

Aplikasi Android untuk Klasifikasi Motif Batik Nitik Yogyakarta Menggunakan VGG-16 dan ImageNet

Ferry Hasan, Eka Bagus Priambudi, Muhammad Rifqi Rahmanda,
Eva Yulia Puspaningrum*

Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan
Nasional "Veteran" Jawa Timur, Indonesia

Diterima: 5 Desember 2024 | Revisi: 15 Januari 2025 | Diterbitkan: 1 Februari 2025

DOI: <https://doi.org/10.33005/scan.v20i1.5644>

ABSTRAK

Batik merupakan warisan budaya Indonesia yang memiliki ragam motif khas di setiap daerah. Salah satu motif yang unik adalah batik nitik khas Yogyakarta, berjumlah 60 jenis, terinspirasi dari kain tenun Patola India dan diyakini sebagai salah satu motif tertua di Keraton Yogyakarta. Penelitian ini bertujuan mengembangkan aplikasi Android untuk klasifikasi otomatis motif batik nitik. Aplikasi ini menggunakan arsitektur CNN VGG-16 dengan teknik transfer learning dari ImageNet agar pelatihan model deep learning lebih efisien. Dataset yang digunakan terdiri dari 960 citra batik nitik yang di augmentasi dengan rotasi 90°, 180°, dan 270°, serta ditambah lima teknik augmentasi lainnya sehingga total menjadi 4800 gambar. Model yang dilatih mampu mengklasifikasikan motif dengan akurasi validasi 80%. Aplikasi memungkinkan pengguna mengidentifikasi motif batik melalui foto dari kamera atau galeri, serta menampilkan persentase klasifikasi. Solusi ini mendukung edukasi dan pelestarian budaya batik secara digital.

Kata Kunci: Batik, Klasifikasi Citra, Convolutional Neural Network.

Android Application for Classifying Yogyakarta Nitik Batik Motifs Using VGG-16 and ImageNet

ABSTRACT

Batik is a cultural heritage of Indonesia, characterized by a variety of unique patterns from each region. One distinctive motif is Nitik batik from Yogyakarta, comprising 60 types, inspired by Indian Patola woven fabrics and believed to be one of the oldest motifs in the Yogyakarta Palace. This study aims to develop an Android application for automatic classification of Nitik batik motifs. The application uses the CNN VGG-16 architecture with transfer learning from ImageNet to make the deep learning model training more efficient. The dataset consists of 960 Nitik batik images, augmented with 90°, 180°, and 270° rotations, and enhanced with five additional augmentation techniques, resulting in a total of 4,800 images. The trained model is capable of classifying motifs with a validation accuracy of 80%. The application allows users to identify batik motifs through photos taken by the camera or selected from the gallery and displays classification percentages. This solution supports education and the digital preservation of batik culture.

Keywords: Batik, Image Classification, Convolutional Neural Network

*Corresponding Author:

Email : evapuspaningrum.if@upnjatim.ac.id

Alamat : Jl. Rungkut Madya, Gn. Anyar, Kec. Gn.
Anyar, Surabaya, Jawa Timur 60294



This article is published under a [Creative Commons Attribution 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara kepulauan yang memiliki populasi terbesar keempat di dunia dan dikenal dengan kekayaan budaya yang luar biasa (Wulandari, 2020). Keberagaman ini mencakup berbagai aspek, mulai dari suku, bahasa, adat istiadat, hingga karya seni tradisional. Salah satu bentuk seni budaya yang menjadi identitas bangsa Indonesia adalah batik. Batik bukan sekadar kain bergambar, tetapi juga merupakan warisan budaya yang sarat akan makna filosofis, nilai sejarah, serta simbol sosial dalam masyarakat (Eskak & Salma, 2018). Setiap daerah di Indonesia memiliki motif batik khas yang dipengaruhi oleh faktor geografis, kebudayaan lokal, sejarah kerajaan, hingga dinamika sosial masyarakatnya (Zahin et al., 2025).

Keanekaragaman batik tersebut menciptakan kekayaan visual yang luar biasa, namun disisi lain juga menimbulkan tantangan dalam hal identifikasi dan klasifikasi (Fatimah & Agustin, 2025). Banyaknya variasi motif, warna, dan corak membuat masyarakat umum, khususnya generasi muda, kesulitan dalam mengenali dan membedakan jenis-jenis batik berdasarkan asal daerah atau maknanya (Mawan, 2020). Jika tidak ada upaya untuk mengenalkan dan melestarikan batik secara lebih adaptif terhadap perkembangan zaman, maka dikhawatirkan eksistensi batik sebagai warisan budaya takbenda dari Indonesia akan semakin terpinggirkan.

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI), khususnya dalam bidang computer vision, membuka peluang baru untuk membantu proses pengenalan motif batik secara otomatis (Faisal et al., 2018; LeCun et al., 2015). Salah satu pendekatan yang menjanjikan adalah pemanfaatan Convolutional Neural Network (CNN), sebuah arsitektur jaringan syaraf tiruan yang secara khusus dirancang untuk menangani data visual seperti gambar (Azmi et al., 2023; Krizhevsky et al., 2017). Di antara berbagai arsitektur CNN, VGG-16 dikenal sebagai salah satu model yang memiliki performa tinggi dalam tugas klasifikasi gambar karena kedalaman arsitekturnya dan penggunaan convolutional layer yang konsisten (Simonyan & Zisserman, 2015; Soekarta et al., 2023). CNN mampu mempelajari dan mengekstraksi pola visual yang kompleks pada motif batik, memungkinkan proses klasifikasi menjadi lebih akurat dan efisien (Nur Ramadhan et al., 2024).

Untuk meningkatkan akurasi klasifikasi citra, arsitektur VGG-16 sering digunakan dalam kombinasi dengan ImageNet (Tammina, 2019). ImageNet tidak hanya digunakan sebagai data pelatihan, tetapi juga sebagai dasar dalam teknik transfer learning, di mana model yang telah dilatih pada ImageNet dapat digunakan kembali pada tugas klasifikasi baru dengan dataset yang lebih kecil dan spesifik, seperti motif batik (Gultom et al., 2018). Pendekatan ini memungkinkan sistem untuk memanfaatkan pengetahuan visual umum yang telah dipelajari sebelumnya, sehingga mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan akurasi model pada domain yang berbeda (Adithama et al., 2023).

Dalam konteks pelestarian budaya batik, khususnya motif nitik dari Yogyakarta yang dikenal dengan pola geometris khasnya, penerapan teknologi berbasis CNN dan ImageNet dapat menjadi solusi efektif (Alya et al., 2023). Penggunaan CNN untuk klasifikasi batik juga telah diterapkan pada aplikasi *mobile* berbasis Android, yang menunjukkan efektivitas tinggi dalam mengidentifikasi pola batik secara cepat dan akurat, bahkan dalam kondisi *real-time* (Maulana et al., 2023). Dengan mengembangkan aplikasi Android yang mampu mengklasifikasikan motif nitik secara otomatis menggunakan model VGG-16 yang telah ditingkatkan melalui transfer learning dari

ImageNet, diharapkan masyarakat dapat lebih mudah mengenali motif-motif batik tersebut. Selain itu, aplikasi ini juga dapat berfungsi sebagai sarana edukasi dan promosi budaya yang adaptif terhadap perkembangan teknologi digital masa kini.

METODE PENELITIAN

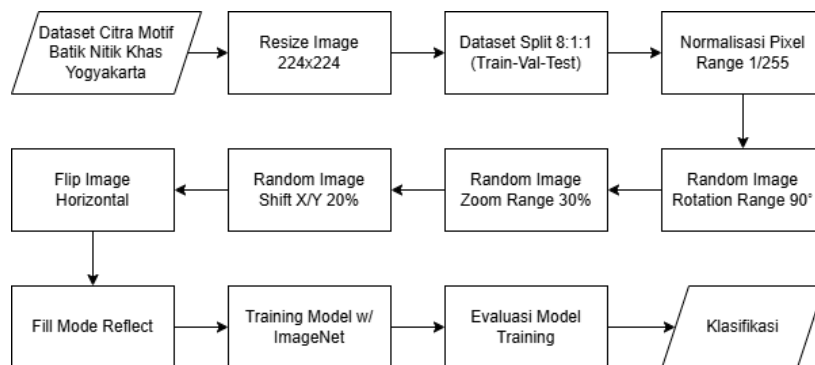
Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental yang berfokus pada proses pelatihan model klasifikasi gambar serta evaluasi performa dari model tersebut terhadap dataset citra motif batik. Berikut adalah tahapan-tahapan yang dilalui dalam pengembangan aplikasi ini.

A. Dataset Citra Motif Batik Nitik Yogyakarta

Pada setiap gambar dari setiap kelas memiliki makna dan pola tersendiri, seperti pada gambar (a) Rengganis merupakan batik yang memiliki makna kelembutan dan keanggunan perempuan dengan berbentuk simetris dengan pola geometris yang halus (Zuhro R A, 2021). Pada gambar ke (b) Sari Mulat merupakan batik yang memiliki makna introspeksi diri dengan motif detail bunga dan elemen kecil berulang. Pada gambar ke (c) Sekar Gambir merupakan batik yang menggambarkan kesuburan dan kecantikan alam dengan motif bunga kecil kecil tersebar merata. Pada gambar ke 4 (d) Sekar Kepel merupakan batik yang melambangkan keistimewaan dan kemewahan dengan motif bulat atau oval dengan elemen khas buah.

B. Rescaling (Normalisasi Pixel)

Mengubah nilai piksel gambar dari rentang $[0, 255]$ menjadi $[0, 1]$. Untuk mempercepat proses pelatihan dan membuat data lebih stabil karena berada dalam skala yang seragam (Satria Yudha Kartika & Maulana, 2021). Sebagian besar gambar digital memiliki nilai piksel dalam rentang 0 hingga 255 (untuk gambar 8-bit, di mana 0 adalah hitam pekat dan 255 adalah putih terang). Jaringan saraf tiruan, terutama yang dalam, bekerja lebih baik dan lebih stabil ketika nilai input berada dalam skala yang kecil dan konsisten.



Gambar 1. Metode Penelitian



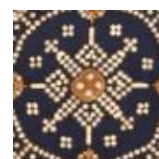
(a) Rengganis



(b) Sari Mulat

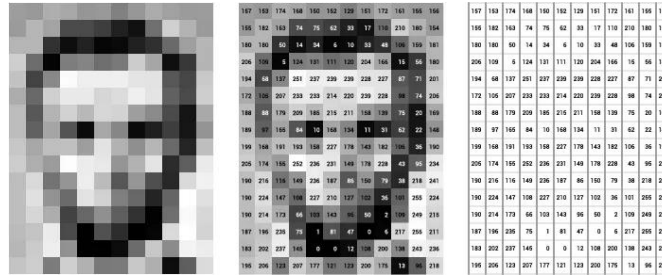


(c) Sekar Gambir



(d) Sekar Kepel

Gambar 2. Contoh dataset batik



Gambar. 3 Contoh Penerapan Normalisasi Pixel
Sumber : @ai.stanford.edu



(a) hasil zoom acak 1
(b) Hasil zoom acak 2
Gambar. 4 Contoh Random Image Zoom



(a) Sebelum Shift X
(b) Sesudah Shift X
Gambar. 5 Contoh Random Image Shift X

C. Pembagian Dataset (Train-Validation-Test Split)

Pembagian data menjadi Training (80%), Validation (10%), dan Testing (10%) untuk evaluasi model selama pelatihan adalah langkah krusial yang harus dilakukan sebelum proses augmentasi data. Hal ini dilakukan untuk mencegah data leakage dan memastikan bahwa evaluasi kinerja model Anda benar-benar akurat dan representatif terhadap performanya pada data yang belum pernah dilihat.

D. Random Image Zoom

Memperbesar / memperkecil gambar hingga 90 derajat secara acak. Membuat objek menjadi lebih besar ataupun kecil dari aslinya. Bertujuan untuk membantu model untuk mengenali objek pada skala yang berbeda (Sasongko et al., 2023). Hal ini ditunjukkan pada Gambar. 4

E. Random Image Shift X/Y

Menggeser gambar secara acak ke arah horizontal (x) atau vertikal (y) hingga 10% dari lebar/tinggi gambar. Mencegah model overfit pada posisi objek yang tetap. Hal ini ditunjukkan pada Gambar. 5

F. Pengisian Pixel yang Hilang (Fill Mode)

Gambar dilakukan resizing menjadi ukuran 224×224 piksel untuk menyesuaikan dengan dimensi input yang dibutuhkan oleh arsitektur VGG-16. Proses ini menyebabkan terjadinya perubahan pada nilai piksel gambar, sebagaimana ditampilkan pada Gambar 6

G. Resize Image 224x224

Gambar dilakukan resizing menjadi ukuran 224×224 piksel untuk menyesuaikan dengan dimensi input yang dibutuhkan oleh arsitektur VGG-16. Proses ini menyebabkan terjadinya perubahan pada nilai piksel gambar, sebagaimana ditampilkan pada Gambar 7.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, model klasifikasi citra batik nitik dikembangkan menggunakan pendekatan transfer learning dengan arsitektur CNN khususnya VGG-16 yang menggunakan transfer learning ImageNet. Tujuan dari pelatihan model ini adalah untuk mengenali pola batik yang berbeda berdasarkan dataset citra yang telah didapatkan melalui mendeley. Dataset yang digunakan terdiri dari 60 kelas dengan 16 gambar pada setiap kelasnya yang sudah dilakukan augmentasi rotasi 90°, 180°, dan 270° oleh institusi sumber, sehingga dataset mentah terdapat sebanyak 960 gambar. Augmentasi yang dilakukan oleh peneliti bertujuan untuk meningkatkan keragaman data dan memperkaya variasi pola pelatihan data.

Dalam proses pelatihan, seluruh citra diubah ukuran input gambar sebesar 224 x 224 piksel yang merupakan ukuran standart model VGG-16. Ukuran batch size sebesar 16, dan pelatihan dilakukan sebanyak 50 epoch. Selain itu, proses pelatihan menerapkan augmentasi data dengan berbagai teknik. Ini meliputi rotasi acak hingga 90°, pembesaran (zoom) acak hingga 30%, dan pergeseran acak pada sumbu x/y sebesar 10%. Setelah dilakukan 5 teknik augmentasi mendapatkan 3840 gambar, dengan total keseluruhan data sebanyak 4800 gambar.



(a) sebelum fill mode



(b) sesudah fill mode

Gambar. 6 Contoh Pengisian Pixel yang Hilang
(Sumber : <https://blog.csdn.net/lichaoqi1/article/details/123889111>)



Gambar. 7 Contoh Resize Image
(Sumber : <https://www.cvmart.net/community/detail/6859>)

```
Epoch 40/50
45/45 ————— 12s 257ms/step - accuracy: 0.5335 - loss: 2.2353 - val_accuracy: 0.8500 - val_loss: 2.0499
Epoch 41/50
45/45 ————— 11s 252ms/step - accuracy: 0.5837 - loss: 2.1366 - val_accuracy: 0.8667 - val_loss: 2.0066
Epoch 42/50
45/45 ————— 21s 258ms/step - accuracy: 0.5579 - loss: 2.1535 - val_accuracy: 0.8833 - val_loss: 1.9682
Epoch 43/50
45/45 ————— 12s 262ms/step - accuracy: 0.5306 - loss: 2.1335 - val_accuracy: 0.8833 - val_loss: 1.9336
Epoch 44/50
45/45 ————— 20s 257ms/step - accuracy: 0.6034 - loss: 2.0810 - val_accuracy: 0.8833 - val_loss: 1.8939
Epoch 45/50
45/45 ————— 11s 243ms/step - accuracy: 0.6299 - loss: 1.9953 - val_accuracy: 0.8667 - val_loss: 1.8616
Epoch 46/50
45/45 ————— 12s 261ms/step - accuracy: 0.5718 - loss: 2.0320 - val_accuracy: 0.8833 - val_loss: 1.8273
Epoch 47/50
45/45 ————— 12s 273ms/step - accuracy: 0.6236 - loss: 1.9685 - val_accuracy: 0.8833 - val_loss: 1.7914
Epoch 48/50
45/45 ————— 12s 264ms/step - accuracy: 0.6022 - loss: 2.0016 - val_accuracy: 0.8833 - val_loss: 1.7549
Epoch 49/50
45/45 ————— 12s 263ms/step - accuracy: 0.6447 - loss: 1.8607 - val_accuracy: 0.8833 - val_loss: 1.7240
Epoch 50/50
45/45 ————— 20s 261ms/step - accuracy: 0.6109 - loss: 1.9031 - val_accuracy: 0.8833 - val_loss: 1.6897
```

Gambar. 8 Training Model

Model yang pada arsitektur VGG-16, ditambahkan beberapa lapisan tambahan terdiri dari flatten untuk meratakan hasil dari VGG-16, Dense dengan 256 unit dengan fungsi ReLu untuk pembelajaran fitur yang lebih kompleks, Dropout sebesar 0.5 untuk mencegah overfitting, dan lapisan output berupa dense 60 unit dengan fungsi aktivasi softmax untuk menghasilkan probabilitas klasifikasi multi kelas. Model ini juga menggunakan algoritma optimizer Adam dengan nilai learning rate sebesar 0.0001. Pada Fungsi loss menggunakan categorical cross entropy, karena fungsi loss tersebut sesuai untuk klasifikasi multi-kelas. Untuk mengukur performa model, metrik evaluasi yang digunakan adalah accuracy.

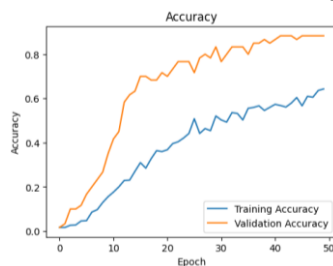
Pada Gambar. 8, Proses pelatihan model dilakukan selama 50 epoch. Pemantauan performa model dilakukan secara berkelanjutan pada setiap epoch dengan memantau accuracy dan loss. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa nilai akurasi pada data latih meningkat secara konsisten hingga mencapai 61% pada akhir epoch. Selain itu, pada akurasi pada data validasi mencapai sekitar 88% pada akhir epoch. Hal ini terlihat jelas pada pelatihan, di mana penurunan nilai val_loss yang konsisten dari 2,0499 menjadi 1,6897. Tidak terdapat overfitting, karena performa model yang stabil dan tinggi dan adanya peningkatan pada data latih.

Pada Gambar. 9, nilai training loss mengalami penurunan yang stabil, dimulai dari 4.0 hingga mendekati nilai 1.0. Hal ini menunjukkan model mampu mempelajari pola data latih dengan baik. Nilai validation loss juga menunjukkan penurunan stabil.

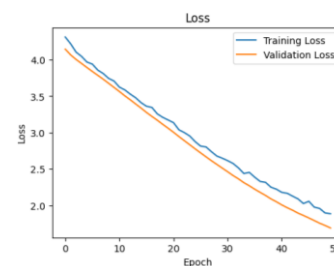
Penurunan ini menunjukkan bahwa performa model pada data validasi tetap tinggi dan stabil sepanjang pelatihan.

Hasil evaluasi model pada Gambar. 10, menunjukkan performa yang sangat baik dengan nilai accuracy mencapai 80%. Kemampuan model dalam pengklasifikasian seluruh gambar dalam dataset benar tanpa kesalahan. Performa ini juga menunjukkan arsitektur model yang berhasil menangkap pola karakteristik dari citra batik secara efektif dan efisien.

Sebagai bentuk penerapan dari model klasifikasi citra batik, seperti pada Gambar 11, dilakukan integrasi model ke dalam sebuah aplikasi mobile berbasis Android. Aplikasi ini dirancang untuk memberikan kemudahan bagi pengguna dalam mengenali motif batik nitik khas Yogyakarta. Pada gambar (a) tampilan awal, antarmuka aplikasi menampilkan dua pilihan utama yaitu mengambil gambar langsung menggunakan kamera atau memilih mengambil gambar dari galeri. Setelah memilih salah satu pilihan, gambar batik akan ditampilkan pada layar aplikasi. Setelah itu, pada gambar (c) diproses oleh model klasifikasi yang sudah diintegrasikan pada aplikasi. Model kemudian melakukan prediksi terhadap citra batik dan hasil klasifikasinya ditampilkan secara langsung kepada pengguna dalam bentuk nama kelas batik yang terdeteksi, persentase klasifikasinya, dan gambar batik.



(a) Grafik Akurasi



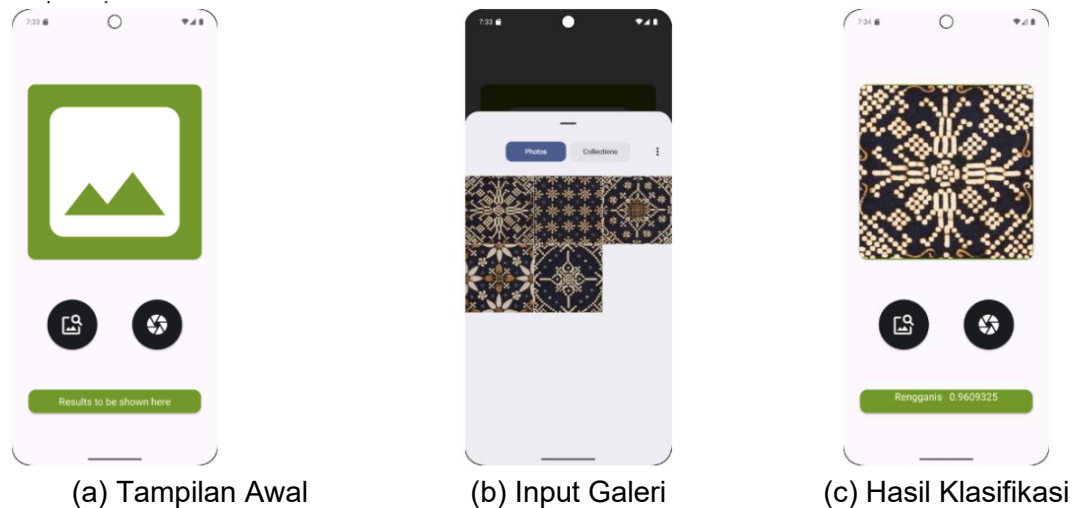
(b) Grafik Loss

Gambar. 9 Grafik Pelatihan Model

```
test_loss, test_acc = model.evaluate(test_data)
print(f"Test Accuracy: {test_acc:.4f}")
```

12/12 ————— 4s 330ms/step - accuracy: 0.8231 - loss: 1.6936
Test Accuracy: 0.8056

Gambar. 10 Evaluasi Model



Gambar. 11 Aplikasi Mobile

SIMPULAN

Berdasarkan hasil pelatihan model, akurasi pada data validasi mencapai 80%. Hal ini menunjukkan tidak adanya indikasi overfitting, di mana model mampu menghafal data latih dengan sangat baik. Selain itu, meskipun nilai training loss mengalami penurunan yang konsisten, validation loss tetap tinggi dan cenderung fluktuatif. Kondisi ini mengindikasikan bahwa model sudah berhasil mempelajari pola yang benar-benar representatif terhadap data baru, sehingga diperlukan perbaikan lebih lanjut dalam arsitektur model, teknik regulasi, atau strategi pelatihan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi.

DAFTAR PUSTAKA

Adithama, S. P., Dwiandiyanta, B. Y., & Wiadji, S. B. (2023). Identification of Batik in Central Java using Transfer Learning Method. *Jurnal Buana Informatika*, 14(02). <https://doi.org/10.24002/jbi.v14i02.6977>

Alya, R. F., Wibowo, M., & Paradise, P. (2023). CLASSIFICATION OF BATIK MOTIF USING TRANSFER LEARNING ON CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN). *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 4(1). <https://doi.org/10.52436/1.jutif.2023.4.1.564>

Azmi, K., Defit, S., & Sumijan, S. (2023). Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat. *JURNAL UNITEK*, 16(1). <https://doi.org/10.52072/unitek.v16i1.504>

Eskak, E., & Salma, R. I. (2018). MENGGALI NILAI-NILAI SOLIDARITAS DALAM MOTIF-MOTIF BATIK INDONESIA. <http://www.bsn.go.id/>

Faisal, A., Gunawan, A., Supiandi, A., Suherman, A., & Kusnadi, I. T. (2018). APLIKASI PENGENALAN BATIK TRADISIONAL INDONESIA BERBASIS ANDROID. *Jurnal Teknologi Dan Informasi*, 8(1). <https://doi.org/10.34010/jati.v8i1.905>

Fatimah, N. S., & Agustin, S. (2025). Klasifikasi Citra Batik Menggunakan Local Binary Pattern (LBP) dan Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Algoritma*, 22(1), 185–196. <https://doi.org/10.33364/algoritma/v.22-1.2208>

Gultom, Y., Arymurthy, A. M., & Masikome, R. J. (2018). Batik Classification using Deep Convolutional Network Transfer Learning. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Informasi*, 11(2). <https://doi.org/10.21609/jiki.v11i2.507>

Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2017). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Communications of the ACM*, 60(6). <https://doi.org/10.1145/3065386>

LeCun, Y., Hinton, G., & Bengio, Y. (2015). Deep learning (2015), Y. LeCun, Y. Bengio and G. Hinton. *Nature*, 521.

Maulana, I., Sastypratiwi, H., Muhandi, H., Safriadi, N., & Sujaini, H. (2023). Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) untuk Klasifikasi Motif Batik pada Aplikasi Computer Vision Berbasis Android. *Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika*.

Mawan, R. (2020). Klasifikasi motif batik menggunakan Convolutional Neural Network. *JNANALOKA*. <https://doi.org/10.36802/jnanaloka.2020.v1-no1-45-50>

Nur Ramadhan, D., Aldi Erwanto, R., & Tan Enwan, R. (2024). *Klasifikasi Batik Menggunakan Algoritma CNN (Convolutional Neural Network)* (Vol. 3).

Sasongko, T. B., Haryoko, H., & Amrullah, A. (2023). Analisis Efek Augmentasi Dataset dan Fine Tune pada Algoritma Pre-Trained Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 10(4). <https://doi.org/10.25126/jtiik.20241046583>

Satria Yudha Kartika, D., & Maulana, H. (2021). Preprosesing dan normalisasi pada dataset kupu-kupu untuk ekstraksi fitur warna, bentuk dan tekstur. *Journal of Computer, Electronic, and Telecommunication*, 1(2). <https://doi.org/10.52435/complete.v1i2.76>

Simonyan, K., & Zisserman, A. (2015). *Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition*. <http://arxiv.org/abs/1409.1556>

Soekarta, R., Yusuf, M., Hasa, Muh. F., & Basri, N. A. (2023). IMPLEMENTASI DEEP LEARNING UNTUK DETEKSI JENIS OBAT MENGGUNAKAN ALGORITMA CNN BERBASIS WEBSITE. *JIKA (Jurnal Informatika)*, 7(4). <https://doi.org/10.31000/jika.v7i4.9751>

Tamina, S. (2019). Transfer learning using VGG-16 with Deep Convolutional Neural Network for Classifying Images. *International Journal of Scientific and Research Publications (IJSRP)*, 9(10). <https://doi.org/10.29322/ijsrp.9.10.2019.p9420>

Wulandari, S. (2020). Clustering Kecamatan Di Kota Bandung Berdasarkan Indikator Jumlah Penduduk Dengan Menggunakan Algoritma K-Means. *Semnas Ristek*.

Zahin, A., Aqthar, A., & Prapanca, A. (2025). Sistem Rekomendasi Motif Batik Sesuai dengan Kebutuhan Acara Pernikahan Pengguna Menggunakan Metode Content-Based Filtering. *Journal of Informatics and Computer Science*, 06.

Zuhro R A. (2021). TRADISI NITIK: KARAKTERISTIK, PROSES, DAN MAKNA BATIK NITIK YOGYAKARTA. *Jurnal Penelitian Humanior*