

Jurnal JTik (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi)

DOI: <https://doi.org/10.35870/jtik.v9i3.3798>

Prediksi Motif Batik dengan Menggunakan Metode *Gabor Filter Convolution Neural Network*

Yudisman Ferdian Bili ^{1*}, Tundo ², Nandang Sutisna ³, Atsilah Daini Putri ⁴, Dita Tri Yuliantoro ⁵, Laily Nurmayanti ⁶

^{1*,2,3,4,5,6} Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika, Kota Jakarta Timur, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Indonesia.

article info

Article history:

Received 20 January 2025
Received in revised form
20 February 2025
Accepted 20 March 2025
Available online July 2025.

Keywords:

CNN; Gabor Filter; Batik
Classification; Deep Learning;
Image Processing.

Kata Kunci:

CNN; Gabor Filter; Klasifikasi
Batik; Deep Learning;
Pengolahan Citra.

abstract

This research aims to develop a batik motif classification system by utilizing Convolutional Neural Network (CNN) and Gabor Filter, in order to increase accuracy in texture feature extraction. The batik dataset used goes through a preprocessing stage, which includes normalization and data augmentation. During training, the model was tested with 10,000 iterations, using the Adam optimizer and the Categorical Cross-Entropy loss function, and evaluated via a confusion matrix. Test results show accuracy reaching 87%, with a precision and recall value of 90% each, and an F1-score of 89%. This method has proven effective for classifying batik motifs and has the potential to be applied in the fields of education, textile industry and cultural preservation.

abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi motif batik dengan memanfaatkan Convolutional Neural Network (CNN) dan Gabor Filter, guna meningkatkan akurasi dalam ekstraksi fitur tekstur. Dataset batik yang digunakan melalui tahapan preprocessing, yang mencakup normalisasi dan augmentasi data. Selama pelatihan, model diuji dengan 10.000 iterasi, menggunakan optimizer Adam dan fungsi loss Categorical Cross-Entropy, serta dievaluasi melalui confusion matrix. Hasil pengujian menunjukkan akurasi mencapai 87%, dengan nilai precision dan recall masing-masing sebesar 90%, serta F1-score 89%. Metode ini terbukti efektif untuk klasifikasi motif batik dan berpotensi untuk diterapkan dalam bidang pendidikan, industri tekstil, serta pelestarian budaya.

Corresponding Author. Email: yudismanbili892gmail.com ^{1}.

Copyright 2025 by the authors of this article. Published by Lembaga Otonom Lembaga Informasi dan Riset Indonesia (KITA INFO dan Riset). This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License. 



Association for Computing Machinery
ACM Computing Classification System (CCS)

EBSCOhost

Communication and Mass Media Complete (CMMC)

1. Pendahuluan

Batik merupakan warisan budaya Indonesia yang diakui secara internasional sebagai "Masterpieces of the Oral and Intangible Heritage of Humanity" oleh UNESCO pada tahun 2009 (Trixie, 2019). Sebagai salah satu bentuk seni tradisional yang kaya makna, batik tidak hanya menampilkan keindahan visual, tetapi juga menyimpan filosofi dan sejarah yang menggambarkan kehidupan serta pandangan masyarakat Indonesia (Bowo, Syaputra, & Akbar, 2020). Ragam motif batik yang ada di tanah air mencerminkan keberagaman budaya di setiap daerah. Batik Solo dan Batik Cirebon memiliki ciri khas unik dengan nilai estetika dan filosofis yang berbeda. Motif batik Solo sering kali melambangkan ketentraman dan ketertiban, sementara batik Cirebon dengan motif *mega mendungnya* menggambarkan kesejahteraan dan keberkahan (Kudiya & Atik, 2020). Meskipun batik sudah diakui di tingkat internasional, kesadaran dan penghargaan terhadap makna budaya batik masih perlu ditingkatkan, terutama di kalangan anak-anak. Banyak di antara mereka yang melihat membatik hanya sebagai kegiatan sekolah atau pilihan busana formal, tanpa memahami lebih jauh makna budaya yang terkandung di dalamnya. Sekolah Dasar Negeri Pondok Bahar 06 memiliki peran penting dalam mengenalkan dan mengajarkan budaya kepada anak-anak pada tahap awal pendidikan. Sejak tradisi membatik dimulai, masyarakat sudah berupaya untuk menanamkan nilai-nilai ketaatan beragama kepada anak-anak.

Dengan mengenalkan berbagai motif batik, mereka juga diharapkan dapat memahami makna yang ada di balik pola-pola tersebut. Melalui pembelajaran batik dalam kurikulum, diharapkan anak-anak dapat menghargai warisan budaya ini sejak usia dini dan merasa tanggung jawab untuk menjaga keberlanjutannya. Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi membuka peluang untuk meningkatkan pengalaman belajar melalui pendekatan visual dan interaktif. Salah satu teknologi yang bisa dimanfaatkan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), model *deep learning* yang efektif dalam mengenali pola serta gambar. Dengan menggabungkan *Gabor Filter* untuk ekstraksi tekstur, teknologi ini mampu mengklasifikasikan motif batik dengan tingkat akurasi tinggi. Aplikasi berbasis

teknologi ini memungkinkan siswa untuk mempelajari motif batik secara interaktif dan menyenangkan, serta memahami filosofi dan asal-usulnya (Chen *et al.*, 2017). Teknologi ini memungkinkan pengalaman belajar yang lebih menarik, sekaligus membantu siswa memahami keragaman budaya Indonesia secara visual. Hal ini juga dapat berperan penting dalam pelestarian budaya, seiring dengan perkembangan zaman, serta memastikan generasi muda dapat meneruskan dan mewarisi tradisi berharga ini. Di masa depan, aplikasi berbasis teknologi ini diharapkan dapat diterapkan di sekolah-sekolah lainnya, guna memperkenalkan budaya dengan cara yang lebih relevan dan sesuai dengan perkembangan teknologi.

2. Metodologi Penelitian

Metode pengumpulan data dalam penelitian ini terdiri dari beberapa langkah yang saling terkait. Langkah pertama adalah pengumpulan data gambar, di mana gambar motif batik diambil dari berbagai sumber dan kemudian dikategorikan berdasarkan jenis motif yang ada. Setiap gambar yang dikumpulkan harus memiliki kualitas dan resolusi yang memadai untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam penelitian ini dapat diproses dengan baik. Setelah itu, langkah kedua adalah *preprocessing* gambar, yang melibatkan pembersihan data dan normalisasi piksel untuk memastikan keseragaman citra. Selain itu, *augmentasi* gambar dilakukan untuk meningkatkan jumlah data pelatihan yang tersedia, sehingga model dapat belajar dari variasi gambar yang lebih luas. Langkah berikutnya adalah ekstraksi fitur menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN), di mana filter Gabor diterapkan pada gambar untuk mengekstrak fitur tekstur dan pola yang penting untuk analisis lebih lanjut.

Setelah ekstraksi fitur, langkah selanjutnya adalah pelatihan model CNN dengan dataset yang telah diproses. Pada tahap ini, pemilihan arsitektur dasar atau penerapan *transfer learning* dapat dilakukan untuk meningkatkan akurasi model. Selain itu, data dibagi menjadi set pelatihan dan validasi untuk memastikan model dapat diuji dengan data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Evaluasi model dilakukan dengan menguji kinerjanya menggunakan data uji yang tidak terlibat dalam proses pelatihan, dengan metrik

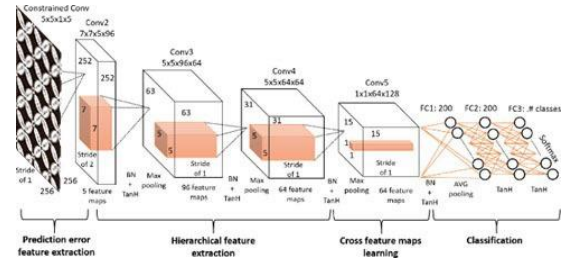
evaluasi seperti akurasi untuk menilai kualitas kinerja model. Setelah model terlatih dan dievaluasi, langkah selanjutnya adalah implementasi model dalam aplikasi edukasi, yang dirancang untuk memperkenalkan motif batik kepada anak-anak sekolah dasar. Aplikasi ini menggunakan pendekatan visual dan interaktif untuk meningkatkan keterlibatan dan pemahaman siswa. Terakhir, umpan balik dari pengguna, dalam hal ini anak-anak, dikumpulkan untuk melakukan perbaikan pada model atau aplikasi, sehingga hasil evaluasi dapat digunakan untuk meningkatkan efektivitas dan kualitas sistem yang dikembangkan.

Metode yang digunakan untuk memprediksi motif batik dalam penelitian ini adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), sebuah algoritma pembelajaran mendalam (*deep learning*) yang sangat efektif untuk pengenalan pola pada gambar. CNN mampu melatih kumpulan data besar yang memiliki jutaan parameter, dengan menggunakan gambar 2D sebagai input. Metode ini memanfaatkan informasi yang diekstraksi dari gambar melalui penggunaan filter yang berfungsi untuk mendeteksi fitur-fitur penting, seperti tepi, sudut, dan tekstur, yang kemudian diproses untuk menghasilkan keluaran yang diinginkan. Proses ini memungkinkan CNN untuk mengenali pola-pola yang sangat kompleks pada gambar, sehingga dapat digunakan untuk mengklasifikasikan motif batik dengan akurasi tinggi.

Lapisan-lapisan utama dalam *Convolutional Neural Network* (CNN) terdiri dari beberapa komponen kunci yang bekerja secara berurutan untuk mengekstrak fitur dan mengklasifikasikan gambar. Setiap lapisan memiliki peran tertentu dalam memproses informasi dan menghasilkan output yang lebih mendalam sesuai dengan kompleksitas gambar yang dihadapi.

1) Lapisan Konvolusi (*Convolutional Layer*)

Lapisan ini merupakan elemen inti dari *Convolutional Neural Network* (CNN), yang berfungsi untuk mengekstraksi berbagai fitur dari citra input. Proses konvolusi berlangsung dengan cara menggunakan filter atau kernel yang digeser di atas gambar, sehingga dapat mendeteksi fitur-fitur penting seperti tepi, sudut, dan tekstur.



Gambar 1. *Convolution Layer*

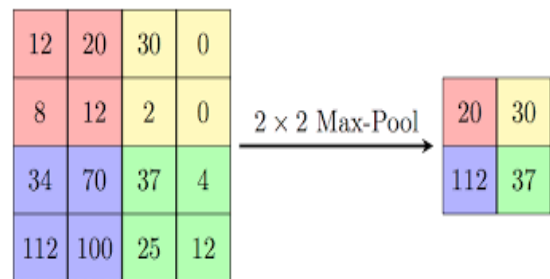
$$H_{out} = \frac{H_{in} - F + 2P}{S} + 1$$

Atau

$$W_{out} = \frac{W_{in} - F + 2P}{S} + 1$$

2) Lapisan pooling (*Pooling Layers*)

Lapisan pooling memiliki tujuan untuk mengekstraksi nilai yang paling representatif dari area tertentu dalam gambar. Dengan cara ini, lapisan ini dapat mengurangi informasi yang berlebihan tanpa menghilangkan fitur-fitur penting yang ada.



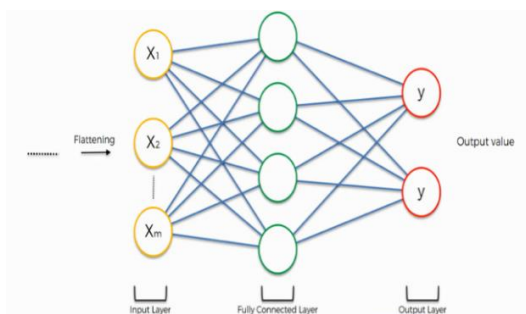
Gambar 2. Lapisan Pooling

$$H_{out} = \frac{H - f}{s} + 1$$

$$W_{out} = \frac{W - f}{s} + 1$$

c) Lapisan Terhubung Penuh (*Fully Connected Layers*)

Pada lapisan ini, fitur-fitur yang telah diproses digunakan untuk tujuan klasifikasi atau pengenalan pola. Di sini, setiap neuron pada lapisan sebelumnya terhubung langsung dengan neuron di lapisan berikutnya. Hubungan ini memungkinkan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengambil keputusan klasifikasi berdasarkan fitur-fitur yang telah berhasil diidentifikasi.

Gambar 3. Lapisan *Fully Connected*

Contoh perhitungan manual *fully connected layer*.

Input:

$$X = [1, 2]$$

Bobot:

$$W = \begin{bmatrix} 0,2 & 0,4 \\ 0,6 & 0,8 \\ 0,1 & 0,3 \end{bmatrix}$$

Bias:

$$b = [0,5, 0,7, 0,9]$$

Perkalian Matriks Input dan Bobot:

$$W \cdot X = \begin{bmatrix} 0,2 & 0,4 \\ 0,6 & 0,8 \\ 0,1 & 0,3 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1,0 \\ 2,2 \\ 0,7 \end{bmatrix}$$

Metode *Gabor Filter*

Metode *Gabor Filter* adalah salah satu jenis filter yang dirancang untuk mensimulasikan karakteristik sistem visual manusia dalam mengisolasi frekuensi dan orientasi tertentu dari citra. Filter ini sangat efektif dalam mendeteksi fitur tekstur, seperti tepi dan pola, yang memiliki variasi frekuensi dan orientasi. Fitur *Gabor* pertama kali diperkenalkan oleh Gabor pada tahun 1946, dan kemudian diperluas ke dalam dua dimensi oleh Daugman, yang memungkinkan filter ini diterapkan pada citra dua dimensi untuk ekstraksi fitur yang lebih kompleks. Penggunaan *Gabor Filter* dalam pengolahan citra memberikan kemampuan untuk mengidentifikasi berbagai detail penting dalam tekstur citra, yang sangat berguna dalam aplikasi seperti klasifikasi motif batik, di mana pola dan tekstur memiliki peran yang sangat penting.



Gambar 4. Proses Gabor Filter

Kompleks:

$$g(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{xr^2 + Y2 yr^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(i\left(2\pi \frac{x1}{\lambda} + \psi\right)\right)$$

Real:

$$g(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{xr^2 + Y2 yr^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{x1}{\lambda} + \psi\right)$$

Imaginer:

$$g(x, y; \lambda, \theta, \psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{xr^2 + Y2 yr^2}{2\sigma^2}\right) \sin\left(2\pi \frac{x1}{\lambda} + \psi\right)$$

Where:

$$\chi 1 = \chi \cos \theta + y \sin \theta$$

And:

$$y1 = -\chi \sin \theta + y \cos \theta$$

MATLAB

MATLAB, yang merupakan singkatan dari *MATrix LABoratory*, adalah sebuah lingkungan komputasi yang didasarkan pada penggunaan matriks untuk memanipulasi data. MATLAB adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang bersifat tertutup dan sensitif terhadap huruf besar, yang dirancang khusus untuk aplikasi komputasi numerik. MATLAB dikembangkan oleh perusahaan MathWorks dan sering digunakan untuk berbagai tujuan, termasuk analisis data, pengolahan sinyal, dan pengolahan citra (Atina, 2019). Dengan kemampuan komputasi dan visualisasi yang kuat, MATLAB sangat cocok untuk eksperimen yang memerlukan pengolahan data dalam jumlah besar, serta penerapan algoritma matematika yang kompleks.

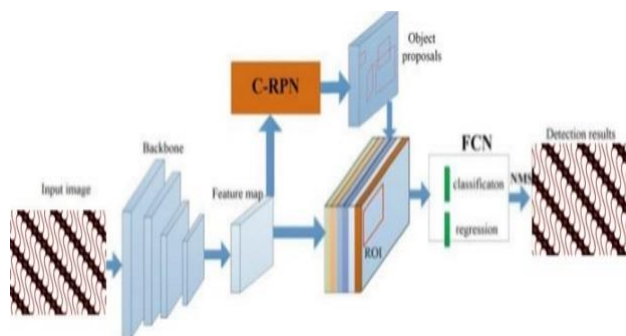
Image Processing

Pengolahan citra (*image processing*) adalah bidang yang fokus pada analisis dan manipulasi gambar digital menggunakan berbagai metode dan teknik. Pengolahan citra mencakup berbagai aplikasi, mulai dari perbaikan kualitas gambar, ekstraksi informasi, hingga modifikasi gambar untuk aplikasi spesifik seperti pengenalan wajah dan deteksi objek. Teknik-teknik pengolahan citra ini banyak digunakan dalam

berbagai bidang, termasuk medis, industri, dan keamanan, untuk meningkatkan kualitas citra dan mendapatkan informasi lebih lanjut dari gambar (Mawarni *et al.*, 2020).

Object Detection

Deteksi objek adalah proses dalam pengolahan citra dan visi komputer yang bertujuan untuk mengenali dan menentukan posisi objek tertentu dalam gambar atau video. Teknik ini sangat penting dalam berbagai aplikasi, seperti pengawasan, kendaraan otonom, pengenalan wajah, dan sistem pengenalan otomatis lainnya (Maulana, 2021). Deteksi objek memungkinkan sistem untuk memahami dan menginterpretasi lingkungan dengan cara yang lebih mendalam, yang sangat berguna dalam tugas-tugas otomatisasi dan analisis visual.



Gambar 5. *Object Detection*

Confusion Matrix

Confusion matrix adalah sebuah perangkat yang digunakan untuk menilai efektivitas model klasifikasi dalam pembelajaran mesin. Alat ini berbentuk tabel yang menampilkan jumlah prediksi yang benar dan salah yang dilakukan oleh model untuk setiap kategori yang ada. Dengan menggunakan confusion matrix, kita dapat memperoleh gambaran yang lebih jelas tentang performa model, khususnya dalam konteks klasifikasi multikelas, di mana model harus mengklasifikasikan data ke dalam lebih dari dua kategori. Tabel ini membantu dalam menghitung metrik evaluasi penting, seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score, yang memberikan informasi lebih rinci mengenai keandalan dan kekuatan model dalam mengklasifikasikan data ke dalam kelas yang benar (Normawati & Prayogi, 2021).

		Actual Value	
		Positive	Negative
Predicated Value	Positive	5600	600
	Negative	500	3300

Confusion Matrix

Gambar 6. *Confusion Matrix*

3. Hasil dan Pembahasan

Hasil

Tahap persiapan dimulai dengan pengumpulan semua alat yang diperlukan untuk penelitian. Pengambilan data dilakukan menggunakan komputer atau laptop dengan spesifikasi sebagai berikut: Processor Intel Core i3-1020f dengan kecepatan 2.5 GHz, RAM 8 GB, dan penyimpanan 500 GB HDD 5400 RPM. Pada tahap pengambilan data, dataset yang dikumpulkan disusun sedemikian rupa sehingga setiap baris mewakili satu entitas atau gambar sampel. Hal ini sangat penting untuk memastikan bahwa data siap diproses dan dimasukkan ke dalam model. Proses pengolahan data meliputi normalisasi, di mana nilai piksel gambar dikurangi ke dalam rentang [0, 1], penyesuaian ukuran gambar, dan penerapan augmentasi data seperti rotasi, pergeseran, serta pembalikan horizontal, untuk memperkaya variasi dataset. Setelah tahap preprocessing selesai, modul TensorFlow dan Keras diimpor ke dalam lingkungan pemrograman. Jika terdapat model sebelumnya, file tersebut akan dihapus untuk menghindari konflik dalam proses pelatihan. Selanjutnya, folder root akan disiapkan untuk menyimpan dataset dan model yang sedang dilatih. Pelatihan model klasifikasi gambar batik dimulai dengan pengumpulan dataset gambar batik yang telah dilabeli sesuai kategori motifnya. Dataset ini akan diproses lebih lanjut melalui tahap preprocessing yang mencakup normalisasi dan augmentasi. Setelah model dilatih, pengujian dilakukan menggunakan data uji yang belum pernah

dilihat sebelumnya oleh model. Pengujian ini bertujuan untuk memastikan bahwa model dapat mengklasifikasikan motif batik dengan tingkat akurasi yang tinggi dan dapat menggeneralisasi dengan baik terhadap data yang baru. Proses ini sangat penting untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengenali pola-pola motif batik yang ada dalam dataset.

Tabel 1. Panduan Penelitian

Parameter	Value
Batch Size	32
Epoch	30
Learning Rate	0.001
Optimizer	Adam
Dropout Rate	0.5
Evaluasi	Akurasi, Precision, Recall, F1-Score
Augmentasi	Rotasi, flip, zoom
Loss Function	Sparse Categorical Crossentropy
Training-Validation Split	80% - 20%

Dari dataset yang telah melalui proses segmentasi dan ekstraksi fitur yang kompleks, serta didukung oleh klasifikasi yang akurat dan pengembangan sistem aplikasi yang responsif serta ramah pengguna, penelitian ini melibatkan beberapa langkah utama. Langkah pertama adalah pengumpulan dan pengolahan dataset batik Indonesia, di mana dataset diberi label kelas yang tepat sesuai dengan motif yang ada. Selanjutnya, tahap preprocessing data dilakukan melalui segmentasi gambar, normalisasi piksel, penyesuaian ukuran gambar (resizing), dan augmentasi data untuk meningkatkan variasi dalam dataset pelatihan. Langkah ketiga adalah desain arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN), yang dikembangkan dengan mempertimbangkan kompleksitas pola batik dan kemampuan ekstraksi fitur yang diperlukan untuk memaksimalkan performa model. Terakhir, model CNN dilatih dan divalidasi menggunakan data yang telah diproses.

Pembangunan Arsitektur

Pengembangan sistem klasifikasi gambar batik berbasis CNN dimulai dengan tahap pra-pemrosesan gambar, yang melibatkan penyesuaian ukuran citra dan normalisasi piksel untuk memastikan konsistensi

data. Setelah tahap ini, citra yang telah diproses akan melewati lapisan konvolusi untuk mengekstraksi fitur-fitur penting seperti pola, tekstur, dan bentuk motif batik. Proses konvolusi ini memungkinkan model untuk mengenali pola-pola yang signifikan dalam gambar. Selanjutnya, citra yang telah diekstraksi fiturnya akan diproses menggunakan lapisan pooling, yang bertujuan untuk mengurangi dimensi data tanpa menghilangkan informasi penting. Hasil dari ekstraksi fitur ini kemudian akan diklasifikasikan melalui lapisan fully connected. Pada tahapan ini, fungsi aktivasi *Softmax* digunakan untuk menentukan kategori motif batik yang ada dalam citra. Model ini dioptimalkan menggunakan algoritma *Adam* yang dikenal efisien dalam menangani masalah optimisasi, sementara fungsi loss yang digunakan adalah *Categorical Cross-Entropy* untuk menangani masalah klasifikasi multikelas. Untuk mencegah terjadinya overfitting, model ini juga dilengkapi dengan *dropout layer*, yang berfungsi untuk secara acak menonaktifkan neuron selama proses pelatihan, sehingga model tidak bergantung pada fitur tertentu yang tidak relevan. Struktur CNN ini terdiri dari tiga komponen utama: lapisan konvolusional, *Max Pooling*, dan lapisan fully connected. Dengan arsitektur ini, sistem dapat mengidentifikasi motif batik secara akurat dan efisien, sekaligus dapat mengklasifikasikan berbagai jenis motif yang ada dalam dataset.



Gambar 7. Pembangunan Arsitektur

Langkah pertama dalam perancangan arsitektur adalah merestrukturisasi setiap subband dari *Discrete Wavelet Transform* (DWT), yang kemudian digabungkan menjadi satu lapisan melalui penggunaan *Merge Layer Concatenate*.

Tabel 2. Arsitektur *Convolution Layers*

Layer	Input	Output	Spesifikasi
Input Layer	(1, 128, 128, 1)		-
Convolution Layer 1	(1, 128, 128, 1)	(1, 124, 124, 32)	Filter: 5 x 5 – 32 Stride: 1 x 1 Fungsi: ReLU
Max Pooling Layer 1	(1, 124, 124, 32)	(1, 62, 62, 32)	Kernel: 2 x 2 Stride: 2 x 2
Convolution Layer 2	(1, 62, 62, 32)	(1, 58, 58, 32)	Filter: 5 x 5 – 32 Stride: 1 x 1 Fungsi: ReLU
Max Pooling Layer 2	(1, 58, 58, 32)	(1, 29, 29, 32)	Kornel: 2 x 2 Stride: 2 x 2
Convolution Layer 3	(1, 29, 29, 32)	(1, 25, 25, 32)	Filter: 5 x 5 – 32 Stride: 1 x 1 Fungsi: ReLU
Max Pooling Layer 3	(1, 25, 25, 32)	(1, 12, 12, 32)	Filter: 2 x 2 Stride: 2 x 2
Merge Layer Concatenate	(1, 12, 12, 32) x 4	(1, 12, 12, 128)	-

Setelah terhubung dengan *Merge Layer Concatenate*, data akan melalui dua lapisan konvolusi sebelum diaktifkan oleh fungsi Softmax, yang akan menghasilkan prediksi akhir. Gambar 5. memperlihatkan hasil penggabungan lapisan konvolusi dari setiap subband menggunakan *Merge Layer Concatenate*. Sementara itu, Tabel 3. menyajikan rincian mengenai lapisan dan parameter setelah proses penggabungan tersebut.

Tabel 3. Arsitektur *Convolution Layers* setelah *merge*

Layer	Input	Output	Spesifikasi
Marge Layer Concatenat	(1, 128, 128, 1)		-
Dropout Layer 1	(1,12,12,128)	(1,12,12,128)	Fungsi Dropout 0.4
Convolution Layer 1	(1,12,12,128)	(1,8,8,64)	Filter: 5 x 5 – 64 Stride: 1 x 1 Fungsi: ReLU
Max Pooling Layer 1	(1,8,8,64)	(1,4,4,64)	Kornel: 2 x 2 Stride: 2 x 2
Dropout Layer 2	(1,4,4,64)	(1,4,4,64)	Fungsi Dropout 0.2
Convolution Layer 2	(1,4,4,64)	(1,1,1,7)	Filter: 4 x 4 – 7 Stride: 1 x 1 Fungsi: ReLU
Fully Connected Layer	(1,1,1,7)	Jumlah kelas	Fungsi: Softmax

Perhitungan metrik evaluasi merupakan langkah penting dalam menilai kualitas model klasifikasi. Dengan memanfaatkan empat komponen utama yaitu *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN), analisis ini tidak

hanya mengukur akurasi model, tetapi juga mengevaluasi seberapa efektif model tersebut dalam mendeteksi kelas positif dan kemampuannya dalam menghindari kesalahan prediksi.

Tabel 4. TP, TN, FP, dan FN

Kelas	<i>True Positif</i>	<i>True Negative</i>	<i>False Positif</i>	<i>False Negative</i>
Singa Barong	3	6	1	0
Mega mendung	1	9	0	0
Parang	2	8	0	0
Kawung	3	6	0	1

Untuk perhitungan *Precision*, *recall*, dan *f1- score* berdasarkan tabel diatas, dengan menggunakan rumus berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

$$F1 - Score = 2 + \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (3)$$

Perhitungan setiap model batik:

Singa Barong

$$TP = 3, FP = 1, FN = 0$$

$$Precision = \frac{3}{3+1} = \frac{3}{4} = 0.75$$

$$Recall = \frac{3}{3+0} = 1$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{0.75 \times 1}{0.75 + 1} = 0.857$$

Mega Mendung

$$TP = 1, FP = 0, FN = 0$$

$$Precision = \frac{1}{1+0} = 1$$

$$Recall = \frac{1}{1+0} = 1$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{1 \times 1}{1+1} = 1$$

Parang

$$TP = 2, FP = 0, FN = 0$$

$$Precision = \frac{2}{2+0} = 1$$

Kawung

$$Recall = \frac{2}{2+0} = 1$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{1 \times 1}{1+1} = 1$$

$$TP = 3, FP = 0, FN = 1$$

$$Precision = \frac{3}{3+0} = 1$$

$$Recall = \frac{3}{3+1} = \frac{3}{4} = 0.75$$

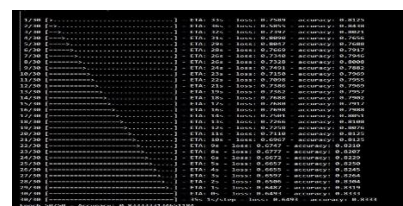
$$F1 - Score = 2 \times \frac{1 \times 0.75}{1+0.75} = 0.857$$

Tabel 5. Hasil Precision, recall, dan F1-Score

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Singa Barong	0.75	1	0.857
Mega Medung	1	1	1
Parang	1	1	1
Kawung	1	0.75	0.857

Training Step

Prosedur pelatihan dilaksanakan dengan tujuan mengoptimalkan sistem agar dapat mendeteksi objek yang diinginkan. Berdasarkan analisis yang dilakukan, sistem memerlukan waktu sekitar dua hingga tiga hari untuk mengenali objek sebagai motif batik, dengan menggunakan 10.000 iterasi pada database pelatihan.

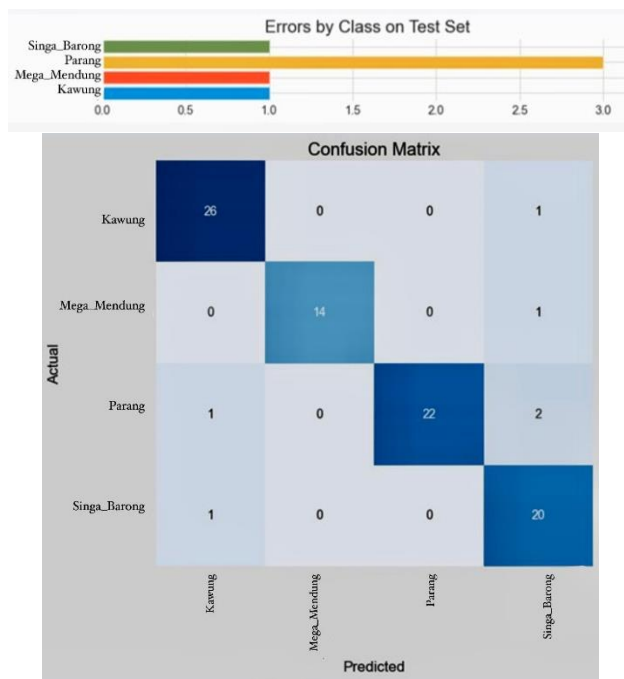


Gambar 8. Training

Metode pelatihan yang dilaksanakan melalui command window. Dalam upaya mengoptimalkan waktu pelatihan, peneliti memilih ukuran batch sebesar 10 untuk database pelatihan. Penggunaan ukuran batch yang kecil ini dapat mempercepat proses pelatihan, terutama pada sistem yang memiliki keterbatasan memori. Namun, apabila kualitas gambar dalam database cukup tinggi, ukuran batch yang lebih besar dapat diterapkan, meskipun hal ini akan memerlukan lebih banyak memori komputer.

Testing

Hasil pengujian yang menggunakan confusion matrix dapat dilihat pada Gambar 7, yang memberikan gambaran mengenai kinerja model dalam mengklasifikasikan data. Gambar tersebut menunjukkan jumlah *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), serta *False Negative* (FN).



Gambar 9. Testing confusion matrix

Tabel 6. Rata-rata hasil akurasi

No	Pengujian	Precision	Recall	F1-Score	Accuracy
1	Data Training	83%	90%	89%	87%
2	Data Testing	90%	91%	89%	88%
	Rata-rata	90%	90%	89%	87%

Tabel 6 menyajikan hasil pengujian pelatihan dan pengujian deteksi motif batik yang menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Hasil pengujian pelatihan menunjukkan nilai precision sebesar 83%, recall sebesar 90%, f1-score sebesar 89%, dan akurasi sebesar 87%. Sementara itu, pengujian pada data testing menghasilkan nilai precision 90%, recall 91%, f1-score 89%, dan akurasi 87%. Rata-rata dari hasil pelatihan dan pengujian menunjukkan nilai precision 90%, recall 90%, f1-score 89%, dan akurasi 87%.

Pembahasan

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi motif batik dengan memanfaatkan *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Gabor Filter* untuk meningkatkan akurasi dalam ekstraksi fitur tekstur pada citra batik. *Gabor Filter* digunakan untuk mengekstraksi informasi tekstur yang lebih halus pada gambar, yang sangat penting untuk mengenali pola batik secara akurat. Hal ini sejalan dengan temuan sebelumnya bahwa *Gabor Filter* efektif dalam menangkap informasi frekuensi dan orientasi tertentu dalam citra (Chen *et al.*, 2017). CNN, yang merupakan salah satu metode *deep learning*, digunakan untuk memproses dan mengklasifikasikan gambar batik. CNN sendiri telah banyak diterapkan dalam berbagai studi untuk klasifikasi gambar, termasuk pada motif batik, seperti yang dijelaskan oleh Bowo *et al.* (2020) dalam penerapan CNN untuk klasifikasi motif Batik Solo. Proses pelatihan model dilakukan dengan menggunakan dataset batik yang telah melalui tahap preprocessing, termasuk normalisasi dan augmentasi gambar untuk memperbanyak jumlah data pelatihan. Augmentasi ini membantu dalam meningkatkan ketahanan model terhadap variasi gambar yang tidak terduga. Misela *et al.* (2023) juga mengemukakan bahwa augmentasi gambar sangat penting dalam meningkatkan kualitas model CNN pada klasifikasi motif batik Indonesia. Selama pelatihan, model diuji dengan 10.000 iterasi, menggunakan *optimizer* Adam dan fungsi loss *Categorical Cross-Entropy*, yang telah terbukti efektif dalam tugas klasifikasi gambar. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model dapat mencapai akurasi 87%, dengan nilai *precision* dan *recall* masing-masing 90%, serta *F1-score* 89%. Penggunaan *confusion matrix* untuk evaluasi kinerja model menunjukkan bahwa model ini cukup efektif dalam mengklasifikasikan motif batik, dengan kesalahan

klasifikasi yang relatif rendah. Kinerja model yang baik ini selaras dengan temuan sebelumnya oleh Azmi *et al.* (2023) yang menunjukkan keberhasilan *CNN* dalam klasifikasi gambar dengan akurasi tinggi. Penggunaan *CNN* dalam klasifikasi batik tidak hanya terbatas pada peningkatan akurasi, tetapi juga memberikan kontribusi besar terhadap pelestarian budaya batik Indonesia. Sebagai warisan budaya yang diakui UNESCO, batik memiliki makna dan filosofi yang mendalam yang mencerminkan identitas bangsa Indonesia.

Oleh karena itu, penerapan teknologi ini dalam pendidikan diharapkan dapat memperkenalkan budaya batik kepada generasi muda secara lebih interaktif dan menyenangkan (Trixie, 2019). Teknologi ini memberikan peluang bagi siswa untuk belajar tentang berbagai motif batik secara visual, membantu mereka memahami makna yang terkandung dalam setiap motif, serta meningkatkan penghargaan terhadap warisan budaya tersebut. Keberhasilan model ini membuka peluang untuk diterapkan dalam berbagai bidang, seperti pendidikan, industri tekstil, dan pelestarian budaya. Di bidang pendidikan, sistem ini dapat digunakan untuk mengenalkan batik kepada anak-anak di sekolah dasar, memberikan pemahaman yang lebih dalam tentang keanekaragaman budaya Indonesia. Di industri tekstil, model ini dapat digunakan untuk meningkatkan efisiensi dalam produksi batik dengan mengidentifikasi dan mengklasifikasikan motif secara otomatis. Lebih lanjut, sistem ini dapat diterapkan untuk pelestarian budaya, memastikan bahwa warisan budaya ini tetap terjaga di tengah pesatnya perkembangan teknologi. Untuk meningkatkan akurasi dan efektivitas model, beberapa langkah perlu dipertimbangkan dalam penelitian selanjutnya. Peningkatan kualitas dataset, termasuk dengan menambah variasi motif batik dari berbagai daerah di Indonesia, akan sangat berpengaruh pada kemampuan model untuk mengenali motif batik yang lebih beragam. Selain itu, optimasi arsitektur model, misalnya dengan menggunakan teknik *transfer learning* menggunakan model pre-trained seperti *VGG16* atau *ResNet*, dapat meningkatkan performa model lebih lanjut (Saifullah *et al.*, 2024). Eksperimen dengan metode ekstraksi fitur lain seperti *Wavelet Transform* atau *Histogram of Oriented Gradients (HOG)* juga patut dipertimbangkan untuk mengevaluasi

dampaknya terhadap akurasi model (Leonardo, 2020). Penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan teknologi untuk klasifikasi motif batik dan membuka peluang baru untuk aplikasi di berbagai bidang. Dengan adanya sistem ini, diharapkan dapat mendorong pelestarian dan pengenalan batik Indonesia secara lebih luas, terutama melalui pendidikan berbasis teknologi.

4. Kesimpulan dan Saran

Penelitian ini berhasil mengembangkan sebuah sistem klasifikasi motif batik dengan memanfaatkan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* yang dipadukan dengan *Gabor Filter* untuk proses ekstraksi fitur. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model yang dihasilkan mampu mengklasifikasikan motif batik dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi. Berdasarkan hasil evaluasi, model ini berhasil meraih akurasi sebesar 87%, dengan nilai *precision* dan *recall* masing-masing 90%, serta *F1-score* yang mencapai 89% dalam pengujian rata-rata untuk *training* dan *testing*. Implementasi metode ini menunjukkan bahwa *CNN* sangat efektif dalam mendeteksi pola dan tekstur motif batik, sementara *Gabor Filter* berperan penting dalam meningkatkan akurasi fitur yang diekstraksi. Dengan pencapaian ini, sistem yang telah dikembangkan berpotensi menjadi alat bantu dalam identifikasi dan klasifikasi motif batik secara otomatis. Sistem ini juga dapat diterapkan di berbagai bidang, seperti edukasi, industri tekstil, dan pelestarian budaya.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk meningkatkan kualitas dataset, mengoptimalkan arsitektur model, serta melakukan pengujian performa sistem pada beragam motif batik. Langkah-langkah ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi dan efektivitas sistem dalam penerapan di dunia nyata. Saran untuk penelitian selanjutnya mencakup beberapa langkah strategis. Pertama, peningkatan kualitas dataset sangat disarankan untuk meningkatkan akurasi dalam klasifikasi motif batik. Dataset yang lebih besar dan beragam, yang mencakup berbagai jenis batik dari berbagai daerah di Indonesia, dapat memperkaya kemampuan model dalam mengenali beragam motif. Kedua, optimasi arsitektur model dapat dilakukan dengan menerapkan teknik *transfer learning* menggunakan model yang telah

dilatih sebelumnya, seperti *VGG16*, *ResNet*, atau *EfficientNet*, untuk meningkatkan performa klasifikasi. Ketiga, eksperimen dengan metode ekstraksi fitur lain, seperti *Wavelet Transform* atau *Histogram of Oriented Gradients (HOG)*, dapat memberikan wawasan lebih lanjut mengenai pengaruhnya terhadap akurasi model. Keempat, implementasi sistem dalam aplikasi berbasis web atau mobile akan memudahkan pengguna untuk mengaksesnya, baik untuk keperluan edukasi maupun industri tekstil. Terakhir, pengurangan kompleksitas model perlu dilakukan untuk mengoptimalkan sumber daya komputasi, sehingga sistem dapat berjalan secara real-time pada perangkat dengan spesifikasi yang terbatas. Dengan langkah-langkah ini, diharapkan sistem dapat lebih efektif dan efisien, serta lebih mudah diterapkan dalam berbagai dunia nyata.

5. Daftar Pustaka

- Atina, A. (2019). *Aplikasi MATLAB pada teknologi pencitraan medis. Jurnal Penelitian Fisika dan Terapannya (JUPITER)*, 1(1), 28. <https://doi.org/10.31851/jupiter.v1i1.3123>.
- Azmi, K., Defit, S., & Sumijan, S. (2023). Implementasi convolutional neural network (CNN) untuk klasifikasi batik tanah liat sumatera barat. *Jurnal Unitek*, 16(1), 28-40. <https://doi.org/10.52072/unitek.v16i1.504>.
- Bariyah, T., & Rasyidi, M. A. (2021). Convolutional Neural Network Untuk Metode Klasifikasi Multi-Label Pada Motif Batik. *Techno. Com*, 20(1).
- Bowo, T. A., Syaputra, H., & Akbar, M. (2020). Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Motif Citra Batik Solo. *Journal of Software Engineering Ampera*, 1(2), 82-96. <https://doi.org/10.51519/journalsea.v1i2.47>.
- Chen, Y., Zhu, L., Ghamisi, P., Jia, X., Li, G., & Tang, L. (2017). Hyperspectral images classification with Gabor filtering and convolutional neural network. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 14(12), 2355-2359. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2017.2764915>.
- Fahri, S., & Situmorang, S. (2024). Implementasi Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dalam Klasifikasi Motif Batik. *NUANSA INFORMATIKA*, 18(1), 1-5. <https://doi.org/10.25134/ilkom.v18i1.21>.
- Kudiya, K., & Atik, S. K. (2020). Kekuatan Desain Motif Batik Cirebon sebagai Ruang Identitas Indikasi Geografis Indonesia. *Waca Cipta Ruang*, 6(1), 1-12. <https://doi.org/10.34010/wcr.v6i1.4192>.
- Leonardo, L. (2020). Penerapan metode filter Gabor untuk analisis fitur tekstur citra pada kain songket. *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, 1(2), 120. <https://doi.org/10.30865/json.v1i2.1942>.
- Ma'ruf, M. T., Putra, E. D., Reswan, Y., & Juhardi, U. (2023). Classification Of Besurek Batik Fabrics Using Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Features Extraction. *Jurnal Komputer, Informasi dan Teknologi*, 3(2), 229-236. <https://doi.org/10.53697/jkomitek.v3i2.1211>.
- Maulana, F. (2021). Machine Learning Object Detection Tanaman Obat Secara Real-Time Menggunakan Metode Yolo (You Only Look Once). *Skripsi p. Bandung: Sekolah Tinggi Manajemen Informatika & Ko*.
- Mawarni, D. I., Indarto, I., Deendarlianto, D., & Yuana, K. A. (2023). Metode Digital Image Processing Untuk Menentukan Distribusi Ukuran Diameter Gelembung Udara Pada Microgelembung Generator. *Journal of Information System Management (JOISM)*, 4(2), 132-136. <https://doi.org/10.24076/joism.2023v4i2.977>.
- Normawati, D., & Prayogi, S. A. (2021). Implementasi Naïve Bayes classifier dan confusion matrix pada analisis sentimen berbasis teks pada Twitter. *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer dan Informatika)*, 5(2), 697-711.

- Saifullah, S., Suryotomo, A. P., Dreżewski, R., Tanone, R., & Tundo, T. (2024). *Optimizing brain tumor segmentation through CNN U-Net with CLAHE-HE image enhancement*. In 2024 Conference Proceedings (pp. 90–101). https://doi.org/10.2991/978-94-6463-366-5_9.
- Trixie, A. A. (2020). Filosofi motif batik sebagai identitas bangsa Indonesia. *Folio*, 1(1), 1-9. <https://doi.org/10.37715/folio.v1i1.1380>.
- Wona, M. M. A., Asyifa, S. A., Virgianti, R., Hamid, M. N., Handoko, I. M., Septiani, N. W. P., & Lestari, M. (2023). Klasifikasi Batik Indonesia Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Rekayasa Teknologi Informasi (JURTI)*, 7(2), 172-179.