

ANALISIS PENGARUH DIMENSI GAMBAR PADA KLASIFIKASI MOTIF BATIK DENGAN MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Syefudin¹, Muchamad Nauval Azmi², Gunawan³

Teknik Informatika, STMIK YMI Tegal,

Jl. Pendidikan No. 1, Pesurungan Lor, Margadana Kota Tegal 52142, Jawa Tengah

e-mail: *¹ syefudin5@gmail.com, ² azminauval17@gmail.com, ³ gunawan.gayo@gmail.com

Abstract

This study focuses on the classification of batik patterns using image data, specifically with three classes: kawung, parang, and pekalongan batik patterns. A total of 180 images were used for the research, divided equally among the three motifs. The dataset was collected through observations from Google. Data preprocessing involved two stages. In the first stage, the data was split into training and validation sets, with a 70% - 30% ratio, respectively. This separation allowed for evaluating the model's performance and generalization ability on unseen data. In the second stage, the Image Data Generator library was utilized to enhance data diversity and improve the model's ability to generalize patterns. Data augmentation techniques, such as rotation, shear, zoom, horizontal flip, and shift, were applied to the training data. The augmented data was then fed into a pre-defined Convolutional Neural Network (CNN) architecture. The CNN model processed the input data through convolutional layers with max pooling and ReLU activation functions. The outputs from the first convolutional layer were used as inputs for subsequent convolutional layers. The resulting feature maps were flattened and passed through fully connected layers for classification. The model's performance was assessed by evaluating accuracy measures. The CNN model achieved the highest accuracy of 98% on the training data and 100% on the validation data after 7 epochs.. The implementation was done using Python programming language and the Google Colab platform, along with required libraries. Model evaluation involved assessing the trained model's performance by inputting test data and computing evaluation metrics, including accuracy, precision, recall, and F1-score. Confusion matrix analysis provided insights into true positive, true negative, false positive, and false negative predictions. The classification report summarized the performance metrics of the model. In conclusion, the CNN method proved effective in classifying batik patterns. The size of the input images significantly influenced the accuracy of the model. A 148x148 pixel image size yielded 100% accuracy. As a suggestion, future research should consider using a larger dataset to maximize the accuracy of the classification model.

Keyword: Batik pattern classification, Convolutional Neural Network, Image Data Generator, Data augmentation, Model evaluation

PENDAHULUAN

Batik merupakan salah satu hasil karya bangsa Indonesia yang telah di akui dunia (Gunawan et al., 2022). Batik Indonesia berkembang pesat hingga sampai pada saat ini mulai dari cara membuatnya hingga coraknya. Dalam masyarakat Jawa, batik merupakan kain tradisional yang sangat penting dalam menjaga identitas budaya mereka. Corak batik memiliki banyak variasi yang mengandung filosofi dari beragam budaya dan adat istiadat di Indonesia. Motif-motif ini dirancang dengan teliti sehingga menghasilkan beragam bentuk yang unik dan beragam. (Nugroho, 2020). bertujuan untuk mengklasifikasikan motif batik, terutama motif-motif yang berasal dari pulau Jawa, yang merupakan sentra utama produksi batik. Penelitian ini fokus pada tiga ragam batik yang akan diselidiki, yaitu Batik Parang dari Solo, Jawa Tengah, batik tujuh rupa dari Pekalongan, Jawa Tengah, dan Batik Kawung dari Yogyakarta. Ketiga motif ini dipilih karena popularitasnya yang tinggi dan memiliki makna yang mewakili budaya masyarakat Indonesia. (Fonda, 2020).

Motif Batik Parang membentuk garis diagonal yang saling berjalanan tanpa putus, membentuk huruf S. Ini melambangkan kesinambungan dan semangat yang abadi. Motif Batik Kawung memiliki pola melingkar yang menyerupai buah kawung, seperti kelapa atau kolang-kaling. Melambangkan pentingnya manusia untuk selalu membantu dan memberikan manfaat kepada orang lain. Motif batik tujuh rupa dari Pekalongan sering kali terinspirasi oleh alam. Biasanya, batik Pekalongan menampilkan gambar hewan atau tumbuhan. Motif-motif ini merupakan perpaduan budaya lokal dan pengaruh etnis Cina. Oleh karena itu, diharapkan pemakai batik dengan motif ini akan menjadi lebih sabar dan tenang. (Mawan et al., 2020).

Beberapa penelitian telah dilakukan dalam bidang computer vision dan machine learning untuk menganalisis citra batik. Penelitian ini menggabungkan kedua bidang tersebut untuk mencapai hasil yang optimal. Namun, metode feature extraction dan mesin pengklasifikasian yang masih terpisah dapat menyebabkan kesulitan dalam mengenali motif batik yang baru (Tumewu et al., 2020). Dalam penelitian oleh Juwita dan Solichin (2018) yang menguji model klasifikasi citra batik Karawang dengan menggunakan *CNN*, nilai akurasi mencapai 80%, nilai rata-rata presisi mencapai 91%, dan nilai rata-rata recall mencapai 83%. Hal ini menunjukkan bahwa *CNN* dapat menghasilkan model klasifikasi citra batik yang akurat dan dapat diandalkan (Permana et al., 2022). Metode klasifikasi batik menggunakan *CNN* juga memiliki beberapa kekurangan. Salah satunya adalah masalah interpretasi, dimana sulit untuk memahami bagaimana model *CNN* menghasilkan prediksi klasifikasi yang akurat. Selain itu, penggunaan *CNN* memerlukan jumlah data yang besar untuk dilatih sehingga memerlukan waktu dan biaya yang cukup besar. Klasifikasi batik merupakan masalah penting dalam pengenalan pola citra. Batik memiliki banyak motif dan variasi, sehingga membutuhkan sistem yang mampu mengenali pola secara efektif. Metode klasifikasi batik menggunakan *CNN* telah diterapkan dalam beberapa penelitian, seperti pada penelitian oleh Fonda (2020) yang mengembangkan model klasifikasi citra batik Riau menggunakan *CNN*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model dapat mengklasifikasikan gambar batik Riau dan gambar yang bukan batik Riau dengan akurasi yang tinggi (Ayu Ratna Juwita et al., 2021)

Metode yang dipilih untuk klasifikasi citra batik adalah *Convolutional Neural Network (CNN)*. *CNN* dipilih karena merupakan algoritma *deep learning* yang sering digunakan dalam klasifikasi citra. *CNN* terdiri dari lapisan konvolusi, subsampling, dan lapisan terhubung penuh, yang memungkinkan pengenalan pola dan ekstraksi fitur kompleks dari citra. Penelitian sebelumnya, termasuk penelitian oleh Mawan (2020) dan Fonda (2020), telah menggunakan metode *CNN* dalam klasifikasi citra batik dan mencapai hasil yang baik, baik dalam klasifikasi batik secara umum maupun dalam membedakan motif batik khusus. Namun, meskipun telah ada penelitian sebelumnya yang menggunakan metode *CNN* dalam klasifikasi citra batik, masih terdapat kekurangan dan peluang pengembangan lebih lanjut yang perlu diisi. Salah satu kekosongan penelitian (*research gap*) adalah belum adanya penelitian khusus yang mengkaji pengaruh dimensi gambar dalam klasifikasi motif batik menggunakan metode *CNN*. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengisi kekosongan tersebut dengan menganalisis pengaruh dimensi gambar pada klasifikasi motif batik menggunakan metode *CNN*. Diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan pedoman yang jelas dalam memilih dimensi gambar yang tepat untuk mencapai akurasi tinggi dan waktu komputasi yang efisien dalam klasifikasi citra batik. Sementara itu, *state of the art* dalam penelitian terkait pengaruh dimensi gambar pada klasifikasi motif batik menggunakan metode *CNN* belum terlihat. Dengan demikian, penelitian ini memiliki potensi untuk menjadi *state of the art* atau memberikan kontribusi signifikan dalam bidang tersebut. Penelitian ini akan memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai pengaruh dimensi gambar dalam klasifikasi citra batik menggunakan metode *CNN*, dan diharapkan dapat menjadi acuan bagi penelitian dan pengembangan selanjutnya.

Tujuan penelitian ini adalah untuk menganalisis pengaruh dimensi gambar pada klasifikasi motif batik dengan menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk

mendapatkan akurasi hasil(Permana et al., 2022). Penelitian sebelumnya belum secara khusus mengkaji pengaruh dimensi gambar dalam klasifikasi citra batik menggunakan metode *CNN*. Oleh karena itu, penelitian ini akan mengisi kekosongan ini dan memberikan pedoman dalam memilih dimensi gambar yang tepat untuk mencapai akurasi tinggi dan waktu komputasi yang efisien. Dalam perbedaan atau pengembangan dari penelitian sebelumnya, penelitian ini akan melakukan analisis mendalam terhadap pengaruh dimensi gambar dan mengungkapkan dimensi gambar yang paling optimal dalam mencapai akurasi tinggi dalam klasifikasi citra batik. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi baru dalam pemahaman dan penerapan metode *CNN* dalam klasifikasi citra batik.

METODE PENELITIAN

A. *Problem Scoping*

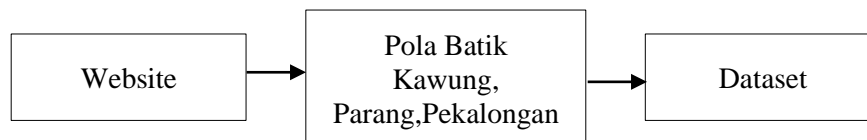
Tujuan dari studi ini adalah untuk mengevaluasi dampak dimensi gambar pada proses klasifikasi motif batik menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)*. Masalah yang diidentifikasi adalah bagaimana dimensi gambar mempengaruhi kinerja klasifikasi motif batik menggunakan *CNN* (Mawan et al., 2020).

B. *Tinjauan literatur*

Dilakukan suatu analisis pustaka dengan tujuan memperoleh pemahaman mengenai konsep dan teori terkait pengolahan citra digital, klasifikasi motif batik, dan penggunaan *Convolutional Neural Network (CNN)*. Beberapa penelitian sebelumnya juga perlu diidentifikasi untuk menemukan kelemahan dan kelebihan yang dapat dijadikan sebagai referensi.

C. *Pengumpulan Data*

Data yang digunakan untuk klasifikasi berupa gambar pola batik, terdapat tiga kelas yang diklasifikasikan. Secara keseluruhan pengumpulan dataset dilakukan dengan cara observasi dari google.



Gambar 1. Alur Pengumpulan Dataset

D. *Pengolahan Data*

Data diolah melalui proses melakukan pengelompokan terhadap data ke dalam kelas yang telah ditetapkan, dengan tujuan mempermudah peneliti dalam melangkah ke tahap berikutnya.

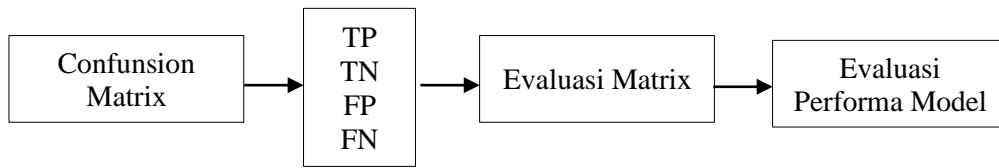
E. *Pemodelan*

Pada tahap Pemodelan algoritme yang digunakan untuk klasifikasi motif batik *Convolutional Neural Network*. Pemodelan *CNN* adalah teknik yang digunakan dalam domain pengolahan citra dan pengenalan pola untuk memproses data yang memiliki struktur grid, seperti gambar. Hal ini sesuai dengan dataset yang dimiliki, dan sesuai untuk mengklasifikasikan gambar.

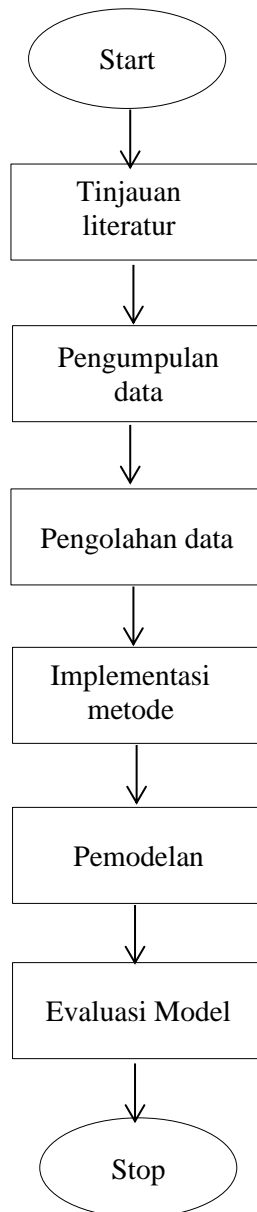
F. *Evaluasi Model*

Evaluasi model dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model *deep learning* yang dikembangkan. Hal ini mencakup metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, *recall*, *F1-score*, atau *confusion matrix* lain yang relevan. Pemisahan data dilakukan saat proses

pengolahan data bertujuan untuk mengukur kinerja model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.



Gambar 2. Evaluasi Model



Gambar 3. Tahap-tahap Penelitian

Gambar 3 menunjukkan urutan langkah-langkah dalam penelitian tersebut.

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Data

Data yang digunakan untuk melakukan klasifikasi merupakan gambar-gambar pola batik dengan tiga kelas yang harus diklasifikasikan, yaitu pola batik kawung, pola batik parang, dan pola batik pekalongan. Format data yang digunakan adalah file gambar dengan format file gambar jpg. Penelitian ini menggunakan total 180 gambar sebagai data yang terbagi menjadi tiga motif yang telah dipisahkan. Secara keseluruhan, pengumpulan dataset dilakukan melalui observasi dari sumber Google. Tabel 1 menampilkan motif-motif batik dan jumlah data yang diteliti.

Tabel 1. Motif Batik dan Jumlah Data

No	Kelas	Jumlah data
1	Pola Batik Kawung	60
2	Pola Batik Parang	60
3	Pola Batik pekalongan	60
Total		180

Sumber: Data primer yang diolah, 2023

B. Pengolahan Data

Pada tahap penelitian pengolahan data terdapat dua tahap yang dilakukan, tahap pertama dilakukan pemisahan data yang digunakan untuk menguji kinerja dan evaluasi model yang telah dilatih. Dengan membagi data training 70% dan data validasi 30%, peneliti dapat mengukur sejauh mana model mampu menggeneralisasi dan memberikan prediksi yang baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Tabel 2 menunjukkan motif batik dan jumlah pemisahan data.

Tabel 2. Jumlah Pemisahan Data Train dan Validasi

No	Kelas	Train (70%)	Validasi (30%)
1	Pola Batik Kawung	42	18
2	Pola Batik Parang	42	18
3	Pola Batik pekalongan	42	18
Total		126	54

Dan tahap kedua menggunakan *library Image Data Generator* yang bertujuan untuk meningkatkan keragaman data latihan dan meningkatkan kemampuan model dalam menggeneralisasi pola. *Library Image Data Generator* sering digunakan dalam pengolahan citra dan pembelajaran mesin untuk melakukan augmentasi data. Augmentasi data adalah teknik yang digunakan dalam pengolahan citra dan pembelajaran mesin untuk memperluas keragaman data latihan dengan melakukan transformasi pada gambar-gambar tersebut, *Library* tersebut dapat digunakan untuk menghasilkan variasi gambar dengan menerapkan transformasi seperti rotasi, pemangkasan, pemutaran, pergeseran, dan perubahan skala, Tabel 3 menunjukkan data train dilakukan augmentasi data.

Tabel 3. Augmentasi Data

Image Data Generator	train_datagen	test_datagen
Rescale	1./255	1./255
Rotation Range	15	
Shear Range	0.1	
Zoom Range	0.2	

Horizontal Flip	True
Width Shift Range	0.1
Height Shift Range	0.1

Tabel diatas menunjukkan data train dilakukan konfigurasi dalam melakukan augmentasi menggunakan *library Image Data Generator*. Dari data train yang telah ditingkatkan keragaman datanya dilakukan proses pemodelan.

C. Pemodelan

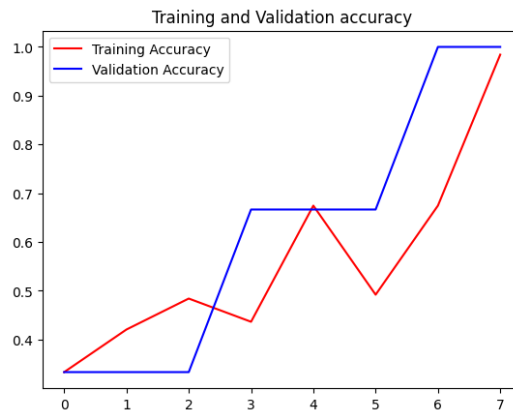
Setelah melalui proses augmentasi data, langkah selanjutnya adalah memasukkan data ke dalam arsitektur atau model *Convolutional Neural Network (CNN)* yang telah ditentukan sebelumnya.

```

Model: "sequential"
-----
Layer (type)                Output Shape                Param #
-----
conv2d (Conv2D)              (None, 148, 148, 32)      896
max_pooling2d (MaxPooling2D) (None, 74, 74, 32)        0
conv2d_1 (Conv2D)            (None, 72, 72, 32)        9248
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D) (None, 36, 36, 32)        0
conv2d_2 (Conv2D)            (None, 34, 34, 64)        18496
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D) (None, 17, 17, 64)        0
conv2d_3 (Conv2D)            (None, 15, 15, 128)       73856
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D) (None, 7, 7, 128)        0
flatten (Flatten)            (None, 6272)              0
dense (Dense)                (None, 256)               1605888
dropout (Dropout)           (None, 256)               0
dense_1 (Dense)              (None, 3)                 771
    
```

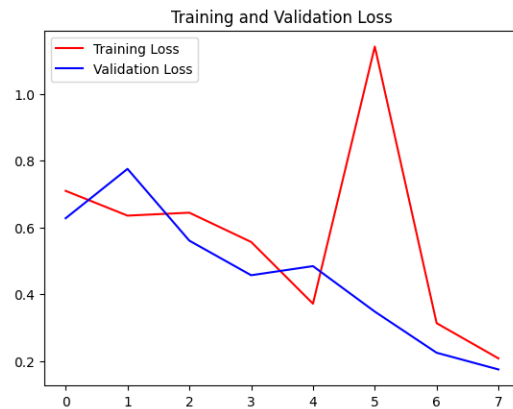
Gambar 1. Arsitektur CNN

Gambar 4 menggambarkan arsitektur CNN yang digunakan. Pada *layer input*, dimensi data traning adalah 148x148. Data input tersebut kemudian melewati lapisan konvolusi dengan menggunakan *max pooling* dan fungsi *ReLU*. Keluaran dari lapisan konvolusi pertama akan digunakan sebagai masukan untuk lapisan konvolusi kedua, dan seterusnya. Hasil dari proses konvolusi ini kemudian dikumpulkan dan diproses melalui lapisan *Flatten (fully connected)*.



Gambar 2. Akurasi Train dan Validasi

Berdasarkan model CNN yang terlihat pada Gambar 5, setelah melalui 7 epoch, akurasi tertinggi dicapai dengan data training sebesar 98% dan data testing sebesar 100%. Implementasi model ini dilakukan menggunakan bahasa pemrograman python dan platform Google Colab, serta menggunakan library-library yang diperlukan.

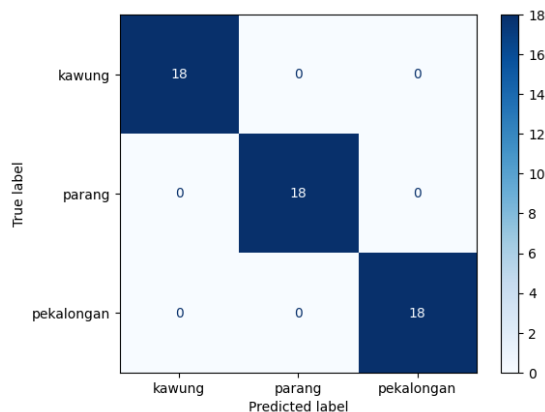


Gambar 3. Loss Train dan Validasi

Gambar 6 menunjukkan model ini menghasilkan *loss* yang mengalami perubahan pada data pelatihan dan data uji peningkatan meskipun grafiknya tidak menunjukkan pola yang naik dan turun secara konsisten. Namun demikian, terlihat bahwa model *loss* secara keseluruhan mengalami penurunan, sementara model akurasi mengalami peningkatan.

D. Evaluasi Model

Selanjutnya setelah dilakukan pemodelan dan mendapatkan hasil akurasi, dilakukan evaluasi kinerja model. Proses evaluasi model melibatkan memasukkan data pengujian ke dalam model yang sudah dilatih, dan kemudian menghitung metrik evaluasi berdasarkan hasil prediksi model dengan label sebenarnya pada data pengujian. Untuk melakukan evaluasi model, dibutuhkan Confusion matrix untuk memberikan informasi tentang jumlah *true positive (TP)*, yaitu jumlah data positif yang terklasifikasi dengan benar oleh sistem, *true negative (TN)*, yaitu jumlah data negatif yang terklasifikasi benar oleh sistem, *false positive (FP)*, yaitu jumlah data positif namun terklasifikasi salah oleh sistem dan *false negative (FN)*, yaitu jumlah data positif namun terklasifikasi salah oleh sistem (Pratiwi et al., 2021). Dari informasi ini, peneliti dapat menghitung metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* untuk mengevaluasi performa model (Damuri et al., 2021). Gambar 7 menunjukkan *confusion matrix*, dan gambar 8 menunjukkan evaluasi performa model menggunakan *classification report*.



Gambar 4. *Confusion Matrix*

	precision	recall	f1-score	support
kawung	1.00	1.00	1.00	18
parang	1.00	1.00	1.00	18
pekalongan	1.00	1.00	1.00	18
accuracy			1.00	54
macro avg	1.00	1.00	1.00	54
weighted avg	1.00	1.00	1.00	54

Gambar 5. *Classification Report*

KESIMPULAN

Berdasarkan serangkaian penelitian dan implementasi yang dilakukan dengan menggunakan ukuran gambar yang telah ditentukan, dapat ditarik beberapa kesimpulan. Pertama, pendekatan Convolutional Neural Network (CNN) telah terbukti memiliki kemampuan yang baik dalam melakukan proses klasifikasi citra. Metode ini mampu mengenali pola yang kompleks dan mengekstrak fitur yang relevan dalam citra. Kedua, tingkat akurasi yang diperoleh dari metode CNN sangat dipengaruhi oleh dimensi gambar yang digunakan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa menggunakan ukuran gambar 148x148 piksel, metode CNN berhasil mencapai akurasi 100%. Hal ini menunjukkan bahwa ukuran gambar yang tepat dapat memberikan dampak signifikan terhadap performa klasifikasi citra batik. Dengan demikian, pemilihan dimensi gambar yang optimal menjadi faktor penting dalam mencapai tingkat akurasi yang tinggi dalam klasifikasi citra batik menggunakan metode CNN.

SARAN

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk menggunakan jumlah dataset yang lebih besar dari 180. Dengan memperluas jumlah dataset yang digunakan, diharapkan dapat mencapai peningkatan akurasi yang maksimal.

DAFTAR PUSTAKA

- Ayu Ratna Juwita, Tohirn Al Mudzakir, Adi Rizky Pratama, Purwani Husodo, & Rahmat Sulaiman. (2021). Identifikasi Citra Batik Dengan Metode Convolutional Neural Network. *Buana Ilmu*, 6(1), 192–208. <https://doi.org/10.36805/bi.v6i1.1996>
- Damuri, A., Riyanto, U., Rusdianto, H., & Aminudin, M. (2021). Implementasi Data Mining dengan Algoritma Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Kelayakan Penerima Bantuan Sembako. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 8(6), 219. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v8i6.3655>
- Fonda, H. (2020). Klasifikasi Batik Riau Dengan Menggunakan Convolutional Neural Networks (Cnn): Klasifikasi Batik Riau Dengan Menggunakan Convolutional Neural Networks (Cnn). *Jurnal Ilmu Komputer*, 9(1), 7–10.

- Gunawan, A. A., Bloemer, J., van Riel, A. C. R., & Essers, C. (2022). Institutional barriers and facilitators of sustainability for Indonesian batik SMEs: a policy agenda. *Sustainability*, 14(14), 8772.
- Mawan, R., Kusriani, K., & Fatta, H. Al. (2020). Pengaruh Dimensi Gambar pada Klasifikasi Motif Batik Menggunakan Convolutional Neural Network. *Jurnal Teknologi Informasi*, 4(2), 218–223. <https://doi.org/10.36294/jurti.v4i2.1342>
- Nugroho, H. (2020). *PENGERTIAN MOTIF BATIK DAN FILOSOFINYA*. https://bbkb.kemenperin.go.id/index.php/post/read/pengertian_motif_batik_dan_filosofinya_0#
- Permana, R., Saldu, H., & Maulana, D. I. (2022). OPTIMASI IMAGE CLASSIFICATION PADA JENIS SAMPAH DENGAN DATA AUGMENTATION DAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK. *Jurnal Sistem Informasi Dan Informatika (Simika)*, 5(2), 111–120.
- Pratiwi, B. P., Handayani, A. S., & Sarjana, S. (2021). Pengukuran Kinerja Sistem Kualitas Udara Dengan Teknologi Wsn Menggunakan Confusion Matrix. *Jurnal Informatika Upgris*, 6(2), 66–75. <https://doi.org/10.26877/jiu.v6i2.6552>
- Tumewu, S. F., Setiabud, D. H., & Sugiarto, I. (2020). Klasifikasi Motif Batik menggunakan metode Deep Convolutional Neural Network dengan Data Augmentation. *Jurnal Infra*, 8(2), 189–194.