

SISTEM KLASIFIKASI MOTIF BATIK JOMBANG BERBASIS CNN UNTUK PELESTARIAN WARISAN BUDAYA

Riza Satria Putra¹, Rafie Ishaq Maulana², Achmad Rozy Priambodo³
^{1,2,3} Program Studi Informatika, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur

¹ korespondensi: satriaputra421@gmail.com

ABSTRACT

Batik, as a national cultural asset and identity, must be preserved and its progress reported periodically, encompassing the aspects of heritage transfer, daily use, and public dissemination. The primary challenge in this preservation effort is the complexity of motif diversity, which necessitates a digital solution for efficient classification and documentation. This research addresses this challenge by developing a Jombang Batik Motif Classification System based on the EfficientNetB0 Deep Learning architecture and integrating it into an interactive Streamlit web application. The developed model successfully classifies six main Jombang Batik motifs (Burung Hong, Sulur Kangkung, Ploso Bersemi, Jombang Berseri, Merak Kinasih Keyna Galeri, and Garudan). Performance evaluation on test data demonstrated strong generalization and stability; the model achieved an accuracy of 0.9408 (94.08%) and a minimal loss value of 0.0055. The implementation of this system provides a digital catalog supporting local artisans and popularizing the batik motifs to a broader audience. Thus, this website significantly contributes to the digital innovation and preservation commitment of Jombang Batik as part of the national identity, aligning with the need for continuous cultural evaluation.

Keywords: Batik Jombang, Streamlit, Convolutional Neural Network.

ABSTRAK

Batik, sebagai aset dan identitas budaya nasional, wajib dilestarikan dan dilaporkan perkembangannya secara berkala, yang meliputi aspek pewarisan, penggunaan, dan penyebarluasan. Tantangan utama dalam upaya pelestarian ini adalah keanekaragaman motif yang kompleks, yang memerlukan solusi digital untuk klasifikasi dan dokumentasi yang efisien. Penelitian ini bertujuan mengatasi tantangan tersebut dengan mengembangkan Sistem Klasifikasi Motif Batik Jombang berbasis Deep Learning arsitektur EfficientNetB0, dan mengintegrasikannya ke dalam aplikasi website Streamlit yang interaktif. Model ini sukses mengklasifikasikan enam motif utama Batik Jombang (Burung Hong, Sulur Kangkung, Ploso Bersemi, Jombang Berseri, Merak Kinasih Keyna Galeri, dan Garudan) dengan hasil evaluasi yang menunjukkan generalisasi kuat; akurasi mencapai 0.9408 (94.08%) dan loss hanya 0.0055. Implementasi sistem ini menyediakan katalog digital yang mendukung pengrajin dan mempopulerkan motif batik kepada masyarakat luas. Dengan demikian, website ini secara signifikan berkontribusi pada inovasi digital dan komitmen pelestarian Batik Jombang sebagai bagian dari identitas nasional, sejalan dengan kebutuhan evaluasi budaya yang berkelanjutan.

Kata Kunci: Batik Jombang, Streamlit, Convolutional Neural Network.

PENDAHULUAN

Batik adalah seni menulis dan membuat titik pada kain dengan menggunakan lilin malam (pemalaman). Nama ini diambil dari bahasa Jawa, yaitu "amba" ('menulis') dan "titik", yang secara historis menjelaskan proses pembuatannya (1). Batik diakui sebagai warisan budaya tak benda oleh UNESCO pada 2 Oktober 2009. Pengakuan ini didasarkan pada nilai sejarah, estetika, dan

filosofis yang mendalam yang terkandung dalam seni budaya Indonesia tersebut (2) Sebagai aset budaya bangsa dan ikon produk Indonesia, batik menjadi salah satu bentuk seni tradisional yang wajib dilestarikan (3). Tanggung jawab pelestarian ini dibarengi dengan kewajiban Indonesia untuk melaporkan perkembangannya secara berkala, yaitu setiap 4 hingga 10 tahun. Evaluasi pelestarian batik tersebut mencakup tiga aspek

utama: pewarisan nilai kepada generasi muda, penggunaan batik dalam kehidupan sehari-hari, dan upaya penyebarluasan kepada masyarakat luas (4). Oleh karena itu diperlukan Kerjasama dan komitmen antara pemerintah, lembaga pendidikan, dan Masyarakat supaya batik tetap menjadi bagian dari identitas nasional.

Keanekaragaman motif batik yang dipengaruhi oleh daerah asalnya menghadirkan tantangan tersendiri dalam proses klasifikasi. Untuk mengatasi kompleksitas visual ini, bidang pengolahan citra digital menawarkan solusi. Salah satu bidang yang paling diminati adalah klasifikasi citra (*Image Classification*), yang mampu meniru bahkan menggantikan kemampuan visual manusia dalam membedakan berbagai motif batik secara akurat (5). Klasifikasi sendiri didefinisikan sebagai proses pengelompokan objek atau fenomena berdasarkan kesamaan atau perbedaan karakteristik. Dalam konteks citra digital, ini berarti mengelompokkan piksel-piksel ke dalam kategori atau kelas yang berbeda. Tujuan utamanya adalah untuk mengidentifikasi dan memisahkan objek atau fitur, yang selanjutnya memungkinkan analisis mendalam atau pengambilan keputusan berdasarkan informasi visual yang ada. Proses ini umumnya mengandalkan algoritma atau teknik pengolahan citra untuk mengenali pola dan atribut dalam citra.

Tujuan utama klasifikasi batik adalah pengelompokan berdasarkan motif. Untuk mencapai hal ini, *Convolutional Neural*

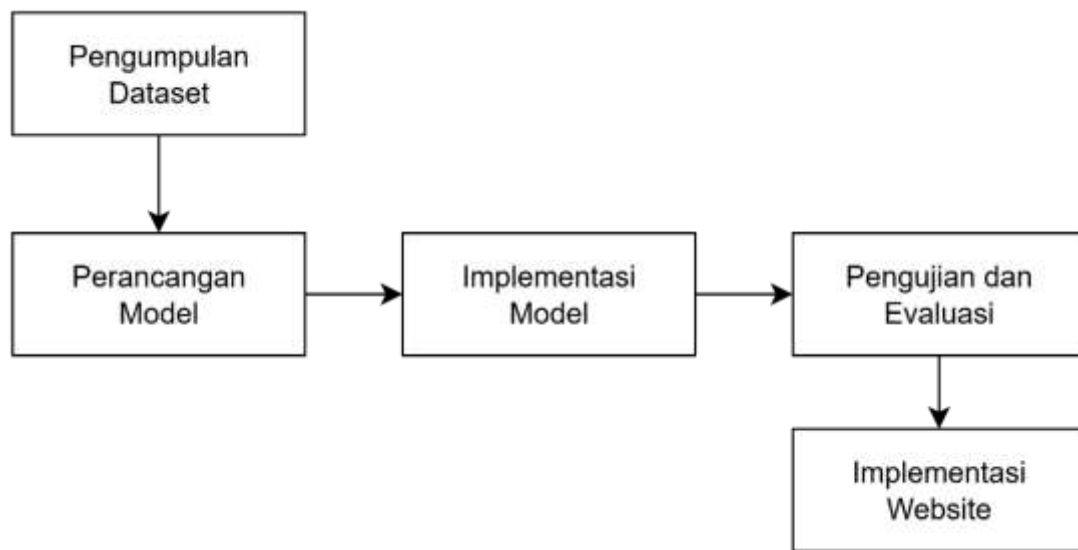
Network (CNN) menjadi pilihan ideal karena memiliki kemampuan unggul dalam mengekstraksi dan mengenali fitur motif batik dengan tingkat akurasi yang tinggi (6). *EfficientNetB0* menjadi pilihan arsitektur CNN kami karena terbukti mampu memberikan akurasi terbaik sambil tetap mempertahankan efisiensi komputasi yang sangat baik (7). Keunggulan efisiensi ini memungkinkan untuk mengimplementasikan model CNN ke dalam aplikasi berbasis web. Pengembangan sistem ini sangat penting karena mengubah solusi teknis menjadi alat yang mudah diakses oleh masyarakat luas dan terutama para perajin Batik Jombang.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan Sistem Klasifikasi Motif Batik Jombang berbasis arsitektur *EfficientNetB0* dan mengevaluasi performa sistem tersebut dalam mendukung pelestarian warisan budaya dan inovasi digital bagi masyarakat.

METODE

Penelitian ini menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) arsitektur *EfficientNetB0* guna implementasi klasifikasi motif batik secara otomatis yang kemudian akan diimplementasikan kedalam *website* galeri batik lokal di jombang. Penelitian dimulai dari mengumpulkan dataset secara langsung di galeri batik, merancang model CNN, Implementasi model yang telah dibuat, mengevaluasi hasil pelatihan model, kemudian yang terakhir yaitu mengimplementasikan model CNN kedalam

website. Diagram Alur penelitian secara lengkap bisa dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1: Alur Penelitian

Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan yaitu data Primer dan Sekunder, dimana data primer didapatkan di Keyna Galeri secara langsung, yang merupakan galeri dan tempat pelatihan batik yang berada di Ploso, Jombang Jawa Timur dan Data sekunder didapatkan dari augmentasi data motif asli yang diimplementasikan sebagai desain pakaian.

Jumlah total keseluruhan data yaitu 2134, dengan 6 kelas yang terdiri dari motif garudan, merak kinasih keyna galeri, ploso bersemi, jombang berseri, sulur kangkung dan burung hong.

Sebelum memasuki perancangan model data gambar diolah terlebih dahulu atau bisa disebut juga dengan *preprocessing data* proses ini bertujuan untuk mengolah data mentah menjadi data yang sesuai dengan

inputan model yang akan diimplementasikan (8). Tahapan ini terdiri dari:

1. Pembagian data dimana data dibagi menjadi 70% data latih, 15% data validasi dan 15% data tes
2. *Resize*, merubah ukuran gambar menjadi 224x224 sebagai inputan standard model *EfficientNetB0*
3. *Augmentasi data*, bertujuan untuk memperkaya data latih sehingga pembelajaran bisa berjalan dengan baik (9).

Perancangan Model

Tahapan perancangan model berfungsi untuk memastikan seluruh proses pembuatan model dapat berjalan efektif sehingga tujuan dapat tercapai. Ilustrasi dari langkah-langkah penelitian ini disajikan pada Gambar 2 di bawah ini



Gambar 2: Perancangan Model

Implementasi Model

Tahapan ini bertujuan untuk melakukan implementasi model yang telah diinisialisasikan pada tahapan sebelumnya, pada tahapan ini CNN digunakan karena kemampuan unggulnya dalam mengekstrak fitur-fitur penting dari data visual (seperti tekstur dan tepi). CNN beroperasi melalui serangkaian lapisan, termasuk lapisan konvolusi, pooling, dan fully-connected, yang bekerja secara hirarkis untuk menghasilkan hasil klasifikasi akhir (10). model arsitektur yang digunakan merupakan *EfficientNetB0*.

EfficientNetB0 dibangun menggunakan pendekatan *multi-objective neural architecture search*, yang kemudian dioptimalkan melalui *compound scaling*. Metode *compound scaling* ini berfungsi menyeimbangkan secara optimal tiga dimensi utama jaringan yaitu kedalaman, lebar, dan resolusi yang diterapkan pada komponen inti

jaringan: modul konvolusi *bottleneck* terbalik portabel (MBConv) (11).

$$Depth: d = \alpha^\phi \dots\dots\dots(1)$$

$$Width: w = \beta^\phi \dots\dots\dots(2)$$

$$Resolution: r = \gamma^\phi \dots\dots\dots(3)$$

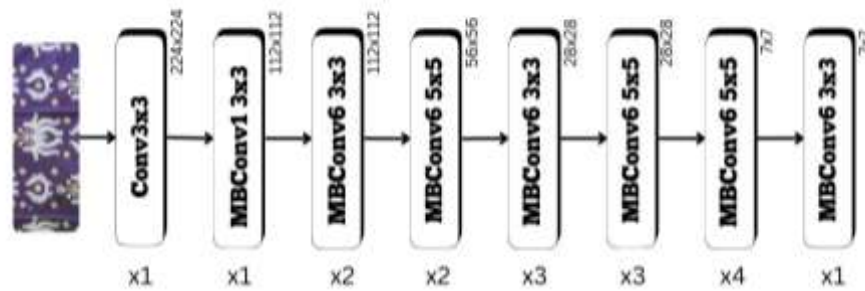
$$\alpha \cdot \beta^2 \cdot \gamma^2 \approx 2 \dots\dots\dots(4)$$

$$\alpha \geq 1, \beta \geq 1, \gamma \geq 1 \dots\dots\dots(5)$$

Dimana:

1. ϕ (phi) adalah koefisien skala global semakin besar ϕ , semakin besar model.
2. α, β, γ adalah koefisien penskalaan masing-masing untuk *depth*, *width*, dan *resolution*.
3. *Constraint* pada rumus ke-4 memastikan bahwa peningkatan kompleksitas model tetap seimbang (misalnya, tidak hanya menambah kedalaman tanpa menyesuaikan lebar dan resolusi).

Gambar 3 berikut merupakan arsitektur *EfficientNetB0*.



Gambar 3: Arsitektur EfficientNetB0

Pelatihan model dilakukan dengan paramater *learning rate* sebesar 0.001 dan dilakukan sebanyak 15 *epoch* dengan *batch size* sebesar 32.

Pengujian dan Evaluasi

Salah satu cara untuk mengevaluasi sebuah model *machine learning* yaitu menggunakan nilai akurasi (12). Perhitungan akurasi melibatkan beberapa istilah dasar, yaitu *true positive* (TP), *true negative* (TN), *false positive* (FP), dan *false negative* (FN). Istilah-istilah kunci ini umumnya diorganisir dan disajikan dalam bentuk tabel yang disebut *confusion matrix* (13)

$$akurasi = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \dots\dots\dots(6)$$

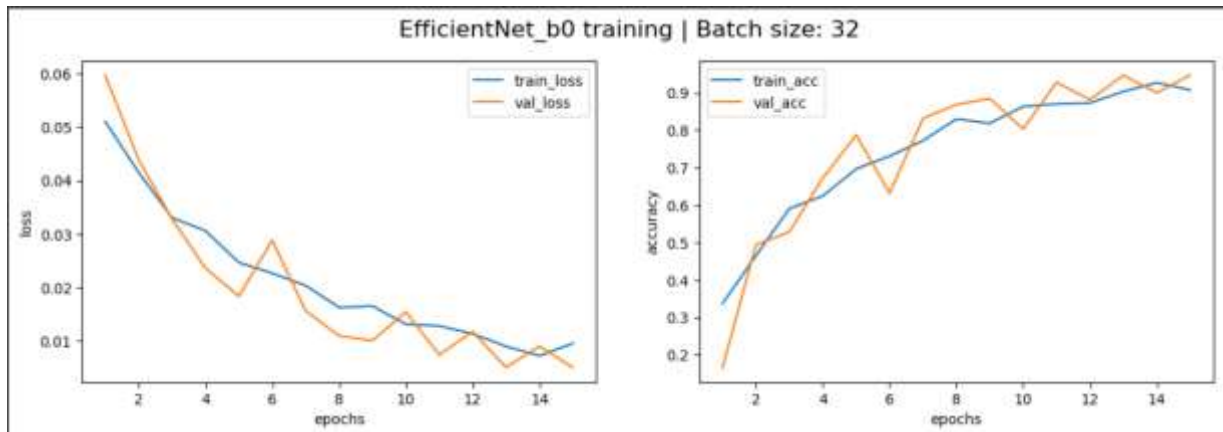
Implementasi Website

Streamlit adalah pustaka Python yang bersifat *open source* dan dirancang untuk mempercepat serta mempermudah pembuatan aplikasi web interaktif yang berfokus pada data, memiliki keunggulan berupa kemampuan untuk mengubah proyek *machine learning* menjadi solusi yang mudah direproduksi, dibagikan, disesuaikan, dan siap digunakan di berbagai tim dan organisasi (14).

Setelah model dilatih dan dievaluasi, model disimpan dalam bentuk file .pth yang kemudian akan digunakan dalam implementasi *website* menggunakan streamlit. Hasil akhir yang diharapkan merupakan *website* yang memiliki fitur untuk melakukan klasifikasi terhadap motif batik plosong jombang.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Performa Pelatihan Model



Gambar 4: Performa Model

Gambar 4 diatas memvisualisasikan grafik selama pelatihan model, model sendiri dilatih dengan parameter *learning rate* 0.001 dan sebanyak 15 iterasi. Grafik sebelah kiri menunjukkan fungsi *loss* yang dimana performa *loss* menurun dari iterasi ke 1 sampai ke 15 yang berarti bahwa model telah

belajar dengan baik. Sedangkan grafik sebelah kanan merupakan visualisasi dari nilai akurasi, pada pelatihan awal nilai akurasi rendah tetapi semakin lama semakin membaik, hal ini menunjukkan bahwasannya model telah belajar dengan baik, akhir nilai akurasi pada pelatihan mencapai 94%.

Evaluasi Model

```
--- Evaluating EfficientNet_b0 on Test Data ---  
Evaluating on Test Data: 100%|██████████| 11/11 [03:01<00:00, 16.53s/it]  
  
Test Loss: 0.0055  
Test Accuracy: 0.9408
```

Gambar 5: Evaluasi Model

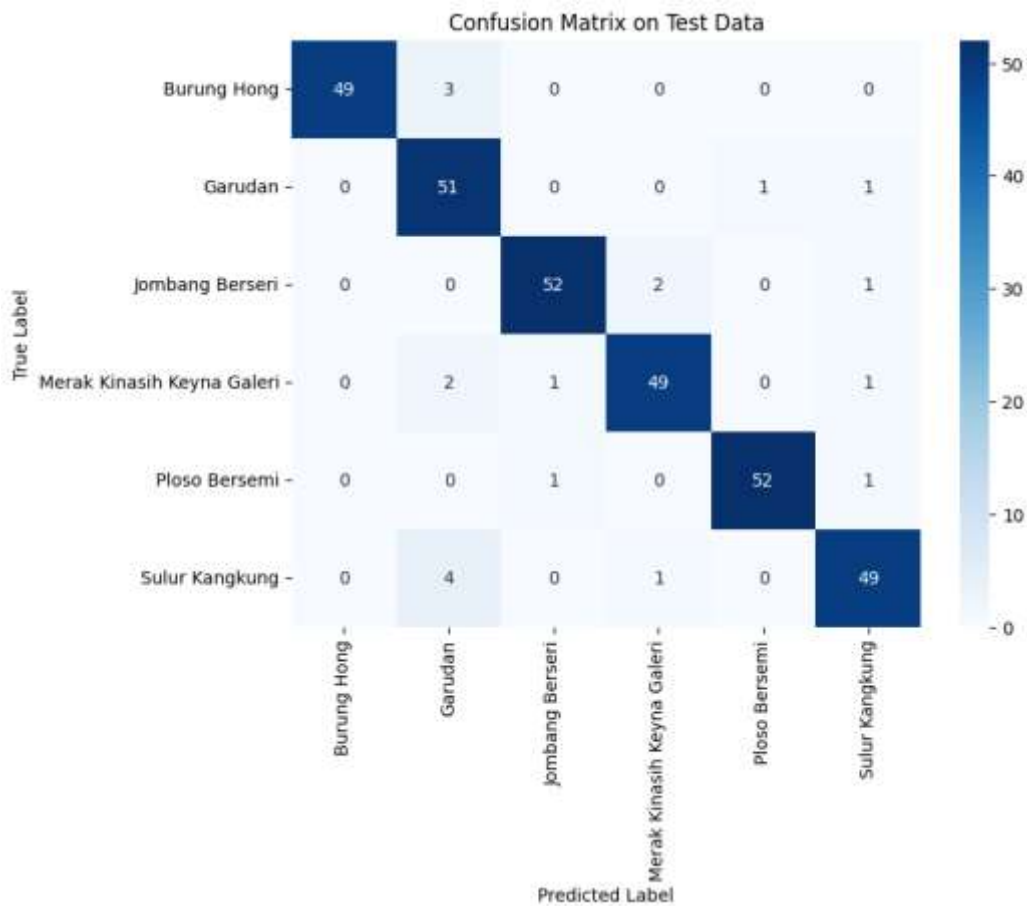
Hasil evaluasi model menggunakan data uji, seperti yang terlihat pada Gambar 5, menunjukkan performa yang sangat menjanjikan. Model berhasil mencatatkan nilai *loss* (kerugian) yang sangat rendah, yaitu 0.0055, dan mencapai akurasi sebesar 0.9408

(atau 94.08%). Angka-angka ini secara jelas mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang kuat, artinya ia bekerja dengan baik dalam mengenali dan memproses data yang sepenuhnya baru dan belum pernah digunakan selama proses

pelatihan. Berdasarkan tingkat akurasi yang tinggi ini, model dianggap siap untuk

diimplementasikan dan diintegrasikan ke dalam sistem *website* sederhana.

Analisis *Confusion Matrix*



Gambar 6: Confusion Matrix data tes

Gambar *Confusion Matrix* di atas menyajikan hasil evaluasi kinerja model klasifikasi pada Data Uji untuk enam kategori berbeda, yang tertera pada sumbu *horizontal* (Predicted Label) dan sumbu *vertikal* (True Label). Analisis matriks menunjukkan bahwa model secara umum memiliki performa yang sangat baik dalam membedakan kelas-kelas tersebut, yang ditunjukkan oleh nilai-nilai tinggi pada diagonal utama (prediksi benar). Secara

spesifik, model menunjukkan akurasi tertinggi pada kelas Jombang Berseri dan Ploso Bersemi dengan masing-masing 52 sampel terklasifikasi dengan benar. Kelas Garudan juga menunjukkan kinerja yang kuat dengan 51 prediksi benar. Meskipun demikian, terdapat beberapa kesalahan klasifikasi *minor*, seperti 3 sampel Burung Hong yang salah diprediksi sebagai Garudan, dan 4 sampel Sulus Kangkung yang salah diklasifikasikan

sebagai Garudan. Kesalahan terbesar terjadi pada kelas Merak Kinasih Keyna Galeri, di mana 2 sampelnya salah diklasifikasikan sebagai Garudan dan 1 sebagai Jombang Berseri. Secara keseluruhan, jumlah kesalahan prediksi relatif kecil dibandingkan dengan jumlah prediksi yang benar,

menegaskan bahwa model ini efektif dan cocok untuk tugas klasifikasi motif batik ini.

Tampilan Website

Berikut merupakan hasil dari *website* yang telah dibuat menggunakan streamlit.



Gambar 7: Halaman Klasifikasi

Gambar 7 menampilkan antarmuka klasifikasi *website* yang merupakan fungsi utama pengguna. Halaman ini menyediakan fitur tombol unggah yang memungkinkan pengguna memasukkan gambar batik. Setelah gambar diunggah, sistem akan secara otomatis

memanggil dan menjalankan model *machine learning* yang telah dilatih sebelumnya untuk melakukan klasifikasi, dan selanjutnya menampilkan hasil prediksi akhir dari jenis batik tersebut.



Gambar 8: Halaman Hasil Klasifikasi

Gambar 8 menyajikan halaman output, yang tampil setelah proses unggah dan klasifikasi gambar selesai. Halaman ini berfungsi untuk menampilkan hasil identifikasi kepada pengguna, mencakup nama motif batik yang diunggah, diikuti dengan deskripsi atau penjelasan singkat mengenai motif tersebut.

SIMPULAN

Penelitian ini sukses dalam mengembangkan dan mengintegrasikan model *Deep Learning* berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk fungsi klasifikasi motif Batik Jombang ke dalam sebuah aplikasi *website* yang dibangun menggunakan *framework* Streamlit. Model yang dikembangkan ini menunjukkan tingkat akurasi yang impresif dalam mengklasifikasikan keenam motif Batik Jombang, yaitu Burung Hong, Sulur Kangkung, Ploso Bersemi, Jombang Berseri, Merak Kinasih Keyna Galeri, dan Garudan. Evaluasi kinerja pada data uji lebih lanjut mengkonfirmasi generalisasi yang kuat dan performa yang stabil, dengan hasil akhir berupa nilai akurasi model sebesar 0.9408 (atau 94.08%) dan nilai *loss* yang sangat rendah, yaitu 0.0055.

Dengan mengimplementasikan *website* ini, hasil penelitian ini tidak hanya menyediakan katalog digital interaktif yang bermanfaat bagi para pengrajin batik Jombang, tetapi juga berperan penting dalam memperkenalkan dan mempopulerkan motif batik Jombang kepada khalayak luas. Pada akhirnya, inovasi digital ini secara langsung mendukung upaya pelestarian Batik Jombang sebagai bagian dari identitas nasional.

DAFTAR PUSTAKA

1. Amaris Trixie A. *Filosofi Motif Batik Sebagai Identitas Bangsa Indonesia*. 2020 Jul.
2. Minarno AE, Maulani AS, Kurniawardhani A, Bimantoro F, Suciati N. Comparison of methods for Batik classification using multi texton histogram. *Telkomnika (Telecommunication Computing Electronics and Control)*. 2018 Jun 1;16(3):1358–66.
3. Larasati FU, Aini N, Hery A, Irianti S. *Proses Pembuatan Batik Tulis Remekan Di Kecamatan Ngantang*. 2021.
4. Karsam. *Kajian Ciri dan Motif Batik Jombang: Studi Kasus Jombang Kota Santri*. *Jurnal Panggung*. 2024 Sep 1;34(3):348–66.
5. Naufal MF. Analisis Perbandingan Algoritma SVM, KNN, dan CNN untuk Klasifikasi Citra Cuaca. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*. 2021 Mar 25;8(2):311–8.
6. Azmi K, Defit S, Sumijan. Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat. *Jurnal Unitek*. 2023;16(1):2023.
7. Tan M, Le Q V. *EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks*. 2020 Sep 11; Available from: <http://arxiv.org/abs/1905.11946>
8. Rahman S, Ramli M, Arnia F, Muharar R, Zen M, Ikhwan M. *Convolutional Neural Networks Untuk Visi Komputer*. 2021.
9. Goodfellow I, Bengio Y, Courville A. *Deep Learning*.
10. Iswantoro D, Handayani UN D. *Klasifikasi Penyakit Tanaman Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)*. *Jurnal Ilmiah*

- Universitas Batanghari Jambi. 2022 Jul 26;22(2):900.
11. A.Alhijaj J, Raidah S. K. Integration of *EfficientNetB0* and Machine Learning for Fingerprint Classification. *Informatica (Slovenia)*. 2023;47(5):1–20.
 12. Raharjo B. Deep Learning dengan Python.
 13. Wulandari I, Yasin H, Widiharis T. Klasifikasi Citra Digital Bumbu Dan Rempah Dengan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Gaussian* [Internet]. 2020;9:273–82. Available from: <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/>
 14. Nantasenamat C, Biswas A, Nápoles-Duarte JM, Parker MI. Building Bioinformatics Web Applications with Streamlit.