

# Klasifikasi Motif Batik Jawa Barat menggunakan Convolutional Neural Network

## *Classification of West Java Batik Motifs Using Convolutional Neural Network*

<sup>1</sup>Firman Yosep Tember\*, <sup>2</sup>Inna Najiyah

<sup>1,2</sup>Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Ars University  
Jalan Sekolah Internasional No 1-2 Antapani, Bandung, Indonesia

\*e-mail: [temberyospfirman@gmail.com](mailto:temberyospfirman@gmail.com)

(received: 3 Agustus 2022, revised: 20 Desember 2022, accepted: 26 April 2023)

### Abstrak

Perbedaan jenis batik di Provinsi Jawa Barat bagi masyarakat umum tidak akan terlihat secara signifikan, karena semua motif sekilas seperti sama. Untuk memberikan informasi, klasifikasi motif batik perlu mengatasi tantangan yang dihadirkan oleh berbagai jenis batik. Apabila rintangan ini telah teratasi, maka akan lebih mudah untuk membedakan antara nama-nama dari berbagai motif batik, yang memungkinkan masyarakat umum untuk mempelajari nama-nama dari berbagai motif batik yang tidak mereka kenal dengan cara yang wajar. tepat. Perlu dilakukan pengkategorian batik untuk menentukan jenis batik yang digunakan di masing-masing daerah. Ini akan membuatnya lebih mudah untuk membedakan pola yang digunakan di setiap wilayah. Pendekatan convolutional neural network (CNN) digunakan sebagai metodologi untuk penelitian kategorisasi berbagai jenis batik yang diproduksi di Jawa Barat menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) bahwa proses ekstraksi fitur dapat dilakukan diluar proses yang terdapat pada algoritma CNN atau menggunakan *feature learning* tergantung kepada kebutuhan dari penelitian itu sendiri, dan hasil klasifikasi pada 20 epoch dan nilai *learning rate* 0.001 didapatkan akurasi sebesar 90% dengan *precision* sebesar 90% serta *recall* sebesar 90% . Melihat kualitas dan jumlah data yang tidak begitu bagus dan kurang banyak, hasilnya sudah cukup bagus.

**Kata kunci:** Motif Batik, Jawa Barat, Klasifikasi, CNN, Confussion Matrix.

### Abstract

*The difference in the types of batik in West Java Province for the general public will not be seen significantly, because all the motifs look the same at a glance. To provide information, the classification of batik motifs needs to address the challenges presented by various types of batik. Once this hurdle is overcome, it will be easier to distinguish between the names of various batik motifs, which will allow the general public to learn the names of various batik motifs that are unfamiliar to them in a natural way. appropriate. It is necessary to categorize batik to determine the type of batik used in each region. This will make it easier to distinguish the patterns used in each region. The convolutional neural network (CNN) approach is used as a methodology for categorizing research on various types of batik produced in West Java using the Convolutional Neural Network (CNN) method that the feature extraction process can be carried out outside the process contained in the CNN algorithm or using feature learning depending on the needs of the the research itself, and the results of the classification at 20 epochs and a learning rate value of 0.001 obtained an accuracy of 90% with a precision of 90% and a recall of 90%. Seeing the quality and amount of data that is not so good and not much, the results are quite good.*

**Keywords:** Batik Motif, West Java, Classification, CNN, Confusion Matrix.

## 1 Pendahuluan (or Introduction)

Batik merupakan bagian penting dari identitas nasional Indonesia dan telah ditetapkan sebagai warisan budaya oleh UNESCO sejak 2 Oktober 2009 [1]. 23 provinsi yang membentuk Indonesia adalah rumah bagi berbagai macam pola batik, dan Jawa Barat adalah salah satu lokasi yang terkait dengan batik. Kualitas ini meliputi pola, warna, kegunaan, dan makna; misalnya, batik yang berasal

dari daerah Cirebon, Indramayu, dan Priangan berbeda satu sama lain [2]. Batik di Jawa Barat memiliki ciri khas tersendiri, dan ciri tersebut berbeda-beda tergantung di mana batik tersebut dibuat.

Anak muda di Jawa Barat memiliki minat yang kurang terhadap budaya batik, dikarenakan desainnya yang kuno, dan kurangnya kesadaran diri akan kecintaan terhadap budaya tersebut. Sosialisasi perlu dilakukan untuk lebih menarik perhatian dan mengenalkan batik tanpa menghilangkan makna dari batik itu sendiri [3]. Salah satu cara untuk mengenalkan batik adalah dengan memahami dan mengetahui jenis-jenis batik beragam yang berada di Jawa Barat.

Perbedaan jenis batik di Provinsi Jawa Barat bagi masyarakat umum tidak akan terlihat secara signifikan, karena semua motif sekilas seperti sama. Untuk memberikan informasi, klasifikasi motif batik perlu mengatasi tantangan yang dihadirkan oleh berbagai jenis batik. Apabila masalah ini telah teratasi, maka akan lebih mudah untuk membedakan antara nama-nama dari berbagai motif batik, yang memungkinkan masyarakat umum untuk mempelajari nama-nama dari berbagai motif batik yang tidak mereka kenal dengan cara yang sesuai. Perlu dilakukan pengkategorian batik untuk menentukan jenis batik yang digunakan di masing-masing daerah. Ini akan membuatnya lebih mudah untuk membedakan pola yang digunakan di setiap wilayah. Memanfaatkan CNN, adalah salah satu metode klasifikasi citra. di masa lalu, strategi ini berhasil mengklasifikasikan foto batik secara akurat, dan melakukannya dalam waktu yang jauh lebih singkat dibandingkan dengan model lainnya [4], penelitian lain juga pernah dilakukan oleh [5] dimana metode CNN efektif diterapkan untuk klasifikasi 200 set data pola batik Indonesia. Dataset yang digunakan pada penelitian ini berbeda dengan yang akan digunakan pada penelitian yang akan dilakukan karena berpusat pada dataset pola batik di Jawa Barat.

## 2 Tinjauan Literatur (or Literature Review)

Tinjauan literatur yang relevan dengan ruang lingkup penelitian dan topik yang akan diteliti diperlukan sebagai dasar penyelidikan. Untuk mendapatkan informasi yang dapat digunakan sebagai acuan untuk menyusun penelitian, maka perlu dilakukan penelaahan terhadap penelitian yang telah dilakukan di masa lalu. Pengamatan paling penting yang diperoleh dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

### 2.1.1. Batik Jawa Barat

Salah satu aspek budaya Indonesia yang diwariskan secara turun-temurun oleh nenek moyang kita adalah seni membatik. Kata "batik" berasal dari kata Jawa "amba" yang diterjemahkan menjadi "lukisan" dan "tik" yang berarti "titik" atau "kecil". Oleh karena itu, salah satu pengertian batik adalah "kegiatan melukis di atas kain dengan lilin atau lilin sebagai penutupnya", sehingga menghasilkan pola yang digunakan untuk ragam hias. Secara khusus membatik merupakan cara melukis di atas kain yang sudah dilakukan sejak epoch dahulu, dimana membatik merupakan tradisi turun temurun dimana motif yang dihasilkan terkadang menceritakan status seseorang [6].

### 2.1.2. Artificial Intelligence

*Artificial Intelligence* adalah bentuk kecerdasan buatan yang menyederhanakan tugas yang perlu dilakukan oleh seseorang. *Artificial Intelligence* mampu meniru perilaku manusia dengan cara apa pun yang dapat dikategorikan sebagai cerdas atau cerdas. Untuk memberi mesin atau komputer kemampuan untuk berfungsi dengan cara yang sama seperti manusia, *Artificial Intelligence* harus dikembangkan dan diimplementasikan. Sistem pakar, jaringan saraf tiruan, logika fuzzy, jaringan saraf tiruan, robotika, dan pengembangan game adalah beberapa di antaranya. berbagai industri yang menggunakan kecerdasan buatan. [7].

### 2.1.3. Convolutional Neural Network

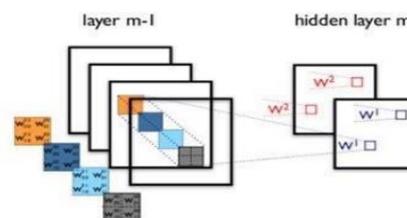
*Convolutional Neural Network* (CNN) adalah kemajuan dari Multilayer Perceptron (MLP), yang dalam kasus CNN dimaksudkan untuk memproses data dalam ruang dua dimensi. Sebuah jaringan yang ditiru oleh banyak neuron yang dihasilkan dengan menghubungkan bobot disebut sebagai MLP [8]. CNN sering digunakan dalam proses mengklasifikasikan data berlabel menggunakan metode pembelajaran yang diawasi. Pembelajaran yang diawasi ditandai dengan

penggunaan data pelatihan dan adanya variabel target; tujuan utama metode ini adalah untuk mengkategorikan data. [9], [10].

*Convolutional Neural Network* (CNN) memiliki arsitektur neuron tiga dimensi yang terdiri dari lebar, tinggi, dan kedalaman. Ukuran lapisan ditentukan oleh lebar dan tinggi, yang bersama-sama menunjukkan jumlah lapisan. Bisa ada puluhan hingga ratusan CNN, dan masing-masing akan belajar mengenali gambar yang unik. Pemrosesan gambar diterapkan dengan cara yang unik untuk setiap gambar pelatihan, dan keluaran dari setiap gambar kemudian diproses lebih lanjut sebelum digunakan sebagai masukan untuk lapisan berikutnya. Pemrosesan gambar dapat dimulai dengan karakteristik yang sangat mendasar seperti kecerahan dan tepian, atau dapat dianggap maju dalam kompleksitas karena menggabungkan karakteristik yang secara unik mencirikan objek dalam hal ketebalan lapisan. [11]. *Layer* yang terdapat pada *Feature Learning* dapat digunakan dalam penerjemahan dari input menjadi suatu fitur berdasarkan karakteristik *input* berupa angka dalam vektor. Lapisan ekstraksi fitur terdiri dari *Convolutional Layer* dan *Pooling Layer*.

### 1. Konsep *Convolutional Neural Network* (CNN)

Karena data CNN yang didistribusikan melalui jaringan adalah data dua dimensi, operasi linier dan bobot parameter pada CNN berbeda satu sama lain. Proses CNN linier memanfaatkan operasi konvolusi; beratnya sekarang merupakan bentuk empat dimensi daripada bentuk satu dimensi sederhana; formulir ini adalah kumpulan kernel konvolusi. [12]. Gambar 1 merupakan proses konvolusi pada CNN.



**Gambar 1. Proses Konvolusi CNN**

Gambar 1 memperlihatkan proses konvolusi pada CNN dan pada proses konvolusi tersebut hanya dapat digunakan pada data yang memiliki struktur dua dimensi seperti citra dan suara.

### 2. *Activation Function*

Fungsi aktivasi adalah fungsi non-linier yang memungkinkan jaringan saraf menerjemahkan data input ke dimensi yang lebih tinggi. Ini membuka jalan untuk hypercutting langsung, yang kemudian dapat digunakan untuk tujuan klasifikasi. Dalam jaringan saraf, aktivasi dapat dilakukan melalui berbagai mekanisme, termasuk yang tercantum di bawah ini :

#### a. Fungsi Aktivasi *Softmax*

Fungsi aktivasi *Softmax* Merupakan fungsi yang menentukan kemungkinan setiap kelas, dan kelas yang memiliki kemungkinan tertinggi adalah yang menjadi dasar prediksi. [13].

#### b. Fungsi Aktivasi Rel-U

*Rectified linear unit* (Rel-U) adalah fungsi aktivasi yang memiliki perhitungan langsung, dan alih-alih menggunakan pembagian atau eksponensial, fungsi ini menetapkan nilainya menjadi nol jika salah satu elemen yang diaktifkan memiliki nilai negatif. Jika dibandingkan dengan jaringan yang memiliki waktu neuron lebih banyak, Rel-U memiliki 45 keunggulan, yang secara signifikan dapat mengurangi jumlah waktu yang dihabiskan untuk pelatihan dan pengujian.

#### 2.1.4. *Confusion Matrix*

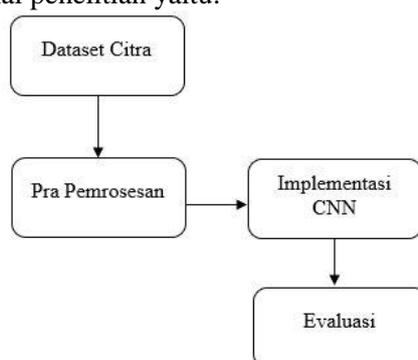
Di beberapa kalangan, matriks kebingungan juga disebut sebagai *Confusion Matrix* yang dilakukan dengan memberikan informasi yang membandingkan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem (model) dengan hasil klasifikasi yang sebenarnya. *Confusion matrix* adalah tabel yang menyajikan informasi tentang model dalam bentuk matriks, dan ini dilakukan dalam konteks penerapan model untuk menguji data yang nilainya sudah diketahui [14]. Sebuah metode untuk perhitungan konsep data mining yang akurat, *Confusion Matrix* dilambangkan dengan angka [15]. Accuracy, precision, dan recall adalah nilai-nilai yang diturunkan melalui evaluasi dengan menggunakan matriks konfusi. Keakuratan klasifikasi diukur sebagai persentase catatan data yang telah dikategorikan dengan benar setelah dilakukan evaluasi terhadap temuan klasifikasi.

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

Sehingga hal ini dipecah menjadi dua bagian berdasarkan *Confusion matrix* 3x3. Bagian pertama berisi temuan aktual yang merupakan hasil dari kategorisasi model berdasarkan pendekatan yang diterapkan [16]. Kedua hasil tersebut dibagi menjadi tiga kelas yaitu: “A, B, C, namun dari ketiga kelas tersebut akan dibagi menjadi sembilan nilai. kondisi antara lain: TA (kondisi yang tergolong benar pada kelas A), TB (kondisi yang tergolong benar pada kelas B), TC (kondisi yang tergolong benar pada kelas C), FA1 (kondisi yang tergolong benar pada kelas B), FA1 (kondisi yang tergolong benar pada kelas B). kelas A), FB1 (kondisi kelas A tergolong kelas B), FC1 (kondisi kelas A tergolong kelas C), FA2 (kondisi kelas C tergolong kelas A), FB2 (kondisi kelas C tergolong kelas B), FC2 (kondisi kelas C tergolong kelas B) kelas B tergolong kelas C)”. Berdasarkan kondisi tersebut, nilai akurasi dapat dihitung. Akurasi adalah persentase yang dihasilkan dari klasifikasi data uji yang diklasifikasikan dengan benar.

### 3 Metode Penelitian

Tahapan penelitian ini bertujuan untuk mempermudah dalam menentukan langkah-langkah pelaksanaan terkait dengan hal-hal penelitian yaitu:

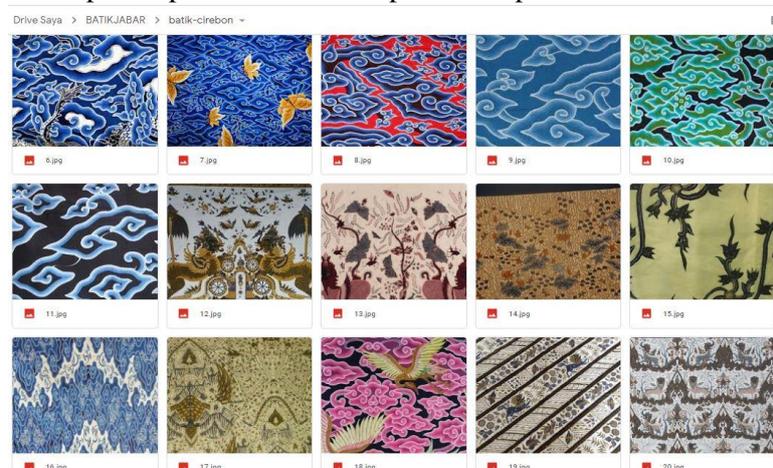


**Gambar 2. Tahapan Penelitian**

Gambar 2 merupakan tahapan penelitian, untuk lebih dipahami peneliti maka dibuat rincian penjelasan mengenai langkah-langkah penelitian sebagai berikut:

#### 1. Dataset Citra

Dataset citra yang digunakan diambil dari repositori Kaggle ([www.kaggle.com/datasets/dionisiusdh/indonesia-batik-motifs](http://www.kaggle.com/datasets/dionisiusdh/indonesia-batik-motifs)), jumlah data yang digunakan sebanyak 300 citra yang terdiri dari 3 jenis yaitu: Batik Cirebon, Batik Indramayu, dan Batik Priangan. Beberapa sampel dataset citra dapat dilihat pada Gambar 3



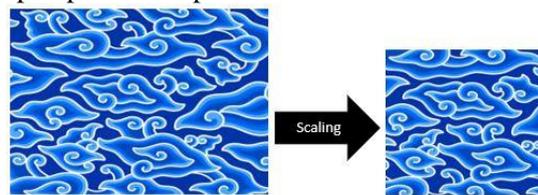
**Gambar 3. Dataset Citra Bati**

#### 2. Pra Pemrosesan

Setelah itu dilakukan pelatihan terhadap citra input yang terlebih dahulu harus dilakukan preprocessing terhadap citra yang akan digunakan untuk validasi. Selama tahap preprocessing, resolusi skala disesuaikan dengan nilai 224 x 224 piksel. (Swastika, 2020) menjelaskan bahwa kriteria input untuk proses CNN yang menggunakan pendekatan pembelajaran transfer dan

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

arsitektur RestNet18 adalah perubahan resolusi. Gambar 4 menampilkan contoh bagaimana perubahan resolusi berdampak pada hasil penelitian ini.



**Gambar 4. Proses Scaling Citra**

### 3. Implementasi *Convolutional Neural Network* (CNN)

Metode yang digunakan pada penelitian ini merupakan salah satu algoritma dari *deep learning* yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN). Metode *Convolutional Neural Network* digunakan untuk mengenali citra batik. Metode CNN ini dipilih karena menjadi salah satu metode *deep learning* yang memiliki tingkat akurasi yang cukup tinggi. Sehingga dengan menggunakan metode ini, dapat membangun sistem yang secara otomatis mengenali citra dengan akurasi tinggi layaknya kemampuan manusia.

### 4. Evaluasi

Ketepatan pengukuran digunakan dalam analisis hasil kinerja metode yang diusulkan. Hasil bagi yang diperoleh dengan membagi jumlah data yang dimasukkan ke dalam kategori yang sesuai dengan jumlah keseluruhan data adalah rumus akurasi. Dalam hal dataset itu sendiri, kami membaginya menjadi bagian data pelatihan 80% dan data uji 20%.

## 4 Hasil dan Pembahasan

Hasil penelitian dan pembahasan akan menjelaskan mengenai hasil dari klasifikasi citra batik Jawa Barat menggunakan algoritma CNN dengan tahapan sebagai berikut:

### 1. Dataset

Prosedur training menggunakan dataset citra yang memiliki 240 contoh dari masing-masing empat kategori citra batik. Salah satu elemen terpenting yang diperlukan untuk klasifikasi jenis gambar batik yang akurat adalah kesimpulan yang dicapai setelah prosedur pelatihan yang efektif. Hasil yang diperoleh selama tes secara signifikan dipengaruhi oleh proses pelatihan. Mengikuti pembentukan desain, sistem kemudian dilatih menggunakan data yang telah disiapkan sebelumnya.

Prosedur pengujian menggunakan total 60 data uji, dengan masing-masing jenis citra batik berisi total 20 foto. Perhitungan matriks pembakaran dilakukan agar hasilnya akurat. Selama pengujian ini, ukuran batch 24 digunakan untuk masing-masing iterasi 20 epoch yang dilakukan. Berdasarkan informasi yang disajikan di atas, dapat disimpulkan bahwa prosedur pengujian akan dieksekusi dan dilakukan sebanyak dua puluh kali untuk mencapai tingkat ekstraksi fitur yang sesuai. Angka 0,001 untuk learning rate yang digunakan dalam pengujian ini digunakan untuk memperbarui bobot setiap kali algoritma melakukan proses perambatan balik.

### 2. Pra Pemrosesan

Citra asli diubah menjadi 224 x 224 piksel. Karena pembelajaran mendalam bergantung pada sejumlah besar data masukan, kumpulan data gambar juga dinormalisasi untuk memastikan bahwa intensitas piksel bervariasi untuk kinerja terbaik. Sebagai akibat dari terbatasnya kemampuan untuk mengumpulkan data dan keragaman subjek yang diperlukan untuk proses penelitian, penting untuk menggunakan metode augmentasi untuk memperluas keragaman data. Praktik augmentasi data adalah metode untuk mengubah data dengan cara mempertahankan karakteristik intinya tanpa mengubahnya. Langkah-langkah penskalaan ulang, rotasi, penskalaan, dan pembalikan termasuk dalam proses peningkatan yang dilakukan..

### 3. Klasifikasi menggunakan CNN

Hasil dari pengujian yang dilakukan bisa dilihat pada Gambar 5 merupakan hasil dari klasifikasi jenis batik Jawa Barat.



Gambar 5. Hasil Klasifikasi Citra Batik

Dari Gambar 5 dapat diketahui bahwa ada data citra yang salah pada jenis batik Priangan dan batik Indramayu. Dari Gambar 5 di atas kemudian dibuat visualisasi dari akurasi untuk mempermudah dalam membaca data hasil akurasi.

4. Evaluasi

Setelah proses pengujian selesai, perhitungan akurasi dilakukan. Untuk mendapatkan nilai akurasi dari hasil pengujian, terlebih dahulu harus menghitung akurasinya. Keakuratan perhitungan ditentukan dengan terlebih dahulu memasukkan hasil forecast ke dalam database yang berisi hasil prediksi, seperti yang ditunjukkan pada tabel 1.

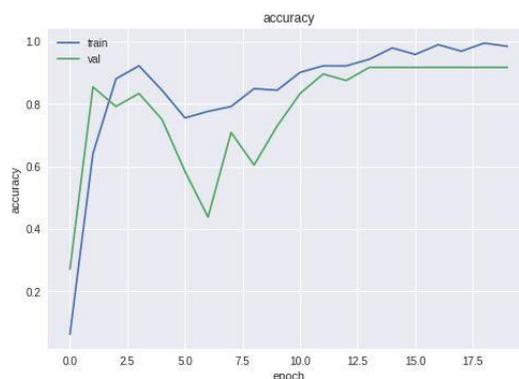
Tabel 1. Hasil Prediksi Citra

Matriks		Predict Class		
		Batik Cirebon	Batik Indramayu	Batik Priangan
Actual Class	Batik Cirebon	19	0	1
	Batik Indramayu	1	17	2
	Batik Priangan	0	2	18



Gambar 6. Proses Epoch

Gambar 6 menunjukkan proses *epoch* sebanyak 20 kali perulangan yang menghasilkan nilai akurasi sebesar 90% dengan *validasi loss* sebesar 0.439. Nilai akurasi ini dapat dinyatakan pada proses *testing* setelah berjalan 20 *epoch*. Grafik nilai akurasi dapat dilihat pada Gambar 7 menggunakan *package* Matplotlib.



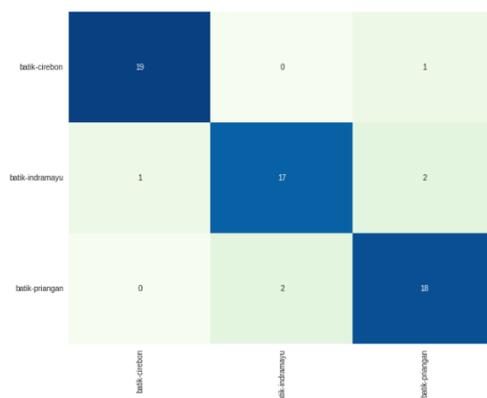
**Gambar 7. Grafik Nilai Akurasi**

	precision	recall	f1-score	support
0	0.95	0.95	0.95	20
1	0.89	0.85	0.87	20
2	0.86	0.90	0.88	20
accuracy			0.90	60
macro avg	0.90	0.90	0.90	60
weighted avg	0.90	0.90	0.90	60

**Gambar 8 Nilai Akurasi**

Hasil akhir dari prosedur perhitungan akurasi dengan pendekatan CNN dapat dilihat pada Gambar 8. Ditentukan bahwa nilai akurasi harus 90%, nilai presisi harus 0,86, nilai recall harus 0,90, dan skor f1 nilainya harus 0,88. Hasil dari prosedur pengujian ini dapat digunakan sebagai cerminan dari hasil prosedur perhitungan ini. Lebih dari 80% hasil analisis data akurat.

Visualisasi akurasi dapat dilihat pada Gambar 9.



**Gambar 9 Visualisasi Akurasi**

Menurut Gambar 9, kekuatan prediksi model terbukti memuaskan bila diterapkan pada data pelatihan dan pengujian. Untuk jenis batik Cirebon, dari dua puluh data yang diuji, hanya satu titik data yang salah prediksi; untuk jenis batik Indramayu, dari dua puluh data yang diuji, tiga titik data salah prediksi; dan untuk jenis batik Priangan, dari dua puluh data tersebut terdapat dua data kesalahan prediksi yang tidak akurat prediksinya. Akurasinya dapat diketahui dengan menggunakan rumus berikut dengan menggunakan Gambar 9.

$$Accuracy = \frac{All\ True\ Positives}{Total\ Number\ Testing\ Entries} \times 100\%$$

$$Accuracy = \frac{54}{60} \times 100\% = 90\%$$

Dari perhitungan tersebut didapatkan nilai akurasi klasifikasi batik Jawa Barat menggunakan metode CNN ini sebesar 90%. Hasil yang didapatkan dari perhitungan akurasi menggunakan *confusion matrix* ternyata sama dengan nilai akurasi perhitungan manual.

Nilai *precision* perlu dilakukan untuk melihat tingkat ketepatan antara informasi yang diminta oleh *user* dengan jawaban yang diberikan oleh sistem. Nilai *precision* dapat dihitung menggunakan rumus:

$$Precision = \frac{True\ Positives}{(True\ Positives + False\ Positives)}$$

$$Precision = \frac{54}{54 + 6} = 0.9 = 90\%$$

Dari perhitungan tersebut didapatkan nilai *precision* klasifikasi batik Jawa Barat menggunakan metode CNN ini sebesar 90%. Hasil ini didapat dari perhitungan akurasi menggunakan *confusion matrix* yang selaras dengan nilai akurasi perhitungan manual.

Nilai *recall* perlu dilakukan untuk melihat tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi. Nilai *recall* dapat dihitung menggunakan rumus:

$$recall = \frac{True\ Positives}{(True\ Positives + False\ Negatif)}$$

$$recall = \frac{54}{(54+6)} = 0.9 = 90\%$$

Berdasarkan hasil perhitungan recall rate, maka recall rate untuk klasifikasi Batik Jawa Barat menggunakan metode CNN adalah 90%. Hasil penghitungan nilai akurasi dan recall secara manual menggunakan *confusion matrix* menghasilkan hasil yang sama dengan menggunakan matriks konfusi untuk menghitung recall.

Parameter pembelajaran adalah elemen yang berdampak pada tingkat presisi yang dapat dicapai selama proses konstruksi model. Menemukan nilai parameter yang dipelajari dalam model CNN diperlukan untuk memilih model terbaik. Jumlah epoch, jumlah laju pembelajaran, dan ukuran gambar input adalah beberapa parameter pembelajaran. Tujuan penggunaan beberapa nilai parameter untuk menghias model parametrik adalah untuk menentukan model mana yang terbaik dengan menganalisis hasil perbandingan.

Selama proses pelatihan, sebuah siklus yang mencakup seluruh dataset yang akan digunakan untuk melatih jaringan saraf disebut sebagai epoch. Sampai saat ini belum ada pernyataan konklusif mengenai jumlah epoch yang harus digunakan saat menjalankan prosedur pelatihan. Namun, dalam sebuah penelitian yang dilakukan oleh Andre Lopes, dkk (2017), mereka melakukan percobaan antara epoch 1000 dan 2000. Dalam penyelidikan ini, para peneliti mencoba beberapa iterasi percobaan yang berbeda, termasuk yang tercantum di bawah ini..

**Tabel 2. Pengaruh Epoch**

No	Epoch	Akurasi
1	5	77%
2	10	87%
3	15	82%
4	20	90%
5	25	87%

Berdasarkan Tabel 2, nilai akurasi terbaik sebesar 90% dicapai pada putaran ke-20 apabila menggunakan nilai learning rate sebesar 0,001. Dari tabel diatas bahwa akurasinya berkurang setiap kali epoch bertambah 5.

Strategi pengoptimalan, seperti stochastic gradient descent (SGD), diperlukan untuk digunakan selama proses pembelajaran dan memperbarui bobot neuron lapisan yang terhubung sepenuhnya. Pemanfaatan parameter learning rate dalam metode ini memungkinkan untuk mencapai

tingkat optimalisasi yang lebih tinggi dalam proses pembaruan bobot. Para peneliti melakukan penelitian tentang hubungan antara *learning rate* dan ketepatan temuan dalam studi khusus ini.

**Tabel 3. Pengaruh Nilai *Learning Rate***

<b>Learning Rate</b>	<b>Akurasi</b>	<b>Loss value</b>	<b>Waktu</b>
0.1	37%	1.069	7 Menit 20 Detik
0.01	48%	1.013	7 Menit 34 Detik
0.001	90%	0.49	7 Menit 3 Detik

Hasil perbandingan nilai *learning rate* dengan epoch number 20 disajikan pada tabel 3, dan tabel tersebut menunjukkan bagaimana pergeseran nilai *learning rate* mempengaruhi baik nilai akurasi maupun nilai loss. Namun jika dibandingkan dengan jumlah waktu yang dibutuhkan untuk mengeksekusi jumlah epoch yang sama, perbedaan waktu tersebut tidak terlalu signifikan. Data yang disajikan pada Tabel IV.4 menunjukkan bahwa *learning rate* optimal adalah 0,001, tingkat akurasi harus 90%, dan nilai loss harus 0,49.

Salah satu aspek yang dapat mempengaruhi nilai akurasi adalah ukuran citra yang digunakan selama proses pelatihan. Semakin tinggi ukuran citra, semakin besar jumlah nilai piksel yang perlu diperbaiki, yang pada gilirannya meningkatkan jumlah pemrosesan yang diperlukan serta jumlah waktu pemrosesan yang diperlukan. Selain itu, hal ini memunculkan kemungkinan dikembangkannya model overfit. Tabel 4 menyajikan temuan investigasi tentang bagaimana ukuran gambar mempengaruhi akurasi.

**Tabel 4. Ukuran Citra**

<b>Ukuran Citra</b>	<b>Akurasi</b>	<b>Loss value</b>	<b>Waktu</b>
<b>32 x 32</b>	85%	0.717	3 Menit 20 Detik
<b>64 x 64</b>	82 %	0.388	4 Menit 6 Detik
<b>128 x 128</b>	90 %	0.545	7 Menit 55 Detik

Proses pelatihan di atas dilakukan dengan nilai epoch 20 dan nilai tingkat pembelajaran 0.001. Hasil percobaan menunjukkan bahwa nilai akurasi meningkat ketika ukuran input ditingkatkan. Namun, peningkatan ukuran citra juga menyebabkan waktu pelatihan semakin lama. Berdasarkan skenario pelatihan yang dilakukan, ukuran citra optimal untuk arsitektur yang dibuat adalah 128 x 128 piksel.

Salah satu algoritme untuk pembelajaran mendalam disebut algoritme Convolutional Neural Network (CNN), dan fungsi utamanya adalah untuk merepresentasikan karakteristik suatu objek atau gambar dengan cara yang lebih bernuansa. Klasifikasi gambar yang mengandung sejumlah besar data adalah tingkat manajemen algoritma CNN yang paling jelas terwakili. Jumlah data pelatihan yang digunakan selama proses pelatihan berkorelasi langsung dengan tingkat akurasi yang dapat dicapai.

Algoritma CNN tidak dapat berfungsi dengan baik saat bekerja dengan sedikit data; karenanya, proses ekstraksi fitur tambahan harus dilakukan untuk meningkatkan hasil klasifikasi. Algoritma CNN digunakan dalam proyek penelitian ini, dan berhasil mengklasifikasikan foto batik dengan tingkat akurasi 90%. Dibandingkan dengan temuan penelitian yang dilakukan oleh Rizki Mawan (2020), temuan baru ini menunjukkan peningkatan. Para peneliti melakukan beberapa analisis dan menentukan bahwa ini bisa menjadi hasil dari fakta bahwa penelitian ini menggunakan jumlah data yang lebih banyak daripada penelitian sebelumnya.

Algoritma CNN merupakan algoritma yang sangat efektif dalam melakukan klasifikasi citra batik. Algoritma ini juga mandiri karena telah memasukkan proses feature learning di dalamnya sehingga tidak lagi memerlukan ekstraksi fitur. Namun, dalam beberapa kasus, ekstraksi fitur tambahan masih diperlukan jika fitur yang Diperlukan tidak tercakup dalam fitur pembelajaran yang disediakan oleh algoritma CNN. Dengan demikian, disarankan agar proses ekstraksi fitur dilakukan secara terpisah dari algoritma CNN atau menggunakan fitur pembelajaran yang telah disediakan, tergantung pada kebutuhan penelitian.

## 5 Kesimpulan

Algoritma CNN merupakan algoritma yang mandiri dikarenakan didalam algoritma tersebut sudah terdapat proses *feature learning* sehingga tidak memerlukan lagi ekstraksi fitur. Ekstraksi fitur masih perlu dilakukan apabila dalam proses penelitian memerlukan fitur tambahan yang tidak terdapat pada *feature learning* dari algoritma CNN, sehingga dapat disimpulkan bahwa proses ekstraksi fitur dapat dilakukan diluar proses yang terdapat pada algoritma CNN atau menggunakan *feature learning* tergantung kepada kebutuhan dari penelitian itu sendiri. Algoritma CNN juga dapat melakukan klasifikasi jenis citra batik Jawa Barat dengan baik, dimana dapat melakukan klasifikasi pada 20 *epoch* dan nilai *learning rate* 0.001 didapatkan akurasi sebesar 90% dengan *precision* sebesar 90% serta *recall* sebesar 90%. Melihat kualitas dan jumlah data yang tidak begitu bagus dan kurang banyak, hasilnya sudah cukup bagus.

## Referensi

- [1] L. M. Hakim, "Batik Sebagai Warisan Budaya Bangsa dan Nation Brand Indonesia", *Nation State: Journal of International Studies (NSJIS)*, 1(1), 60-89, 2018.
- [2] I. Mulyani, Y. Wijayanti, and E. Nurholis, "Nilai-Nilai Filosofis Batik Banjar Jawa Barat," *J-KIP (Jurnal Kegur. dan Ilmu Pendidikan)*, vol. 2, no. 3, p. 21, 2021, doi: 10.25157/j-kip.v2i3.6008.
- [3] N. Briliana, W. Herdiana, and P. W. Waluyo, "Perancangan Batik Terinspirasi Oleh Kisah Kethek Ogleng," *ATRAT J. Seni Rupa*, pp. 111–117, 2021, [Online]. Available: <https://jurnal.isbi.ac.id/index.php/atrat/article/view/1600%0Ahttps://jurnal.isbi.ac.id/index.php/atrat/article/download/1600/1081>.
- [4] 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.
- [5] F. Hasyim, K. Malik, and F. Rizal, "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Networks (CNN) Untuk Klasifikasi Batik," *J. Kecerdasan Buatan, Komputasi dan Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 2, pp. 40–47, 2021.
- [6] E. Kustiyah and Iskandar, "Batik Sebagai Identitas Kultural Bangsa Indonesia Di Era Globalisasi," *Gema*, vol. 30, no. 52, pp. 2456–2472, 2017.
- [7] M. Siahaan, C. H. Jasa, K. Anderson, and M. Valentino, "Penerapan Artificial Intelligence ( AI ) Terhadap Seorang Penyandang Disabilitas Tunanetra," *Inf. Syst. Technol.*, vol. 01, no. 02, pp. 186–193, 2020.
- [8] K. de Groot, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Alat Tulis," 2018.
- [9] I. Suhardin, A. Patombongi, and A. M. Islah, "Mengidentifikasi Jenis Tanaman Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network," *Simtek J. Sist. Inf. dan Tek. Komput.*, vol. 6, no. 2, pp. 100–108, 2021, doi: 10.51876/simtek.v6i2.101.
- [10] D. Riana, S. Hadianti, S. Rahayu, Frieyadie, and M. Hasan, "RepoMedUNM : A New Dataset for Extraction Feature and Train Deep Learning Network to Classify of Pap Smear Images," 2021.
- [11] S. Ilahiyah and A. Nilogiri, "Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network," *JUSTINDO (Jurnal Sist. dan Teknol. Inf. Indones.)*, vol. 3, no. 2, pp. 49–56, 2018.
- [12] M. R. D. Septian, A. A. A. Paliwang, M. Cahyanti, and E. R. Swedia, "Penyakit Tanaman Apel Dari Citra Daun Dengan Convolutional Neural Network," *Sebatik*, vol. 24, no. 2, pp. 207–212, 2020, doi: 10.46984/sebatik.v24i2.1060.
- [13] T. Bariyah, M. A. Rasyidi, and N. Ngatini, "Convolutional Neural Network untuk Metode Klasifikasi Multi-Label pada Motif Batik," *Techno.Com*, vol. 20, no. 1, pp. 155–165, 2021, doi: 10.33633/tc.v20i1.4224.
- [14] P. Cavalin and L. Oliveira, "Confusion matrix-based building of hierarchical classification," *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 11401 LNCS, no. April, pp. 271–278, 2019, doi: 10.1007/978-3-030-

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

- 13469-3\_32.
- [15] B. P. Pratiwi, A. S. Handayani,, and S. Sarjana, "Pengukuran Kinerja Sistem Kualitas Udara Dengan Teknologi Wsn Menggunakan Confusion Matrix". *Jurnal Informatika Upgris*, 6(2), 2020.
- [16] M. Suhendra, W.Swastika, and M. Subianto, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Video Conference Menggunakan Naive Bayes", *Sainsbertek Jurnal Ilmiah Sains & Teknologi*, 2(1), 1-9, 2021.