

Analisis Performa Convolutional Neural Arsitektur Mobile-NetV2 Untuk Deteksi Batik

¹Dya Ayu Suciningrum, ²Danar Putra Pamungkas, ³Danang Wahyu Widodo

^{1,2,3}Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹dyaayusuciningrum@gmail.com, ²danar@unpkediri.ac.id,
³danangwahyuwidodo@unpkediri.ac.id

Penulis Korespondens : Dya Ayu Suciningrum

Abstrak— Keberagaman budaya Indonesia tercermin dalam motif batik. Mengingat kompleksitas identifikasi manual, penelitian ini mengembangkan sistem klasifikasi motif batik Kediri (Hewan, Tumbuhan, Wayang) menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) berarsitektur MobileNetV2. Model dilatih dengan 600 gambar yang diproses dan di-augmentasi. Hasilnya, model mencapai akurasi validasi 90,50%, didukung metrik performa tinggi. Efisiensi komputasi MobileNetV2 menjadikannya solusi menjanjikan untuk aplikasi identifikasi batik real-time di perangkat mobile, sekaligus mendukung pelestarian warisan budaya.

Kata Kunci— CNN, Klasifikasi, MobileNetV2, Batik Motif

Abstract— Indonesia's cultural richness is reflected in its batik motifs. Given the complexity of manual identification, this research developed a classification system for Kediri batik motifs (Animal, Plant, Wayang) using a Convolutional Neural Network (CNN) with the MobileNetV2 architecture. The model was trained on 600 processed and augmented images. Results showed the model achieved a validation accuracy of 87.67%, supported by high-performance metrics. MobileNetV2's computational efficiency makes it a promising solution for real-time batik identification applications on mobile devices, simultaneously supporting cultural heritage preservation.

Keywords— CNN, Classification, MobileNetV2, Batik Motifs

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Indonesia adalah negara yang kaya akan keberagaman budaya, suku, dan bahasa[1]. Keanekaragaman ini menjadi identitas bangsa yang membedakan Indonesia dari negara lain[2]. Salah satu warisan budaya yang mencerminkan kekayaan tersebut dan telah diakui secara internasional adalah batik[3]. Batik merupakan hasil karya seni yang tidak hanya menonjolkan keindahan visual melalui motif dan warnanya, tetapi juga menyimpan nilai-nilai filosofis yang mendalam dan penuh makna[4]. Setiap corak batik mengandung cerita, simbol, serta kearifan lokal yang diwariskan dari generasi ke generasi, menjadikannya bagian penting dari jati diri bangsa Indonesia[5].

Pengenalan motif batik, khususnya motif hewan, tumbuhan, dan wayang, sering kali sulit dipahami karena bentuknya yang rumit. Proses klasifikasi masih banyak mengandalkan pengamatan visual dan keterampilan pengrajin, yang memerlukan ketelitian tinggi dan waktu lama, serta berisiko menimbulkan kesalahan. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi sistem klasifikasi motif batik Kediri yang efisien dan akurat menggunakan arsitektur MobileNetV2.

Penelitian sebelumnya mengklasifikasikan motif Songket Palembang dan pola batik menggunakan fitur lokal citra. Metode Speeded-Up Robust Feature (SURF) digunakan untuk ekstraksi ciri, sementara algoritma Random Forest diterapkan untuk klasifikasi motif songket.[6] Untuk pola batik, digunakan metode Bag of Visual Words (BoVW) dan fitur SIFT. Penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi metode tersebut mampu meningkatkan akurasi dalam pengenalan motif kain tradisional Indonesia.[7]

II. METODE

Setiap tahap dalam metode ini disusun secara sistematis untuk memastikan proses klasifikasi berjalan optimal, mulai dari pengumpulan gambar batik sebagai data input, proses pra-pemrosesan untuk menyesuaikan format dan ukuran gambar, pemilihan arsitektur model yang efisien, hingga pelatihan model dan evaluasi kinerjanya. Semua langkah ini dirancang agar model mampu mengenali jenis batik dengan akurasi tinggi dan dapat diterapkan secara real-time di perangkat mobile.

2.1 Input gambar

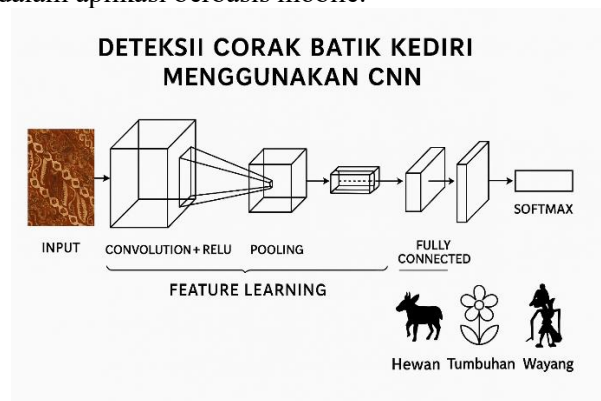
Sistem memerlukan input gambar batik untuk memulai proses klasifikasi. Cukup dengan menyediakan citra motif batik dalam format JPG atau PNG, gambar tersebut akan diunggah. Selanjutnya, gambar ini akan dianalisis secara mendalam oleh sistem untuk menentukan jenis atau karakteristik visualnya, sekaligus mempermudah identifikasi dan kategorisasi pola batik yang berbeda.

2.2 Preprocessing

Pra-pemrosesan gambar dilakukan untuk menyelaraskan dataset sebelum digunakan dalam pelatihan model. Tahapan ini mencakup proses resize agar ukuran gambar seragam, serta augmentasi data seperti rotation, zoom range, dan horizontal flip untuk meningkatkan variasi dan memperkaya data latih. Dengan preprocessing ini, model diharapkan dapat mengenali pola dengan lebih baik dan menghasilkan performa yang lebih optimal[8].

2.3 Arsitektur CNN

Diciptakan oleh Google, MobileNet merupakan sebuah arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang unggul dalam efisiensi komputasi, terutama untuk perangkat seluler[9]. Keunggulan ini dicapai melalui penggunaan Depthwise Separable Convolution, yang memungkinkan MobileNet bekerja optimal tanpa mengorbankan performa. MobileNet banyak digunakan dalam aplikasi berbasis mobile.



Gambar 1. Arsitektur Convolutional Neural Network

Pada gambar 1. tersebut menunjukkan alur kerja CNN (Convolutional Neural Network) untuk mendeteksi corak batik Kediri. Proses dimulai dari input gambar batik, lalu melalui

tahap *feature learning* (*Convolution + ReLU dan Pooling*) untuk mengekstraksi ciri-ciri gambar. Setelah itu, data diproses di tahap *classification* menggunakan lapisan *Fully Connected* dan *Softmax* untuk menentukan kategori batik: Hewan, Tumbuhan, atau Wayang.

2.4 Klasifikasi

Klasifikasi citra adalah proses mengelompokkan piksel atau objek dalam gambar ke dalam kelas tertentu berdasarkan fitur atau karakteristik visualnya[10]. Pada penelitian ini, model dilatih selama 100 epoch menggunakan data gambar batik yang telah dibagi menjadi tiga bagian: *training*, *validation*, dan *testing*. Selama proses pelatihan, model mempelajari pola-pola yang membedakan masing-masing kelas. Setelah pelatihan selesai, model menghasilkan bobot akhir yang digunakan untuk memprediksi kelas gambar baru. Output dari model berupa label kelas yang menunjukkan jenis batik, seperti *batik_hewan*, *batik_tumbuhan*, dan *batik_wayang*.

2.5 Evaluasi

Setelah model selesai dilatih, langkah berikutnya adalah melakukan evaluasi terhadap kinerjanya. Evaluasi ini dilakukan menggunakan data uji yang telah dipisahkan sebelumnya. Melalui proses ini, berbagai metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score dapat dihitung untuk menilai sejauh mana model mampu menghasilkan prediksi yang tepat.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Input Gambar

Motif batik diinputkan ke dalam sistem. Dataset yang digunakan untuk pelatihan model tersusun dari tiga kelas, yaitu Batik Hewan, Batik Tumbuhan, dan Batik Wayang. Setiap kelas masing-masing memiliki 200 sampel gambar, berformat JPG dan PNG, dan proses *training* model ini dilakukan selama 50 epoch. Contoh sampel dari data test yang mencakup kategori Wayang, Hewan, dan Tumbuhan:



Gambar 2. Gambar Motif Batik Hewan, Tumbuhan, Wayang

Pada gambar 2. Dataset pengujian ini mencakup 200 model representatif untuk setiap kelas motif batik, yaitu hewan, tumbuhan, dan wayang, yang berfungsi sebagai poin uji coba krusial untuk mengevaluasi kapabilitas model. Salah satu sampel motif batik hewan dirancang untuk mengukur akurasi dan keyakinan model dalam mengidentifikasi pola hewan, termasuk variasi pola atau skema warna yang mungkin berbeda signifikan dari data pelatihan. Selanjutnya, data uji dari kelas motif batik tumbuhan berfokus pada pengujian akurasi model dalam mengklasifikasikan motif flora. Keberadaan berbagai bentuk, tekstur, dan kombinasi warna pada gambar ini secara efektif memverifikasi kemampuan generalisasi model dalam menangani variasi dan kompleksitas intrinsik dalam kelas motif tumbuhan. Terakhir, sampel representatif motif batik wayang berfungsi sebagai indikator penting dalam mengukur kemampuan model untuk mengidentifikasi penggambaran yang tidak selalu

berupa figur manusia pewayangan. Ini menguji seberapa baik model dapat menggeneralisasi dan mengklasifikasikan beragam representasi dalam kategori wayang, bahkan ketika terdapat perbedaan signifikan dari data yang telah dipelajari. Ketiga contoh ini secara kolektif menyoroti pentingnya data uji yang beragam untuk memastikan robustnes dan kemampuan generalisasi model dalam menghadapi skenario dunia nyata..

3.2 Preprocessing Gambar

Sebelum gambar batik digunakan untuk pelatihan, dilakukan beberapa penyesuaian penting agar sesuai dengan kebutuhan MobileNetV2. Gambar diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel dan intensitas warnanya diskalakan dari 0–255 menjadi 0–1 untuk mempercepat dan menstabilkan pelatihan. Jika gambar bukan dalam format RGB, akan dikonversi secara otomatis. Selain itu, teknik augmentasi data seperti rotasi, zoom, dan pembalikan horizontal diterapkan secara real-time menggunakan ImageDataGenerator untuk meningkatkan variasi dan ketahanan model.

3.3 Arsitektur CNN

Arsitektur MobileNetV2 telah diadaptasi dari konfigurasi standarnya. Penyesuaian ini berkontribusi pada kinerja model yang sangat efektif selama fase pelatihan. Berikut ini menunjukkan hasil pelatihan :

```
19/19 ----- 0s 1s/step - accuracy: 0.4834 - loss: 1.4603
Epoch 4: val_accuracy improved from 0.52167 to 0.61000, saving model to model_batik_mobilenet.h5
WARNING:absl:You are saving your model as an HDF5 file via 'model.save()' or 'keras.saving.save_model(model)'. This file format is considered legacy. We recommend you to use the newer formats like SavedModel instead.
19/19 ----- 39s 2s/step - accuracy: 0.4841 - loss: 1.4595 - val_accuracy: 0.6100 - val_loss: 0.8339 - learning_rate: 1.0000e-04
Epoch 5/100 ----- 0s 1s/step - accuracy: 0.4881 - loss: 1.3199
Epoch 5: val_accuracy improved from 0.61000 to 0.65833, saving model to model_batik_mobilenet.h5
WARNING:absl:You are saving your model as an HDF5 file via 'model.save()' or 'keras.saving.save_model(model)'. This file format is considered legacy. We recommend you to use the newer formats like SavedModel instead.
19/19 ----- 38s 2s/step - accuracy: 0.4890 - loss: 1.3170 - val_accuracy: 0.6583 - val_loss: 0.7908 - learning_rate: 1.0000e-04
Epoch 6/100 ----- 0s 1s/step - accuracy: 0.5185 - loss: 1.2274
Epoch 6: val_accuracy improved from 0.65833 to 0.73833, saving model to model_batik_mobilenet.h5
19/19 ----- 39s 2s/step - accuracy: 0.8397 - loss: 0.4529 - val_accuracy: 0.9067 - val_loss: 0.2667 - learning_rate: 5.0000e-05
Epoch 96/100 ----- 0s 1s/step - accuracy: 0.8473 - loss: 0.4091
Epoch 96: val_accuracy did not improve from 0.90833
19/19 ----- 40s 2s/step - accuracy: 0.8467 - loss: 0.4086 - val_accuracy: 0.9067 - val_loss: 0.2661 - learning_rate: 2.5000e-05
Epoch 97/100 ----- 0s 1s/step - accuracy: 0.8532 - loss: 0.3704
Epoch 97: val_accuracy did not improve from 0.90833
19/19 ----- 37s 2s/step - accuracy: 0.8530 - loss: 0.3707 - val_accuracy: 0.9067 - val_loss: 0.2660 - learning_rate: 2.5000e-05
Epoch 98/100 ----- 0s 1s/step - accuracy: 0.8017 - loss: 0.4266
Epoch 98: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.249999968422344e-05.
19/19 ----- 0s 1s/step - accuracy: 0.8473 - loss: 0.4091
Epoch 96: val_accuracy did not improve from 0.90833
19/19 ----- 40s 2s/step - accuracy: 0.8467 - loss: 0.4086 - val_accuracy: 0.9067 - val_loss: 0.2661 - learning_rate: 2.5000e-05
Epoch 97/100 ----- 0s 1s/step - accuracy: 0.8532 - loss: 0.3704
Epoch 97: val_accuracy did not improve from 0.90833
19/19 ----- 37s 2s/step - accuracy: 0.8530 - loss: 0.3707 - val_accuracy: 0.9067 - val_loss: 0.2660 - learning_rate: 2.5000e-05
Epoch 98/100 ----- 0s 1s/step - accuracy: 0.8017 - loss: 0.4266
Epoch 98: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 1.249999968422344e-05.
19/19 ----- 0s 1s/step - accuracy: 0.8017 - loss: 0.4266
Epoch 98: val_accuracy did not improve from 0.90833
19/19 ----- 39s 2s/step - accuracy: 0.8032 - loss: 0.4260 - val_accuracy: 0.9050 - val_loss: 0.2659 - learning_rate: 2.5000e-05
Epoch 99/100 ----- 0s 1s/step - accuracy: 0.8828 - loss: 0.3350
Epoch 99: val_accuracy did not improve from 0.90833
19/19 ----- 39s 2s/step - accuracy: 0.8820 - loss: 0.3362 - val_accuracy: 0.9050 - val_loss: 0.2663 - learning_rate: 1.2500e-05
Epoch 100/100 ----- 0s 1s/step - accuracy: 0.8268 - loss: 0.4181
Epoch 100: val_accuracy did not improve from 0.90833
19/19 ----- 39s 2s/step - accuracy: 0.8277 - loss: 0.4168 - val_accuracy: 0.9050 - val_loss: 0.2652 - learning_rate: 1.2500e-05
19/19 ----- 18s 952ms/step - accuracy: 0.8986 - loss: 0.2719
Akurasi model MobileNetV2 dalam mendeteksi motif batik: 90,50%
```

Gambar 3. hasil model traning

Pada gambar 3. Proses epoch 1 sampai 100 dengan model MobileNetV2 yang dirancang untuk mendeteksi motif batik, telah dilatih selama 100 epoch menggunakan 600 gambar yang terbagi dalam 3 kelas motif batik. Secara keseluruhan, pelatihan menunjukkan peningkatan yang stabil pada akurasi model, baik pada data pelatihan maupun validasi, diiringi dengan penurunan nilai loss.

Model menunjukkan pembelajaran yang cepat di awal pelatihan, dengan akurasi validasi melonjak dari 30,50% di epoch 1 menjadi 76,50% di epoch 10. Akurasi validasi terus menunjukkan perbaikan, mencapai 84,67% di epoch 20 dan 88,33% di epoch 34. Puncak akurasi validasi tercatat sebesar 90,50% pada epoch 67 dan epoch 69.

Meskipun terdapat beberapa epoch di mana akurasi validasi tidak mengalami peningkatan, model tetap menunjukkan perbaikan kecil secara bertahap. Hingga epoch 82,

model mencapai akurasi validasi 85,33% dengan loss 0,2835. Perlu dicatat adanya peringatan teknis terkait bentuk input dan format penyimpanan model, namun hal ini tidak menghalangi keberhasilan pelatihan secara keseluruhan.

3.4 Klasifikasi

Model MobileNetV2 telah dilatih untuk mengenali tiga jenis motif batik, yaitu Hewan, Tumbuhan, dan Wayang. Selama proses pelatihan sebanyak 100 epoch, model menunjukkan kinerja yang stabil dengan tren akurasi yang terus meningkat dan penurunan nilai loss secara konsisten. Hasil dari proses pelatihan tersebut dapat dilihat pada tabel berikut sebagai bentuk evaluasi performa model.

Tabel 1. Ringkasan Progres Training Model

Epoch Terbaik	Hasil Klasifikasi Terbaik				
	<i>Epoch</i>	<i>Akurasi Pelatihan</i>	<i>Loss Pelatihan</i>	<i>Akurasi Validasi</i>	<i>Loss Validasi</i>
	67	8.237	4.432	9.050	3.057
	82	8.547	3.928	9.050	2.831
	64	8.322	4.097	9.017	3.121
	59	7.905	5.237	8.950	3.208
	60	7.926	4.755	8.950	3.215

Pada tabel 1. Model MobileNetV2 berhasil mengklasifikasikan motif batik ke dalam tiga kelas (Hewan, Tumbuhan, Wayang) dengan akurasi tinggi. Progres pelatihan selama 100 epoch menunjukkan peningkatan akurasi dan penurunan loss yang baik.

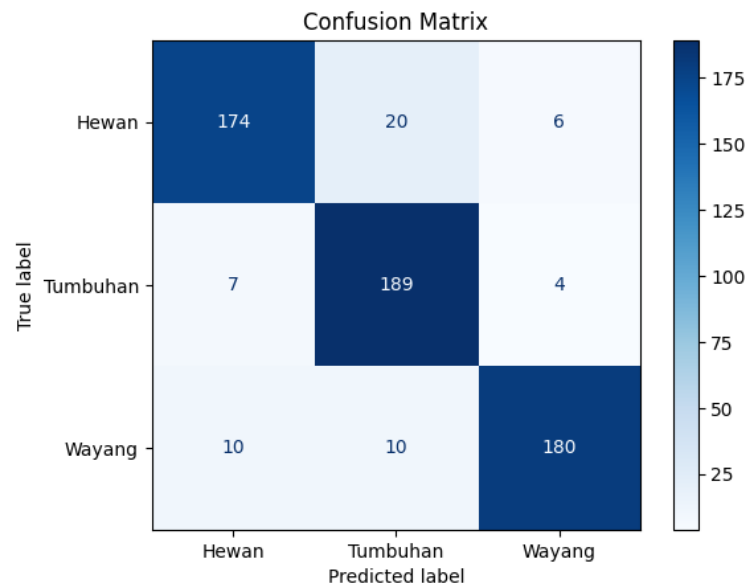
3.5 Evaluasi

Berdasarkan hasil evaluasi model yang telah dilakukan, diperoleh metrik performa sebagai berikut:

Tabel 2. Hasil Evaluasi Model

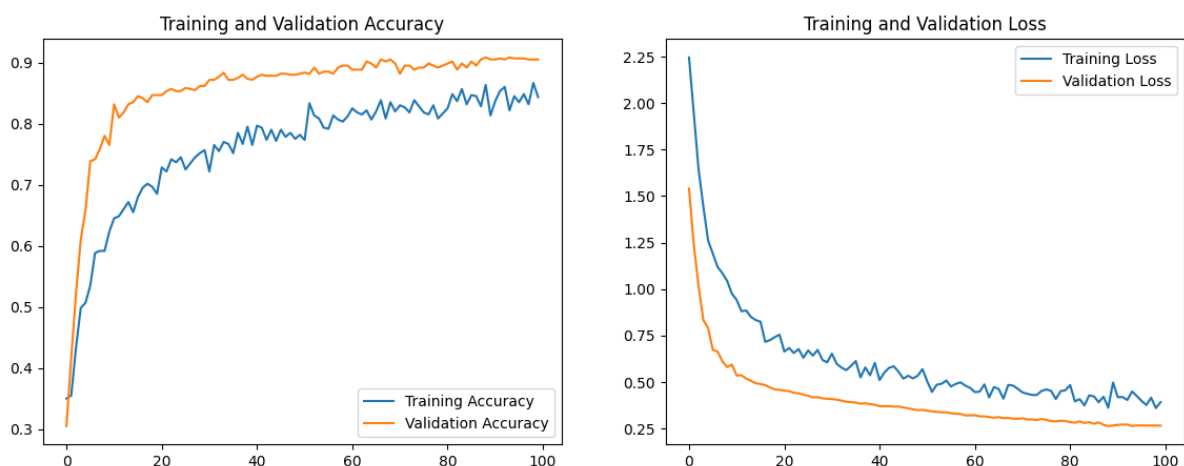
Kelas	Classification Report			
	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>Support</i>
Hewan	0.91	0.87	0.89	200
Tumbuhan	0.86	0.94	0.90	200
Wayang	0.95	0.90	0.92	200
accuracy			0.91	600
macro avg	0.91	0.90	0.91	600
weighted avg	0.91	0.91	0.91	600

Pada tabel 2. Hasil pengujian model Convolutional Neural Network (CNN) menunjukkan performa yang baik dalam mengklasifikasikan motif batik ke dalam tiga kategori: hewan, tumbuhan, dan wayang. Kelas motif hewan memperoleh nilai precision sebesar 0.91, recall 0.87, dan F1-score 0.89. Motif tumbuhan memiliki precision 0.86, recall tertinggi sebesar 0.94, dan F1-score 0.90. Sementara itu, motif wayang menunjukkan precision tertinggi sebesar 0.95, recall 0.90, dan F1-score 0.92. Secara keseluruhan, model mencapai akurasi sebesar 91% dengan nilai rata-rata makro dan tertimbang (macro avg dan weighted avg) untuk precision, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 0.91, 0.90, dan 0.91. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan motif batik secara seimbang dan akurat.



Gambar 4. Confusion Matrix

Pada gambar 6. Berdasarkan confusion matrix, model menunjukkan performa yang baik dengan sebagian besar prediksi berada di diagonal utama, terutama pada kategori Tumbuhan yang memiliki akurasi paling tinggi. Dari 200 data, sebanyak 189 gambar tumbuhan berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan kategori Hewan dan Wayang masih menunjukkan beberapa kesalahan, masing-masing 20 dan 10 gambar yang salah diklasifikasikan sebagai Tumbuhan. Hal ini menunjukkan adanya kemiripan visual antar motif, terutama antara motif Hewan, Tumbuhan, dan Wayang, sehingga model masih mengalami kesulitan dalam membedakan beberapa gambar. Untuk meningkatkan akurasi, perlu dilakukan optimasi lebih lanjut seperti penambahan data latih dan perbaikan arsitektur model.



Gambar 5. Visualisasi Metrik Akurasi pada Traning Dan Testing Model CNN

Pada gambar 7. Grafik ini menampilkan performa model *machine learning* selama 100 epoch pelatihan, dibagi menjadi akurasi dan loss untuk data training (pelatihan) dan validation (validasi). Pada grafik akurasi, terlihat peningkatan yang stabil pada kedua kurva, dengan akurasi validasi mencapai sekitar 88-90% dan akurasi pelatihan sedikit lebih tinggi, menunjukkan model belajar dengan baik dan mampu menggeneralisasi, meskipun ada sedikit indikasi overfitting ringan. Sementara itu, grafik loss menunjukkan penurunan yang

signifikan pada kedua kurva, menandakan model berhasil meminimalkan kesalahan, dengan training loss sedikit lebih rendah dari validation loss, yang juga mengkonfirmasi adanya overfitting minor. Secara keseluruhan, model ini menunjukkan performa yang solid dengan kemampuan prediksi yang baik..

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi sistem klasifikasi motif batik Kediri yang efisien dan akurat menggunakan arsitektur MobileNetV2. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model MobileNetV2, setelah dilatih selama 100 epoch pada dataset yang telah di-*preprocessing* dan di-*augmentasi* secara cermat, berhasil mengklasifikasikan motif batik (Hewan, Tumbuhan, Wayang) dengan akurasi validasi yang tinggi, mencapai 90,50%. Akurasi yang konsisten ini, bersama dengan nilai *loss* validasi yang rendah dan tren kurva pelatihan-validasi yang seimbang, secara efektif menjawab tujuan penelitian dalam membangun model yang tidak hanya akurat tetapi juga menunjukkan kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru. Pemanfaatan MobileNetV2 dengan karakteristik efisiensi komputasinya secara signifikan berkontribusi pada kemajuan di bidang pengenalan pola, khususnya dalam konteks aplikasi *real-time* dan *mobile* yang relevan bagi teknik industri untuk optimasi proses identifikasi produk atau inventaris berbasis gambar.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Handayani, A. Zuhdi, and R. Shofiati, "Implementation of Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) and Support Vector Machine (SVM) Methods for Recognition of Batik Bekasi Motifs Implementation of Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) and Support Vector Machine (SVM) Methods for Recognition of B," *Intelmatiks*, vol. 2, no. 2, pp. 67–72, 2022, doi: <https://doi.org/10.25105/itm.v2i2.14423>.
- [2] M. Putri and R. G. Mubarak, "Bhinneka Tunggal Ika Sebagai Identitas Bangsa Indonesia," *J. ...*, vol. 1, no. 1, pp. 1–6, 2023, [Online]. Available: <https://jurnal.stkipkusumanegara.ac.id/index.php/jcv/article/view/1805>
- [3] J. Inovasi and D. A. N. Kreativitas, "EKSPRESI KEBUDAYAAN DALAM BATIK : ANALISIS PENULISAN DAN MOTIF CULTURAL EXPRESSION IN BATIK : AN ANALYSIS OF WRITING AND MOTIFS," vol. 4, no. September, pp. 43–54, 2024, doi: <https://doi.org/10.30656/jika.v4i2.9465>.
- [4] A. A. Trixie *et al.*, "Trixie," *A John Steinbeck Encycl.*, p. 401, 2006 doi: <https://doi.org/10.29100/jipi.v10i1.5873>.
- [5] A. D. Paramita, "PERAN BATIK CELAKET MALANG DALAM MENINGKATKAN".
- [6] Y. Yohannes, S. Devella, and A. H. Pandrean, "Penerapan Speeded-Up Robust Feature pada Random Forest Untuk Klasifikasi Motif Songket Palembang," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 5, no. 3, pp. 360–369, 2020, doi: <https://doi.org/10.28932/jutisi.v5i3.1978>.
- [7] R. Azhar, D. Tuwohingide, D. Kamudi, Sarimuddin, and N. Suciati, "Batik Image Classification Using SIFT Feature Extraction, Bag of Features and Support Vector Machine," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 72, pp. 24–30, 2015, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.12.101>.
- [8] F. Alghifari and D. Juardi, "Penerapan Data Mining Pada Penjualan Makanan Dan Minuman Menggunakan Metode Algoritma Naïve Bayes," *J. Ilm. Inform.*, vol. 9, no. 02, pp. 75–81, 2021, doi: 10.33884/jif.v9i02.3755.
- [9] D. Carlos, D. E. Herwindiati, and C. Lubis, "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Networks Untuk Klasifikasi Jenis Cat Tembok Menggunakan Arsitektur

- MobileNet,” *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 6, no. 1, pp. 395–402, 2024, doi: <https://doi.org/10.47065/bits.v6i1.5322>.
- [10] A. Ambarwari, E. M. Husni, and D. Mahayana, “Perkembangan Paradigma Metode Klasifikasi Citra Penginderaan Jauh dalam Perspektif Revolusi Sains Thomas Kuhn,” *J. Filsafat Indones.*, vol. 6, no. 3, pp. 465–473, 2023, doi: [10.23887/jfi.v6i3.53865](https://doi.org/10.23887/jfi.v6i3.53865).