

# Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Batik Tenun Ikat Bandar Berdasarkan Fitur Warna dan Tekstur

Mohammad Atif Faiz Muthrofin<sup>1</sup>, Danang Erwanto<sup>2</sup>, Iska Yanuartanti<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Program Studi Teknik Elektro, Universitas Islam Kediri, Kota Kediri

<sup>1</sup>[atiffaiz21@gmail.com](mailto:atiffaiz21@gmail.com), <sup>2</sup>[danangerwanto@uniska-kediri.ac.id](mailto:danangerwanto@uniska-kediri.ac.id), <sup>3</sup>[iskayanuartanti@uniska-kediri.ac.id](mailto:iskayanuartanti@uniska-kediri.ac.id)

## Article Info

### Article history:

Diterima 30 Januari 2024

Revisi 6 Februari 2024

Diterbitkan 6 April, 2024

### Keywords:

Tenun Ikat

CNN

GLCM

CCM

Cross Validation

## ABSTRAK

Tenun Ikat Bandar Kediri adalah salah satu jenis batik berupa kain yang ditenun dan diberi suatu pola dan motif pada teksturnya menggunakan suatu mesin tenun kayu tradisional. Pola dan motif pada batik tenun ikat sangat bervariasi tergantung pada rumah produksinya. Biasanya setiap rumah produksi memiliki suatu ciri khas khusus pada pola dan motifnya. Banyaknya pola dan motif tersebut akan menjadikan masyarakat sulit mengenali dan mempelajari ciri visual Tenun Ikat tersebut sehingga bila ada suatu sistem yang mempelajari pola dan motif tersebut maka akan sangat membantu masyarakat. Sistem klasifikasi yang dibuat pada penelitian ini mengimplementasikan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan ekstraksi tekstur Tenun menggunakan fitur Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM) dan ekstraksi warna menggunakan fitur Color Cooccurrence Matrix (CCM). Pada penelitian ini menggunakan dataset sebanyak 125 citra gambar dari 5 motif batik pada suatu rumah produksi tenun ikat dengan proporsi setiap pola yang seimbang. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa rata-rata akurasi dari setiap pengujian mencapai angka 0,94, ini menunjukkan bahwa metode yang dimaksudkan telah dapat melakukan klasifikasi dengan baik.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



### Corresponding Author:

Danang Erwanto,

Universitas Islam Kediri, Jl. Sersan Suharmaji No.38, Kota Kediri, 64128, Indonesia

[danangerwanto@uniska-kediri.ac.id](mailto:danangerwanto@uniska-kediri.ac.id)

## 1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara yang kaya dengan sumber daya alam serta warisan budaya. Batik merupakan salah satu warisan budaya yang melekat dari Negara Indonesia. UNESCO mengakui batik pada tanggal 2 Oktober 2009. UNESCO mengakui bahwa batik merupakan hak kebudayaan intelektual bangsa Indonesia [1]. Batik merupakan suatu pola khas dengan unsur ketradisional yang diterapkan pada kain dengan diberi warna dan motif ciri khas dari Indonesia [2], [3], [4].

Kota Kediri di Jawa Timur memiliki industri batik tenun ikat yang terletak di Kelurahan Bandarlor dan Bandarkidul yang dikenal dengan nama Tenun Ikat Bandar [5], [6], [7]. Usaha kerajinan ini Usaha ini telah berjalan cukup lama hingga dua generasi dan telah menghasilkan banyak sekali motif batik tenun ikat yang berbeda. Beragam motif batik tenun tersebut akan menjadi kendala dalam mengenali pola citra batik, sehingga diperlukan sistem untuk klasifikasi citra dalam mengidentifikasi karakteristik pola citra batik.

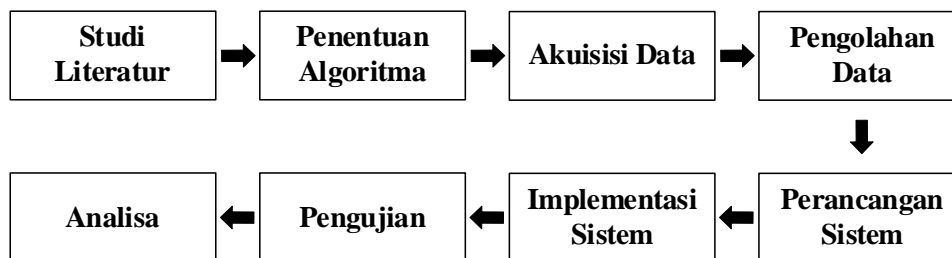
Beberapa penelitian untuk melakukan identifikasi motif batik telah dilakukan. Johannes Widagdho Yodha dan Achmad Wahid Kurniawan melakukan pengenalan 6 motif batik menggunakan deteksi tepi *Canny* dan *K-Nearest Neighbor* menggunakan pencarian jarak *Manhattan* [8]. Hasil pengujian pada penelitian tersebut memperoleh akurasi tertinggi mencapai 100% pada penggunaan data *testing* sama dengan data *training* dimana *dataset* sejumlah 300 citra. Ida Nurhaida dkk. memperkenalkan pendekatan pengenalan pola batik menggunakan *Scale Invariant Feature Transform* (SIFT) sebagai metode ekstraksi ciri yang dikombinasikan

dengan *Transformasi Hough*, sebagai metode pendeteksian objek berbasis bukti. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode yang diusulkan memperoleh kinerja yang lebih baik dibandingkan metode pencocokan SIFT asli dengan tingkat kesalahan setara 8,47% [9]. M. Nur Fuad dan Nanik Suciati pada tahun 2018 membuat sistem pengenalan motif batik dalam satu citra dengan menerapkan metode ekstraksi fitur bentuk *Histogram of Oriented Gradient* (HOG) yang digabungkan dengan metode klasifikasi *Boosted Random Ferns* (BRF) [10]. Penelitian tersebut menghasilkan klasifikasi multilabel dari motif batik dengan akurasi yang baik dimana jumlah data yang diklasifikasi dengan benar berada pada kisaran 55 sampai 62 data dari total 64 data citra *testing* yang diujikan.

Penelitian ini menggunakan metode *Gray Level Cooccurrence Matrix* (GLCM) dan *Color Co-occurrence Matrix* (CCM) untuk ekstraksi tekstur dan warnanya. Pengenalan motif batik yang dilakukan pada penelitian ini dengan mengimplementasikan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) [11], [12], [13] yang merupakan bagian dari metode jaringan syaraf tiruan jenis *Deep Neural Network* [14] sebagai metode utama untuk mengenali pola motif Batik Tenun Ikat Bandar. Metode Jaringan Syaraf Tiruan CNN dipilih untuk penelitian ini karena keunggulannya seperti toleransi terhadap variasi sehingga tetap dapat mengenali suatu motif meskipun variasinya banyak. Selain melestarikan warisan budaya yang kaya ini, pengenalan pola Batik secara otomatis ini diharapkan dapat membantu dalam mengenali jenis-jenis batik kain tenun ikat Bandar.

## 2. METODE

Tahapan pada penelitian yang dilakukan terdiri dari pengumpulan data citra, *preprocessing* data citra, pembangunan model CNN, pengujian model dan analisa. Gambar 1 merupakan ilustrasi tahapan penelitian yang dilakukan.



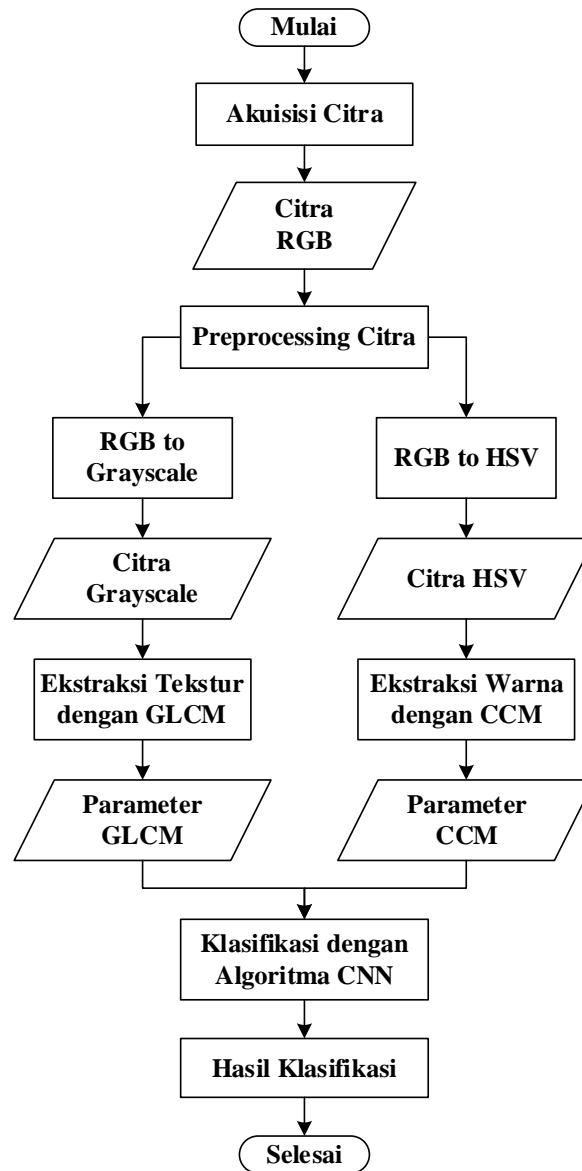
Gambar 1. Diagram alur penelitian

Penelitian ini menggunakan data gambar batik yang terdiri atas 5 motif batik dari rumah produksi Kodok Ngorek *Dataset* citra yang digunakan sejumlah 125 citra, sehingga masing-masing motif *dataset* yang digunakan sejumlah 25 citra. Kelima motif batik tersebut diperlihatkan oleh Gambar 2.



Gambar 2. Motif batik dari rumah produksi Kodok Ngorek

Dalam penelitian ini, ekstraksi tekstur yang digunakan adalah GLCM yang merupakan teknik perhitungan statistik dengan menggunakan distribusi *grayscale* (histogram) [15], [16], sedangkan ekstraksi warna menggunakan metode CCM dengan menghitung kemungkinan terjadinya warna piksel yang sama antara masing-masing piksel serta piksel yang bertetangga pada setiap citra [17]. Klasifikasi motif Batik Tenun Ikat Bandar dalam penelitian ini menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) karena kemampuannya dalam memahami data citra [18]. Adapun diagram alir proses sistem pengenalan motif Batik Tenun Ikat Bandar mulai dari proses akuisisi citra hingga klasifikasi digambarkan oleh Gambar 3.



Gambar 3. Diagram alir proses sistem pengenalan motif batik Tenun Ikat Bandar

Proses yang dilakukan dalam tahap *Preprocessing* yang digambarkan melalui diagram alir pada Gambar 3 melibatkan *Resize*, *Merging*, *Flip*, *Rotating*, *Cropping*, *Background Removing*, dan *Variation* yang dilakukan dengan bantuan *software Microsoft Paint* dan *Photoscape X*. Citra hasil tahap *Preprocessing* diproses menggunakan metode GLCM dan CCM untuk mengekstrak tekstur dan warna. Hasil ekstraksi tersebut digunakan oleh Algoritma CNN untuk memprediksi motif batik dan divalidasi menggunakan metode *K-Fold Cross Validation* yang merupakan metode validasi silang. *K-Fold Cross Validation* mempartisi *dataset* menjadi dua yaitu data *train* dan juga data validasi yang dimana akan dipartisi ulang pada setiap iterasi dengan jumlah data validasi sama namun dengan data yang berbeda [19], [20].














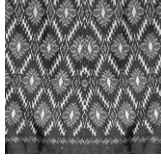

Untuk mengevaluasi kinerja klasifikator digunakan *Confusion Matrix* sehingga dapat diketahui akurasi dari klasifikator tersebut [21].

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Konversi citra RGB

Hasil dari proses konversi citra RGB ke *grayscale* dan HSV pada citra motif batik Tenun Ikat Bandar ditunjukkan oleh Tabel 1, dimana gambar pada kolom ketiga merupakan citra asli atau citra dengan ruang warna RGB, kolom keempat merupakan citra *grayscale* dan Kolom kelima merupakan citra HSV.

Tabel 1. Hasil konversi citra RGB ke *grayscale* pada citra motif Batik Tenun Ikat Bandar






No.	Nama	HASIL KONVERSI		
		Citra RGB	Citra <i>Grayscale</i>	citra HSV
1	Motif 1			
2	Motif 2			
3	Motif 3			
4	Motif 4			
5	Motif 5			

Dari Tabel 1 kolom 4 dapat dilihat bahwa setelah proses konversi warna gambar tersebut berubah menjadi citra keabu-abuan. Citra dengan warna abu-abu hanya memiliki skala warna 0 – 255 yang mana hal ini akan membantu proses ekstraksi motif berdasarkan tekstur. Dari Tabel 1 kolom 5 dapat dilihat adanya perubahan ruang warna. Bahwa dengan perubahan ruang warna ini maka akan mempermudah proses analisis warna, pengenalan pola dan pemrosesan citra. Dari hasil tersebut dapat dilihat perbedaan konsep ruang warna, Ruang warna RGB menggunakan kombinasi *layer* merah, hijau dan biru untuk merepresentasikan warna, sedangkan HSV menggambarkan jenis warna (*Hue*) yang mana komponen tersebut akan menggambarkan jenis warna apa yang terdapat pada citra berdasarkan rentang skala 0 hingga 360 derajat. Kedua yaitu intensitas (*Saturation*) yang mana parameter tersebut akan menggambarkan tingkat saturasi citra atau seberapa mencolok warna yang dimiliki pada citra tersebut. Serta tingkat kecerahan (*Value*) yang mana ruang warna ini menggambarkan tingkat kecerahan warna dari suatu citra. Dari perubahan ruang warna yang dihasilkan ini nanti akan membantu ekstraksi metode CCM dan perhitungan fiturnya.

### 3.2. Ekstraksi GLCM

Pada Tabel 2 dibawah ini, kolom pertama berisi jenis parameter GLCM dan kolom sebelah kanannya merupakan parameter hasil ekstraksi GLCM berdasarkan motifnya.

Tabel 2. Hasil ekstraksi tekstur dengan GLCM





Fitur	CITRA				
					
<i>Contrast</i>	544.480057	323.724065	213.198657	357.088604	583.845389
<i>Dissimilarity</i>	14.166327	9.679086	8.212886	11.818251	13.752873
<i>Homogeneity</i>	0.194496	0.286384	0.255500	0.234654	0.206993
<i>Correlation</i>	0.905892	0.896415	0.965440	0.922478	0.884673
<i>ASM</i>	0.000547	0.001375	0.000891	0.000742	0.000657
<i>Entropy</i>	12.484077	11.613297	11.960442	12.306900	12.640505
<i>Energy</i>	0.023396	0.037077	0.029855	0.027242	0.025634

Dari Tabel 2 dapat dilihat bahwa masing-masing citra motif batik tenun ikat tersebut memiliki nilai fitur yang bervariasi. Dapat dilihat juga bahwa nilai kontras, *dissimilarity* dan entropi memiliki nilai yang tinggi pada setiap citra. Nilai dari ekstraksi fitur-fitur tersebut nantinya akan dijadikan bahan perhitungan untuk menentukan jenis motifnya.

### 3.3. Ekstraksi CCM

Pada Tabel 3 menunjukkan fitur-fitur yang dihasilkan dari metode CCM yang diekstrak. Ada sekitar 15 fitur yang diekstrak yang masing-masing terbagi menjadi 5 fitur *Hue*, 5 fitur *Saturation*, dan 5 fitur *Value*. Jenis fitur-fitur yang bisa diekstrak menggunakan metode CCM mirip dengan GLCM, tetapi pada metode CCM, dasar perhitungannya adalah ruang warna HSV.

Tabel 3. Hasil ekstraksi warna dengan CCM

Citra	NILAI					
	<i>Layer</i>	<i>Contrast</i>	<i>Homogeneity</i>	<i>Correlation</i>	<i>Dissimilarity</i>	<i>Energy</i>
	<i>Hue</i>	2.103082	0.664357	0.897976	0.890599	0.168024
	<i>Saturation</i>	115.941610	0.271341	0.895105	6.668535	0.038668
	<i>Value</i>	535.331429	0.203925	0.905307	13.941222	0.023366
	<i>Hue</i>	0.329928	0.857311	0.911406	0.292626	0.442380
	<i>Saturation</i>	416.694891	0.235603	0.944679	11.326953	0.028313
	<i>Value</i>	220.705001	0.253315	0.786656	8.334525	0.029259
	<i>Hue</i>	4.438144	0.716715	0.898098	0.883278	0.268250
	<i>Saturation</i>	62.938273	0.308951	0.981690	4.808042	0.037121
	<i>Value</i>	164.828103	0.244784	0.946892	7.346080	0.024413
	<i>Hue</i>	16.282927	0.751852	0.926933	0.847149	0.265894
	<i>Saturation</i>	407.569209	0.163154	0.958033	12.885821	0.018198
	<i>Value</i>	331.140010	0.222049	0.914176	11.390147	0.022544
	<i>Hue</i>	396.809076	0.519590	0.723875	4.174451	0.098938

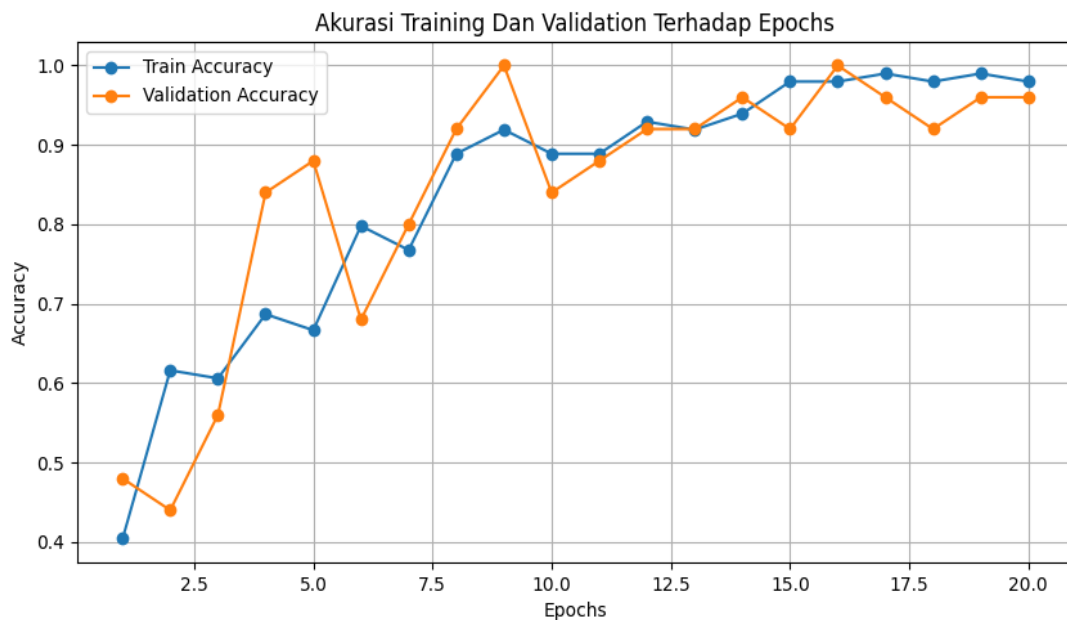


<i>Saturation</i>	153.690206	0.232591	0.961752	7.230247	0.028770
<i>Value</i>	569.346571	0.209088	0.913799	13.612649	0.025859

Pada Tabel 3 diatas menunjukkan bahwa masing-masing citra motif Batik Tenun Ikat Bandar tersebut memiliki nilai fitur yang bervariasi. Dapat dilihat juga bahwa nilai kontras pada ruang warna *saturation* dan *value* pada setiap citra memiliki nilai yang tinggi. Nilai dari ekstraksi fitur-fitur tersebut nantinya akan dijadikan bahan perhitungan untuk menentukan jenis motifnya.

### 3. 4. Klasifikasi CNN

Untuk memprediksi motif batik, CNN terlebih dahulu mengekstrak fitur dari citra batik menggunakan *layer* konvolusi dan *pooling*. Fitur tersebut kemudian dilewatkan ke *layer fully connected* untuk menghasilkan *output*. *Output* tersebut kemudian diinterpretasikan sebagai motif batik berdasarkan probabilitas yang dihasilkan. Jumlah *epoch* untuk pelatihan model CNN ini adalah 20 dengan pertimbangan jumlah data yang dilatih hanya 125 gambar dan terlalu banyak *epoch* akan menyebabkan *overfitting*. Gambar 4 adalah grafik akurasi *training* dan validasi terhadap *epoch*.

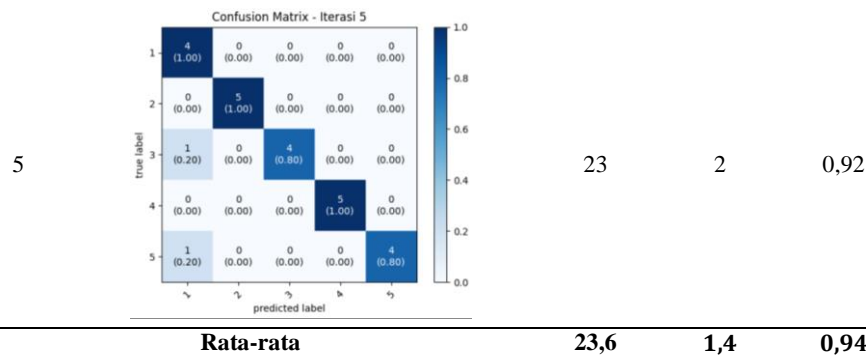


Gambar 4. Grafik akurasi terhadap *epoch*

Pengujian klasifikasi citra motif Batik Tenun Ikat Bandar menggunakan metode CNN dilakukan sebanyak 5 kali iterasi dengan menggunakan *K-Fold Cross Validation*. Tabel 4 adalah hasil kinerja CNN dalam mengklasifikasi motif Batik Tenun Ikat Bandar dan akurasi per iterasi berdasarkan citra *dataset* yang diberikan.

Tabel 4. Hasil pengujian

Iterasi Ke	Grafik Confusion Matrix	JUMLAH PREDIKSI		Akurasi																									
		Benar	Salah																										
1	<p>Confusion Matrix - Iterasi 1</p> <table border="1"> <tr><td>5 (1.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td></tr> <tr><td>0 (0.00)</td><td>5 (1.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td></tr> <tr><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>5 (1.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td></tr> <tr><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>5 (1.00)</td><td>0 (0.00)</td></tr> <tr><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>5 (1.00)</td></tr> </table>	5 (1.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	5 (1.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	5 (1.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	5 (1.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	5 (1.00)	25	0	1
5 (1.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)																									
0 (0.00)	5 (1.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)																									
0 (0.00)	0 (0.00)	5 (1.00)	0 (0.00)	0 (0.00)																									
0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	5 (1.00)	0 (0.00)																									
0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	5 (1.00)																									
2	<p>Confusion Matrix - Iterasi 2</p> <table border="1"> <tr><td>5 (1.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td></tr> <tr><td>0 (0.00)</td><td>4 (0.80)</td><td>0 (0.00)</td><td>1 (0.20)</td><td>0 (0.00)</td></tr> <tr><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>5 (1.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td></tr> <tr><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>5 (1.00)</td><td>0 (0.00)</td></tr> <tr><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>5 (1.00)</td></tr> </table>	5 (1.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	4 (0.80)	0 (0.00)	1 (0.20)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	5 (1.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	5 (1.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	5 (1.00)	24	1	0,96
5 (1.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)																									
0 (0.00)	4 (0.80)	0 (0.00)	1 (0.20)	0 (0.00)																									
0 (0.00)	0 (0.00)	5 (1.00)	0 (0.00)	0 (0.00)																									
0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	5 (1.00)	0 (0.00)																									
0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	5 (1.00)																									
3	<p>Confusion Matrix - Iterasi 3</p> <table border="1"> <tr><td>5 (1.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td></tr> <tr><td>0 (0.00)</td><td>5 (1.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td></tr> <tr><td>1 (0.20)</td><td>0 (0.00)</td><td>4 (0.80)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td></tr> <tr><td>0 (0.00)</td><td>1 (0.20)</td><td>0 (0.00)</td><td>4 (0.80)</td><td>0 (0.00)</td></tr> <tr><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>5 (1.00)</td></tr> </table>	5 (1.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	5 (1.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	1 (0.20)	0 (0.00)	4 (0.80)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	1 (0.20)	0 (0.00)	4 (0.80)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	5 (1.00)	23	2	0,92
5 (1.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)																									
0 (0.00)	5 (1.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)																									
1 (0.20)	0 (0.00)	4 (0.80)	0 (0.00)	0 (0.00)																									
0 (0.00)	1 (0.20)	0 (0.00)	4 (0.80)	0 (0.00)																									
0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	5 (1.00)																									
4	<p>Confusion Matrix - Iterasi 4</p> <table border="1"> <tr><td>5 (1.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td></tr> <tr><td>0 (0.00)</td><td>4 (0.80)</td><td>0 (0.00)</td><td>1 (0.20)</td><td>0 (0.00)</td></tr> <tr><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>4 (0.80)</td><td>0 (0.00)</td><td>1 (0.20)</td></tr> <tr><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>5 (1.00)</td><td>0 (0.00)</td></tr> <tr><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>0 (0.00)</td><td>5 (1.00)</td></tr> </table>	5 (1.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	4 (0.80)	0 (0.00)	1 (0.20)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	4 (0.80)	0 (0.00)	1 (0.20)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	5 (1.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	5 (1.00)	23	2	0,92
5 (1.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)																									
0 (0.00)	4 (0.80)	0 (0.00)	1 (0.20)	0 (0.00)																									
0 (0.00)	0 (0.00)	4 (0.80)	0 (0.00)	1 (0.20)																									
0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	5 (1.00)	0 (0.00)																									
0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	5 (1.00)																									



Berdasarkan data hasil pengujian diatas, dapat diketahui bahwa kinerja CNN dalam mengklasifikasi motif batik tenun ikat bandar cukup baik yaitu dengan rata-rata nilai akurasi sebesar 0,94. Pada iterasi pertama, terlihat bahwa seluruh label dapat diklasifikasikan dengan benar dan mendapat nilai akurasi 1. Pada iterasi selanjutnya, terlihat bahwa label 2 telah salah diklasifikasikan sebanyak 2 kali sehingga nilai akurasi tidak sampai 1. Secara keseluruhan, kinerja CNN dalam mengklasifikasikan motif batik dari *dataset* yang diberikan sudah cukup bagus tanpa adanya *error* yang berarti. Motif satu selalu diklasifikasikan dengan benar pada setiap iterasi. Sedangkan motif-motif lain cenderung menghasilkan kesalahan klasifikasi yang relatif sedikit. Secara keseluruhan, akurasi dari pengujian diatas masih sangat tinggi. Hal ini dibuktikan dengan lima kali iterasi yang semuanya menghasilkan nilai akurasi yang tinggi yang jika di rata-rata hasilnya cukup baik [22].

#### 4. KESIMPULAN

Ekstraksi tekstur dan warna pada citra Batik Tenun Ikat Bandar Kediri menggunakan metode GLCM dan CCM menghasilkan nilai fitur yang bervariasi sehingga dapat dijadikan bahan perhitungan pada proses klasifikasi. Pengenalan motif Batik Tenun Ikat Bandar Kediri dengan menerapkan Algoritma CNN dan *K-Fold Cross Validation* sebanyak 5 iterasi menunjukkan akurasi rata-rata sebesar 0,94. Keseluruhan, program ini berhasil mengimplementasikan metode CNN dengan parameter yang dioptimalkan untuk mencapai akurasi yang memuaskan dalam klasifikasi motif Batik Tenun Ikat Bandar.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih sebesar-besarnya kepada keluarga besar Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Islam Kediri atas dukungan dan doanya artikel ini bisa terpublikasikan. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada *reviewer* yang telah membantu mengevaluasi artikel ini.

#### REFERENSI

- [1] Asti Musman dan A. B. Arini, "Batik : warisan adiluhung Nusantara," 2011.
- [2] L. Herry, "Batik," *Yogyakarta: Graha Ilmu*, 2013.
- [3] A. A. Trixie, "Filosofi Motif Batik sebagai Identitas Bangsa Indonesia," *Folio: Journal of Fashion Product Design and Busines*, vol. 1, no. 1, 2020.
- [4] F. A. Phang, A. N. Roslan, Z. A. Zakaria, M. A. A. Zaini, J. Puspanathan, dan C. A. Talib, "Environmental Awareness in Batik Making Process," *Sustainability (Switzerland)*, vol. 14, no. 10, 2022, doi: 10.3390/su14106094.
- [5] D. Tranggono, J. Dwiridotjahjono, M. I. Aryani, dan R. Rasyidah, "Kerajinan Batik Tenun Ikat Provinsi Jawa Timur: Potensi dan Tantangan." PT. Revka Petra Media, 2014.
- [6] N. C. Dewi, B. B. Tanudjaja, dan B. S. Banindro, "Perancangan Buku Tenun Ikat Bandar Kidul Kediri," *Jurnal DKV Adiwarna*, vol. 1, no. 4, hlm. 12, 2014.
- [7] A. Nanik dan F. Fenty, "Branding sentra kerajinan tenun ikat Bandar Kidul," *Createvitas: Jurnal Ilmiah Desain Komunikasi Visual*, vol. 2, no. 2, 2013.
- [8] J. W. Yodha dan A. W. Kurniawan, "Pengenalan Motif Batik Menggunakan Deteksi Tepi Canny Dan K-Nearest Neighbor," *Techno.COM*, vol. 13, no. 4, November, 2014.
- [9] I. Nurhaida, A. Noviyanto, R. Manurung, dan A. M. Arymurthy, "Automatic Indonesian's Batik Pattern Recognition Using SIFT Approach," dalam *Procedia Computer Science*, 2015. doi: 10.1016/j.procs.2015.07.547.
- [10] M. N. Fuad dan N. Suciati, "KLASIFIKASI MULTILABEL MOTIF CITRA BATIK MENGGUNAKAN BOOSTED RANDOM FERNS," *JUTI: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, vol. 16, no. 1, 2018, doi: 10.12962/j24068535.v16i1.a673.
- [11] S. Li Fei-Fei; Johson Justin; Yeung, "Introduction to Convolutional Neural Networks for Visual Recognition," *Stanford University*, 2017.
- [12] C. Neubauer, "Evaluation of convolutional neural networks for visual recognition," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 9, no. 4. 1998. doi: 10.1109/72.701181.
- [13] K. Zakka, "CS231n Convolutional Neural Networks for Visual Recognition," *Stanford University*, 2021.



- [14] C. Aj. Saputra, D. Erwanto, dan P. N. Rahayu, "Deteksi Kantuk Pengendara Roda Empat Menggunakan Haar Cascade Classifier Dan Convolutional Neural Network," *JEECOM Journal of Electrical Engineering and Computer*, vol. 3, no. 1, 2021, doi: 10.33650/jeeecom.v3i1.1510.
- [15] A. Maulana, D. E. Yuliana, dan D. A. W. Kusumastutie, "Weld Defect Classifier Using GLCM Extraction and ANN," *JTECS : Jurnal Sistem Telekomunikasi Elektronika Sistem Kontrol Power Sistem dan Komputer*, vol. 2, no. 2, 2022, doi: 10.32503/jtecs.v2i2.2701.
- [16] A. Kurniasari, D. Erwanto, dan P. N. Rahayu, "Ekstraksi Fitur Tekstur dan Warna pada Kulit Katak Menggunakan GLCM dan Momen Warna," *Jurnal ELTIKOM*, vol. 6, no. 1, 2022, doi: 10.31961/eltikom.v6i1.287.
- [17] A. faiza Al farikhi, Farrady Alif Fiolana, dan Fajar Yumono, "KLASIFIKASI BUNGA ANGGREK BULAN BERDASARKAN WARNA DAN TEKSTURNYA MENGGUNAKAN METODE JST," *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, vol. 1, no. 3, 2022, doi: 10.51903/juisi.v1i3.417.
- [18] B. Soundarya, R. Krishnaraj, dan S. Mythili, "Visual Speech Recognition using Convolutional Neural Network," *IOP Conf Ser Mater Sci Eng*, vol. 1084, no. 1, hlm. 012020, Mar 2021, doi: 10.1088/1757-899x/1084/1/012020.
- [19] X. Zhang dan C. A. Liu, "Model averaging prediction by K-fold cross-validation," *J Econom*, vol. 235, no. 1, 2023, doi: 10.1016/j.jeconom.2022.04.007.
- [20] T. T. Wong dan P. Y. Yeh, "Reliable Accuracy Estimates from k-Fold Cross Validation," *IEEE Trans Knowl Data Eng*, vol. 32, no. 8, 2020, doi: 10.1109/TKDE.2019.2912815.
- [21] S. Ruuska, W. Hämäläinen, S. Kajava, M. Mughal, P. Matilainen, dan J. Mononen, "Evaluation of the confusion matrix method in the validation of an automated system for measuring feeding behaviour of cattle," *Behavioural processes*, vol. 148, hlm. 56–62, 2018.
- [22] P. Cavalin dan L. Oliveira, "Confusion matrix-based building of hierarchical classification," dalam *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications: 23rd Iberoamerican Congress, CIARP 2018, Madrid, Spain, November 19-22, 2018, Proceedings 23*, 2019, hlm. 271–278.