

# Klasifikasi Citra Digital Batik Jawa Berdasarkan Motif dan Warna Menggunakan Metode Convolutional Neural Network

Ivan Herdianto<sup>1</sup>, Rangga Agni N<sup>2</sup>, Muhammad Reyhan D. F<sup>3</sup>  
Informatika, UPN “Veteran” Jawa Timur

[122081010047@student.upnjatim.ac.id](mailto:122081010047@student.upnjatim.ac.id)

[222081010188@student.upnjatim.ac.id](mailto:222081010188@student.upnjatim.ac.id)

[322081010198@student.upnjatim.ac.id](mailto:322081010198@student.upnjatim.ac.id)

Corresponding author email: [22081010188@student.upnjatim.ac.id](mailto:22081010188@student.upnjatim.ac.id)

**Abstrak—** Penelitian ini mengembangkan model klasifikasi citra untuk mengidentifikasi asal daerah motif batik Jawa menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN), dengan fokus pada fitur pola dan warna. Lima kelas motif batik dari Jawa Barat, Jawa Tengah, Jawa Timur, Madura, dan Yogyakarta menjadi objek penelitian. Dataset mentah terdiri dari 400 citra (80 per kelas) yang dikumpulkan dari Kaggle dan Google Images, yang kemudian diproses menjadi ukuran 200x200 piksel. Dataset dibagi menjadi 70% data pelatihan (280 citra) dan 30% data validasi (120 citra). Teknik augmentasi data secara dinamis diterapkan pada data pelatihan untuk meningkatkan keragaman tanpa mengubah jumlah data asli. Model CNN yang dirancang dengan empat lapis konvolusi berhasil mencapai akurasi pelatihan 99% dan akurasi validasi 98%. Evaluasi menggunakan confusion matrix dan classification report mengkonfirmasi kinerja model yang andal dengan akurasi keseluruhan 97%. Hasil ini menunjukkan bahwa CNN sangat efektif untuk klasifikasi motif batik, memberikan kontribusi pada upaya pelestarian budaya digital.

Kata kunci: *Batik Jawa, klasifikasi citra, motif, warna, Convolutional Neural Network*

## I. Pendahuluan

Batik merupakan salah satu warisan budaya Indonesia yang memiliki nilai filosofis, serta telah diakui secara internasional oleh UNESCO sejak tahun 2009. Keunikan batik terletak pada berbagai aspek termasuk pembuatan, warna, motif, hingga nilai budaya, filosofi, serta identitas daerah asalnya. Pulau Jawa sebagai sentra produksi batik memiliki berbagai motif dan warna yang menjadi ciri khas asal daerah batik, seperti Jawa Barat, Jawa Tengah, Jawa Timur, Yogyakarta, dan Madura yang memiliki ciri khas motif dan warna yang membedakan dan mempresentasikan daerah tersebut. Dengan kekayaan visual yang dimiliki batik di Pulau Jawa menjadi objek yang menarik untuk dilakukan penelitian melalui pendekatan komputasional, khususnya dalam pengolahan citra dan pembelajaran mesin.

Seiring dengan pesatnya perkembangan teknologi di bidang kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*), khususnya dalam cabang *deep learning*, berbagai metode canggih telah

dikembangkan untuk menyelesaikan permasalahan kompleks di bidang pengolahan citra digital. Salah satu metode yang paling banyak digunakan dan terbukti efektif adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN dirancang untuk meniru cara kerja sistem visual manusia dalam mengenali pola visual dari gambar dua dimensi, sehingga sangat ideal digunakan dalam tugas-tugas klasifikasi berbasis citra.

Dalam konteks pelestarian dan digitalisasi budaya lokal, teknologi CNN telah mulai diterapkan pada pengenalan dan klasifikasi motif batik. Penggunaan CNN untuk klasifikasi motif batik memungkinkan proses identifikasi asal daerah batik dilakukan secara otomatis, akurat, dan efisien, tanpa memerlukan validasi dari ahli tekstil atau budaya.

Penelitian sebelumnya telah menunjukkan kemampuan CNN dalam mengekstraksi fitur visual batik. Studi oleh Wicaksono & Mustofa (2021) dan Syefudin, Azmi, & Gunawan (2023) menunjukkan bahwa CNN mampu mengekstraksi fitur secara efektif, meskipun pengaruh dimensi gambar dan variasi dataset masih menjadi tantangan. Penggunaan augmentasi data juga terbukti signifikan dalam meningkatkan performa model pada dataset batik yang terbatas (Aisyah & Nugroho, 2020). CNN tidak hanya mengenali pola-pola lokal dari citra, tetapi juga mampu menyusun hierarki fitur dari yang sederhana hingga kompleks melalui proses pelatihan yang mendalam. Hal ini menjadikan CNN sebagai salah satu metode unggulan dalam tugas klasifikasi visual, termasuk untuk mengenali motif batik dari berbagai daerah di Indonesia.

Namun demikian, masih terdapat ruang untuk eksplorasi lebih lanjut, khususnya dalam mengkaji pengaruh kombinasi warna dan motif terhadap tingkat akurasi klasifikasi batik berdasarkan asal geografisnya. Penelitian ini bertujuan untuk mengisi celah tersebut dengan menerapkan metode Convolutional Neural Network (CNN) pada data citra batik yang berasal dari lima wilayah utama di Pulau Jawa, yakni Jawa Barat, Jawa Tengah, Yogyakarta, Jawa Timur, dan Madura. Dengan fokus pada motif dan warna sebagai fitur utama, diharapkan model yang dikembangkan mampu melakukan klasifikasi secara optimal serta memberikan kontribusi nyata dalam pelestarian warisan budaya melalui pendekatan teknologi modern yang adaptif dan berkelanjutan.

## II. Metodologi

### A. Rumusan Masalah

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi citra guna mengidentifikasi asal daerah motif batik yang berasal dari wilayah Pulau Jawa berdasarkan karakteristik visual, khususnya pola motif dan komposisi warna, dengan memanfaatkan metode Convolutional Neural Network (CNN). Permasalahan utama yang dikaji dalam penelitian ini adalah sejauh mana fitur visual berupa motif dan warna dapat digunakan secara efektif dalam membedakan asal-usul geografis batik Jawa melalui pendekatan pembelajaran mesin berbasis CNN.

### B. Tinjauan Literatur

Tinjauan literatur dilaksanakan dengan tujuan untuk memperoleh landasan teoritis yang kuat terkait konsep-konsep utama dalam penelitian ini, meliputi pengolahan citra digital, teknik klasifikasi citra motif batik, serta penerapan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam domain visi komputer. Studi ini juga mencakup penelaahan terhadap sejumlah penelitian terdahulu yang relevan untuk mengidentifikasi pendekatan, metodologi, dan hasil yang telah dicapai. Melalui analisis tersebut, dapat diketahui berbagai keunggulan dan keterbatasan dari studi sebelumnya, yang selanjutnya digunakan sebagai referensi dalam merumuskan strategi pengembangan model klasifikasi yang lebih efektif dan sesuai dengan karakteristik data pada penelitian ini. Tinjauan ini menjadi dasar penting dalam mengarahkan pengambilan keputusan metodologis serta memastikan kontribusi penelitian berada dalam konteks ilmiah yang tepat.

### C. Pengumpulan Data

Data yang digunakan berupa motif batik yang berasal dari Pulau Jawa, yang memiliki lima kelas untuk diklasifikasikan. Pengumpulan data berasal dari platform daring Kaggle dan penambahan melalui pencarian di *Google Image*, jadi pada awalnya kami memasukkan data yang kami dapat dari kaggle setelah kami sudah memasukkan data dari kaggle ke dalam sistem kami, kami mencari data tambahan di google image dan setelah itu kami memasukkan data tambahan yang kami dapat dari google image hal ini berfungsi untuk memperkaya jumlah pada dataset sehingga *accuracy* dari sistem kita dapat meningkat. Terdapat lima kelas yang kita buat untuk penelitian kali ini yakni ada Jawa Barat, Jawa Tengah, Jawa Timur, Yogyakarta, dan Madura yang kemudian dikumpulkan dalam satu folder *Google Drive* untuk pengolahan data.

### D. Pengolahan Data

Data diolah dengan mengelompokkan data sesuai dengan kelas yang telah ditetapkan. Untuk mempermudah dalam proses selanjutnya. Pemotongan gambar dengan ukuran 200x200 agar model dapat belajar secara efektif dan menghasilkan akurasi yang sesuai.

### E. Pemodelan

Tahapan pemodelan algoritma yang digunakan untuk Tahap pemodelan dalam penelitian ini menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) sebagai pendekatan utama untuk melakukan klasifikasi motif batik berdasarkan asal daerahnya di Pulau Jawa. CNN dipilih karena kemampuannya

dalam mengekstraksi fitur dari citra digital, yang sangat relevan dengan karakteristik data berupa gambar batik. CNN dirancang untuk mengenali pola dan tekstur visual pada gambar yang tersusun dalam struktur grid dua dimensi, sehingga sangat sesuai untuk mengolah data citra yang digunakan dalam penelitian ini.

### F. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengevaluasi kinerja dari model CNN yang sudah dikembangkan. Pada tahapan ini mencakup metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, *recall*, *F1-Score*, *confusion matrix* dan evaluasi dari data pelatihan dan data validasi.

### G. Alur Penelitian

Penelitian yang kami lakukan dimulai dengan tahap identifikasi masalah, yang di mana kami merumuskan permasalahan utama terkait klasifikasi citra batik berdasarkan asal daerah di Pulau Jawa. Selanjutnya, kami melakukan studi literatur untuk memperoleh landasan teori mengenai pengolahan citra digital, klasifikasi, serta pemanfaatan pada metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Setelah itu, dilaksanakan pengumpulan data dari platform daring seperti Kaggle dan Google Images, yang kemudian diproses melalui tahapan pra-pemrosesan seperti pengubahan ukuran gambar (*resizing*), augmentasi data, dan pembagian dataset (*splitting*) menjadi data latih dan validasi. Tahapan berikutnya adalah perancangan model CNN yang disesuaikan dengan karakteristik data batik. Model ini kemudian dilatih menggunakan data yang telah disiapkan, dengan menerapkan strategi augmentasi data untuk meningkatkan akurasi dari sistem. Setelah pelatihan selesai, dilakukan evaluasi dan analisis kinerja model menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*. dan Tahap akhir dari penelitian ini adalah membuat kesimpulan berdasarkan hasil evaluasi sistem untuk menjawab rumusan masalah.

## III. PEMBAHASAN

### A. Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan gambar dari motif batik yang berasal dari Pulau Jawa, yang kita klasifikasikan lagi ke dalam lima kelas berdasarkan asal daerahnya, yaitu: Jawa Barat, Jawa Tengah, Jawa Timur, Yogyakarta, dan Madura. Setiap kelas memiliki 80 gambar, sehingga total seluruh dataset yang kita gunakan adalah 400 gambar. Pada proses pengumpulan data kami menggunakan 2 platform daring yaitu Kaggle dan google image sebagai sumber dari gambar nya. Berikut contoh gambar yang digunakan sebagai data dalam program klasifikasi ini:



Gambar 1. Data pada batik Jawa timur



Gambar 2. Data pada batik Madura

Gambar-gambar tersebut merupakan contoh dari jenis data gambar yang digunakan untuk mentraining model klasifikasi dari penelitian kami.

### B. Pengolahan Data

Tahap pengolahan data terbagi menjadi dua, tahapan pertama dilakukan pemisahan data menjadi data latih dan data validasi untuk menguji kinerja dan evaluasi model yang dilatih. Dengan membagi data latih dan data validasi dengan perbandingan 70:30 peneliti dapat mengukur sejauh mana model dapat menggeneralisasi dan mampu memberikan prediksi yang baik pada data yang belum pernah ditemui sebelumnya. Tabel 1 menunjukkan kelas asal daerah batik dan pemisahan data

Tabel 1. Pemisahan data Latih dan Validasi

No.	Kelas	Data Latih (70%)	Data Validasi (30%)	Total
1	Jawa Barat	56	24	80
2	Jawa Tengah	56	24	80
3	Jawa Timur	56	24	80
4	Yogyakarta	56	24	80
5	Madura	56	24	80
Total		280	120	400

Pada tahapan kedua pengolahan data menggunakan pustaka python *ImageDataGenerator* yang bertujuan untuk meningkatkan kemampuan model untuk dapat menggeneralisasi pola dengan cara meningkatkan keberagaman data latihan. Pustaka *ImageDataGenerator* pada penelitian ini digunakan untuk augmentasi data. Augmentasi data adalah teknik dalam pengolahan data untuk memperluas keberagaman data latih dengan melakukan transformasi pada gambar seperti rotasi, pemangkasan, pemutaran, pergeseran,

dan perubahan skala. Pada tabel 2 menunjukkan augmentasi data yang dilakukan pada data latih.

Tabel 2. Augmentasi Data

Image Data Generator	train_datagen
Rescale	1./255
Rotation Range	15
Zoom Range	0.2
Shear Range	0.1
Horizontal Flip	True
Height Shift Range	0.1
Width Shift Range	0.1

Untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model, teknik augmentasi data diterapkan hanya pada 280 gambar data pelatihan menggunakan pustaka *ImageDataGenerator*. Penting untuk dipahami bahwa augmentasi ini bersifat dinamis (on-the-fly). Artinya, pustaka ini tidak menciptakan file gambar baru di penyimpanan, melainkan secara acak mentransformasi gambar asli setiap kali sebuah *batch* data dimasukkan ke dalam model selama proses pelatihan. Dengan demikian, meskipun jumlah data latih asli tetap 280 gambar, model akan "melihat" variasi gambar yang hampir tak terbatas (hasil rotasi, zoom, geser, dll.) di setiap *epoch*. Sebagai contoh Selama pelatihan pada program yang kami buat kami mentraining datanya sebanyak 30 epoch dengan jumlah batch size 32, sehingga model akan melihat sekitar  $30 \times (280/32) = 8.75$  batch gambar, yang dimana total variasi gambar yang dilihat oleh sistem adalah 8.400 gambar. Hal ini membuat model training menjadi lebih tangguh terhadap variasi pada data nyata.

### C. Pemodelan

Tahapan setelah proses augmentasi data adalah memasukkan data ke dalam model atau arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)* yang telah dirancang seperti pada gambar 1.

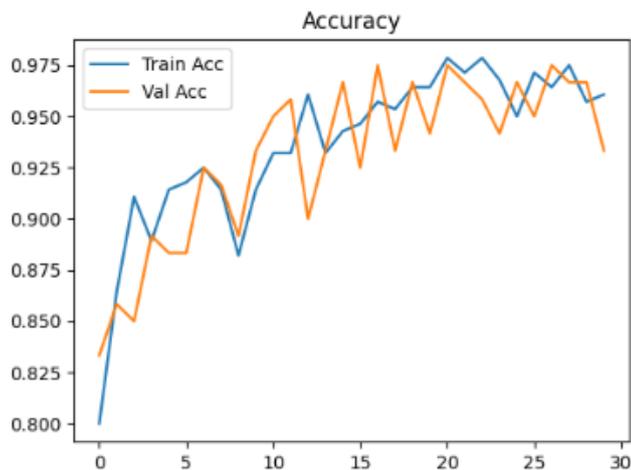
Model: "sequential\_8"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_32 (Conv2D)	(None, 198, 198, 32)	896
max_pooling2d_32 (MaxPooling2D)	(None, 99, 99, 32)	0
conv2d_33 (Conv2D)	(None, 97, 97, 32)	9,248
max_pooling2d_33 (MaxPooling2D)	(None, 48, 48, 32)	0
conv2d_34 (Conv2D)	(None, 46, 46, 64)	18,496
max_pooling2d_34 (MaxPooling2D)	(None, 23, 23, 64)	0
conv2d_35 (Conv2D)	(None, 21, 21, 128)	73,856
max_pooling2d_35 (MaxPooling2D)	(None, 10, 10, 128)	0
flatten_8 (Flatten)	(None, 12800)	0
dense_16 (Dense)	(None, 256)	3,277,056
dropout_8 (Dropout)	(None, 256)	0
dense_17 (Dense)	(None, 5)	1,285

Gambar 1. Arsitektur CNN

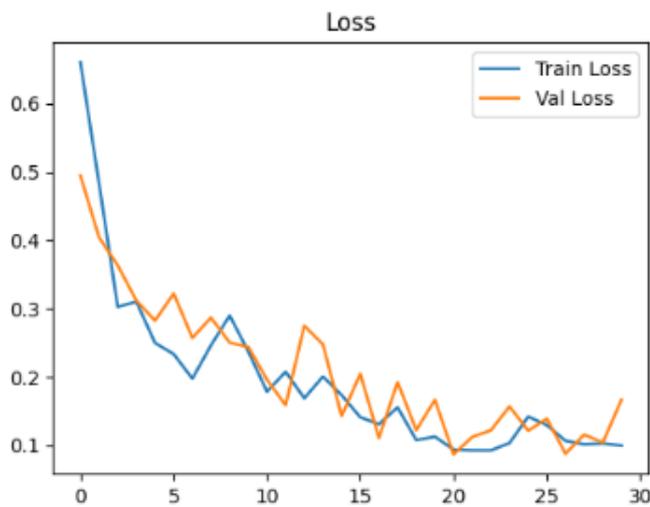
Pada Gambar 1. menunjukkan arsitektur *CNN* yang telah digunakan. Lapisan pertama atau lapisan *input*, dimensi data training adalah 200x200. Data yang diinputkan memasuki lapisan konvolusi pertama yang akan digunakan sebagai masukan untuk lapisan konvolusi kedua, hingga lapisan keempat dan hasil dari proses lapisan konvolusi akan dikumpulkan dan diproses melalui lapisan *Flatten*.

Model *CNN* dirancang dengan arsitektur sekuensial yang bertujuan untuk mengekstraksi fitur secara hierarkis. Alur data dimulai dari citra input 200x200 piksel, kemudian melewati serangkaian lapisan konvolusi dan *pooling* untuk ekstraksi fitur. Hasil dari lapisan ini akan diratakan (*flattened*) menjadi vektor sebelum masuk ke lapisan *fully connected* untuk klasifikasi akhir. Detail arsitektur disajikan pada Gambar 1.



Gambar 3. Akurasi Latih dan Validasi

Hasil dari model pada Gambar 1 setelah melakukan *compile* dengan 30 *epoch*, akurasi tertinggi berdasarkan grafik akurasi pada gambar 2. yang didapatkan oleh data training ada di angka 98%, sedangkan pada data validation mencapai 97%. Hal tersebut menunjukkan model dapat belajar sesuai dengan data dan tidak mengalami *underfitting* ataupun *overfitting*.

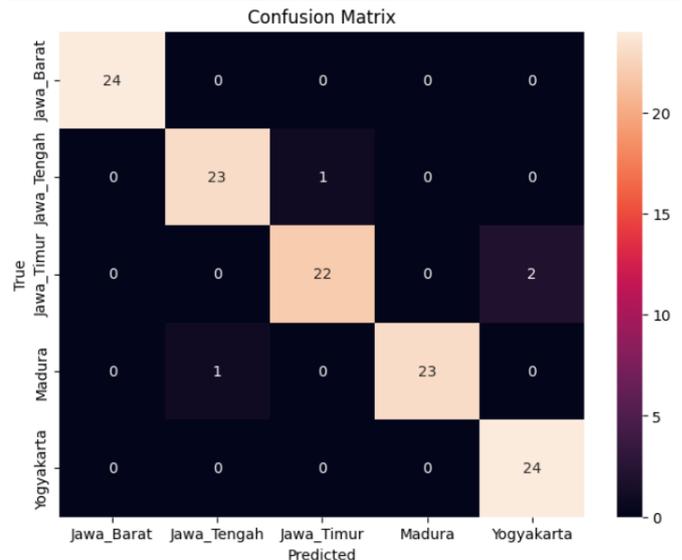


Gambar 4. Loss Latih dan Validasi

Pada Gambar 3. menunjukkan bagian loss yang relatif stabil dengan pola yang konstan mengalami penurunan hal tersebut mengindikasikan model belajar dengan baik terhadap data yang diberikan.

#### D. Evaluasi Model

Setelah melakukan pemodelan dan mendapatkan hasil akurasi yang secara keseluruhan sudah tinggi, maka proses selanjutnya adalah evaluasi kinerja model. Evaluasi model dilakukan dengan sejumlah metrik evaluasi, antara lain akurasi, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Terdapat juga *confusion matrix* untuk melihat distribusi prediksi model terhadap setiap kelas.



Gambar 5. Confusion Matrix

Berdasarkan *confusion matrix* pada gambar 4, model menunjukkan performa yang sangat baik dengan hampir seluruh prediksi benar pada masing-masing kelas.

	precision	recall	f1-score	support
Jawa_Barat	1.00	1.00	1.00	24
Jawa_Tengah	0.96	0.96	0.96	24
Jawa_Timur	0.96	0.92	0.94	24
Madura	1.00	0.96	0.98	24
Yogyakarta	0.92	1.00	0.96	24
accuracy			0.97	120
macro avg	0.97	0.97	0.97	120
weighted avg	0.97	0.97	0.97	120

Gambar 6. Classification Report

Tabel *classification report* menunjukkan bahwa model mencapai akurasi keseluruhan sebesar 97%. Nilai *precision* tertinggi yaitu 1.00 dicapai oleh kelas Jawa Barat dan Madura, yang berarti seluruh prediksi pada kelas tersebut benar. Sementara itu, kelas dengan *precision* terendah adalah Yogyakarta sebesar 0.92. Nilai *recall* bervariasi antara 0.92 hingga 1.00, dengan rata-rata *macro* dan *weighted average* pada *precision*, *recall*, dan *f1-score* semuanya berada pada

angka 0.97, yang mencerminkan kestabilan dan keandalan model dalam mengklasifikasikan kelima kelas.

#### IV. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan model klasifikasi citra berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengidentifikasi asal daerah motif batik dari lima wilayah di Pulau Jawa, yaitu Jawa Barat, Jawa Tengah, Jawa Timur, Madura, dan Yogyakarta. Dengan memanfaatkan karakteristik visual berupa pola motif dan komposisi warna sebagai fitur utama, model CNN menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam membedakan motif antar daerah. Dataset yang digunakan terdiri dari 400 gambar, yang telah melalui proses *preprocessing* dan augmentasi menggunakan *ImageDataGenerator* untuk meningkatkan keragaman data pelatihan. Model CNN dirancang dengan arsitektur empat lapisan konvolusi yang dikombinasikan dengan *max pooling* dan *fully connected layer* untuk klasifikasi akhir.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi pelatihan sebesar 99% dan akurasi validasi sebesar 98%. Evaluasi lanjutan melalui *confusion matrix* dan *classification report* menunjukkan akurasi keseluruhan sebesar 97%, dengan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* rata-rata (macro dan weighted) yang juga berada pada angka 0.97. Kelas Jawa Barat dan Yogyakarta tercatat memiliki prediksi sempurna, sedangkan kelas lain mengalami sedikit kesalahan yang diduga disebabkan oleh kemiripan visual antar motif. Dari hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa metode CNN sangat efektif untuk digunakan dalam klasifikasi motif batik berdasarkan asal daerah, serta mampu mengenali pola visual kompleks secara otomatis. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam upaya pelestarian budaya batik melalui pendekatan teknologi modern. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan penggunaan dataset yang lebih besar dan lebih beragam, serta eksplorasi model arsitektur lain seperti *transfer learning* untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi pemodelan.

#### REFERENSI

- [1] Syefudin, S., Azmi, M. N., & Gunawan, G. (2023). *Analisis Pengaruh Dimensi Gambar pada Klasifikasi Motif Batik dengan Menggunakan Convolutional Neural Network*. *Jurnal Sistem Informasi dan Informatika (Simika)*, 6(2), 190–198.
- [2] Simika, A. S. (2023). *Analisis Pengaruh Dimensi Gambar pada Klasifikasi Motif Batik dengan CNN*. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, 11(1), 32–38.
- [3] Wicaksono, G., & Mustofa, K. (2021). *Classification of Batik Patterns Using Convolutional Neural Network (CNN)*. *TELKOMNIKA*, 19(3), 1002–1009.
- [4] Aisyah, R. N., & Nugroho, H. A. (2020). *Image Classification of Indonesian Batik Using CNN and Data Augmentation*. *International Conference on Data and Software Engineering (ICoDSE)*, pp. xxx–xxx.
- [5] Li, Y., Zhang, J., & Chen, Y. (2020). *Image Classification Based on Deep Learning: A Survey*. *Journal of Image and Graphics*, 8(2), 23–31.
- [6] Sudiby, E., & Alif, R. (2022). *Implementasi CNN pada Klasifikasi Pola Tenun Tradisional Nusa Tenggara*. *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, 10(2), 120–128.
- [7] Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). *ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks*. *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*, 25, 1097–1105.
- [8] Chollet, F. (2017). *Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions*. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 1251–1258.
- [9] Shorten, C., & Khoshgoftaar, T. M. (2019). *A Survey on Image Data Augmentation for Deep Learning*. *Journal of Big Data*, 6(60), 1–48. <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0197-0>
- [10] Zhang, X., Zou, J., He, K., & Sun, J. (2015). *Accelerating Very Deep Convolutional Networks for Classification and Detection*. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 38(10), 1943–1955.