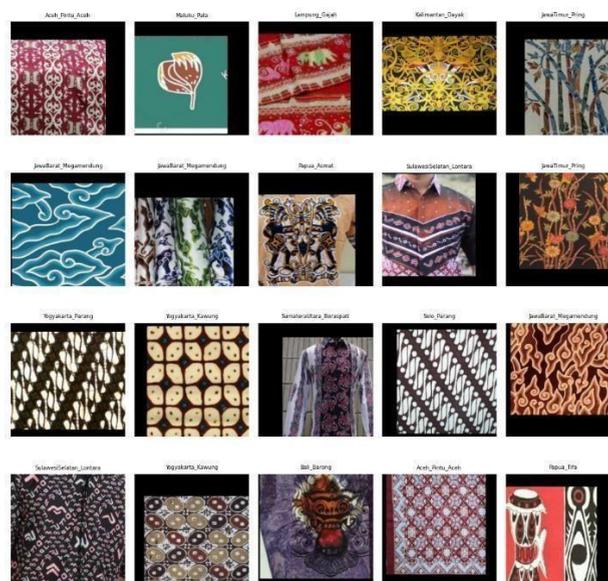
### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini berupaya mengembangkan sebuah sistem klasifikasi motif batik Indonesia berbasis web, dengan memanfaatkan metode Convolutional Neural Network (CNN). Dalam proses identifikasi dan pengelompokan pola batik yang dikenal sangat variatif dan kompleks, penerapan teknologi machine learning, khususnya algoritma CNN, dinilai mampu menawarkan solusi yang otomatis sekaligus efisien. Kendati demikian, implementasinya tidak lepas dari sejumlah tantangan—mulai dari keterbatasan jumlah data, proses segmentasi dan ekstraksi fitur yang cukup rumit, hingga kebutuhan akan klasifikasi yang akurat serta pengembangan antarmuka web yang responsif dan mudah digunakan.

Secara umum, penelitian ini dirancang dalam beberapa tahap utama. Tahap awal mencakup pengumpulan data berupa gambar motif batik dari berbagai daerah di Indonesia, yang kemudian dikategorikan berdasarkan jenis pola secara manual. Setelah itu, dilakukan pra-pemrosesan data yang meliputi segmentasi, normalisasi, pengubahan ukuran gambar, serta augmentasi untuk memperluas variasi dataset. Pada tahap selanjutnya, rancangan arsitektur CNN disusun dengan mempertimbangkan karakteristik visual batik yang detail dan unik. Model tersebut kemudian dilatih dan diuji menggunakan dataset yang telah disiapkan sebelumnya—termasuk proses tuning dan penyempurnaan parameter agar diperoleh hasil yang optimal. Di akhir proses, sistem klasifikasi ini akan diintegrasikan ke dalam sebuah platform berbasis web yang didesain dengan antarmuka ramah pengguna, sehingga mudah diakses oleh siapa pun yang ingin mengenal atau meneliti batik secara digital.

#### 3.1. Dataset

Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah citra motif Batik Indonesia seperti yang tersaji pada gambar dibawah ini. Data gambar tersebut diperoleh dengan mengunduh dari situs web yang telah disebut diatas.



Gambar 1. Kumpulan Dataset Citra Batik

### 3.2. Pre-Processing Data

Proses selanjutnya adalah memanggil dataset yang telah di upload ke google drive. Fungsi dari pemanggilan data ini untuk dapat mengetahui berapa jumlah data training, data validation, dan data testing yang akan kita proses pada algoritma CNN dan untuk tahap resizing citra dengan ukuran 224x224pixel.

Kode memanggil dataset terlihat pada kode berikut:

```
# Data Generators
train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    train_dir,
    target_size=img_size,
    batch_size=batch_size,
    class_mode='categorical',
    subset='training'
)

validation_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    train_dir,
    target_size=img_size,
    batch_size=batch_size,
    class_mode='categorical',
    subset='validation'
)

test_generator = test_datagen.flow_from_directory(
    test_dir,
    target_size=img_size,
    batch_size=batch_size,
    class_mode='categorical',
    shuffle=False
)
```

Gambar 2. Kode Preprocessing Data

Hasil dari baris kode pada Gambar 2 yang telah dijalankan, menghasilkan informasi yang tersaji pada Gambar 3 berikut:

```
Found 520 images belonging to 20 classes.
Found 120 images belonging to 20 classes.
Found 160 images belonging to 20 classes.
```

Gambar 3. Hasil Preprocessing Data

### 3.3 Pelatihan dan Validasi Model

Proses training terhadap model dilakukan dengan memanggil fungsi fit() dan mengisi parameter pada fungsi fit tersebut. Parameter tersebut terdiri dari iterasi atau epoch dari pelatihan yang nantinya akan ditampilkan untuk melihat pergerakan proses pelatihan. Untuk melakukan training data, digunakan optimizer Adam (Adaptive Moment Estimator) untuk mengoptimalkan model CNN.

```
# Compile
model.compile(
    optimizer=Adam(learning_rate=1e-3),
    loss='categorical_crossentropy',
    metrics=['accuracy']
)
```

Gambar 4. Kode Compiling Model

Adam (Adaptive Moment Estimator) adalah teknik pengoptimalan yang memiliki kecepatan pembelajaran adaptif untuk setiap parameter atau bobot. Optimizer digunakan untuk mencari melalui berbagai bobot jaringan dan metrik opsional apapun yang ingin dikumpulkan dan dilaporkan selama training (pelatihan). Dalam hal ini, bisa digunakan cross entropy sebagai argumen loss. Kerugian ini untuk masalah tugas biner dan multiclass. Jenis cross entropy ini membutuhkan label untuk dikodekan sebagai kategori dan didefinisikan dalam Keras sebagai “categorical\_crossentropy”.

```
# Initial training
history = model.fit(
    train_generator,
    epochs=epochs,
    validation_data=validation_generator,
    callbacks=callbacks
)
```

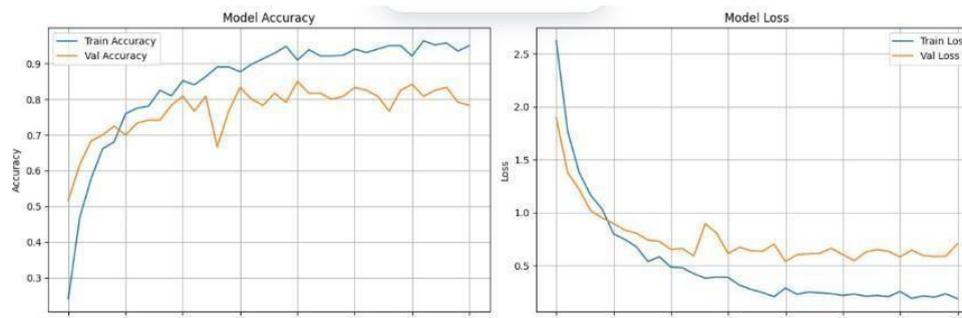
Gambar 5. Kode Training Model

Seperti yang terlihat pada baris kode pada Gambar diatas, pada baris pertama melatih model dengan memanggil fungsi fit() dan ditampung pada variable history. Pada baris kedua train\_dataset adalah semua data gambar dari data latih. pada baris ketiga, parameter validation\_data, diisi dengan data validasi yang akan memvalidasi data latih saat proses pelatihan. Pada baris keempat, parameter epochs merupakan banyaknya iterasi pelatihan yang akan dilakukan. Pada baris terakhir yaitu verbose merupakan parameter untuk melihat proses kemajuan per epoch saat pelatihan.

```
33/33 — 11s 323ms/step - accuracy: 0.8735 - loss: 0.4013 - val_accuracy: 0.8333 - val_loss: 0.6150 - learning_rate: 0.0010
Epoch 17/50
33/33 — 10s 307ms/step - accuracy: 0.9026 - loss: 0.3335 - val_accuracy: 0.8000 - val_loss: 0.6747 - learning_rate: 0.0010
Epoch 18/50
33/33 — 9s 282ms/step - accuracy: 0.8992 - loss: 0.3061 - val_accuracy: 0.7833 - val_loss: 0.6408 - learning_rate: 0.0010
Epoch 19/50
33/33 — 10s 307ms/step - accuracy: 0.9121 - loss: 0.2486 - val_accuracy: 0.8167 - val_loss: 0.6360 - learning_rate: 1.0000e-04
Epoch 20/50
33/33 — 10s 310ms/step - accuracy: 0.9549 - loss: 0.2101 - val_accuracy: 0.7917 - val_loss: 0.7049 - learning_rate: 1.0000e-04
Epoch 21/50
33/33 — 11s 326ms/step - accuracy: 0.9178 - loss: 0.2768 - val_accuracy: 0.8500 - val_loss: 0.5401 - learning_rate: 1.0000e-04
Epoch 22/50
33/33 — 10s 310ms/step - accuracy: 0.9424 - loss: 0.2235 - val_accuracy: 0.8167 - val_loss: 0.6036 - learning_rate: 1.0000e-04
Epoch 23/50
33/33 — 10s 310ms/step - accuracy: 0.9247 - loss: 0.2614 - val_accuracy: 0.8167 - val_loss: 0.6141 - learning_rate: 1.0000e-04
Epoch 24/50
33/33 — 9s 284ms/step - accuracy: 0.9262 - loss: 0.2370 - val_accuracy: 0.8000 - val_loss: 0.6169 - learning_rate: 1.0000e-04
Epoch 25/50
```

Gambar 6. Hasil Training Model CNN

Terlihat pada baris kode pada Gambar bahwa iterasi/epoch yang digunakan yaitu sebanyak 35. Penjelasan nilai loss, accuracy, val\_loss, dan val\_accuracy ditampilkan pada Gambar 9 berikut:

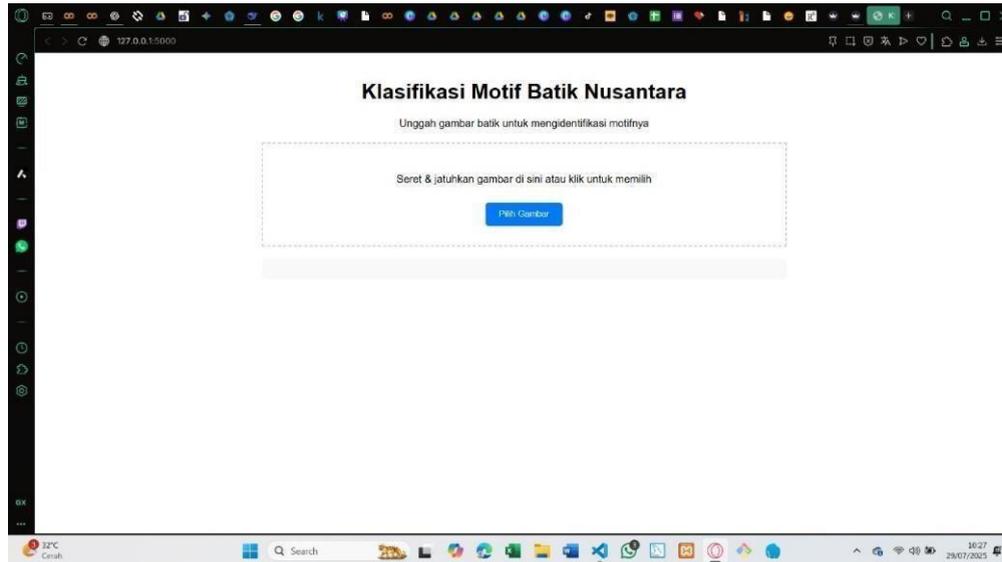


Gambar 6. Hasil Training Model CNN

### 3.4 Tampilan *User-Interface*

#### 3.4.1 Tampilan Home

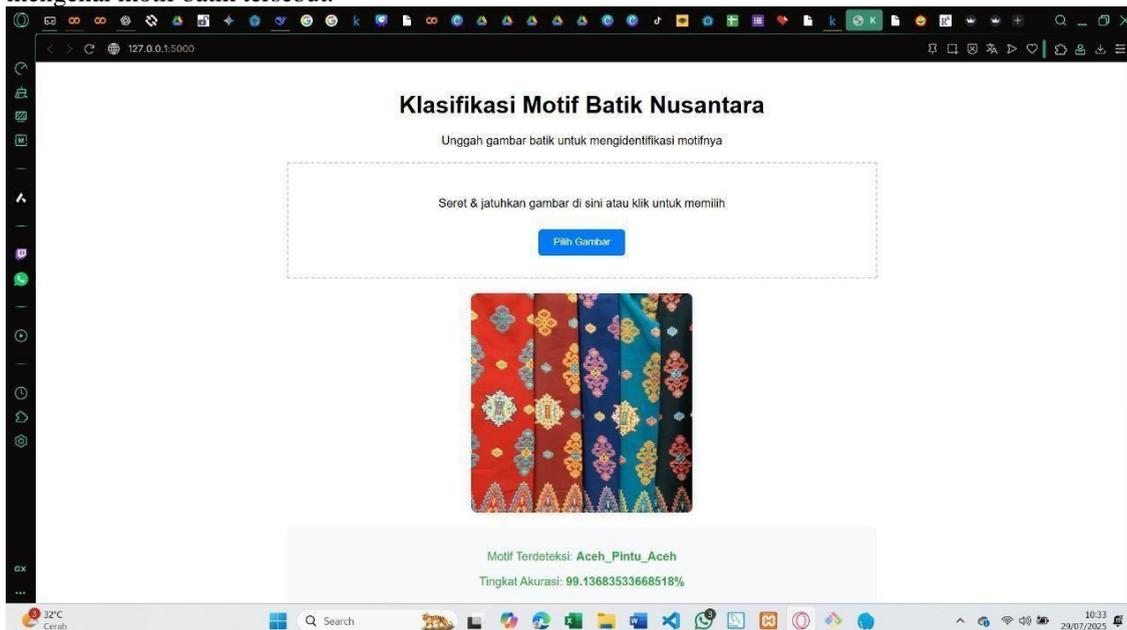
Tampilan pada Gambar merupakan tampilan utama pada website berisi tentang kolom Unggah gambar atau foto motif batik yang ingindideteksi, dan tombol deteksi untuk melanjutkan proses deteksi setelah berhasil mengunggah motif batik yang ingin dicari.



Gambar 8. Tampilan Home

#### 3.4.2 Tampilan Hasil

Tampilan pada Gambar merupakan tampilan yang menampilkan hasil deteksi oleh Artificial Intelligence yang sudah dilatih untuk mengklasifikasikan motif motif batik yang ada di Indonesia, pada tampilan ini berisi tentang Nama batik yang berhasil dideteksi, Gambar motif batik tersebut maupun deskripsi mengenai motif batik tersebut.



Gambar 9. Tampilan Hasil

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model klasifikasi citra batik berbasis deep learning menggunakan arsitektur EfficientNetB0. Model dilatih untuk mengenali 20 kelas batik dari berbagai daerah di Indonesia, dengan dataset yang terdiri dari 520 gambar latih, 120 gambar validasi, dan 160 gambar uji. Selama proses pelatihan, model menunjukkan peningkatan akurasi yang signifikan, dengan akurasi pelatihan mencapai lebih dari 95% dan akurasi validasi sekitar 83–85% pada epoch terbaik. Pada pengujian akhir, model memperoleh akurasi 82,5%, dengan rata-rata precision, recall, dan F1-score sebesar  $\pm 0,83$ .

Hasil ini membuktikan bahwa transfer learning dengan EfficientNetB0 dapat digunakan secara efektif untuk klasifikasi motif batik multikelas, meskipun masih ada ruang untuk peningkatan kinerja, terutama dalam mengurangi kesalahan klasifikasi pada kelas dengan pola motif yang mirip. Model ini diharapkan dapat menjadi dasar pengembangan aplikasi identifikasi batik otomatis untuk mendukung pelestarian budaya Indonesia.

#### 5. UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Bapak Dr. Muhammad Munsyarif, S.Kom., M.Kom. selaku dosen pengampu mata kuliah Pengenalan Pola yang telah memberikan tugas makalah ini. Tanpa bimbingan, arahan, dan motivasi dari beliau, paper ini tidak akan dapat disusun, diselesaikan, dan layak untuk dipublikasikan. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada semua pihak yang telah mendukung proses penelitian dan penulisan ini, baik secara langsung maupun tidak langsung. Semoga karya ini dapat memberikan kontribusi bagi perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi, khususnya dalam bidang pengenalan pola.

#### REFERENSI

- [1] F. Hasyim, K. Malik, F. Rizal, and Yudistira, "Implementasi algoritma convolutional neural networks (cnn) untuk klasifikasi batik," COREAI: Jurnal Kecerdasan Buatan, Komputasi dan Teknologi Informasi, vol. 2, no. 2, pp. 40–47, 2022, doi:10.33650/coreai.v2i2.3365.
- [2] L. Hakim, H. R. Rahmanto, S. P. Kristanto, and D. Yusuf, "Klasifikasi citra motif batik banyuwangi menggunakan convolutional neural network," Jurnal Teknoinfo, vol. 17, no.1, p. 203, 2023, doi: 10.33365/jti.v17i1.2342.
- [3] F. N. Cahya, N. Hardi, D. Riana, and S. Hadiani, "Klasifikasi penyakit mata menggunakan convolutional neural network ( cnn )," vol. 10, pp. 618–626, 2021.
- [4] N. P. Sutramiani, I. K. G. D. Putra, and M. Sudarma, "Local adaptive thresholding pada preprocessing citra lontar aksara bali," vol. 14, no. 1, pp. 27–30, 2015.
- [5] Y. Lecun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," Nature, vol. 521, no. 7553. pp. 436–444, 2015. doi: 10.1038/nature14539.
- [6] F. U. Larasati, N. Aini, and A. H. S. Irianti, "Proses pembuatan batik tulis remekan dingantang," Prosiding Pendidikan Tata Boga Busana, p. 8, 2021.
- [7] Y. Heryadi and T. Wahyono, Dasar-dasar deep learning dan implementasi. Yogyakarta: GAVA MEDIA, 2021.