

## Implementasi CNN berbasis *Autoencoder* pada Klasifikasi Pola Batik

Muhammad Faqih Dzulqarnain<sup>1✉</sup>, Abdul Fadlil<sup>3</sup>, Imam Riadi<sup>4</sup>

<sup>1,3,4</sup>Universitas Ahmad Dahlan, Indonesia

<sup>1</sup>Politeknik Aisyiyah Pontianak, Indonesia

✉Corresponding Author:2437083007@webmail.uad.ac.id

### ABSTRAK

Batik sebagai warisan budaya Indonesia memiliki keragaman motif yang perlu dilestarikan. Batik yang menjadi warisan budaya, memiliki tantangan untuk pengenalan pola yang ditujukan untuk melestarikan motif sesuai identifikasi ciri khas wilayahnya. Penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi potensi alternatif *autoencoder* dalam identifikasi pola batik. Pemanfaatan teknologi kecerdasan buatan, khususnya *autoencoder*, diharapkan dapat dilakukan sebagai identifikasi motif batik secara akurat. *Autoencoder* dipilih karena kemampuannya dalam belajar representasi dengan mereduksi dimensi data secara otomatis tanpa memerlukan rekayasa fitur yang kompleks. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *autoencoder* mampu mencapai akurasi 95,4% untuk data *training*, dan akurasi 93,7% untuk data *testing*. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam pengembangan metode klasifikasi pola batik berbasis *deep learning*. Hasil yang diperoleh menunjukkan potensi *autoencoder* sebagai alat untuk pelestarian dan dokumentasi identifikasi motif batik.

**Kata kunci** : batik, *autoencoder*, pengenalan pola, reduksi dimensi

#### A. Latar belakang

Batik telah diakui sebagai sebuah warisan budaya tak benda yang oleh UNESCO [1]. Motif batik pada setiap daerah merefleksikan sejarah, lingkungan, dan nilai-nilai masyarakat setempat, serta membentuk identitas budaya khas [2]. Globalisasi dan kemajuan teknologi khususnya dalam *printing* dan digitalisasi motif, memberikan tantangan baru bagi keberlangsungan warisan batik [3]. Kemudahan produksi dan penyebaran yang ditawarkan oleh perkembangan teknologi berpotensi mengaburkan perbedaan antar motif batik daerah tertentu dan memunculkan motif baru yang terlepas dari akar tradisi [4].

Kelestarian pola batik dari ciri khas suatu daerah menjadi nilai esensial. Pertahanan identitas budaya menjadi penting karena setiap motif menyimpan narasi dan makna yang terikat erat dengan sejarah dan budaya masyarakat [5]. Pelestarian pengetahuan tradisional juga krusial karena proses pembuatan batik, dari perancangan motif hingga teknik pewarnaan dan membatik, merupakan warisan turun-temurun [6]. Pelestarian motif batik mejadi upaya pada setiap daerah berkontribusi pada penjagaan kekayaan budaya Indonesia.

Penelitian dilakukan dengan menyoroti urgensi pelestarian batik [5]. Klasifikasi motif batik misalnya dengan memanfaatkan teknologi *neural network* yang menunjukkan potensi aplikasi *deep learning* atau perkembangan kecerdasan buatan dalam melakukan identifikasi klasifikasi dan dokumentasi motif dengan akurasi tinggi [7][8][9]. Studi lain tentang klasifikasi dan pengenalan pola batik berbasis ciri statistik dan *Correlation Based Feature Selection* menggunakan metode *neural network* yang menekankan ekstraksi ciri statistik dan pemilihan fitur untuk meningkatkan akurasi klasifikasi [6].

Berbagai penelitian telah menerapkan metode statistik dan *neural network* dalam pengenalan klasifikasi pola batik dengan hasil yang baik untuk menunjukkan potensi teknologi

dalam pelestarian pengenalan pola batik [10][11]. Sebagai alternatif, metode CNN akan dapat digabungkan dengan *autoencoder* dan diusulkan untuk menjadi salah satu cara klasifikasi pola batik. *Autoencoder* sebagai salah satu jenis *neural network* akan mempelajari representasi data (*data latent*) melalui proses *encoding* dan merekonstruksi ulang data (*decoding*) pada *layer* model [12]. *Autoencoder* dilatih dengan cara melakukan reduksi data kemudian merekonstruksi kembali data yang dianggap penting pada suatu pola [13]. Model pada bagian *encoder* bertugas mengekstraksi fitur penting dari motif, yang selanjutnya dilakukan *decoder* untuk mengembalikan data citra untuk digunakan sebagai input pengenalan pola pada *neural network* [14]. Keunggulan *autoencoder* terletak pada kemampuan pembelajaran fitur otomatis tanpa rekayasa fitur yang kompleks [15]. Metode *autoencoder* diharapkan menjadi dokumentasi yang baik dan berpotensi meningkatkan efektivitas pengenalan pola untuk batik.

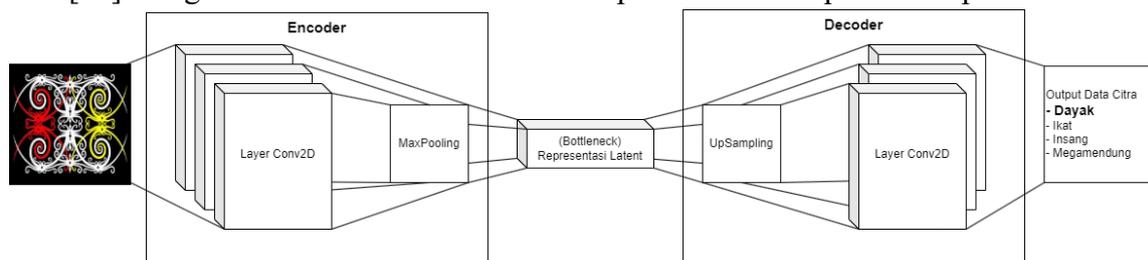
Rumusan masalah dari penelitian ini akan membahas bagaimana *autoencoder* dapat menjadi alternatif model untuk klasifikasi pola batik dan dibandingkan dengan CNN tanpa *autoencoder*. Pembahasan lain adalah bagaimana evaluasi model dengan menggunakan *autoencoder* sebagai alternatif klasifikasi pola batik jika dibandingkan dengan model tanpa *autoencoder*.

## B. Metode

Citra digital secara ilmiah dapat didefinisikan sebagai representasi numerik dari sebuah gambar dua dimensi [16]. Citra digital merupakan fungsi dua variabel,  $f(x, y)$ , di mana  $x$  dan  $y$  merepresentasikan koordinat spasial (*horizontal* dan *vertikal*), dan nilai  $f(x, y)$  merepresentasikan intensitas (misalnya, tingkat keabuan atau warna) pada koordinat tersebut [17]. Representasi citra digital memungkinkan citra untuk diproses dan dianalisis menggunakan komputer. Berbagai teknik pengolahan citra digital telah dikembangkan, termasuk peningkatan kualitas citra (*image enhancement*), restorasi citra (*image restoration*), segmentasi citra (*image segmentation*), dan pengenalan objek (*object recognition*).

Metode pengenalan objek yang termasuk populer adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN adalah arsitektur jaringan saraf tiruan khusus yang efektif untuk memproses data yang memiliki struktur *grid*, seperti citra (dua dimensi) dan video (tiga dimensi) [18]. CNN didasarkan pada prinsip-prinsip pemrosesan sinyal dan penglihatan biologis. Berbeda dengan jaringan saraf tiruan *fully connected* yang menghubungkan setiap *neuron* di satu lapisan ke setiap *neuron* di lapisan berikutnya, CNN memanfaatkan koneksi lokal dan pembagian bobot (*weight sharing*) untuk mengurangi jumlah parameter dan meningkatkan efisiensi komputasi [19]. CNN berjalan dengan melakukan ekstraksi fitur dari citra yang menjadi *dataset*.

*Autoencoder* adalah salah satu metode yang dapat diterapkan untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra termasuk alur pola yang digunakan untuk memperoleh hasil klasifikasi akurat [20]. Diagram CNN berbasis *autoencoder* penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Desain Model CNN berbasis *Autoencoder*

Gambar 1 menjelaskan desain *autoencoder* untuk melakukan klasifikasi data citra. *Autoencoder* terdiri dari dua bagian utama: *encoder* dan *decoder*. *Encoder* bertugas untuk mengubah data input yaitu citra digital menjadi representasi yang ringkas dengan melakukan ekstraksi fitur untuk menjadikan gambar lebih tereduksi secara tinggi dan lebar data. Hasil dari ekstraksi fitur ini dikenal sebagai *latent space* atau *bottleneck layer* yang akan dipelajari dalam pengenalan pola. *Decoder* dilakukan setelah proses *encoder* yang berfungsi untuk merekonstruksi kembali data asli hasil representasi *latent* yang telah dipelajari oleh *encoder*. *Decoder* mengisi dan membentuk kembali data citra sesuai ketentuan hasil ekstraksi fitur sehingga tidak merusak data yang akan digunakan untuk proses *training* dan *testing*. Proses pelatihan model dijalankan untuk mempelajari seluruh fitur pada *dataset*. Bagian *encoder* dari *autoencoder* hasil pelatihan, digunakan sebagai ekstraktor fitur untuk tugas klasifikasi dari objek penelitian. Objek penelitian diperoleh menggunakan *dataset* dari Kaggle yang berisi 680 data citra batik. Rincian dataset ditunjukkan pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Rincian Gambar untuk Dataset

No	Kelas	Jumlah Data
1	Batik Corak Insang	170 Gambar
2	Batik Dayak	170 Gambar
3	Batik Megamendung	170 Gambar
4	Batik Ikat Celup	170 Gambar
<b>Total</b>		<b>680 Gambar</b>

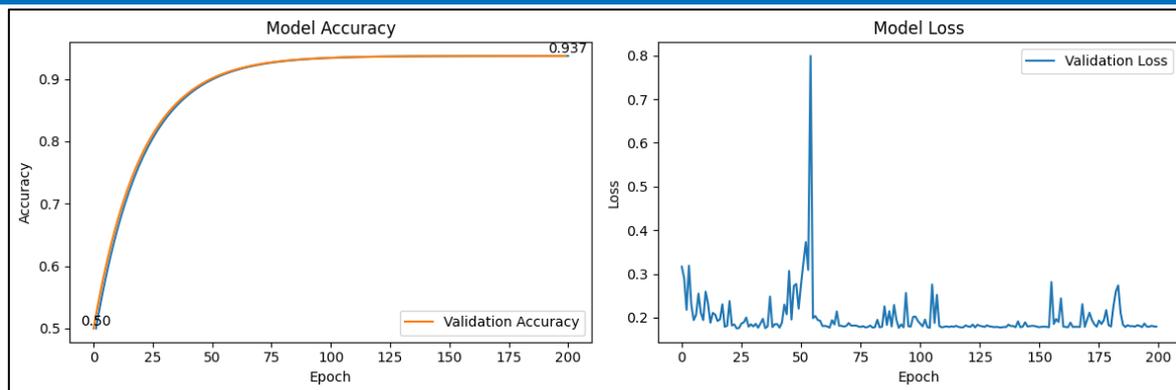
*Dataset* citra dibagi menjadi 80% untuk data *training*, dan 20% untuk data *testing* dari total 680 data citra yang dikumpul secara acak. Gambar yang menjadi *dataset* citra diubah menjadi ukuran resolusi 150x150 piksel untuk memfokuskan pola yang dipelajari.

### C. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini memanfaatkan model *autoencoder* untuk mengenali pola batik. *Dataset* gambar batik yang diperoleh dari Kaggle. Model *autoencoder* ini dirancang dengan 4 lapisan konvolusi yang mereduksi dimensi data dan 4 lapisan *upsampling* untuk merekonstruksi kembali data tanpa menghilangkan data asli.

Hasil *training* dengan menggunakan CNN tanpa *autoencoder* menghasilkan akurasi 89% pada data *testing*. Hasil CNN ini juga memberikan nilai *loss* sebesar 10%. Hasil pelatihan ini berikutnya akan dibandingkan dengan penambahan *autoencoder* untuk peningkatan ekstraksi fitur yang mereduksi *noise* pada *dataset*.

Hasil *training* dari model yang telah dirancang menghasilkan nilai akurasi pengenalan pola motif batik dengan *autoencoder* seperti grafik hasil *testing* akurasi dan *loss* dari gambar 2.



Gambar 2. Diagram Hasil Training Model Autoencoder

Hasil akurasi yang dihasilkan adalah 0.937 atau 93,7% berhasil mengenali pola batik pada data *testing* seperti Gambar 2 sebelah kiri. Hasil *training* juga memberikan nilai *loss* 0.2 atau 2% pada data *testing* seperti Gambar 2 sebelah kanan.

Hasil pelatihan mengalami peningkatan dari 89% menjadi 93.7% saat menggunakan *autoencoder*. Hasil pelatihan juga memberikan nilai penurunan *loss* dari 10% menjadi 2%.

Evaluasi dari hasil pelatihan model dengan menggunakan *confusion matrix* menghasilkan nilai *f1-score* sebesar 93%, *recall* sebesar 93,5% dan *precision* 93,7%. Hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali pola batik yang diberikan dan mengalami peningkatan jika dibandingkan dengan CNN tanpa menggunakan *autoencoder*.

#### D. Kesimpulan

Kesimpulan yang diperoleh menyatakan bahwa *autoencoder* dapat menjadi alternatif pengenalan pola batik dengan akurasi 93,7% untuk data *testing* dan mengalami peningkatan jika dibandingkan dengan model yang hanya menggunakan CNN tanpa *autoencoder* dengan akurasi 89%. *Autoencoder* mampu memberikan reduksi dimensi yang mempertajam hasil pengenalan pola pada motif batik. Penelitian selanjutnya akan dilakukan kombinasi desain CNN dengan *autoencoder* yang dikembangkan dan membandingkan performa akurasi klasifikasi berdasarkan gabungan model CNN dengan metode lain.

#### Daftar Pustaka

- [1] S. Z. Novrita, Y. Yusmerita, P. Puspaneli, L. Fridayati, and F. Vebyola, "Pengembangan Video Tutorial Teknik Batik Tulis Sebagai Media Pembelajaran Pada Mata Kuliah Batik Di Departemen IKK FPP UNP," *Gorga : Jurnal Seni Rupa*, vol. 12, no. 1, 2023, doi: 10.24114/gr.v12i1.39760.
- [2] M. M. A. Wona *et al.*, "Klasifikasi Batik Indonesia Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *JURTI*, vol. 7, no. 2, pp. 172–179, 2023, [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/dionisiusdh/indonesianbatik-motifs>.
- [3] A. Tejawati, J. A. Widians, R. Sulle, Muhammad Bambang Firdaus, A. Prafanto, and F. Alameka, "Pemodelan Konsep Augmented Reality Motif Batik Dayak Kalimantan Timur," *METIK JURNAL*, vol. 6, no. 1, 2022, doi: 10.47002/metik.v6i1.333.
- [4] Deni Priyadi, "Implementasi Marker Based Tracking pada Aplikasi Augmented Reality Batik Majalengka Berbasis Android," *Bandung Conference Series: Communication Management*, vol. 3, no. 3, 2023, doi: 10.29313/bcscm.v3i3.9601.
- [5] O. Asroni and D. Ricardo Serumena, "Pengamanan Hak Cipta Citra Digital dengan

- Teknik Watermarking Menggunakan Metode Hybrid SVD dengan DWT,” *Jurnal Syntax Admiration*, vol. 2, no. 11, 2021, doi: 10.46799/jsa.v2i11.334.
- [6] A. P. B. Salsabila, C. Rozikin, and R. I. Adam, “Klasifikasi Motif Batik Karawang Berbasis Citra Digital dengan Principal Component Analysis dan K-Nearest Neighbor,” *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (JustIN)*, vol. 11, no. 1, 2023, doi: 10.26418/justin.v11i1.46936.
- [7] 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, 2023, doi: 10.33365/jti.v17i1.2342.
- [8] D. A. Anggoro, A. A. T. Marzuki, and W. Supriyanti, “Classification of Solo Batik patterns using deep learning convolutional neural networks algorithm,” *Telkomnika (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, vol. 22, no. 1, pp. 232–240, Feb. 2024, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v22i1.24598.
- [9] M. Malika and E. Widodo, “Implementasi Deep Learning untuk Klasifikasi Gambar Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Batik Sasambo,” *Pattimura Proceeding: Conference of Science and Technology*, 2022, doi: 10.30598/pattimurasci.2021.knmxx.335-340.
- [10] E. Winarno, W. Hadikurniawati, A. Septiarini, and H. Hamdani, “Analysis of color features performance using support vector machine with multi-kernel for batik classification,” *International Journal of Advances in Intelligent Informatics*, vol. 8, no. 2, 2022, doi: 10.26555/ijain.v8i2.821.
- [11] I. Maulana, H. Sastypratiwi, H. Muhardi, N. Safriadi, and H. Sujaini, “Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) untuk Klasifikasi Motif Batik pada Aplikasi Computer Vision Berbasis Android,” *JEPIN - Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika*, vol. 9, no. 3, pp. 384–393, 2023.
- [12] Y. Farooq and S. Savas, “Noise Removal from the Image Using Convolutional Neural Networks-Based Denoising Auto Encoder,” *Journal of Emerging Computer Technologies*, vol. 3, no. 1, 2024, doi: 10.57020/ject.1390428.
- [13] J. Li, J. Wang, and Z. Lin, “SGCAST: symmetric graph convolutional auto-encoder for scalable and accurate study of spatial transcriptomics,” *Brief Bioinform*, vol. 25, no. 1, 2024, doi: 10.1093/bib/bbad490.
- [14] W. Kurniawan, Y. Kristian, and J. Santoso, “Pemanfaatan Deep Convolutional Auto-encoder untuk Mitigasi Serangan Adversarial Attack pada Citra Digital,” *J-INTECH (Journal of Information and Technology)*, vol. 11, no. 1, pp. 50–59, 2023.
- [15] F. Deng, W. Luo, B. Wei, Y. Zuo, H. Zeng, and Y. He, “A novel insulator defect detection scheme based on Deep Convolutional Auto-Encoder for small negative samples,” *High Voltage*, vol. 7, no. 5, 2022, doi: 10.1049/hve2.12210.
- [16] D. Sinaga and C. Jatmoko, “Klasifikasi Citra Batik Sumatra Menggunakan Naive Bayes Berbasis Fitur Ekstraksi GLCM,” *Semnas Ristek (Seminar Nasional Riset dan Inovasi Teknologi)*, vol. 8, no. 01, 2024, doi: 10.30998/semnasristek.v8i01.7148.
- [17] I. Riadi, A. Fadlil, and I. J. D.E Purwadi Putra, “Batik Pattern Classification using Naïve Bayes Method Based on Texture Feature Extraction,” *Khazanah Informatika : Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, vol. 9, no. 1, 2023, doi: 10.23917/khif.v9i1.21207.
- [18] M. Malik Ibrahim, R. Rahmadewi, and L. Nurpulaela, “Pendeteksian Nominal Uang pada Gambar Menggunakan Convolutional Neural Network: Integrasi Metode Pra-Pemrosesan Citra dan Klasifikasi Berbasis CNN,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 2, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i2.6863.
- [19] B. D. N. Pristiani, M. R. A. Prasetya, A. Hidayat, and H. Naparin, “Identifikasi Parasit Malaria Berbasis Web Menggunakan CNN pada Citra Sel Darah,” *Jurnal TEKNO KOMPAK*, vol. 19, no. 1, Oct. 2024.

- [20] K. N. Sunil Kumar, G. B. Arjun Kumar, R. Gatti, S. Santosh Kumar, D. A. Bhyratae, and S. Palle, “Design and implementation of auto encoder based bio medical signal transmission to optimize power using convolution neural network,” *Neuroscience Informatics*, vol. 3, no. 1, p. 100121, Mar. 2023, doi: 10.1016/j.neuri.2023.100121.