

Deteksi Citra dan Klasifikasi Batik Madura Tulis dan Cetak Menggunakan CNN dan One Point Minutiae

Muhamad Vicky Oktafrian¹, Mohammad Hafiz Ar Rafi², Eva Yulia Puspaningrum^{3*}

^{1,2,3} Informatika, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur

122081010028@student.upnjatim.ac.id

222081010031@student.upnjatim.ac.id

*Corresponding author email: evapuspaningrum.if@upnjatim.ac.id

Abstrak—Batik Madura memiliki ciri khas tersendiri dalam warna dan motif, namun batik ini masih kurang dikenal dibandingkan batik dari daerah lain. Pada penelitian ini bertujuan membangun sistem klasifikasi batik berbasis citra menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dan *One Point Minutiae (OPM)* untuk mendeteksi asal batik dan teknik pembuatannya. CNN digunakan untuk mengelompokkan batik Madura dan non-Madura melalui fitur warna dan motif, sementara itu OPM membedakan batik tulis dan cap berdasarkan deteksi bifurkasi pada hasil deteksi tepi. Dataset pada penelitian ini diperoleh dari Kaggle dan e-commerce, kemudian dilakukan augmentasi berupa *cropping*, *resize*, *brightness*, dan deteksi tepi. Model CNN dengan arsitektur MobileNetV2 menghasilkan akurasi 86,67% pada klasifikasi warna dan 80% pada motif. Model OPM mencapai akurasi 63%, dengan *recall* tertinggi 82% untuk batik cap. Sistem diimplementasikan menggunakan GUI untuk memudahkan pengguna melakukan testing. Hasil menunjukkan bahwa kombinasi antara CNN dan OPM sangat cocok untuk klasifikasi citra Batik Madura.

Kata Kunci— Batik Madura, CNN, One Point Minutiae, klasifikasi citra, deteksi tepi, pelestarian budaya.

I. PENDAHULUAN

Batik merupakan warisan budaya Indonesia yang telah diakui dunia, warisan ini dari dulu telah lama menjadi simbol identitas akan kekayaan kebudayaan di Indonesia. Salah satu daerah yang memiliki kekayaan budaya batik tersebut adalah Pulau Madura. Pulau Madura memiliki bentuk khas tersendiri pada motif batiknya, namun sayangnya eksistensi Batik Madura sendiri masih kalah jika dibandingkan dengan batik daerah wisata lainnya seperti Yogyakarta, Solo, atau Pekalongan. Padahal, Pulau Madura sendiri memiliki potensi pariwisata yang besar, mulai dari keindahan pantainya hingga di kawasan pegunungan, hal ini dapat dikolaborasi dengan Batik Madura sebagai daya tarik tersendiri bagi wisatawan dalam negara maupun mancanegara [1].

Pendekatan dengan teknologi menjadi upaya inovatif untuk mengenalkan dan melestarikan Batik Madura di era modern [2]. Salah satu yang dapat dilakukan adalah melakukan analisis citra untuk mengenali Batik Madura melalui motif dan warnanya menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dan One Point Minutiae (OPM). CNN sangat efektif dalam mengenali pola dan fitur pada visual dari gambar batik. Penelitian ini bertujuan untuk membuat sebuah model machine learning menggunakan CNN dan OPM untuk mampu dalam mengenali dan mengklasifikasi Batik Madura dalam dua

kategori, yaitu batik tulis dan batik cap. OPM digunakan untuk mengekstraksi fitur spesifik dari pola batik untuk membedakan kedua jenis batik tersebut [3].

Dengan adanya model klasifikasi ini diharapkan dapat menjadi gerbang untuk masyarakat mengenal lebih luas tentang kebudayaan Batik Madura dan mendukung pelestarian budaya melalui pendekatan teknologi digital. Selain itu, penelitian ini tentunya memiliki potensi yang bisa diterapkan untuk mengembangkan sektor pariwisata dan industri kreatif di Indonesia.

II. METODOLOGI PENELITIAN

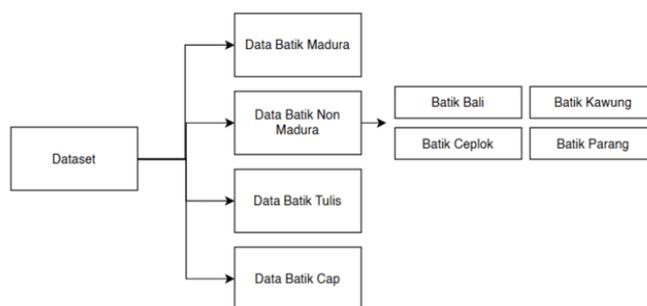
Tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini dimulai dari pengumpulan dataset sampai dengan analisa hasil melalui tampilan GUI. Adapun proses dalam sistem tertera pada gambar 1.



Gambar 1. Alur Kerja Sistem

A. Pengumpulan Dataset

Metode pengumpulan dataset yang digunakan dalam penelitian ini yaitu dengan cara mencari data gambar yang ada pada Kaggle untuk data batik non madura, dan pengumpulan data pada E-Commerce untuk mengumpulkan data batik madura asli sehingga dapat dipisahkan sebagai batik madura tulis dan batik cap.



Gambar 2. Struktur Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari kumpulan citra batik yang dikelompokkan untuk dua tujuan utama, yaitu klasifikasi asal batik (Batik Madura dan Non

Madura) serta klasifikasi berdasarkan teknik pembuatan (Batik Tulis dan Batik Cap). Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2, data batik Madura digunakan untuk membangun model dalam membedakan batik asal Madura dengan batik dari luar Madura. Adapun data batik Non Madura terdiri dari beberapa motif seperti Batik Bali, Kawung, Ceplok, dan Parang, yang digunakan sebagai pembanding dalam proses klasifikasi tersebut. Sementara itu, data Batik Tulis dan Batik Cap digunakan secara terpisah untuk membangun model klasifikasi teknik pembuatan batik. Setiap kategori data tersebut terdiri dari 100 citra yang disimpan dalam folder terpisah sesuai labelnya. Seluruh dataset dibagi dengan rasio 80:20, di mana 80% data digunakan untuk pelatihan model dan 20% sisanya digunakan untuk pengujian. Pembagian ini bertujuan untuk memastikan performa model dapat diuji secara valid terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

B. Augmentasi Data

Augmentasi data merupakan tahap penting dalam hal ini untuk memastikan bahwa model pengenalan citra dapat belajar dari data secara visual, meskipun diperoleh dari berbagai sumber dengan kualitas gambar yang beragam. Proses augmentasi dibagi menjadi dua jenis, disesuaikan dengan metode yang digunakan, yaitu CNN dan One Point Minutiae (OPM). Pada proses pengenalan citra pertama menggunakan CNN, augmentasi dilakukan untuk menyesuaikan gambar dengan kebutuhan model yang sensitif terhadap perbedaan dimensi dan pencahayaan. Tahap ini melibatkan pemotongan gambar (cropping) untuk menghilangkan bagian luar seperti latar belakang dan watermark dari platform e-commerce, yang tidak relevan dengan fitur batik itu sendiri. Selanjutnya dilakukan penskalaan ulang agar seluruh gambar memiliki ukuran seragam, yaitu resolusi yang sesuai dengan input layer MobileNetV2. Agar proporsi gambar tidak berubah dan motif tetap terlihat utuh, proses resize dilakukan secara proporsional setelah cropping. Selain itu, penyesuaian brightness diterapkan untuk menyeragamkan intensitas cahaya pada setiap gambar. Penyesuaian ini sangat penting mengingat gambar diambil dari berbagai platform dengan pencahayaan yang berbeda-beda, namun tetap menjaga warna asli karena warna merupakan fitur utama dalam membedakan batik Madura dengan batik dari daerah lain.

Berbeda dengan augmentasi untuk CNN, proses augmentasi pada klasifikasi tahap kedua yang menggunakan metode One Point Minutiae (OPM) berfokus pada penonjolan struktur garis dan pola. OPM bekerja berdasarkan analisis terhadap pola minutiae, seperti titik-titik bifurkasi dan ujung garis, yang dapat diekstraksi lebih akurat dari representasi garis tepi. Maka dari itu, gambar hasil dari klasifikasi CNN selanjutnya diproses menggunakan deteksi tepi metode Canny. Metode ini dianggap efektif dalam memisahkan garis motif dari latar belakang karena mampu mengidentifikasi perubahan intensitas secara tajam. Hasil dari proses ini adalah citra biner yang hanya menampilkan kontur atau garis besar dari motif batik, tanpa terganggu dari warna atau tekstur latar. Dengan pola tepi yang sudah terdefinisi jelas, sistem kemudian dapat melakukan

pengekstrakan titik bifurkasi untuk menentukan apakah batik tersebut termasuk batik tulis yang cenderung kompleks dan tidak beraturan, atau batik cap yang memiliki pola lebih teratur dan berulang. Pembagian dua jenis augmentasi ini memungkinkan sistem untuk menangani dua jenis klasifikasi secara terpisah namun saling terintegrasi, dengan masing-masing fokus pada fitur yang paling relevan: warna dan bentuk untuk CNN, serta struktur garis untuk OPM.

C. CNN

Dalam proses klasifikasi batik Madura, digunakan pendekatan CNN berbasis arsitektur MobileNetV2 karena keunggulannya dalam efisiensi dan akurasi untuk pemrosesan citra pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya[5]. Sistem ini memanfaatkan dua model CNN, masing-masing dilatih untuk mengenali karakteristik warna dan motif batik. Proses pelatihan dilakukan selama 20 epoch sebagai titik kompromi antara efisiensi waktu pelatihan dan kualitas hasil yang memadai. Hasil pelatihan dari kedua model disimpan dan kemudian digunakan dalam antarmuka pengguna berbasis Tkinter untuk melakukan prediksi secara langsung terhadap citra baru yang dimasukkan.

D. OPM

Proses OPM menggunakan titik-titik bifurkasi yang dihitung untuk merepresentasikan pola pembuatan pada batik. Dengan melatih model berdasarkan jumlah dan karakteristik bifurkasi yang terdeteksi, sistem dapat menentukan apakah batik tersebut termasuk dalam kategori batik tulis atau non-tulis dengan akurat [7].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas dua kategori utama, yaitu batik berdasarkan asal daerah (Madura dan non-Madura) serta batik berdasarkan teknik pembuatan (tulis dan cap). Jumlah data yang dikumpulkan untuk masing-masing kelas adalah sebagai berikut: 100 gambar untuk batik Madura, 100 gambar untuk batik non-Madura, serta 50 gambar untuk masing-masing kelas batik tulis dan batik cap.

Data batik non-Madura difokuskan pada empat jenis batik populer yaitu Batik Bali, Ceplok, Kawung, dan Parang, dengan mempertimbangkan keterbatasan jumlah data serta menjaga keseimbangan antar kelas. Sedangkan data batik Madura dikumpulkan secara lebih selektif agar mencerminkan keaslian dan keragaman batik dari daerah tersebut, serta dibagi menjadi dua jenis berdasarkan teknik pembuatannya.

Berikut adalah struktur dan contoh isi dari dataset yang digunakan.

TABEL I
CONTOH DATASET BATIK MADURA

Jenis	Contoh Data
Batik Madura	

Tabel I menyajikan salah satu sampel citra dari dataset batik Madura yang akan digunakan sebagai input dalam proses analisis dan pengujian model pada penelitian ini.

TABEL II
CONTOH DATASET BATIK NON-MADURA

Jenis	Contoh Data
batik Non madura	

Tabel II menampilkan beberapa sampel citra dari kategori batik non-Madura. Gambar-gambar tersebut digunakan sebagai data pembandingan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam membedakan motif batik Madura dengan batik dari daerah lain. Setiap citra merepresentasikan keragaman visual dari motif batik luar madura

TABEL III
CONTOH DATASET BATIK TULIS

Jenis	Contoh Data
Batik tulis	

Tabel III menampilkan salah satu sampel citra dari kategori batik tulis. Citra ini akan digunakan dalam penelitian sebagai data masukan yang kemudian diproses melalui teknik augmentasi berbasis fitur, seperti ekstraksi minutiae points dan deteksi tepi menggunakan metode Canny Edge Detection. Pendekatan ini bertujuan untuk memperkuat detail motif yang kompleks dan khas pada batik tulis, sehingga dapat membedakan antara batik tulis Madura dan non-Madura secara lebih akurat dalam tahap klasifikasi.

TABEL IV
CONTOH DATASET BATIK CAP

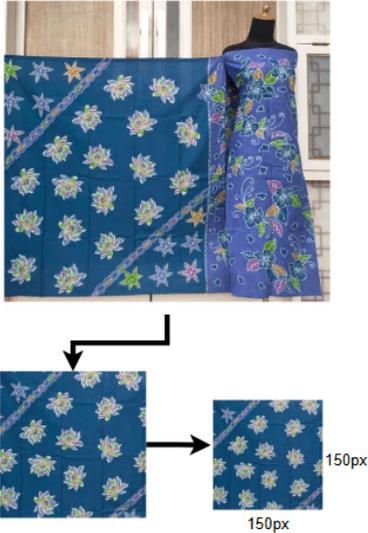
Jenis	Contoh Data
Batik Cap	

Tabel IV menyajikan salah satu contoh data dari batik cap. Seperti pada batik tulis, citra batik cap juga akan diproses menggunakan metode augmentasi fitur berbasis tekstur dan pola. Proses ini mencakup deteksi minutiae points serta Canny Edge Detection untuk menonjolkan struktur motif berulang yang umum pada batik cap. Hasil augmentasi ini akan mendukung sistem klasifikasi dalam mengidentifikasi label seperti batik cap Madura dan batik cap non-Madura. Struktur dataset ini menjadi dasar dalam proses pelatihan dan pengujian model klasifikasi yang dikembangkan dalam penelitian ini. Pembagian jumlah data yang seimbang di setiap kelas juga dimaksudkan untuk meminimalkan bias selama proses pembelajaran model.

B. Augmentasi Data

• Cropping dan Resize

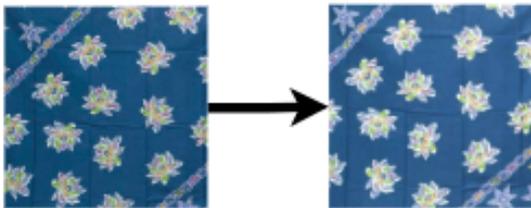
Pada Gambar 3, terlihat hasil dari proses crop dan resize. Proses ini dilakukan untuk menghilangkan bagian gambar yang tidak relevan, seperti latar belakang yang terlalu besar atau watermark dari platform e-commerce. Setelah gambar dipotong, dilakukan resize agar semua gambar memiliki ukuran seragam yang sesuai dengan kebutuhan input model. Proses ini juga penting untuk menjaga rasio aspek gambar tetap proporsional, sehingga motif batik tidak mengalami distorsi. Hasil augmentasi menunjukkan bahwa detail motif masih terjaga dengan baik setelah proses ini dilakukan.



Gambar 3. Proses Crop dan Resize

- Brightness

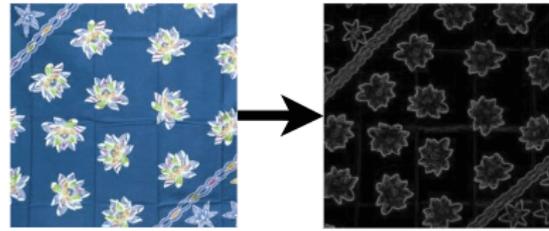
Gambar 4 menampilkan hasil augmentasi menggunakan penyesuaian brightness. Proses ini bertujuan untuk menyeragamkan intensitas cahaya pada gambar, mengingat sumber data berasal dari berbagai platform dengan pencahayaan yang bervariasi. Penyesuaian brightness dilakukan dengan tetap mempertahankan warna asli, karena warna merupakan salah satu ciri khas batik Madura. Hasil pada gambar menunjukkan bahwa warna tetap terlihat natural dan kontras motif tetap dapat dibedakan dengan jelas.



Gambar 4. Proses Augmentasi Brightness

- Tepi Canny

Gambar 5 memperlihatkan hasil penerapan deteksi tepi menggunakan metode Canny. Augmentasi ini digunakan untuk mengekstraksi informasi motif dari gambar batik. Dengan memisahkan tepi motif dari latar belakang, model dapat lebih fokus mengenali pola yang menjadi ciri khas batik. Dari hasil augmentasi terlihat bahwa garis-garis motif berhasil diidentifikasi dengan cukup jelas tanpa terganggu oleh latar belakang gambar, menjadikannya cocok untuk pelatihan model yang berfokus pada fitur bentuk atau pola.



Gambar 5. Proses Augmentasi Canny

C. CNN

Model pertama menggunakan fitur warna dan model kedua menggunakan fitur motif. Evaluasi terhadap kedua model dilakukan menggunakan confusion matrix untuk melihat sejauh mana kemampuan model dalam membedakan antara Batik Madura dengan Batik Non-Madura

TABEL V
CONFUSION MATRIX WARNA

Hasil Confusion Matrix Warna		
	Prediksi (non Madura)	Prediksi (Madura)
Aktual (non-madura)	26	5
Aktual (madura)	3	26

Dari tabel V dapat dilihat bahwa model berhasil mengklasifikasikan 26 sampel batik non-Madura dan 26 sampel batik Madura secara benar. Kesalahan terjadi pada 5 sampel non-Madura yang diprediksi sebagai Madura, serta 3 sampel Madura yang diprediksi sebagai non-Madura. Akurasi keseluruhan model ini adalah sebesar:

$$\frac{26 + 26}{26 + 5 + 3 + 26} = 86,67\% \quad (1)$$

Hasil ini menunjukkan bahwa fitur warna sangat berpengaruh dalam mengidentifikasi batik Madura, yang umumnya memiliki warna khas seperti merah, putih, dan hitam. Model ini terbukti cukup andal dan minim kesalahan klasifikasi.

Sementara itu, model motif menghasilkan confusion matrix sebagai berikut:

TABEL VI
CONFUSION MATRIX MOTIF

Hasil Confusion Matrix Motif		
	Prediksi (non Madura)	Prediksi (Madura)
Aktual (non-madura)	26	5
Aktual (madura)	7	22

Dari hasil di tabel VI, model masih mampu mengenali batik non-Madura dengan baik (26 data benar). Namun, jumlah kesalahan dalam mendeteksi batik Madura meningkat, dengan

7 sampel salah diklasifikasikan sebagai non-Madura. Hal ini menyebabkan penurunan akurasi menjadi:

$$\frac{26 + 22}{26 + 5 + 7 + 22} = 80\% \quad (2)$$

Model motif tampaknya menghadapi tantangan dalam membedakan motif dibandingkan Model warna. Batik Madura yang mungkin memiliki kesamaan visual dengan motif batik dari daerah lain. Meski demikian dalam kasus ini Model fitur motif masih mendapatkan performa yang cukup baik untuk mendukung klasifikasi secara akurat.

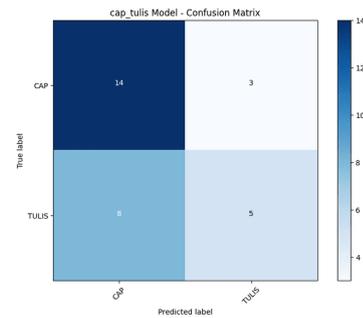
D. OPM

Model One Point Minutiae (OPM) yang dikembangkan untuk klasifikasi batik cap dan batik tulis menunjukkan performa dengan akurasi keseluruhan sebesar 63%. Tabel VII menunjukkan hasil evaluasi model menggunakan classification report.

TABEL VII
HASIL EVALUASI MODEL OPM

Kelas	Precision	Recall	F-1 Score	Support
Cap	0.64	0.82	0.72	17
Tulis	0.62	0.38	0.48	13
Accuracy				
Macro Avg	0.63	0.60	0.60	30
Weighted Avg	0.63	0.63	0.61	30

Confusion matrix pada Gambar 6 menunjukkan bahwa model berhasil mengklasifikasikan 14 sampel batik cap dengan benar dari total 17 sampel (True Positive), sedangkan 3 sampel batik cap salah diklasifikasikan sebagai batik tulis (False Negative). Untuk batik tulis, model hanya berhasil mengklasifikasikan 5 sampel dengan benar dari total 13 sampel (True Positive), sementara 8 sampel batik tulis salah diklasifikasikan sebagai batik cap (False Positive).



Gambar 6. Hasil Confusion Matrix OPM

Model OPM menunjukkan bias yang signifikan terhadap klasifikasi batik cap dengan recall 82% dibandingkan batik tulis yang hanya 38%. Hal ini mengindikasikan bahwa algoritma adaptive thresholding dan morphological operations lebih efektif dalam mendeteksi pola regular dan berulang yang karakteristik dari batik cap. Tingginya recall untuk batik cap dapat dijelaskan oleh sifat inherent dari teknik pembuatan batik cap yang menghasilkan regularitas geometri tinggi, konsistensi ketebalan garis, dan distribusi minutiae yang seragam.

Sebaliknya, rendahnya recall untuk batik tulis menunjukkan tantangan dalam mengidentifikasi karakteristik natural dan organik dari batik tulis yang memiliki variabilitas ketebalan garis dan distribusi minutiae yang tidak teratur. Pendekatan One Point Minutiae dengan parameter threshold 0.5 berhasil mengekstrak fitur mikroskopis yang relevan, namun nilai AUC 0.60 menunjukkan keterbatasan dalam generalisasi model.

Beberapa faktor yang mempengaruhi performa adalah dataset imbalance dengan proporsi batik cap (17) lebih besar dari batik tulis (13), kompleksitas fitur batik tulis yang bervariasi, dan sensitivitas model terhadap parameter preprocessing. Meskipun demikian, pendekatan OPM memberikan kontribusi dalam objektifikasi proses identifikasi batik dan menunjukkan potensi untuk dikembangkan lebih lanjut melalui ensemble methods.

E. MODEL GUI

Pengujian interface dilakukan dengan tiga sampel citra batik yang menunjukkan kemampuan sistem dalam mengklasifikasikan berbagai jenis batik. Pengujian ditampilkan pada Tabel VIII dibawah.

TABEL VIII
HASIL PENGUJIAN KLASIFIKASI BATIK

Sampel	Klasifikasi Sistem	Confidence	Warna Panel	Keterangan Tambahan
Sampel 1	Batik Madura	66.56 %	Hijau	Menunjukkan klasifikasi dengan tingkat

	Batik Cap	55.6 %		kepercayaan yang dapat diterima
Sampel 2	Batik Non-Madura	32.5%	Biru	Visualisasi CNN menunjukkan ekstraksi fitur vertikal dan organik dari pola tulis
	Batik Tulis	65.5%		
Sampel 3	Batik Madura	88%	Hijau	Confidence sangat tinggi, hasil klasifikasi paling signifikan
	Batik Tulis	68.2%		

Interface GUI berhasil menyajikan transparansi proses klasifikasi melalui visualisasi multi-tahap yang memungkinkan pengguna memahami bagaimana algoritma CNN dan One Point Minutiae bekerja secara bersamaan. Representasi biner yang ditampilkan pada kuadran kanan bawah memberikan insight mengenai fitur-fitur unik yang diekstrak dari setiap sampel batik, menunjukkan perbedaan karakteristik antara batik Madura, batik tulis, dan batik cap. Sistem interface ini membuktikan efektivitas pendekatan hybrid dalam mengklasifikasikan warisan tekstil tradisional Indonesia dengan akurasi yang dapat diandalkan.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, sistem klasifikasi batik yang dikembangkan berhasil menunjukkan performa yang baik dalam mengenali dan membedakan jenis batik berdasarkan asal daerah (Madura dan non-Madura) serta teknik pembuatannya (tulis dan cap). Model CNN berbasis MobileNetV2 menunjukkan akurasi tinggi saat menggunakan fitur warna, dengan jumlah klasifikasi benar mencapai 26 sampel untuk masing-masing kelas Madura dan non-Madura, serta hanya menghasilkan sedikit kesalahan. Hal ini membuktikan bahwa karakteristik warna khas batik Madura merupakan fitur yang kuat untuk klasifikasi. Namun, pada model berbasis motif, akurasi menurun karena peningkatan kesalahan dalam mendeteksi batik Madura, menunjukkan bahwa motif memiliki variasi yang lebih kompleks dan kadang menyerupai batik dari daerah lain.

Sementara itu, model *One Point Minutiae* (OPM) berhasil mengklasifikasikan batik cap dengan baik (recall 82%) namun kurang optimal untuk batik tulis (recall 38%), yang mencerminkan kesulitan dalam mengekstrak pola organik dan tidak beraturan yang menjadi ciri khas batik tulis. Evaluasi menunjukkan bahwa pendekatan OPM lebih cocok untuk pola-

pola berulang seperti pada batik cap, sedangkan batik tulis memerlukan pendekatan lanjutan agar dapat diidentifikasi secara lebih akurat. Selain itu, pengujian sistem antarmuka berbasis GUI menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan gambar input pengguna secara real-time dengan tingkat kepercayaan yang dapat diterima, serta memberikan visualisasi proses klasifikasi melalui fitur CNN dan OPM secara transparan. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem tidak hanya akurat, namun juga dapat digunakan secara praktis oleh pengguna awam. Dengan demikian, pendekatan hybrid menggunakan CNN dan OPM terbukti efektif dalam mendukung pelestarian dan digitalisasi batik Madura melalui klasifikasi berbasis citra, serta memiliki potensi untuk dikembangkan lebih lanjut di sektor budaya dan industri kreatif berbasis teknologi

V. REFERENSI

- [1] S. Sayyida and N. Zakki, "KEBANGGAAN TERHADAP BATIK MADURA BAGI WARGA SUMENEP," *PERFORMANCE "Jurnal Bisnis & Akuntansi,"* vol. 4, no. 2, Sep. 2014, doi: 10.24929/feb.v4i2.82.
- [2] R. A. S. Suminto, "BATIK MADURA: Menilik Ciri Khas dan Makna Filosofinya," *CORAK,* vol. 4, no. 1, May 2015, doi: 10.24821/corak.v4i1.2356.
- [3] D. Deslianti and P. Pahrizal, "Pengenalan Motif Batik Besurek Menggunakan Teknologi Augmented Reality Berbasis Android," *JSAI (Journal Scientific and Applied Informatics),* vol. 4, no. 2, pp. 199–203, Jul. 2021, doi: 10.36085/jsai.v4i2.1702.
- [4] A. R. Dani and I. Handayani, "Klasifikasi Motif Batik Yogyakarta Menggunakan Metode GLCM dan CNN," *Jurnal Teknologi Terpadu,* vol. 10, no. 2, pp. 142–156, Dec. 2024, doi: 10.54914/jtt.v10i2.1451.
- [5] K. Azmi, S. Defit, and S. Sumijan, "Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat," *JURNAL UNITEK,* vol. 16, no. 1, pp. 28–40, Jun. 2023, doi: 10.52072/unitek.v16i1.504.
- [6] R. R. Imelda, "Pengenalan Motif Batik Pandeglang Menggunakan Deteksi Tepi Canny dan Metode K-NN Berbasis Android," *Respati,* vol. 16, no. 2, p. 83, Jul. 2021, doi: 10.35842/jtir.v16i2.404.
- [7] I. R. Wijaya, "Analisis dan Implementasi Metode Gabor Filter dan Support Vector Machine pada Klasifikasi Sidik Jari," *Indonesian Journal on Computing (Indo-JC),* vol. 2, no. 2, p. 37, Nov. 2017, doi: 10.21108/indojc.2017.2.2.176._