

Implementasi Convolutional Neural Network dengan Arsitektur MobileNetV3 untuk Klasifikasi Batik Jawa Timur

Rivka Novi Cahyati^{1*}, Mutaqin Akbar²

^{1,2}Program Studi Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Mercu Buana Yogyakarta, Indonesia

Email: ¹*221110029@student.mercubuana-yogya.ac.id, ²mutaqin@mercubuana-yogya.ac.id

Email Penulis Korespondensi: ¹221110029@student.mercubuana-yogya.ac.id

Abstrak— Kesenian batik menyimpan kekayaan motif yang khas di berbagai wilayah Indonesia, termasuk Jawa Timur. Setiap motif batik memiliki corak, warna, dan tekstur yang khas sehingga identifikasi secara manual memerlukan ketelitian ekstra dan waktu yang tidak singkat. Kemajuan teknologi pemrosesan citra digital beserta deep learning membuka peluang untuk melaksanakan identifikasi motif batik secara otomatis yang menghasilkan akurasi optimal. Penelitian ini dibuat bertujuan untuk mengimplementasikan Convolutional Neural Network (CNN) berbasis arsitektur MobileNetV3Small untuk mengategorisasikan motif batik Jawa Timur. Dataset penelitian ini menggunakan 450 citra batik yang terdistribusi dalam tiga kategori, yaitu batik Madura, batik Banyuwangi, dan batik Pring. Tahap preprocessing terdiri dari resize citra menjadi 224×224 piksel, normalisasi data, serta augmentasi menggunakan horizontal flip, rotation, dan zoom. Model ini dibangun dengan menerapkan teknik transfer learning, di mana MobileNetV3Small dimanfaatkan sebagai feature extractor. Pelatihan meliputi fase feature extraction dan fine-tuning dengan optimizer Adam serta loss function sparse categorical crossentropy. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mencapai accuracy 72% dengan recall tertinggi pada kelas batik pring senilai 0,91. Penelitian ini membuktikan bahwa MobileNetV3Small dapat diterapkan secara efektif untuk klasifikasi citra batik dengan komputasi yang lebih ringan dan efisien. Lebih lanjut, implementasi transfer learning dan augmentasi data mampu meningkatkan kapabilitas generalisasi model sehingga menghasilkan klasifikasi yang lebih optimal.

Kata Kunci: Batik, CNN, MobileNetV3, Klasifikasi Citra, Deep Learning.

Abstract— Batik represents an esteemed cultural heritage of Indonesia, showcasing unique motifs across various regions including East Java. Each batik pattern exhibits distinctive designs, hues, and textures, rendering manual identification both challenging and labor-intensive. Developments in digital image processing and deep learning have facilitated the emergence of automated batik classification systems capable of delivering commendable accuracy. This research endeavors to apply Convolutional Neural Network (CNN) employing the MobileNetV3Small architecture for classifying East Java batik patterns. The dataset encompasses 450 batik images categorized into three distinct groups: Madura batik, Banyuwangi batik, and Pring batik. The preprocessing phase encompasses resizing the images to dimensions of 224×224 pixels, normalizing the pixel intensities, and augmenting the dataset by applying horizontal flip, rotation, and zoom transformations. The model architecture was developed through a transfer learning approach, where MobileNetV3Small functioned as the feature extraction backbone. The training procedure comprises feature extraction and fine-tuning phases, incorporating the Adam optimizer alongside sparse categorical crossentropy as the loss function. Experimental findings reveal that the model attained 72% accuracy, with the highest recall value of 0.91 observed in the batik pring category. The outcomes demonstrate that MobileNetV3Small can be efficiently utilized for batik image classification while maintaining lightweight computational requirements. In addition, the strategic combination of transfer learning and data augmentation resulted in substantially improved generalization ability and more effective classification outcomes for the model.

Keywords: Batik, CNN, MobileNetV3, Image Classification, Deep Learning.

1. PENDAHULUAN

Bagi Indonesia, batik memiliki makna khusus sebagai warisan turun-temurun yang mengandung kekayaan seni, falsafah hidup, dan keunikan budaya lokal di berbagai daerah. Jawa Timur menjadi salah satu wilayah penghasil batik dengan motif khas seperti batik Madura, Banyuwangi, dan Pring yang memiliki karakteristik pola, warna, dan tekstur yang berbeda-beda[1]. Keberagaman motif tersebut menyebabkan proses identifikasi batik membutuhkan ketelitian tinggi, terutama apabila dilakukan secara manual oleh manusia.

Perkembangan teknologi digital memberikan pengaruh besar terhadap berbagai bidang, termasuk pelestarian budaya melalui pengolahan citra digital. Proses identifikasi motif batik secara manual masih memiliki beberapa kendala karena memerlukan waktu yang cukup panjang serta sangat mengandalkan kemampuan manusia dalam mengenali pola visual pada kain batik. Selain itu, beberapa motif memiliki kemiripan bentuk dan tekstur sehingga proses klasifikasi menjadi lebih sulit dilakukan secara konvensional[2]. Dalam bidang *computer vision*, klasifikasi citra menjadi salah satu teknik yang berfungsi untuk mengidentifikasi dan mengelompokkan objek

berdasarkan karakteristik khusus.. Sebelum berkembangnya teknologi *deep learning*, proses klasifikasi citra pada umumnya menerapkan pendekatan machine learning seperti K-Nearest Neighbor (KNN), Support Vector Machine (SVM), dan Decision Tree. Akan tetapi, metode-metode tersebut masih terkendala karena membutuhkan pengambilan fitur secara manual yang kurang optimal dalam menangani citra dengan tingkat kompleksitas tinggi[3]. Perkembangan teknologi deep learning membawa hadirnya arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang mampu mengekstraksi fitur citra secara otomatis[3]. NN beroperasi melalui serangkaian lapisan konvolusi untuk mempelajari pola visual seperti bentuk, warna, dan tekstur objek. Metode ini telah banyak diterapkan pada penelitian klasifikasi citra dan mampu menghasilkan kinerja yang baik dalam proses pengenalan objek digital[2]. CNN menjadi pendekatan deep learning yang populer dalam pengolahan citra karena mampu meningkatkan akurasi klasifikasi dengan proses pembelajaran fitur yang otomatis memanfaatkan convolution layer dan pooling layer [3]. Selain diterapkan pada pengenalan objek umum, CNN juga telah digunakan pada penelitian klasifikasi motif batik dan pengolahan tekstil digital[4], [5].

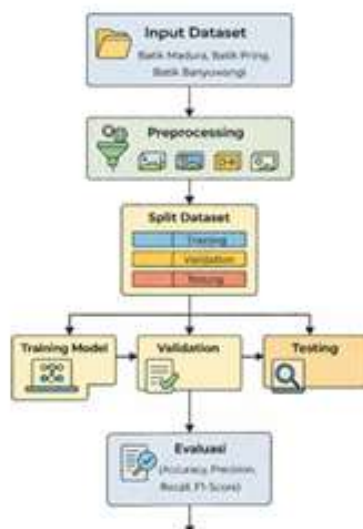
Di antara berbagai arsitektur CNN yang tersedia, MobileNet merupakan salah satu pengembangan yang banyak dimanfaatkan. Arsitektur ini didesain untuk menciptakan model yang ringan dan efisien, menjadikannya sesuai untuk perangkat dengan kapasitas komputasi terbatas tanpa menurunkan performa klasifikasi secara berarti.[6]. MobileNet kemudian berkembang menjadi MobileNetV2 dan MobileNetV3 dengan penggunaan konsep *inverted residuals*, *linear bottleneck*, dan *squeeze-and-excitation* untuk meningkatkan efisiensi komputasi model[7], [8], [9]. MobileNetV3 merupakan salah satu arsitektur CNN modern yang dibangun dengan pendekatan *Neural Architecture Search* sehingga mampu menawarkan performa tinggi namun dengan jumlah parameter yang lebih singkat daripada arsitektur CNN lain [8]. Selain itu, MobileNetV3 juga memiliki performa yang kompetitif dibandingkan model lain seperti EfficientNet dan EfficientNetV2[10], [11]. Perkembangan model klasifikasi citra juga ditandai dengan munculnya arsitektur berbasis transformer seperti Vision Transformer yang digunakan pada pengolahan citra digital[12].

Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa metode CNN mampu diterapkan pada klasifikasi motif batik dengan tingkat akurasi yang memadai[4], [13], [14]. Selain itu, penggunaan *transfer learning* dan augmentasi data terbukti dapat mengoptimalkan kinerja model meskipun menggunakan dataset yang terbatas[13], [15]. Implementasi MobileNetV3 dalam klasifikasi citra juga menunjukkan hasil yang baik dengan komputasi yang ringan dan efisien [16]. CNN tidak hanya dimanfaatkan untuk pengenalan objek secara umum, melainkan juga telah diterapkan pada klasifikasi motif batik dan segmentasi pola batik digital. Kemampuan CNN dalam mengenali pola kompleks membuat metode ini sangat sesuai digunakan untuk mengidentifikasi motif batik yang memiliki variasi tekstur dan corak yang beragam[14], [17], [18]. Penggunaan *transfer learning* pada model pretrained memungkinkan proses pelatihan dilakukan lebih efektif dibandingkan membangun model dari awal. Dengan menggunakan bobot pretrained dari dataset ImageNet, model mampu mempelajari fitur visual dasar secara lebih optimal sehingga pelatihan dapat berlangsung lebih cepat dan efisien[3]. ImageNet merupakan salah satu dataset citra dengan ukuran terbesar yang seringkali digunakan dalam pengembangan model deep learning modern[3].

Walaupun demikian, mayoritas penelitian terdahulu masih berfokus pada klasifikasi batik secara umum dan belum banyak membahas klasifikasi motif batik Jawa Timur secara spesifik. Selain itu, penggunaan arsitektur MobileNetV3Small untuk klasifikasi motif batik Jawa Timur juga masih relatif sedikit dilakukan[19]. Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan menerapkan metode Convolutional Neural Network dengan arsitektur MobileNetV3Small untuk klasifikasi motif batik Jawa Timur. Penelitian ini diharapkan dapat membantu proses identifikasi klasifikasi batik secara otomatis sekaligus mendukung pelestarian budaya Indonesia melalui pemanfaatan teknologi digital[16].

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan, mencakup pengumpulan dataset citra batik Jawa Timur, preprocessing data dan pemisahan data, perancangan arsitektur model MobileNetV3Small, pelatihan model, pengujian, serta evaluasi performa model, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1. Dataset yang digunakan meliputi citra batik Madura, batik Banyuwangi, dan batik Pring. Seluruh proses penelitian dijalankan dibangun menggunakan bahasa pemrograman Python dengan dukungan framework TensorFlow dan Keras[3], [20].



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

2.1 Dataset

Dataset yang digunakan meliputi 450 citra batik dengan setiap kelas terdiri dari 150 citra. Dataset kemudian dipecah menjadi data pelatihan, validasi, dan pengujian sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 1

Tabel 1. Pembagian Dataset

Jenis Batik	Training	Validation	Testing	Total
Batik Madura	105	22	23	150
Batik Pring	105	22	23	150
Batik Banyuwangi	105	22	23	150
Total	315	66	69	450

Seluruh citra diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel untuk menyesuaikan dengan dimensi input pada arsitektur MobileNetV3Small[8]. Selain itu, dataset disimpan dalam format JPG dan PNG untuk mempermudah proses pengolahan citra serta implementasi klasifikasi berbasis CNN[13].

2.2 Preprocessing Data

Tahap preprocessing dilaksanakan untuk memperbaiki kualitas data sebelum proses pelatihan model. Proses preprocessing mencakup:

1. Resize citra ke ukuran 224×224 piksel
2. Normalisasi nilai piksel menggunakan fungsi preprocess_input
3. Augmentasi data dilakukan menggunakan horizontal flip, rotation, dan zoom.

Penerapan augmentasi data bertujuan untuk memperluas keragaman data latih agar model dapat melakukan generalisasi secara optimal dan meminimalisir risiko overfitting [15]. Selain itu, teknik augmentasi membantu model mengenali motif batik dalam berbagai posisi dan orientasi citra[5].

2.3 Arsitektur MobileNetV3Small

Model yang diterapkan pada penelitian ini adalah MobileNetV3Small pretrained ImageNet. Susunan arsitektur model terdiri dari *input layer*, MobileNetV3Small, *Global Average Pooling*, *Batch Normalization*, *Dense layer*, *Dropout*, dan *Softmax layer*. MobileNetV3Small dipilih karena menawarkan struktur model yang ringan dibandingkan arsitektur CNN lainnya, namun tetap mampu menghasilkan kinerja klasifikasi yang optimal [8], [20]. Arsitektur ini menerapkan konsep depthwise separable convolution untuk mengurangi kompleksitas komputasi tanpa mengorbankan kapabilitas ekstraksi fitur citra [6], [7].

Secara umum proses konvolusi pada CNN dapat dirumuskan sebagai:

$$S(i, j) = \sum \sum I(i + m, j + n) \cdot K(m, n) \quad (1)$$

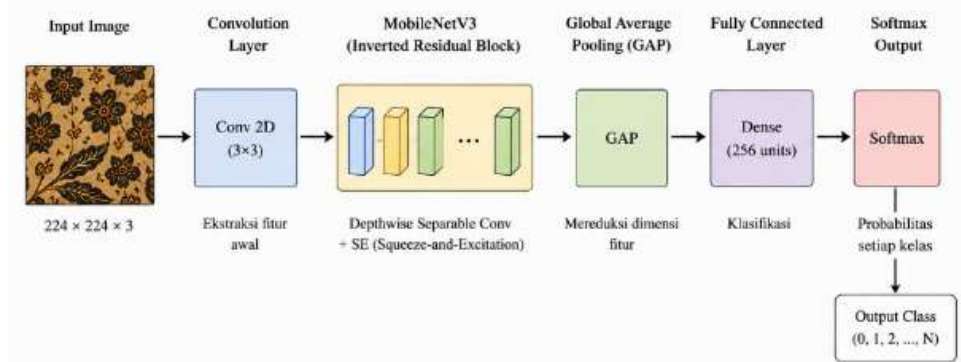
Setelah tahap ekstraksi fitur selesai, proses selanjutnya adalah Global Average Pooling untuk mereduksi dimensionalitas fitur:

$$gk = (1 / H \times W) \sum \sum f k(i, j) \quad (2)$$

Pada tahap akhir, fungsi aktivasi Softmax diterapkan untuk mengidentifikasi probabilitas masing-masing kelas:

$$\text{Softmax}(z_i) = e^{z_i} / \sum e^{z_j} \quad (3)$$

Pemanfaatan MobileNetV3 mampu meningkatkan efisiensi proses klasifikasi citra karena menawarkan parameter lebih sedikit dibandingkan arsitektur CNN lain seperti EfficientNet dan EfficientNetV2 [10], [11].



Gambar 2. Arsitektur MobileNetV3Small

2.4 Proses Pelatihan Model

Model ini dibangun dengan dua tahapan utama, yakni feature extraction dan fine-tuning, melalui penerapan transfer learning yang menggunakan bobot pretrained dari ImageNet. Pada tahap feature extraction, seluruh layer MobileNetV3Small dibekukan sehingga model berfungsi sebagai feature extractor. Selanjutnya, beberapa layer terakhir dibuka kembali pada tahap fine-tuning agar model mampu mengekstrak fitur yang lebih spesifik berdasarkan karakteristik motif batik Jawa Timur. Pada pelatihan, model diterapkan optimizer Adam dengan tingkat pembelajaran awal 0,0001 dan tingkat pembelajaran lanjutan sebesar 0,000005. Parameter lain yang digunakan meliputi batch size 4, epoch feature extraction sebanyak 10, epoch fine-tuning sebanyak 40, serta loss function Sparse Categorical Crossentropy. Optimizer Adam dipilih karena mampu mempercepat proses konvergensi dan untuk mengatur kecepatan pembelajaran dengan cara yang fleksibel sepanjang tahap pelatihan. [3], [20]. Implementasi transfer learning dan fine-tuning dilakukan untuk meningkatkan performa model, terutama pada dataset dengan keterbatasan jumlah data. [13], [17].

2.5 Pengujian dan Evaluasi

Pengujian model dilaksanakan menggunakan data pengujian untuk menilai kemampuan klasifikasi terhadap motif batik Jawa Timur. Penilaian terhadap model dilakukan dengan memanfaatkan matriks kebingungan serta laporan klasifikasi yang berisi informasi tentang akurasi, presisi, recall, dan skor F1 pada setiap kelas batik. Confusion matrix digunakan untuk menganalisis hasil prediksi yang tepat dan tidak tepat pada masing-masing kategori batik. Sebaliknya, laporan klasifikasi berperan dalam menilai kinerja model dengan lebih akurat berdasarkan hasil klasifikasi untuk masing-masing kategori. Selain itu, evaluasi juga dilaksanakan dengan menganalisis kurva akurasi dan loss dari data pelatihan serta validasi untuk menilai kestabilan kinerja model selama proses pelatihan. [21].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Praproses dan Augmentasi Data

Sebelum pelatihan dimulai, setiap gambar batik akan mengalami pra-pemrosesan, di mana ukuran gambar diubah ke ukuran 224×224 piksel dengan normalisasi nilai piksel dinormalisasi melalui fungsi preprocess_input. Di samping itu, augmentasi data dilakukan dengan menggunakan teknik seperti pencerminan horizontal, rotasi, dan zoom untuk memperkaya variasi dalam data pelatihan.

**Gambar 3.** Hasil Data Augmentation

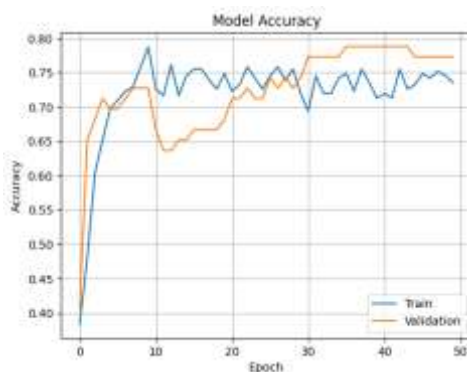
Berdasarkan hasil augmentasi, citra mengalami perubahan posisi, sudut, dan ukuran gambar. Walaupun demikian, pola utama dari motif batik masih tetap terlihat sehingga augmentasi berhasil memberikan variasi data tanpa menghilangkan karakteristik utama citra batik.

3.2 Analisis Pelatihan Model

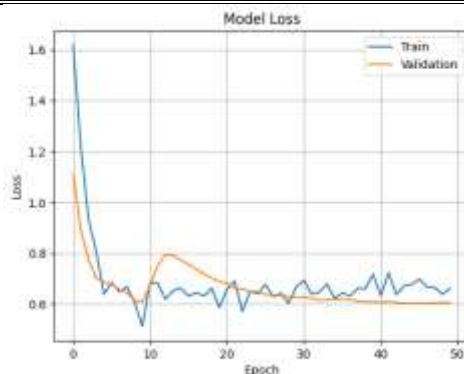
Tabel 2. Metrik Pelatihan

Epoch	Accuracy	Val Accuracy	Loss	Val Loss
1	0.7258	0.6667	0.6843	0.6735
10	0.7484	0.6818	0.5853	0.6878
20	0.7194	0.7424	0.6668	0.6262
30	0.7129	0.7879	0.7168	0.6087
40	0.7355	0.7727	0.6613	0.6046

Berdasarkan hasil pelatihan pada Tabel 2, nilai accuracy dan validation accuracy mengalami peningkatan selama proses training berlangsung. Pada epoch awal performa model masih belum stabil karena model masih dalam tahap mempelajari pola dari dataset citra batik. Setelah proses pelatihan berjalan, nilai akurasi mulai meningkat dan menunjukkan hasil yang lebih stabil. Pada epoch ke-40, model mendapatkan akurasi sebesar 0,7355 dan akurasi validasi 0,7727. Angka loss dan validation loss juga terus mengalami penurunan hingga hampir mencapai titik stabil. Temuan ini membuktikan bahwa model dapat mempelajari pola data secara optimal tanpa mengalami overfitting.

**Gambar 4.** Grafik Accuracy Training dan Validation

Grafik akurasi menunjukkan peningkatan kinerja model selama proses pelatihan berlangsung. Pada tahap awal pelatihan, terjadi kenaikan akurasi yang cukup berarti karena model mulai mengenali pola fundamental dalam dataset citra batik. Training accuracy berada dalam range 0,73 hingga 0,76, sedangkan validation accuracy rentangnya antara 0,75 hingga 0,79. Selisih kecil di antara kedua metrik tersebut membuktikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang cukup baik.



Gambar 5. Grafik Loss Training dan Validation

Pada awal pelatihan, nilai loss masih tinggi. Seiring bertambahnya epoch, loss berangsur menurun hingga mendekati titik konvergensi. Hingga akhir pelatihan, training loss dan validation loss cenderung stabil di angka 0,6. Hal ini membuktikan bahwa model berhasil mempelajari pola dengan baik dan mampu mengoptimalkan parameter untuk mengurangi kesalahan prediksi.

3.3 Evaluasi

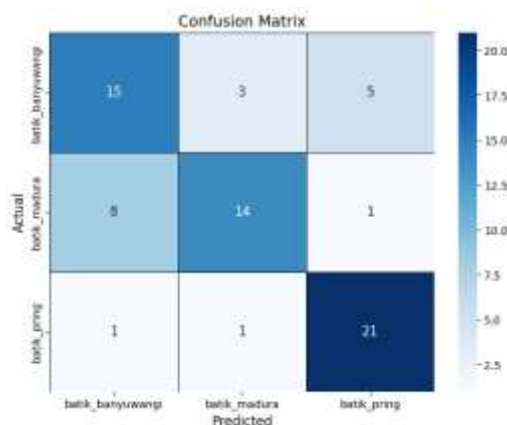
Pengujian model dilakukan terhadap 69 data uji yang mencakup tiga kelas batik. Rekapitulasi hasil klasifikasi ditunjukkan pada Tabel 3

Tabel 3. Hasil Evaluasi Klasifikasi

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
batik_banyuwangi	0.62	0.65	0.64	23
batik_madura	0.78	0.61	0.68	23
batik_pring	0.78	0.91	0.84	23
Accuracy			0.72	69

Berdasarkan hasil pengujian, model memperoleh accuracy sebesar 72%. Kelas batik_pring memperoleh recall tertinggi yaitu 0,91 yang mengindikasikan bahwa model dapat mengenali kelas tersebut dengan sangat optimal. Berbeda dengan kelas batik_madura masih memiliki recall yang lebih rendah karena terdapat beberapa citra yang salah diklasifikasikan akibat kemiripan pola visual dengan kelas lain.

3.4 Confusion Matrix



Gambar 6. Confusion Matrix Hasil Klasifikasi

Berdasar pada analisis confusion matrix, model mendapatkan kinerja paling optimal pada kategori batik_pring. Terdapat 23 citra dalam data pengujian, dan 21 di antaranya berhasil dikenali dan diklasifikasikan dengan tepat. Pada kategori batik_banyuwangi, model berhasil mengenali 15 citra dengan tepat, sedangkan pada kategori batik_madura, model dapat memprediksi secara akurat 14 citra. Berdasar pada hasil penelitian, model ini berhasil mengidentifikasi pola batik yang menjadi fokus penelitian ini. Akan tetapi, model masih mengalami kesulitan membedakan motif batik_banyuwangi dan batik_madura karena memiliki pola visual yang hampir serupa.

3.5 Visualisasi Hasil Prediksi



Gambar 7. Hasil Prediksi Model

Berdasarkan hasil pengujian dan visualisasi prediksi, sebagian besar citra batik berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model MobileNetV3Small. Model dapat mengidentifikasi karakteristik utama dari motif batik berdasarkan pola dan tekstur yang tampak pada gambar. Pemanfaatan transfer learning mendukung model dalam mengambil fitur visual dengan lebih efektif meskipun jumlah data yang digunakan terbilang sedikit. Selain itu, augmentasi data juga membantu meningkatkan kemampuan generalisasi model sehingga performa klasifikasi menjadi lebih stabil. Kinerja terbaik diperoleh pada kelas batik *pring* karena memiliki pola yang lebih gampang terlihat secara visual dibandingkan dengan kelas yang lain. Sementara itu, Masih terdapat beberapa kesalahan dalam pengelompokan pada kategori batik *banyuwangi* dan batik *madura* akibat kesamaan pola dan tekstur visual dari kedua kategori tersebut. Ini menunjukkan bahwa kerumitan pola batik tetap menjadi hambatan dalam pengelompokan gambar. Secara keseluruhan, temuan penelitian ini mengindikasikan bahwa model CNN yang didasarkan pada MobileNetV3Small dapat diterapkan dengan baik untuk mengklasifikasikan gambar batik yang berasal dari Jawa Timur, dengan pengeluaran komputasi yang rendah dan efisiensi yang tinggi. Akan tetapi, perluasan kumpulan data dan pengembangan lebih lanjut dari arsitektur model diperlukan untuk meningkatkan kinerja klasifikasi dalam penelitian mendatang.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini mengkaji tentang penerapan arsitektur Convolutional Neural Network dengan menggunakan model MobileNetV3Small yang berfungsi untuk mengidentifikasi dan mengkategorikan citra Batik tradisional yang berasal dari kawasan Jawa Timur. Model dibangun menggunakan pendekatan *transfer learning* dengan tambahan layer klasifikasi meliputi *Global Average Pooling*, *Batch Normalization*, *Dense layer*, dan *Dropout*. Dari hasil pelatihan terlihat bahwa model mengalami kenaikan performa selama proses training dan validasi. Nilai *training accuracy* mencapai 74,84% dengan *validation accuracy* sebesar 68,18%, sehingga menunjukkan bahwa model mampu mempelajari karakteristik citra klasifikasi motif batik dengan hasil yang memadai. Penurunan nilai loss sepanjang proses pelatihan mengindikasikan kemampuan model dalam melakukan klasifikasi secara optimal. Dari hasil evaluasi, model berhasil mencapai akurasi sebesar 72%, dengan kinerja terbaik pada kategori *batik pring*. Menurut hasil pengujian, model ini masih memperlihatkan beberapa kesalahan dalam mengklasifikasikan pola batik yang memiliki kesamaan pola dan tekstur visual di dalam kelas-kelas itu. Hal tersebut menunjukkan bahwa klasifikasi motif batik Jawa Timur masih menjadi tantangan karena kompleksitas pola pada setiap jenis batik.

REFERENCES

- [1] E. Budimansyah, D. Ariawan, R. D. Maulana, W. R. Yudha, dan M. Munsarif, "KLASIFIKASI MOTIF BATIK INDONESIA MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)," *J. Komput. DAN Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 2, Agu 2025, doi: 10.26714/jkti.v3i2.18627.
- [2] C. R. Qi, H. Su, M. Niessner, A. Dai, M. Yan, dan L. J. Guibas, "Volumetric and Multi-View CNNs for Object Classification on 3D Data," 29 April 2016, *arXiv: arXiv:1604.03265*. doi: 10.48550/arXiv.1604.03265.
- [3] A. Krizhevsky, I. Sutskever, dan G. E. Hinton, "ImageNet classification with deep convolutional neural networks," *Commun. ACM*, vol. 60, no. 6, hlm. 84–90, Mei 2017, doi: 10.1145/3065386.
- [4] F. Rizal, F. Hasyim, K. Malik, dan Y. Yudistira, "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Networks (CNN) Untuk Klasifikasi Batik," *COREAI J. Kecerdasan Buatan Komputasi Dan Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 2, hlm. 40–47, Feb 2022, doi: 10.33650/coreai.v2i2.3365.
- [5] A. R. Dani dan I. Handayani, "Klasifikasi Motif Batik Yogyakarta Menggunakan Metode GLCM dan CNN," *J. Teknol. Terpadu*, vol. 10, no. 2, hlm. 142–156, Des 2024, doi: 10.54914/jtt.v10i2.1451.
- [6] A. G. Howard *dkk.*, "MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications," 17 April 2017, *arXiv: arXiv:1704.04861*. doi: 10.48550/arXiv.1704.04861.
- [7] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, dan L.-C. Chen, "MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks," 21 Maret 2019, *arXiv: arXiv:1801.04381*. doi: 10.48550/arXiv.1801.04381.

-
- [8] A. Howard *dkk.*, “Searching for MobileNetV3,” 20 November 2019, *arXiv*: arXiv:1905.02244. doi: 10.48550/arXiv.1905.02244.
 - [9] J. Hu, L. Shen, S. Albanie, G. Sun, dan E. Wu, “Squeeze-and-Excitation Networks,” 16 Mei 2019, *arXiv*: arXiv:1709.01507. doi: 10.48550/arXiv.1709.01507.
 - [10] M. Tan dan Q. V. Le, “EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks,” 11 September 2020, *arXiv*: arXiv:1905.11946. doi: 10.48550/arXiv.1905.11946.
 - [11] M. Tan dan Q. V. Le, “EfficientNetV2: Smaller Models and Faster Training,” 23 Juni 2021, *arXiv*: arXiv:2104.00298. doi: 10.48550/arXiv.2104.00298.
 - [12] A. Dosovitskiy *dkk.*, “An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale,” 3 Juni 2021, *arXiv*: arXiv:2010.11929. doi: 10.48550/arXiv.2010.11929.
 - [13] I. P. Sari dan L. Elvitaria, “Data-driven approach for batik pattern classification using convolutional neural network (CNN),” vol. 13, no. 3, 2025.
 - [14] Z. F. Haq, M. A. Bianto, A. Agustin, dan M. R. Nurfebrianto, “Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) untuk Klasifikasi Citra Batik Nusantara”.
 - [15] L. Perez dan J. Wang, “The Effectiveness of Data Augmentation in Image Classification using Deep Learning,” 13 Desember 2017, *arXiv*: arXiv:1712.04621. doi: 10.48550/arXiv.1712.04621.
 - [16] Ihsan Zulfahmi, Said Iskandar Al Idrus, Hermawan Syahputra, Insan Taufik, dan Kana Saputra S, “Implementation of MobileNet V3 In Classifying Butterfly Species with Android and Cloud Based Application Development,” *J. Artif. Intell. Eng. Appl. JAIEA*, vol. 4, no. 2, hlm. 996–1004, Feb 2025, doi: 10.59934/jaiea.v4i2.797.
 - [17] Y. Z. Malih dan M. Akbar, “KLASIFIKASI DAN SEGMENTASI MOTIF BATIK YOGYAKARTA MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK,” vol. 10, no. 1, 2026.
 - [18] I. Nur Fahrudin dan M. Akbar, “IMAGE SEGMENTATION OF YOGYAKARTA BATIK PATTERN USING SEGNET,” *J. Ris. Inform.*, vol. 8, no. 2, hlm. 309–320, Mar 2026, doi: 10.34288/jri.v8i2.491.
 - [19] K. A. Tamayasa dan L. J. E. Dewi, “ANALISIS PERBANDINGAN MODEL ARSITEKTUR MOBILENETV2 DAN EFFICIENTNETB3 DALAM KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN JAGUNG,” *J. Inform. Dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 14, no. 1, Jan 2026, doi: 10.23960/jitet.v14i1.8624.
 - [20] F. M. Amien, D. Kurniawan, A. Junaidi, dan B. Hermanto, “A Comparative Study of CNN Architectures: ConvNeXt, MobileNetV3, and EfficientNet for Oral Disease Diagnosis,” *J. Pepadun*, vol. 6, no. 1, hlm. 81–91, Apr 2025, doi: 10.23960/pepadun.v6i1.267.
 - [21] S. Sathyanarayanan, “Confusion Matrix-Based Performance Evaluation Metrics,” *Afr. J. Biomed. Res.*, hlm. 4023–4031, Nov 2024, doi: 10.53555/AJBR.v27i4S.4345.