

Klasifikasi Motif Batik Semarang Menggunakan Convolutional Neural Network Dengan VGG16

Nafidanisa

Fakultas Informatika

Direktorat Kampus Universitas

Telkom Purwokerto

Purwokerto, Indonesia

Nafidanisa@student.telkomuniversity.ac.id

Dasril Aldo

Fakultas Informatika

Direktorat Kampus Universitas

Telkom Purwokerto

Purwokerto, Indonesia

dasrilaldo@telkomuniversity.ac.id

Nicolaus

Fakultas Informatika

Direktorat Kampus Universitas

Telkom Purwokerto

Purwokerto, Indonesia

NicolausEuclidesWahyuNugroho@telkomuniversity.ac.id

Abstrak — Batik Semarang memiliki kekayaan motif seperti Asem Arang, Blekok Warak, Gambang Semarangan, Kembang Sepatu, dan Semarangan. Untuk mendukung pelestariannya, penelitian ini mengembangkan sistem klasifikasi otomatis menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur VGG16 dan pendekatan *transfer learning*. Dataset berisi 1.360 citra diperoleh dari *Kaggle*, dengan *preprocessing* berupa *resize* ke 224×224 piksel dan normalisasi piksel. Pelatihan model dilakukan dengan variasi *optimizer*, *learning rate*, dan *epoch*. Evaluasi performa dilakukan menggunakan *confusion matrix*, *classification report*, serta grafik akurasi dan *loss*. Kombinasi terbaik menggunakan *optimizer* SGD, *learning rate* 0.01, dan 50 *epoch*, menghasilkan performa tinggi tanpa *overfitting*. Model diimplementasikan ke dalam antarmuka *Streamlit* agar dapat digunakan secara praktis. Berdasarkan analisis prediksi tiap kelas, sistem mampu mengenali motif batik secara akurat dan stabil. Penelitian ini diharapkan dapat mendukung digitalisasi batik melalui teknologi klasifikasi citra.

Kata kunci— Batik, Klasifikasi, Convolutional Neural Network, VGG16.

I. PENDAHULUAN

Indonesia dikenal sebagai negara kepulauan yang kaya akan budaya, salah satunya adalah batik, yang telah menjadi warisan tak benda dunia versi UNESCO sejak 2 Oktober 2009. Batik tidak hanya sekadar kain bergambar, tetapi juga sarat dengan nilai estetika, historis, filosofis, serta mencerminkan identitas lokal setiap daerah. Masing-masing wilayah di Indonesia memiliki motif batik yang khas, termasuk Kota Semarang yang dikenal dengan motif seperti Asem Arang, Blekok Warak, Gambang Semarangan, Kembang Sepatu, dan Semarangan. Keunikan motif tersebut merepresentasikan kekayaan budaya masyarakat pesisir yang ekspresif dan terbuka[1].

Meskipun demikian, proses pengenalan dan klasifikasi motif batik masih dilakukan secara manual dan bergantung pada keahlian individu, sehingga menimbulkan tantangan dalam hal kecepatan, efisiensi, dan akurasi. Untuk mengatasi hal tersebut, diperlukan pemanfaatan teknologi, khususnya dalam bidang pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan.

Salah satu pendekatan yang relevan adalah penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN), yang telah banyak diterapkan untuk tugas klasifikasi citra, termasuk dalam pengenalan objek dan pola visual. CNN mampu mengekstraksi fitur visual melalui lapisan konvolusi, pooling, dan fully connected secara bertahap[2].

Penelitian terdahulu menunjukkan efektivitas CNN dalam klasifikasi gambar, termasuk batik. Misalnya, Rizki Mawan (2020) berhasil mengklasifikasikan tiga jenis motif batik dengan akurasi sebesar 85% menggunakan CNN[3]. Selain itu, beberapa penelitian telah mengembangkan sistem klasifikasi batik dari daerah lain seperti Yogyakarta, Solo, dan Banyuwangi. Namun, klasifikasi motif batik Semarang masih belum banyak dieksplorasi. Hal ini menjadi celah penelitian yang penting untuk dikaji lebih lanjut[4].

Penelitian ini bertujuan untuk membangun model klasifikasi citra motif batik Semarang menggunakan metode CNN dengan arsitektur VGG16 dan pendekatan transfer learning. VGG16 dipilih karena kesederhanaan strukturnya, penggunaan kernel kecil 3×3 , serta kemampuan dalam menghasilkan akurasi tinggi pada tugas klasifikasi[5]. Dataset yang digunakan berasal dari *Kaggle* dan terdiri atas lima motif batik khas Semarang. Diharapkan penelitian ini tidak hanya mampu menghasilkan model dengan performa optimal, tetapi juga memberikan kontribusi dalam pelestarian budaya batik melalui pemanfaatan teknologi kecerdasan buatan.

II. KAJIAN TEORI

A. Batik

Batik merupakan ekspresi budaya tradisional Indonesia yang diwujudkan melalui teknik pencelupan malam untuk membentuk motif pada kain. Seiring waktu, batik berkembang menjadi karya seni yang mencerminkan identitas lokal, dengan motif yang bervariasi antar wilayah[6]. Batik Semarang memperlihatkan elemen visual khas kota seperti ikon arsitektur dan unsur alam. Motif-motif ini tidak hanya menonjolkan estetika, tetapi juga merepresentasikan nilai filosofis dan sosial dalam konteks masyarakat pesisir.

B. Klasifikasi

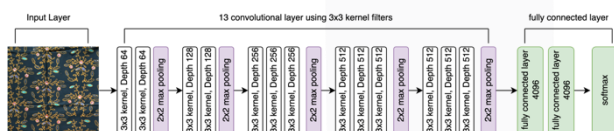
Klasifikasi adalah proses pembelajaran mesin untuk memetakan objek ke dalam kelas berdasarkan atribut atau fitur tertentu. Dalam konteks pengolahan citra, klasifikasi bertujuan untuk mengenali pola visual dan menyusun citra ke dalam kategori yang telah ditentukan. Proses ini melibatkan ekstraksi dan analisis fitur, seperti bentuk, warna, dan tekstur, yang relevan terhadap label target[7].

C. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network adalah jenis jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk menangani data visual. CNN bekerja dengan menerapkan operasi konvolusi terhadap input citra untuk mengekstraksi fitur spasial penting. Arsitekturnya terdiri dari beberapa lapisan konvolusi, fungsi aktivasi (umumnya ReLU), pooling layer untuk reduksi dimensi, dan fully connected layer untuk klasifikasi akhir. CNN terbukti unggul dalam berbagai tugas pengenalan pola visual[8].

D. VGG16

VGG16 adalah arsitektur CNN yang dikembangkan oleh tim Visual Geometry Group dari University of Oxford. Model ini menekankan pada penggunaan kernel konvolusi kecil berukuran 3x3 dan lapisan pooling 2x2 untuk mengekstrak fitur dengan kompleksitas tinggi. Struktur jaringan yang konsisten dan mendalam membuat VGG16 efektif dalam klasifikasi citra skala besar, sebagaimana dibuktikan pada kompetisi ILSVRC 2014. Keunggulan arsitektur ini terletak pada kedalaman jaringan serta efisiensi dalam menangkap fitur spasial melalui lapisan-lapisannya[9].



GAMBAR 1
(ARSITEKTUR VGG16)

E. Hyperparameter

Hyperparameter adalah parameter yang ditentukan sebelum proses pelatihan model dan berpengaruh langsung terhadap performa akhir. Beberapa hyperparameter penting dalam deep learning antara lain adalah jenis optimizer, nilai learning rate, dan jumlah epoch. Optimizer mengatur cara model memperbarui bobot selama pelatihan, learning rate mengatur kecepatan pembelajaran, dan jumlah epoch menentukan berapa kali seluruh data dilatih. Pengujian kombinasi hyperparameter yang tepat sangat penting agar model tidak mengalami underfitting maupun overfitting[10].

F. Confusion Matrix

Confusion matrix adalah tabel yang menggambarkan hasil klasifikasi suatu dataset berdasarkan label kelas. Matriks ini terdiri dari baris dan kolom yang sesuai dengan jumlah kelas yang ada. Terdapat empat kategori utama dalam confusion matrix, yaitu *false positive* (FP) yang merupakan data negatif tetapi terdeteksi sebagai positif, *false negative* (FN) yaitu data positif yang terdeteksi sebagai negatif, *true positive* (TP) yaitu data positif yang berhasil diklasifikasikan dengan

benar, dan *true negative* (TN) yang merupakan data negatif yang berhasil dikenali dengan benar[11].

TABEL 1
(CONFUSION MATRIX)

Klasifikasi		Prediksi	
		Positif	Negatif
Aktual	Positif	True Positive (TP)	False Negative (FN)
	Negatif	False Positive	True Negative (TN)

G. Streamlit

Streamlit adalah sebuah open-source framework berbasis Python yang dirancang untuk memudahkan pengembangan aplikasi berbasis web secara cepat, langsung dari skrip-data tanpa memerlukan keahlian web development yang mendalam. Dalam penelitian tersebut, perancangan sistem menggunakan pendekatan prototyping, dan antarmuka aplikasi dibangun menggunakan Streamlit, sehingga memungkinkan pengembang untuk menyajikan prototype antarmuka berbasis web dengan visual yang interaktif hanya melalui kode Python sederhana. Keunggulan framework ini terletak pada kemampuannya mengintegrasikan secara langsung komponen visual seperti grafik, form input, dan hasil prediksi—sehingga pengguna dapat melakukan interaksi secara realtime dan langsung melihat hasil[12].

III. METODE

Tujuan dari metode ini adalah untuk menguji efektivitas model CNN arsitektur VGG16 dalam mengklasifikasikan citra motif batik Semarang berdasarkan parameter-parameter tertentu.

A. Pengumpulan Dataset

Dataset Batik Semarang yang akan digunakan pada penelitian ini berasal dari situs web Kaggle. Dataset tersebut disimpan dan dapat diunduh pada <https://ln.run/ancea>. Dataset yang digunakan berisi 10 kelas batik dengan total 300 citra per kelas. Namun dalam penelitian ini, hanya digunakan 5 kelas motif batik, yaitu Asem Arang, Blekok Warak, Gambang Semarang, Kembang Sepatu, dan Semarang.



GAMBAR 2
(MOTIF BATIK SEMARANG)

B. Preprocessing Data

Tahap preprocessing merupakan langkah penting untuk mempersiapkan data citra sebelum dilatih menggunakan model CNN VGG16. Seluruh citra diubah ukurannya menjadi 224x224 piksel. Selanjutnya dilakukan normalisasi dengan membagi nilai piksel terhadap 255, agar nilainya berada dalam rentang 0–1.

C. Pembagian Data

Dataset gambar dibagi menjadi dua bagian menggunakan rasio 80:20, yaitu sebanyak 1.088 gambar digunakan untuk data pelatihan dan 272 gambar digunakan untuk data validasi, sehingga total keseluruhan gambar yang digunakan adalah 1.360 Gambar

TABEL 2
(SPLIT DATASET)

Jenis Data	Persentase	Jumlah Gambar
Training Data	80%	1088 Gambar
Validasi Data	20%	272 Gambar
Total Data		1360 Gambar

D. Penerapan Model VGG16

Pada tahap ini menunjukkan arsitektur model yang menerapkan transfer learning dengan menggunakan VGG16 sebagai dasar, yang merupakan bagian penting dalam metode penelitian berbasis deep learning. Dalam konteks pendidikan dan penelitian, penerapan model ini menunjukkan tahapan implementasi metode ilmiah, dimulai dari pemanfaatan arsitektur pretrained VGG16 untuk ekstraksi fitur (feature extraction) dari citra. Layer VGG16 tetap digunakan dengan bobot awal (pretrained), namun hanya sebagian dari parameternya yang dapat dilatih (trainable) sesuai kebutuhan dan keterbatasan data. Selanjutnya, dilakukan penambahan layer flatten, dense, dan dropout untuk mengadaptasi model terhadap tugas klasifikasi spesifik, yakni klasifikasi 5 kelas motif batik.

Layer (type)	Output Shape	Param #
vgg16 (Functional)	(None, 7, 7, 512)	14,714,688
flatten (Flatten)	(None, 25088)	0
dense (Dense)	(None, 512)	12,845,568
dropout (Dropout)	(None, 512)	0
dense_1 (Dense)	(None, 5)	2,565

Total params: 27,562,821 (105.14 MB)

Trainable params: 15,207,941 (58.01 MB)

Non-trainable params: 12,354,880 (47.13 MB)

GAMBAR 3
(PENERAPAN MODEL VGG16)

E. Pelatihan Model

Model kemudian dilatih menggunakan data yang telah diproses sebelumnya. Beberapa konfigurasi diuji untuk menemukan kombinasi terbaik, termasuk penggunaan optimizer Adam, RMSprop, dan SGD, variasi learning rate (0.01, 0.001, 0.0001), serta jumlah epoch (50, 75, 100). Data

dilatih dalam mini-batch berukuran 32, dengan validasi untuk memantau performa model.

TABEL 3
(SKENARIO TUNING MODEL)

No	Skenario	Parameter yang diuji	Variasi nilai yang dicoba
1	Optimizer	Adam, SGD, RMSprop	3 jenis optimizer
2	Learning Rate	0.01, 0.001, 0.0001	3 nilai learning rate
3	Epoch	50, 75, 100	3 jumlah epoch

F. Pengujian model

Setelah pelatihan selesai,model selanjutnya akan diuji dengan data validasi untuk mengukur kemampuan generalisasi terhadap data baru. Evaluasi dilakukan menggunakan model.evaluate() untuk menghitung akurasi dan loss, serta dilakukan prediksi untuk membandingkan hasil klasifikasi dengan label aktual melalui confusion matrix.

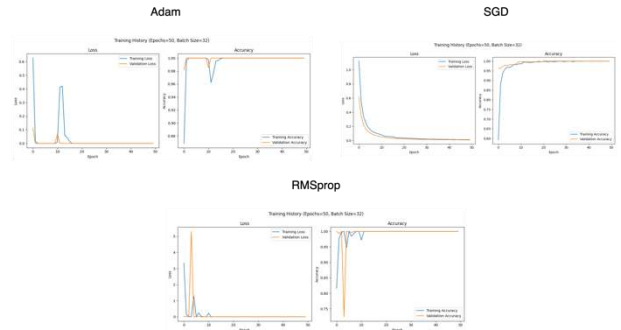
G. Analisis Hasil

Dalam penelitian ini, proses pengujian dan evaluasi performa dilakukan untuk mengukur efektivitas model klasifikasi motif batik Semarang menggunakan arsitektur VGG16. Evaluasi dilakukan melalui metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan f1-score, serta didukung oleh visualisasi grafik akurasi dan loss guna memantau kestabilan model selama pelatihan dan validasi. Proses evaluasi juga melibatkan penggunaan confusion matrix dan classification report untuk menilai kemampuan model dalam membedakan setiap kelas motif. Selain itu, pengujian lanjutan dilakukan dengan mengintegrasikan model ke dalam antarmuka pengguna berbasis Streamlit sebagai bentuk implementasi sistem klasifikasi citra digital secara praktis.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Skenario 1 : Optimizer

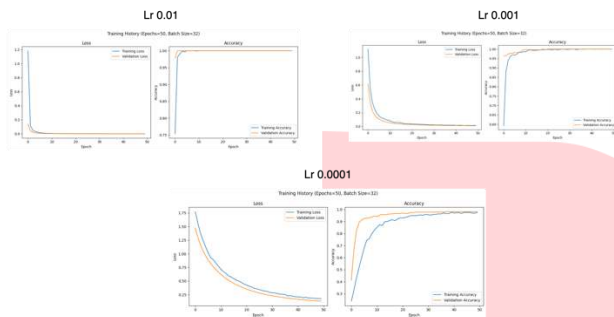
Pada pengujian menggunakan tiga jenis optimizer, yaitu Adam, RMSprop, dan SGD, diperoleh hasil bahwa semua optimizer mampu mencapai akurasi 100%. Namun, optimizer SGD menunjukkan kestabilan terbaik dalam grafik pelatihan. Nilai loss yang dihasilkan oleh SGD juga lebih rendah dan kurvanya lebih halus dibandingkan dengan Adam dan RMSprop. Adam menghasilkan konvergensi yang cepat namun fluktuatif, sedangkan RMSprop relatif stabil namun lebih lambat mencapai nilai minimum loss.



GAMBAR 4
(GRAFIK AKURASI DAN LOSS OPTIMIZER)

B. Skenario 2 : Learning Rate

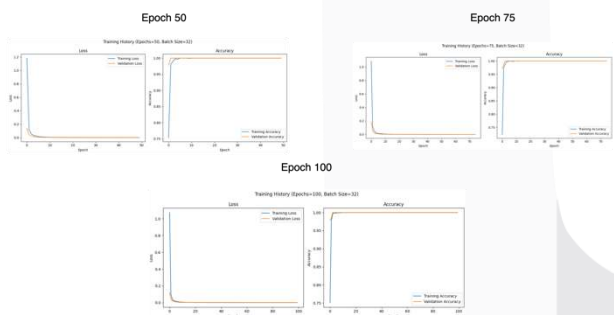
Pengujian nilai *learning rate* dilakukan pada 0.01, 0.001, dan 0.0001. *Learning rate* 0.01 menunjukkan performa pelatihan paling optimal, dengan akurasi validasi konstan meningkat dan tidak menunjukkan overfitting. *Learning rate* 0.001 masih menghasilkan akurasi baik, namun lebih lambat mencapai konvergensi. Sedangkan *learning rate* 0.0001 terlalu kecil dan menyebabkan pelatihan berjalan lambat serta tidak optimal.



GAMBAR 5
(GRAFIK AKURASI DAN LOSS LEARNING RATE)

C. Skenario 3 : Epoch

Eksperimen dilakukan pada jumlah epoch 50, 75, dan 100. Hasil terbaik diperoleh pada epoch 50, dengan akurasi validasi mencapai 100% dan loss mendekati nol. Penambahan epoch hingga 100 tidak memberikan peningkatan signifikan, bahkan dalam beberapa kasus mulai terjadi overfitting. Epoch 75 belum cukup untuk mencapai konvergensi penuh.



GAMBAR 6
(GRAFIK AKURASI DAN LOSS EPOCH)

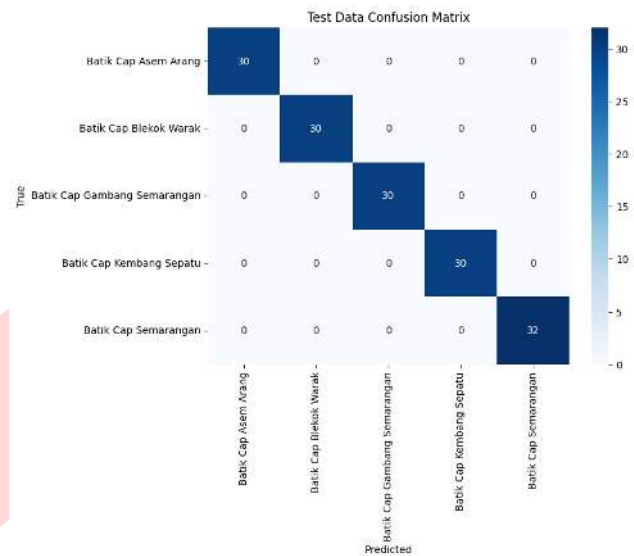
D. Analisis Hasil

Setelah dilakukan serangkaian pengujian terhadap konfigurasi hyperparameter, kombinasi terbaik diperoleh saat menggunakan optimizer SGD, *learning rate* 0.01, dan jumlah epoch 75. Konfigurasi ini menghasilkan performa model paling optimal dan stabil. Evaluasi dilakukan menggunakan dua metrik utama, yaitu *classification report* dan *confusion matrix*, untuk melihat kualitas prediksi model pada tiap kelas.

Classification Report for Best Model on Validation Data:				
	precision	recall	f1-score	support
Batik Cap Asem Arang	1.00	1.00	1.00	54
Batik Cap Blekok Warak	1.00	1.00	1.00	54
Batik Cap Gambang Semarang	1.00	1.00	1.00	56
Batik Cap Kembang Sepatu	1.00	1.00	1.00	54
Batik Cap Semarang	1.00	1.00	1.00	54
accuracy			1.00	272
macro avg	1.00	1.00	1.00	272
weighted avg	1.00	1.00	1.00	272

GAMBAR 7
(CLASSIFICATION REPORT)

Hasil *classification report* menunjukkan bahwa seluruh kelas memperoleh nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* sebesar 1.00. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali semua kelas motif batik secara sempurna tanpa kesalahan klasifikasi.

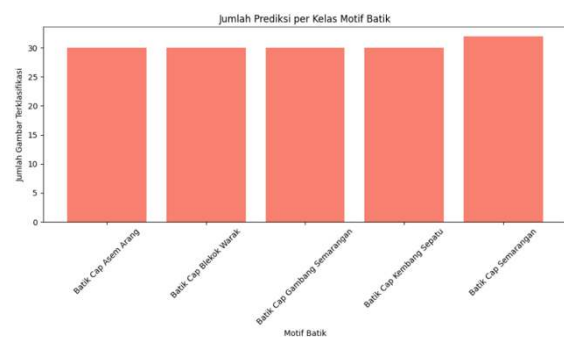


GAMBAR 8
(CONFUSION MATRIX)

Confusion matrix memperlihatkan bahwa seluruh prediksi model berada pada diagonal utama, menandakan tidak adanya kesalahan klasifikasi antar kelas. Artinya, tidak ditemukan nilai false positive maupun false negative.

Selain itu, model menunjukkan nilai loss yang sangat kecil pada data pelatihan (0.00086) dan validasi (0.00033), serta grafik akurasi dan loss yang stabil dari awal hingga akhir pelatihan. Hal ini membuktikan bahwa proses pelatihan berjalan lancar tanpa overfitting.

Sebagai pelengkap visualisasi, dilakukan juga perhitungan jumlah prediksi per kelas yang ditampilkan dalam bentuk grafik batang.



GAMBAR 9
(GRAFIK BATANG)

Grafik menunjukkan bahwa kelima kelas motif batik terklasifikasi secara seimbang. Tidak ada dominasi prediksi pada kelas tertentu, menandakan bahwa model tidak bias dan memiliki generalisasi yang baik.

E. Implementasi Interface menggunakan Streamlit

Tahap akhir dari penelitian ini adalah melakukan implementasi model klasifikasi ke dalam bentuk antarmuka sederhana agar hasil yang diperoleh dapat diaplikasikan

secara langsung oleh pengguna. Antarmuka ini dibangun menggunakan Streamlit, yaitu sebuah pustaka berbasis Python yang memudahkan pengembangan aplikasi web interaktif tanpa perlu menggunakan bahasa pemrograman web secara langsung. Tahap akhir dari penelitian ini adalah melakukan implementasi model klasifikasi ke dalam bentuk antarmuka (interface) yang sederhana agar hasil yang diperoleh dapat diakses dan digunakan langsung oleh pengguna. Implementasi ini bertujuan untuk menjembatani proses teknis model klasifikasi dengan pengalaman pengguna yang lebih praktis.

Tahap akhir dari penelitian ini adalah melakukan implementasi model klasifikasi ke dalam bentuk antarmuka sederhana agar hasil yang diperoleh dapat diaplikasikan secara langsung oleh pengguna. Antarmuka ini dibangun menggunakan Streamlit, yaitu sebuah pustaka berbasis Python yang memudahkan pengembangan aplikasi web interaktif tanpa perlu menggunakan bahasa pemrograman web secara langsung. Tahap akhir dari penelitian ini adalah melakukan implementasi model klasifikasi ke dalam bentuk antarmuka (interface) yang sederhana agar hasil yang diperoleh dapat diakses dan digunakan langsung oleh pengguna. Implementasi ini bertujuan untuk menjembatani proses teknis model klasifikasi dengan pengalaman pengguna yang lebih praktis.



GAMBAR 10
(Implementasi Interface)

Pada gambar di atas terlihat bahwa pengguna dapat mengunggah gambar dengan cara drag and drop ataupun memilih langsung melalui tombol "Browse Files". Sistem mendukung unggahan hingga lima gambar sekaligus, dan hasil klasifikasi ditampilkan secara berdampingan dengan nama kelas motif di bawah setiap gambar.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur VGG16 berbasis transfer learning berhasil diimplementasikan untuk klasifikasi lima motif batik Semarang, yaitu Asem Arang, Blekok Warak, Gambang Semarang, Kembang Sepatu, dan Semarang. Pengujian terhadap tiga skenario parameter, yakni optimizer, learning rate, dan epoch, menghasilkan konfigurasi terbaik pada kombinasi optimizer SGD, learning rate 0.01, dan epoch 50. Konfigurasi ini mampu memberikan hasil klasifikasi yang sangat akurat dengan nilai akurasi, presisi, dan f1-score

sebesar 100%, serta tanpa indikasi overfitting berdasarkan grafik loss dan akurasi yang stabil. Dengan performa tersebut, model ini dinilai layak untuk digunakan dalam sistem klasifikasi motif batik digital secara otomatis dan andal.

REFERENSI

- [1] T. Suliyati and D. Yulianti, "PENGEMBANGAN MOTIF BATIK SEMARANG UNTUK PENGUATAN IDENTITAS BUDAYA SEMARANG," 2019.
- [2] S. Dewi, F. Ramadhani, and S. Djasmayena, "Klasifikasi Jenis Jerawat Berdasarkan Gambar Menggunakan Algoritma CNN (Convolutional Neural Network)," *Hello World Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 3, no. 2, pp. 68–73, Jul. 2024, doi: 10.56211/helloworld.v3i2.518.
- [3] Siti Aisyah, Rini Astuti, Fadhil M Basysyar, Odi Nurdian, and Irfan Ali, "Convolutional Neural Networks for Classification Motives and the Effect of Image Dimensions," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 8, no. 1, pp. 181–188, Feb. 2024, doi: 10.29207/resti.v8i1.5623.
- [4] T. A. Bowo, H. Syaputra, and M. Akbar, "Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Motif Citra Batik Solo," 2020. [Online]. Available: <https://journal-computing.org/index.php/journal-sea/index>
- [5] A. Arkadia *et al.*, *Klasifikasi Buah Mangga Badami Untuk Menentukan Tingkat Kematangan dengan Metode CNN*. 2021.
- [6] L. Hakim *et al.*, "KLASIFIKASI CITRA MOTIF BATIK BANYUWANGI MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK," 2023. [Online]. Available: <https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/teknoinfo/index>
- [7] A. Abimanyu, "Klasifikasi Penyakit Daun Kelapa Sawit Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)." 2024.
- [8] S. Ramadhani *et al.*, "A Review Comparative Mammography Image Analysis on Modified CNN Deep Learning Method," *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining (IJAIMD)*, vol. 4, no. 1, pp. 54–61, 2021, doi: 10.24014/ijaidm.v4i1.10891.
- [9] N. Sakinah, M. Subhan, T. B. B. Saputri, T. Badriah, and I. Syarif, "VGGNet-16 Convolutional Neural Network for Classification Of Stroke Based On CT Scan Images," 2024, pp. 1138–1150. doi: 10.2991/978-94-6463-364-1_104.
- [10] D. Irfan, R. Rosnelly, M. Wahyuni, J. T. Samudra, and A. Ranga, "PERBANDINGAN OPTIMASI SGD, ADADELTA, DAN ADAM DALAM KLASIFIKASI HYDRANGEA MENGGUNAKAN CNN," 2022. [Online]. Available: <http://jurnal.goretanpena.com/index.php/JSSR>
- [11] F. Paraijun *et al.*, "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Dalam Mengklasifikasi Kesegaran Buah Berdasarkan Citra Buah," vol. 11, no. 1, 2022, doi: 10.33322/kilat.v11i1.1458.
- [12] N. Arminarahmah and G. Mahalisa, "Implementasi Model Machine Learning pada Klasifikasi Status Penyakit Diabetes Berbasis Streamlit," *Smart Comp: Jurnalnya*

Orang Pintar Komputer, vol. 13, no. 3, Jul. 2024, doi:
10.30591/smartcomp.v13i3.5866.

