

KLASIFIKASI JENIS BATIK SEMARANGAN MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTION NEURAL NETWORK (CNN)

Wulan Nur Afifah*¹⁾, Veronica Lusiana²⁾

1. Universitas Stikubank, Semarang, Indonesia
2. Universitas Stikubank, Semarang, Indonesia

Article Info

Kata Kunci: *Batik; Deep Learning; Convolution Neural Network; Pengolahan Citra Digital; Artificial Intelligence*

Keywords: *Batik; Deep Learning; Convolution Neural Network; Citra; Artificial Intelligence*

Article history:

Received 9 October 2024
Revised 12 November 2024
Accepted 3 December 2024
Available online 1 March 2025

DOI :

<https://doi.org/10.29100/jipi.v10i1.5873>

* Corresponding author.

Wulan Nur Afifah

E-mail address:

wulannurafifah476@gmail.com

ABSTRAK

Batik merupakan jenis kain yang memiliki motif khas dan dibuat dengan teknik khusus. Batik Semarang memiliki motif yang unik, terinspirasi oleh aktivitas budaya, tempat-tempat bersejarah di kota Semarang, serta tokoh legendaris Semarang. Beberapa motif batik yang terkenal dari Semarang antara lain adalah Motif Warak Ngendok, Motif Tugu Muda, serta motif yang menampilkan ikon-ikon kota Semarang seperti Lawang Sewu, Blekok Sronдол, Jembatan Mberok, dan Asem. Dalam penelitian ini, digunakan 78 citra batik Semarang yang terbagi menjadi tiga motif yaitu Motif Landmark, Motif Naturalis Flora, dan Motif Naturalis Fauna. Data citra batik ini dibagi menjadi dua set, yaitu 66 citra batik untuk data latih dan 12 citra batik untuk data uji. Metode yang digunakan untuk mengklasifikasi batik Semarang adalah metode Convolutional Neural Network (CNN), sebuah jenis metode jaringan saraf tiruan yang sangat efektif dalam pengenalan pola visual. CNN dipilih karena kemampuannya yang tinggi dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan berbagai fitur visual dari gambar batik. Hasil dari model CNN ini menunjukkan tingkat akurasi sebesar 75% dalam mengklasifikasikan jenis-jenis batik Semarang. Penelitian ini menunjukkan potensi besar dalam menggunakan teknologi modern untuk melestarikan dan mempromosikan warisan budaya melalui identifikasi digital motif batik yang kompleks, memungkinkan batik Semarang dikenali dengan lebih mudah di pasar global serta mendukung upaya pelestarian dan pengembangan produk budaya lokal.

ABSTRACT

Batik is a type of fabric with distinctive patterns created using a special technique. Batik from the Semarang region features unique motifs inspired by cultural activities, city landmarks, and legendary figures from Semarang. Some famous Semarang batik motifs include Warak Ngendok, Tugu Muda, and motifs depicting city icons like Lawang Sewu, Blekok Sronдол, Jembatan Mberok, and Asem. In this study, 78 images of Semarang batik were used, divided into three motifs: Landmark Motif, Naturalist Flora Motif, and Naturalist Fauna Motif. This data was split into two sets, with 66 images for training data and 12 images for test data. The classification method used was Convolutional Neural Network (CNN), a type of artificial neural network highly effective in recognizing visual patterns. CNN was chosen for its strong ability to identify and classify various visual features of batik images. The results of the CNN model showed an accuracy rate of 75% in classifying the types of Semarang batik. This research highlights the significant potential of using modern technology to preserve and promote cultural heritage through the digital identification of complex batik motifs, making Semarang batik more easily recognizable in the global market and supporting efforts to preserve and develop local cultural products.

I. PENDAHULUAN

Batik merupakan salah satu simbol budaya Indonesia yang telah diakui sebagai warisan budaya dari UNESCO pada tanggal 2 Oktober 2009 [1]. Batik merupakan bagian penting dari budaya Indonesia, sehingga batik dapat ditemukan di berbagai wilayah Nusantara dengan ciri khasnya masing-masing [2].

Batik mengalami perkembangan dari waktu ke waktu dan diakui sebagai warisan budaya tak benda oleh UNESCO pada tahun 2003 [3]. Kata batik mengacu pada kain dengan pola yang dibuat menggunakan bahan malam (lilin) yang diaplikasikan pada kain sehingga menghalangi masuknya bahan pewarna (dye) atau wax resist dyeing [4]. Secara etimologis, kata “Batik” merupakan gabungan dari dua suku kata, Amba dan Titik. Amba berarti menulis dan Titik berarti titik. Oleh karena itu, Batik dapat diartikan sebagai menulis titik. Titik-titik ini dalam bahasa Jawa disebut sebagai isen-isen [5]. Nilai budaya dan seni yang tinggi menjadikan batik sebagai produk dengan nilai ekonomi yang tinggi pada era modern saat ini. Motif dan ragam hias tersebut muncul dan terbentuk melalui proses kognitif manusia yang mendapatkan inspirasi dari alam dan lingkungannya [5]. Batik adalah sejenis kain yang memiliki motif khas dan dibuat dengan teknik khusus. Misalnya, batik dari daerah Semarang memiliki motif yang terinspirasi oleh aktivitas budaya, landmark kota Semarang, dan tokoh legendaris Semarang dan lain sebagainya [6]. Beberapa motif batik Semarang meliputi Motif Warak Ngendok yang berasal dari budaya dan tradisi masyarakat Semarang, Motif Tugu Muda yang diciptakan oleh Oentoeng Suwardi dan istrinya Tamsiyati, pemilik batik Sri Retno, serta motif-motif yang menampilkan ikon Semarang seperti Tugu Muda, Lawang Sewu, Blekok Sronдол, Jembatan Mberok, Warak Ngendhog dan Asem [6]. Banyaknya motif batik Semarang membuat masyarakat awam kesulitan membedakan motif-motif tersebut. Penelitian ini akan membahas klasifikasi motif batik Semarang menggunakan metode Convolution Neural Network. *Deep Learning* adalah salah satu bagian dari *Machine Learning* yang menggunakan algoritma berdasarkan pada hukum matematika, yang berfungsi seperti otak manusia [7]. Convolution Neural Network (CNN) adalah salah satu algoritma deep learning yang merupakan pengembangan dari multi-layer perceptron (MLP). Oleh karena itu, CNN dapat digunakan untuk mengklasifikasi data yang memiliki label [8]. Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu algoritma deep learning yang digunakan untuk mengenali pola pada data gambar [9]. Dalam Deep Learning, metode ini sangat efektif dalam klasifikasi gambar dan mampu memberikan prediksi akurat dalam pengenalan gambar. CNN mencoba meniru sistem manusia dalam memproses sebuah informasi gambar [10]. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem yang dapat mengidentifikasi dan mengklasifikasikan pola batik Semarang secara otomatis. Sistem ini akan mendukung digitalisasi dan pelestarian budaya batik lokal, serta memberikan manfaat langsung bagi pengguna dan komunitas batik Semarang. Melalui sistem ini, diharapkan dapat mendukung industri kreatif dan pariwisata dengan menyediakan alat yang bisa digunakan untuk promosi dan edukasi mengenai batik Semarang, sehingga memperkuat eksistensi dan apresiasi terhadap batik lokal. Klasifikasi motif batik Semarang sangat penting dalam upaya pelestarian budaya dan mendukung industri kreatif serta pariwisata. Dengan adanya sistem klasifikasi otomatis, motif-motif batik Semarang dapat terdokumentasi dengan baik dalam bentuk digital, menjaga keberadaan dan kelestariannya agar tidak hilang atau terlupakan. Sistem ini juga membantu pengrajin batik dalam meningkatkan kualitas produk mereka dengan mengidentifikasi dan memperbaiki motif yang ada, serta memungkinkan mereka untuk mengembangkan desain baru yang inovatif namun tetap menghormati tradisi. Selain itu, informasi yang terstruktur mengenai motif batik dapat menjadi bagian dari atraksi wisata budaya, meningkatkan daya tarik wisatawan dan mempermudah promosi melalui media sosial serta platform digital lainnya. Sistem klasifikasi ini juga dapat dimanfaatkan dalam pendidikan formal dan non-formal, serta dalam berbagai kegiatan penyuluhan publik untuk meningkatkan pemahaman dan penghargaan masyarakat terhadap batik Semarang. Metode Convolution Neural Network (CNN) dipilih karena memiliki kemampuan yang baik dalam ekstraksi fitur dari gambar, termasuk pola dan tekstur yang kompleks seperti yang ditemukan pada motif batik. CNN bekerja dengan menggunakan lapisan-lapisan konvolusi yang menerapkan filter pada gambar input untuk mendeteksi berbagai fitur visual, seperti tepi, sudut, dan tekstur pada berbagai tingkatan. Setiap lapisan konvolusi mengolah informasi dari lapisan sebelumnya, memungkinkan CNN untuk mengenali pola yang rumit dengan mendeteksi fitur dasar terlebih dahulu dan kemudian menggabungkannya menjadi fitur yang lebih kompleks.

Keunggulan CNN dibandingkan metode lain dalam pengenalan pola batik adalah kemampuannya dalam menangani variasi dalam skala, rotasi, dan translasi gambar. Hal ini sangat penting dalam klasifikasi batik yang memiliki variasi pola dan warna yang luas. Selain itu, CNN dapat mengotomatiskan proses ekstraksi fitur, yang pada metode tradisional sering memerlukan desain fitur yang rumit dan manual. Efektivitas CNN dalam pemrosesan citra dan pengenalan gambar telah terbukti dalam berbagai aplikasi, termasuk klasifikasi objek, segmentasi, dan deteksi, menjadikannya pilihan yang sangat cocok untuk mengklasifikasi motif batik yang kompleks.

Pada penelitian sebelumnya membahas klasifikasi Batik Riau menggunakan metode CNN. Dalam penelitian ini, dilakukan proses pelatihan dan pengujian terhadap batik Riau untuk menghasilkan model-model batik yang terklasifikasi berdasarkan ciri khasnya. Hal ini bertujuan untuk membedakan gambar yang merupakan batik Riau dan yang bukan [11]. Metode klasifikasi menggunakan CNN menghasilkan tingkat akurasi sebesar 65%. Akurasi

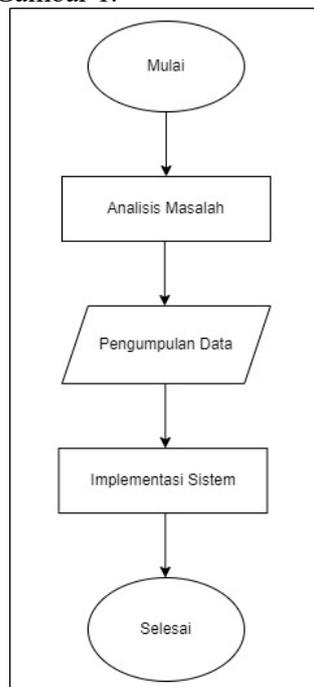
ini dipengaruhi oleh banyaknya motif yang serupa antara batik Riau dengan batik lain, yang perbedaannya terletak pada warna cerah pada batik Riau[11].

Penelitian yang membahas klasifikasi citra buah menggunakan metode convolution neural network menghasilkan model CNN dengan akurasi 100% dan loss 0,012 setelah proses pembelajaran. Selama pengujian model CNN dengan 45 sampel citra buah, diperoleh akurasi sebesar 91,42%[12].

Penelitian yang membahas penerapan algoritma Convolution Neural Network untuk mengklasifikasi motif citra batik Solo menunjukkan bahwa dari proses learning diperoleh akurasi sebesar 99,07% dengan nilai loss 0,2%. Hasil pengujian menggunakan 745 sampel batik Solo menunjukkan akurasi sebesar 95%, sehingga dapat disimpulkan bahwa metode CNN efektif dalam mengklasifikasi citra tersebut[13]. Penelitian ini berbeda dari penelitian sebelumnya karena hanya menggunakan batik Semarang, sehingga hasil akurasinya lebih tinggi dibandingkan dengan klasifikasi batik Riau. Penelitian sebelumnya menggunakan 168 data batik yang terdiri dari 68 data batik Riau dan 100 data bukan batik Riau. Dalam penelitian ini, fokus pada satu jenis batik memungkinkan peneliti untuk lebih mendalami karakteristik khusus batik Semarang, yang berdampak pada peningkatan akurasi klasifikasi. Selain itu, penelitian ini menggunakan metode ekstraksi fitur GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix) untuk mengolah data batik. Penggunaan GLCM memungkinkan penelitian ini untuk menangkap tekstur dan pola yang lebih mendetail dari batik Semarang, sehingga meningkatkan nilai akurasi klasifikasi.

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini terdiri dari beberapa tahap metode, yaitu analisa masalah, pengumpulan data, dan implementasi sistem. Tahapan tersebut ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar. 1. Tahapan Metode

A. Analisa Masalah

Batik merupakan salah satu warisan budaya Indonesia yang diakui oleh UNESCO[14]. Batik adalah kain dengan gambar yang dibuat khusus menggunakan motif dan ciri khas yang bermacam-macam dari berbagai daerah[15]. Seperti batik Semarang yang memiliki motif dan ciri khas khusus seperti landmark kota Semarang, motif naturalis glora dan motif naturalis fauna. Dalam penelitian ini, akan digunakan metode Convolution Neural Network (CNN) untuk mengklasifikasi citra batik. Data citra batik akan dibagi menjadi data training dan data testing. Sebelum proses klasifikasi batik dimulai, penting untuk mengekstraksi citra dari data yang diperoleh, kemudian menerapkan metode Convolution Neural Network (CNN).

B. Pengumpulan Data

Data gambar batik Semarang yang menjadi fokus penelitian ini diperoleh melalui dua sumber utama: pengamatan langsung kepada pengrajin batik dan pencarian di internet. Proses pemilihan pengrajin batik dilakukan berdasarkan rekomendasi dari komunitas batik setempat, dengan kriteria pengrajin yang memiliki pengalaman

minimal lima tahun dan menghasilkan karya dengan kualitas tinggi. Setiap pengrajin yang dipilih diobservasi secara langsung di tempat kerjanya untuk mendapatkan gambar yang otentik. Gambar yang dikumpulkan berformat JPG dengan resolusi minimal 300 dpi untuk memastikan kejelasan dan detail motif. Kondisi pengambilan gambar diatur dalam lingkungan yang cukup cahaya dengan latar belakang netral untuk menghindari gangguan visual. Data yang digunakan terdiri dari tiga jenis motif batik Semarang, dengan masing-masing jenis motif diwakili oleh sepuluh gambar. Contoh citra batik yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 2 dan Gambar 3.



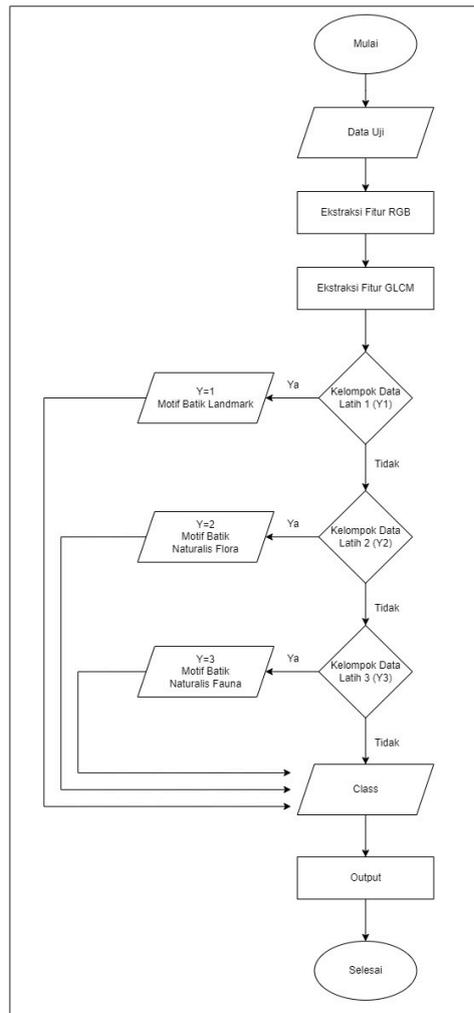
Gambar. 2. Contoh Motif Landmark



Gambar. 3. Contoh Motif Naturalis Fauna

C. Implementasi Sistem

Pada tahap ini akan dijelaskan bagaimana sistem ini akan diimplementasikan. Flowchart implementasi sistem dapat dilihat pada gambar 4.



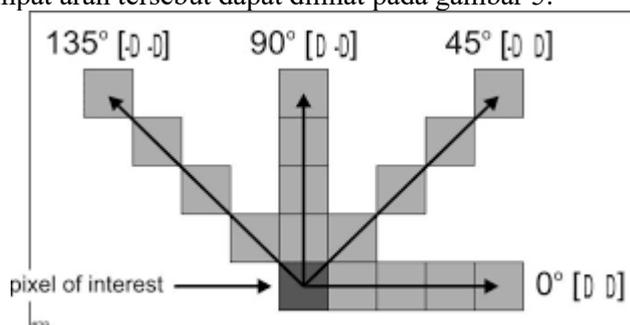
Gambar. 4. Flowchart Implementasi Sistem

1. Data Uji

Data Uji merupakan sekumpulan data yang digunakan untuk menguji suatu sistem[16]. Sekumpulan data ini berupa citra batik dengan total 12 data dan masing-masing 4 jenis motif batik yang berbeda untuk diuji.

2. Ekstraksi fitur GLCM

GLCM merupakan suatu metode untuk memperoleh nilai statistik pada orde ke-2 dengan menghitung probabilitas kedekatan antara dua buah piksel pada jarak (d) dan sudut (θ) tertentu[17]. Proses kerja metode GLCM melibatkan pembentukan kookurensi dalam data citra, kemudian mengevaluasi ciri-ciri fungsi dari matriks antar piksel tersebut[18]. Kookurasi adalah kejadian dimana banyaknya pixel pada satu level yang bertetangga memiliki nilai berdasarkan jarak dan orientasi sudut[19]. Jarak yang dimaksud dapat berupa piksel sementara orientasinya berupa derajat. Piksel dapat diukur berdasarkan jarak antar piksel yang berkisar dari 1 sampai 10 piksel, sementara orientasi sudut dibentuk dari empat arah sudut yaitu sebesar 0°, 45°, 90°, dan 135°[20]. Keempat arah tersebut dapat dilihat pada gambar 5.



Gambar. 5. Arah Kookurensi GLCM

Metode GLCM terdiri dari beberapa metode dan dalam penelitian ini menggunakan lima metode sebagai fitur yang disarankan[21], diantaranya :

- a. Kontras (Contrast), kontras merupakan distribusi piksel terang dan gelap pada sebuah citra.
- b. Dissimilarity, dissimilarity merupakan ukuran yang menghitung ketidakmiripan pada tekstur tertentu, dimana nilai ini akan tinggi jika tekstur tidak teratur dan bernilai rendah jika bentuk tekstur homogen.
- c. Homogenitas (Homogeneity), homogenitas merupakan ukuran dari seberapa seragamnya nilai variasi intensitas citra. Jika semua nilai piksel sama, maka homogenitas mencapai nilai maksimum.
- d. Energy (ASM), energy adalah hasil dari variasi intensitas keabuan yang ada di setiap piksel.
- e. Korelasi (Correlation), korelasi adalah pengukuran yang menunjukkan hubungan linier antara tingkat kecerahan citra. Kisaran nilai korelasi adalah dari -0 sampai 1.

Metode GLCM digunakan dalam analisis citra digital untuk menangkap tekstur citra yang tidak bisa ditangkap hanya dengan analisis piksel individual. Tekstur adalah salah satu elemen penting dalam pengenalan pola karena memberikan informasi mengenai struktur spasial dan distribusi intensitas piksel dalam citra. Dengan memanfaatkan informasi tentang kedekatan dan orientasi piksel, GLCM mampu menggambarkan pola tekstur dengan lebih baik dibandingkan metode yang hanya mempertimbangkan intensitas piksel secara individual. Hasil ekstraksi GLCM pada batik semarangan sebagai berikut :



Gambar. 6. Motif Landmark



Gambar. 7. Motif Landmark
setelah diekstraksi GLCM



Gambar. 8. Motif Naturalis Fauna



Gambar. 9. Motif Naturalis Fauna setelah
diekstraksi GLCM



Gambar. 10. Motif Naturalis Flora



Gambar. 11. Motif Naturalis Flora
Setelah diekstraksi GLCM

3. Data Latih (Data Training)

Data latih merupakan sekumpulan data citra yang disimpan dalam sebuah folder. Data latih terdiri dari 66 citra dengan setiap jenis batik yaitu 22 citra batik semarangan. Pembagian data uji dan data training dilakukan dengan rasio 80/20, di mana 80% data digunakan untuk pelatihan dan 20% sisanya untuk pengujian. Alasan di balik proporsi ini adalah untuk memberikan keseimbangan antara jumlah data yang cukup untuk melatih model dan jumlah data yang memadai untuk menguji performa model. Proporsi yang seimbang membantu menghindari overfitting, di mana model terlalu fit terhadap data latih dan tidak mampu generalisasi, serta memastikan efisiensi pelatihan dengan jumlah data yang cukup besar untuk belajar pola dengan baik. Dengan demikian, pemisahan data secara acak dan proporsional serta memastikan variasi yang mencakup distribusi dataset adalah langkah kunci untuk mencapai hasil yang representatif dan tidak bias.

4. Class

Class adalah kelompok data antara data uji dan data latih[22]. Data citra batik Semarangan untuk pengujian dikelompokkan ke dalam class yang mendekati nilai akurasi melalui perhitungan metode Convolution Neural Network.

5. Preprocessing Data

Tahap preprocessing adalah langkah awal dalam pengolahan gambar untuk mengurangi ukuran dan kompleksitasnya. Proses ini mencakup pengambilan sampel dari bagian tertentu pola batik secara hati-hati agar tetap mewakili keseluruhan pola. Dengan demikian, preprocessing membuat pemrosesan data lebih efisien, mempercepat waktu komputasi, dan mengurangi kebutuhan penyimpanan. Ini memungkinkan algoritma pengenalan pola batik bekerja lebih efektif dalam mengenali dan mengklasifikasikan pola, sehingga berpengaruh positif terhadap kualitas hasil analisis dan pengenalan.

6. Convolution Neural Network

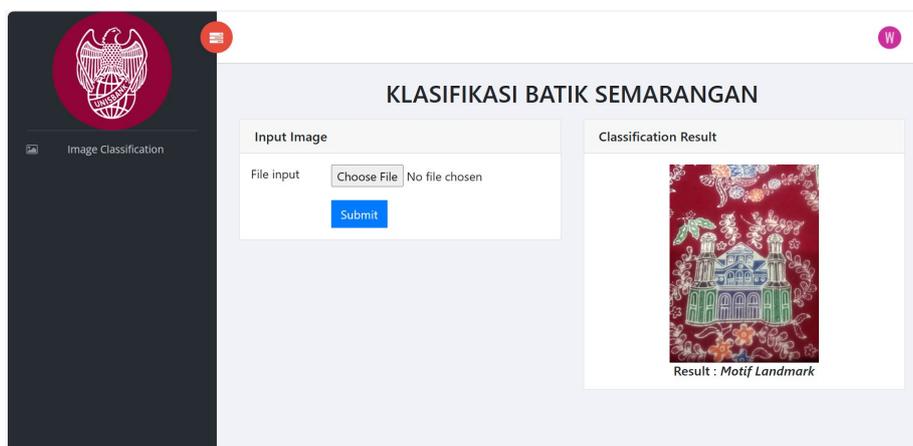
Convolution Neural Network (CNN) adalah satu teknik yang paling umum digunakan dalam pengolahan citra dan pengenalan pola. Dalam evaluasi metode Convolutional Neural Network (CNN), terdapat beberapa parameter kunci yang digunakan untuk menilai kinerja model. Pertama adalah akurasi, yang mengukur persentase prediksi yang benar secara keseluruhan. Meskipun akurasi memberikan gambaran umum tentang performa model, dapat menjadi bias jika distribusi kelas tidak seimbang. Selain itu, presisi dan recall memberikan informasi tambahan tentang kualitas prediksi model. Presisi mengukur seberapa akurat model dalam memprediksi kelas positif, sementara recall menunjukkan seberapa baik model dalam menemukan semua instance yang sebenarnya positif. Keduanya penting terutama dalam konteks klasifikasi di mana false positives atau false negatives memiliki dampak yang signifikan. Untuk menyatukan presisi dan recall dalam satu angka, F1-score digunakan sebagai rata-rata harmonis dari keduanya, memberikan indikasi keseimbangan antara presisi dan recall.

7. Perangkat Lunak

Perangkat Lunak yang digunakan untuk membuat aplikasi ini yaitu VS Code. Visual Studio Code (VS Code) adalah perangkat lunak pengembangan dan pengeditan kode sumber yang canggih, mendukung berbagai bahasa pemrograman seperti JavaScript, Python, dan C++. VS Code memiliki fitur utama seperti debugging terintegrasi, terminal terpadu, dan integrasi kuat dengan sistem kontrol versi Git. Dengan dukungan ekstensi, pengembang dapat memperluas fungsionalitas editor sesuai kebutuhan, termasuk linting, debugging, dan alat pengembangan lainnya.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini mengklasifikasi Motif Batik Semarangan menjadi 3 kelas yaitu Motif Landmark, Motif Naturalis Flora, dan Motif Naturalis Fauna. Data dari jenis motif batik Semarangan akan melalui proses klasifikasi menggunakan metode Convolution Neural Network. Penelitian ini menggunakan 78 data batik, yang terdiri dari 66 data training dan 12 data uji, yang dibagi menjadi 3 motif yaitu motif landmark, motif naturalis flora, dan motif naturalis fauna. Data citra ini diambil melalui observasi secara langsung dan melalui situs internet. Berikut tampilan user interface.

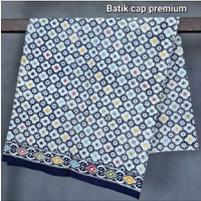


Gambar. 12. Tampilan User Interface Aplikasi

Pada proses pengujian data, terdapat beberapa tahap pengolahan pada citra yang diuji, diantaranya adalah ekstraksi fitur GLCM kemudian dilakukan perhitungan menggunakan metode Convolution Neural Network. Hasil dari proses ini disajikan dalam tabel dibawah.

TABEL I
 HASIL KLASIFIKASI BATIK SEMARANGAN

No	INPUT	OUTPUT	TARGET
1	 Landmark 1.jpg	Classification Result  Result : Motif Landmark	Motif Landmark
2	 Landmark 2.jpg	Classification Result  Result : Motif Landmark	Motif Landmark
3	 Landmark 3.jpg	Classification Result  Result : Motif Landmark	Motif Landmark
4	 Landmark 4.jpg	Classification Result  Result : Motif Landmark	Motif Landmark
5	 Fauna 1.jpg	Classification Result  Result : Motif Naturalis Fauna	Motif Naturalis Fauna
6	 Fauna 2.jpg	Classification Result  Result : Motif Naturalis Fauna	Motif Naturalis Fauna
7	 Fauna 3.jpg	Classification Result  Result : Motif Naturalis Fauna	Motif Naturalis Fauna

8		<div style="border: 1px solid gray; padding: 5px;"> <p>Classification Result</p>  <p>Result : Motif Naturalis Fauna</p> </div>	Motif Naturalis Fauna
9		<div style="border: 1px solid gray; padding: 5px;"> <p>Classification Result</p>  <p>Result : Motif Naturalis Flora</p> </div>	Motif Naturalis Flora
10		<div style="border: 1px solid gray; padding: 5px;"> <p>Classification Result</p>  <p>Result : Motif Landmark</p> </div>	Motif Naturalis Flora
11		<div style="border: 1px solid gray; padding: 5px;"> <p>Classification Result</p>  <p>Result : Motif Landmark</p> </div>	Motif Naturalis Flora
12		<div style="border: 1px solid gray; padding: 5px;"> <p>Classification Result</p>  <p>Result : Motif Landmark</p> </div>	Motif Naturalis Flora

Berdasarkan hasil pengujian pada tabel 1, terdapat 12 data citra yang diuji. Dari jumlah tersebut, 9 data citra menghasilkan outputnya yang sesuai, sedangkan 3 data citra menghasilkan output yang tidak sesuai. Maka untuk menentukan tingkat akurasi menggunakan rumus dibawah ini :

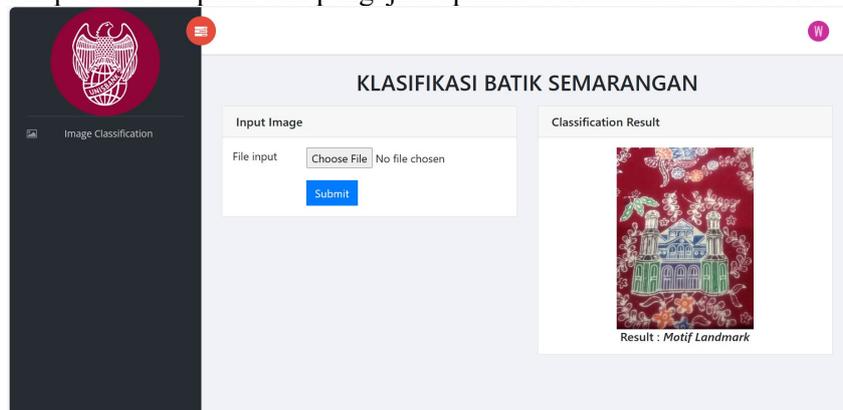
$$\text{Tingkat Akurasi} = \frac{\text{Jumlah data yang terklasifikasi dengan benar}}{\text{Jumlah total data uji}} \times 100\%$$

Berdasarkan hasil pengujian dengan citra uji sebanyak 12 data, dari 12 data citra batik semarangan yang dilakukan pengujian terdapat 9 data citra yang outputnya sesuai dan terdapat 3 data citra yang outputnya tidak sesuai dikarenakan motif tersebut memiliki pola dan karakteristik seperti motif landmark. Berdasarkan rumus diatas maka tingkat keakuratan algoritma CNN untuk klasifikasi batik Semarang sebesar 75%. Besarnya tingkat akurasi memiliki beberapa faktor seperti tingkat kerumitan dengan banyak detail halus yang mungkin lebih sulit dikenali, gambar citra dengan resolusi rendah mungkin tidak memiliki cukup detail, gambar yang buram atau mengandung noise (gangguan) dapat membuat metode CNN mengalami kesulitan dalam mengidentifikasi pola batik Semarang. Seperti yang terjadi pada motif naturalis flora, hasil dari proses klasifikasi menunjukkan bahwa motif tersebut termasuk ke dalam kategori motif Landmark. Hal ini disebabkan oleh adanya gambar bunga atau daun yang terdapat dalam motif Landmark, sehingga sistem secara otomatis mengidentifikasi motif naturalis flora sebagai bagian dari motif Landmark. Dengan demikian, sistem klasifikasi memastikan bahwa motif naturalis flora secara konsisten terdeteksi sebagai motif Landmark karena kemiripan visual. Metode ekstraksi fitur menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) berkontribusi pada proses klasifikasi oleh Convolutional Neural Network (CNN). GLCM menganalisis tekstur citra dengan menghitung frekuensi pasangan piksel dengan nilai intensitas

tertentu yang muncul dalam jarak dan arah tertentu, menghasilkan matriks yang menggambarkan distribusi spasial dari intensitas piksel. Dari matriks ini, berbagai properti tekstur seperti kontras, energi, homogenitas, dan korelasi dapat dihitung dan digunakan sebagai fitur yang menggambarkan tekstur citra secara rinci. Dengan menggabungkan fitur tekstur dari GLCM dan fitur spasial dari CNN, model dapat menangkap informasi yang lebih mendetail dan kontekstual dari citra, yang pada akhirnya dapat meningkatkan akurasi klasifikasi. Dalam kasus klasifikasi batik Semarang, fitur-fitur tekstur seperti kontras dan homogenitas dari GLCM membantu CNN mengenali pola-pola halus dan repetitif yang khas pada motif batik, sehingga meningkatkan kemampuan model untuk membedakan antara motif yang serupa.

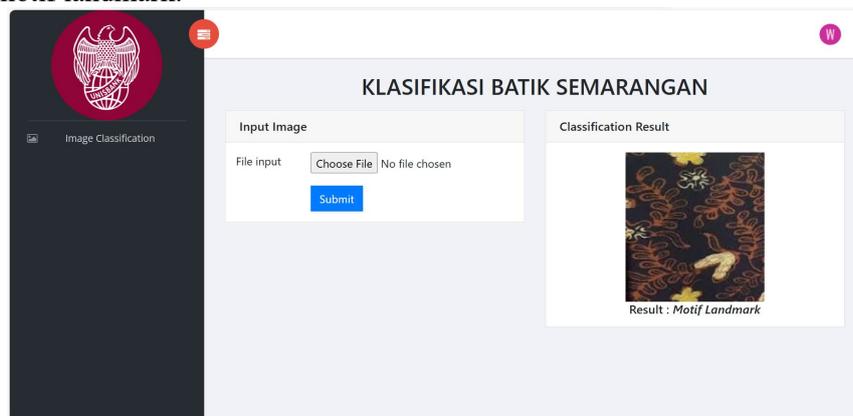
Hasil akurasi penelitian ini lebih tinggi dibandingkan akurasi dalam jurnal klasifikasi batik riau menggunakan Convolutional Neural Networks (CNN) yaitu sebesar 65%, jurnal identifikasi citra jenis bunga menggunakan algoritma KNN dengan Ekstraksi Warna HSV dan Tekstur GLCM dengan akurasi terbesar 71%, jurnal klasifikasi citra motif batik Banyuwangi menggunakan Convolution Neural Network yang mendapatkan nilai akurasi sebesar 63% dan jurnal penerapan speeded-up robust feature pada random forest untuk klasifikasi motif songket Paalembang untuk akurasi keseluruhan (overall accuracy) didapat motif bunga cina sebesar 66,67%, motif cantik manis sebesar 53,33% dan motif pulir sebesar 86,67%. Kelebihan Metode Convolution Neural Network yaitu lebih akurat daripada metode lainnya seperti metode KNN. Tingkat akurasi pada penelitian ini cukup tinggi untuk memastikan bahwa aplikasi dapat diandalkan dalam mendeteksi batik Semarang namun perlu untuk ditingkatkan nilai akurasinya dapat dengan cara memperbanyak data citra atau menggunakan algoritma lain.

Berikut adalah beberapa hasil tampilan dari pengujian aplikasi berdasarkan data tabel I.



Gambar. 13. Hasil Prediksi Benar

Gambar. 13. merupakan contoh batik Semarang dengan hasil prediksi yang benar. Pada gambar ini, motif yang di-input adalah batik Semarang dengan motif landmark. Aplikasi yang digunakan untuk mengenali motif ini berhasil mengidentifikasinya dengan tepat, menunjukkan bahwa gambar tersebut memang merupakan batik Semarang dengan motif landmark.



Gambar. 14. Hasil Prediksi Salah

Gambar 8. merupakan contoh batik Semarang yang menunjukkan hasil prediksi yang salah. Pada gambar tersebut, batik yang di-input adalah batik Semarang dengan motif naturalis flora, yang seharusnya dikenali oleh aplikasi sebagai motif yang terinspirasi dari alam, terutama tumbuhan dan bunga. Namun, aplikasi justru memberikan hasil prediksi yang salah, yakni mengenali motif tersebut sebagai motif landmark.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian tersebut, dapat disimpulkan bahwa metode Convolution Neural Network berhasil mengklasifikasikan batik Semarang dengan menggunakan 66 citra sebagai data latih dan 12 citra sebagai data uji, mencapai akurasi 75%. Akurasi metode yang digunakan menunjukkan efektivitasnya dalam aplikasi dunia nyata, namun untuk meningkatkan kegunaannya dalam konteks penggunaan sehari-hari, perlu dilakukan peningkatan lebih lanjut agar dapat mengatasi tantangan kompleks dan memberikan solusi yang lebih handal dan akurat bagi penggunaannya di lapangan. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menggunakan teknik ekstraksi citra yang lebih canggih dan dapat ditambahkan dengan teknik augmentasi data untuk meningkatkan variasi gambar. Teknik ekstraksi citra yang lebih canggih akan memungkinkan pengenalan fitur yang lebih detail dan presisi, sementara augmentasi data dapat membantu dalam mengatasi masalah kekurangan data dan meningkatkan performa model. Dalam hal ini, variasi gambar yang lebih banyak dan beragam akan meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola yang berbeda dan mengurangi kemungkinan overfitting.

Penggunaan kombinasi dengan metode algoritma lain juga sangat direkomendasikan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi model. Menggabungkan beberapa algoritma dapat membantu dalam mengoptimalkan hasil prediksi dan memanfaatkan kekuatan masing-masing algoritma. Selain itu, penggunaan model CNN yang lebih kompleks seperti ResNet atau Inception dapat menjadi solusi yang efektif. Model-model ini telah terbukti mampu menangani data gambar dengan tingkat kompleksitas tinggi dan memberikan hasil yang lebih akurat. Dengan demikian, kombinasi teknik ekstraksi citra yang canggih, augmentasi data, dan penggunaan model CNN yang lebih kompleks dapat menjadi pendekatan yang kuat untuk penelitian di masa mendatang. Langkah-langkah ini diharapkan tidak hanya meningkatkan akurasi klasifikasi tetapi juga meningkatkan keandalan hasil. Dengan demikian, klasifikasi batik Semarang dapat menjadi lebih akurat dan dapat diandalkan. Hal ini penting agar model yang dikembangkan dapat diaplikasikan dengan efektif dalam konteks nyata, seperti dalam industri batik untuk tujuan identifikasi dan katalogisasi. Peningkatan akurasi dan keandalan model juga berpotensi membuka peluang baru untuk penelitian lebih lanjut serta aplikasi praktis lainnya dalam bidang pengenalan citra.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Mawan, "Klasifikasi motif batik menggunakan Convolutional Neural Network," *Jnanaloka*, pp. 45–50, 2020, doi: 10.36802/jnanaloka.2020.v1-no1-45-50.
- [2] K. Azmi, S. Defit, and S. Sumijan, "Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat," *J. Unitek*, vol. 16, no. 1, pp. 28–40, 2023, doi: 10.52072/unitek.v16i1.504.
- [3] L. Hakim, H. R. Rahmanto, S. P. Kristanto, and D. Yusuf, "Klasifikasi Citra Motif Batik Banyuwangi Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Teknoinfo*, vol. 17, no. 1, p. 203, 2023, doi: 10.33365/jti.v17i1.2342.
- [4] I. H. Al Amin, E. Winarno, D. H. U. N., and V. Lusiana, "Pelestarian Budaya Batik Tulis Melalui Penggalan Potensi Kriya Batik Pewarna Alami Bagi Penggerak Deswita Wonolopo," *Ikra-Ith Abdimas*, vol. 6, no. 2, pp. 91–99, 2022, doi: 10.37817/ikra-ithabdimas.v6i2.2411.
- [5] A. A. Kasim and A. Harjoko, "Klasifikasi Citra Batik Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Berdasarkan Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM)," *Semin. Nas. Apl. Teknol. Inf.*, pp. 7–13, 2014.
- [6] T. Suliyati and D. Yuliaty, "Pembangunan Motif Batik Semarang untuk Penguatan Identitas Budaya Semarang," *J. Sej. Citra Lekha*, vol. 4, no. 1, p. 61, 2019, doi: 10.14710/jscl.v4i1.20830.
- [7] U. S. Rahmadhani and N. L. Marpaung, "Klasifikasi Jamur Berdasarkan Genus Dengan Menggunakan Metode CNN," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 2, pp. 169–173, 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i2.5229.
- [8] A. R. Hidayat and V. Lusiana, "Deteksi Jenis Sayuran dengan Tensorflow Dengan Metode Convolutional Neural Network," *J. Sains Komput. Inform. (J-SAKTI)*, vol. 6, no. 2, pp. 1032–1040, 2022.
- [9] M. A. Ikhsanudin, E. Setyati, and H. Junaedi, "Deteksi Tingkat Kemanisan Buah Semangka (*Citrullus Lanatus*) Berdasarkan Ciri Kulit Buah Dengan Menggunakan Metode Cnn (Convolutional Neural Network)," *JIPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.)*, vol. 8, no. 4, pp. 1501–1513, 2023, doi: 10.29100/jipi.v8i4.4118.
- [10] P. A. Nugroho, I. Fenriana, and R. Ariyanto, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia," *Algor*, vol. 2, no. 1, pp. 12–21, 2020.
- [11] H. Fonda, "Klasifikasi Batik Riau Dengan Menggunakan Convolutional Neural Networks (Cnn)," *J. Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 1, pp. 7–10, 2020, doi: 10.33060/jik/2020/vol9.iss1.144.
- [12] F. F. Maulana and N. Rochmawati, "Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 1, no. 02, pp. 104–108, 2020, doi: 10.26740/jinacs.v1n02.p104-108.
- [13] T. A. Bowo, H. Syaputra, and M. Akbar, "Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Motif Citra Batik Solo," *J. Softw. Eng. Ampera*, vol. 1, no. 2, pp. 82–96, 2020, doi: 10.51519/journalsea.v1i2.47.
- [14] L. P. Lusianti and F. Rani, "Model Diplomasi Indonesia Terhadap UNESCO Dalam Mematenkan Batik Sebagai Warisan Budaya Indonesia Tahun 2009," *J. Transnasional*, vol. 3, no. 2, pp. 1–19, 2012, [Online]. Available: <https://transnasional.ejournal.unri.ac.id/index.php/JTS/article/viewFile/72/66>
- [15] A. A. Trixie *et al.*, "FILOSOFI MOTIF BATIK SEBAGAI IDENTITAS BANGSA INDONESIA," *A John Steinbeck Encycl.*, p. 401, 2006.
- [16] M. Utami and Y. A. Apriansyah, "Implementasi Algoritma Sequential Searching Pada Sistem Pelayanan Puskesmas Menggunakan Bootstrap (Studi Kasus Puskesmas Kampung Bali Bengkulu)," *JSAI (Journal Sci. Appl. Informatics)*, vol. 2, no. 1, pp. 81–86, 2019, doi: 10.36085/jsai.v2i1.166.
- [17] A. Salsabila, R. Yunita, and C. Rozikin, "Identifikasi Citra Jenis Bunga menggunakan Algoritma KNN dengan Ekstraksi Warna HSV dan Tekstur GLCM," *Technomedia J.*, vol. 6, no. 1, pp. 124–137, 2021, doi: 10.33050/tmj.v6i1.1667.
- [18] A. Septiarini, Rizqi Saputra, Andi Tejawati, and Masma Wati, "Deteksi Sarung Samarinda Menggunakan Metode Naive Bayes Berbasis Pengolahan Citra," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 5, pp. 927–935, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i5.3435.
- [19] P. N. Andono and E. H. Rachmawanto, "Evaluasi Ekstraksi Fitur GLCM dan LBP Menggunakan Multikernel SVM untuk Klasifikasi Batik," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 1–9, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i1.2615.
- [20] E. H. Rachmawanto and H. P. Hadi, "Optimasi Ekstraksi Fitur Pada Knn Dalam Klasifikasi Penyakit Daun Jagung," *Dinamik*, vol. 26, no. 2, pp.

- 58–67, 2021, doi: 10.35315/dinamik.v26i2.8673.
- [21] Y. Kusumawati, A. Susanto, I. Utomo, W. Mulyono, and D. P. Prabowo, “Klasifikasi Batik Kudus Berdasarkan Pola Menggunakan K-Nn Dan,” pp. 509–514, 2020.
- [22] N. Hasdyna and R. K. Dinata, “Analisis Matthew Correlation Coefficient pada K-Nearest Neighbor dalam Klasifikasi Ikan Hias,” *INFORMAL Informatics J.*, vol. 5, no. 2, p. 57, 2020, doi: 10.19184/isj.v5i2.18907.