

Klasifikasi Batik Pekalongan Berdasarkan Citra dengan Metode GLCM dan JST *Backpropagation*

Fathul Am ^{1*}, Enny Itje Sela ²

^{1,2} Program Studi Informatika, Fakultas Sains & Teknologi, Universitas Teknologi Yogyakarta, Kabupaten Sleman, Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta, Indonesia.

Email: fathul.5200411277@student.uty.ac.id ^{1*}, ennysela@uty.ac.id ²

Histori Artikel:

Dikirim 9 November 2023; Diterima dalam bentuk revisi 22 November 2023; Diterima 10 Desember 2023; Diterbitkan 10 Januari 2024. Semua hak dilindungi oleh Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (LPPM) STMIK Indonesia Banda Aceh.

Abstrak

Batik adalah warisan budaya Indonesia yang diakui secara internasional oleh UNESCO. Namun, pengetahuan tentang jenis-jenis batik, terutama batik tradisional Pekalongan, semakin terlupakan akibat globalisasi. Penelitian ini bertujuan untuk menciptakan sistem klasifikasi citra batik tradisional Pekalongan melalui ekstraksi ciri Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan metode klasifikasi Jaringan Saraf Tiruan (JST). Sistem ini bertujuan mempermudah masyarakat dalam mengidentifikasi motif batik Pekalongan tanpa memerlukan keahlian khusus. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode GLCM dan JST dapat digunakan untuk mengklasifikasikan batik Pekalongan dapat memprediksi dengan benar. Penggunaan arsitektur JST Backpropagation dengan 3 hidden layer menghasilkan akurasi data train sebesar 46,6% dan akurasi data test sebesar 55,5%. Sistem ini diharapkan dapat membantu melestarikan warisan budaya batik dan meningkatkan pemahaman masyarakat terhadap motif batik Pekalongan.

Kata Kunci: Batik; Jaringan Saraf Tiruan; Backpropagation; Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM).

Abstract

Batik is an Indonesian cultural heritage that is internationally recognized by UNESCO. However, knowledge about the types of batik, especially traditional Pekalongan batik, is increasingly forgotten due to globalization. This research aims to create a Pekalongan traditional batik image classification system through Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) feature extraction and Artificial Neural Network (ANN) classification method. This system aims to make it easier for people to identify Pekalongan batik motifs without requiring special skills. The results showed that the GLCM and JST methods can be used to classify Pekalongan batik can predict correctly. The use of JST Backpropagation architecture with 3 hidden layers resulted in train data accuracy of 46.6% and test data accuracy of 55.5%. This system is expected to help preserve the cultural heritage of batik and increase public understanding of Pekalongan batik motifs.

Keyword: Batik; Artificial Neural Network; Backpropagation; Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM).

1. Pendahuluan

Batik adalah sebuah karya seni yang memiliki nilai seni tinggi serta mengandung unsur-unsur budaya yang unik, menjadikannya sebagai aset berharga bagi Indonesia. Secara etimologi, kata "batik" berasal dari asal kata "ambhatik," dengan "amba" yang mengacu pada bidang yang luas dan "titik" yang menggambarkan unsur titik-titik dalam motifnya. Istilah batik memiliki arti menghubungkan titik-titik hingga menjadi suatu gambar atau motif tertentu pada kain yang luas [1]. UNESCO telah mengakui pentingnya batik sebagai bagian dari warisan kemanusiaan dalam bentuk warisan budaya tak berwujud (*Intangible Cultural Heritage of Humanity*) [2].

Untuk melestarikan warisan budaya batik ini dapat dilakukan dengan mengenalkan batik ke seluruh masyarakat. Banyak masyarakat Pekalongan yang tidak mengetahui jenis-jenis batik terutama para pemuda milenial yang kebanyakan lebih menyukai tren pakaian dari barat. Hal ini dikarenakan kurangnya pendataan secara digital atau belum adanya aplikasi untuk menganalisis batik khususnya batik Pekalongan.

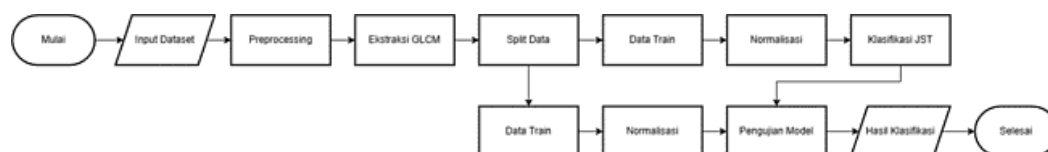
Kurangnya pemahaman generasi muda saat ini terhadap warisan budaya batik menyebabkan mereka kesulitan dalam melakukan klasifikasi batik berdasarkan filosofi, jenis, motif, dan warnanya. Hal ini berpotensi menyebabkan ketidakpahaman yang luas di kalangan masyarakat terhadap sejarah batik tradisional Pekalongan, serta kurangnya kesadaran akan makna filosofi yang terkandung dalam setiap kain batik yang mereka kenakan.

Penelitian yang dilakukan oleh Harlina & Handayani membahas tentang pengklasifikasian motif batik Banyuwangi dengan memanfaatkan metode *K-Nearest Neighbor* (K-NN) yang diaplikasikan pada platform Android. Dalam penelitian ini, proses klasifikasi citra-citra batik dilakukan dengan mengukur jarak antara citra yang digunakan sebagai data latih dan citra uji menggunakan metode K-NN. Perhitungan jarak didasarkan pada perhitungan rata-rata dari nilai minimal dan maksimal pada saluran warna merah (*red*), hijau (*green*), dan biru (*blue*) [3]. Hal tersebut menjadi kurang akurat jika citra batik yang digunakan memiliki pewarnaan yang sama atau kurangnya kombinasi warna pada citra. Penelitian lain yang membahas tentang Penerapan Algoritma *Support Vector Machine* untuk Klasifikasi Motif Citra Batik Solo Berdasarkan Fitur *Multi.Autoencoders* yang dilakukan oleh Putri & Rochmawati dengan hasil akurasi untuk arsitektur jaringan SIFT A9 adalah 66,934% untuk hasil *learning* dan 36,159% untuk hasil *testing* [4].

Dalam upaya mengatasi tantangan tersebut, penelitian ini menerapkan metode ekstraksi fitur berbasis GLCM dan klasifikasi JST. GLCM digunakan untuk menganalisis tekstur citra batik dengan mengkaji relasi antara piksel-piksel yang berdekatan dalam citra tersebut [5]. JST atau Jaringan Saraf Tiruan adalah sebuah model komputasi yang digunakan untuk mengklasifikasikan citra batik dengan memproses ciri-ciri pola dalam citra dan dapat melatih model untuk melakukan klasifikasi berdasarkan motif batik geometri dan non-geometri [6]. Diharapkan dengan metode ini, pemahaman dan pengenalan terhadap batik, terutama batik Pekalongan, dapat meningkat di kalangan masyarakat, membantu melestarikan warisan budaya ini.

2. Metode Penelitian

Alur penelitian sistem "Klasifikasi Batik Pekalongan Berdasarkan Citra dengan Metode GLCM dan JST *Backpropagation*", digambarkan dalam *flowchart* berikut.



Gambar 1. *Flowchart* Sistem

2.1 Dataset

Penelitian ini menggunakan *dataset* batik yang diperoleh dari Museum Batik Pekalongan. *Dataset* tersebut terdiri dari 150 gambar yang mencakup motif-motif batik Pekalongan seperti Jlamprang, Buketan, dan Jlamprang, dengan masing-masing motif terdiri dari 50 gambar. Berikut adalah sampel data dari masing-masing motif.



Gambar 2. Batik Jlamprang



Gambar 3. Batik Buketan



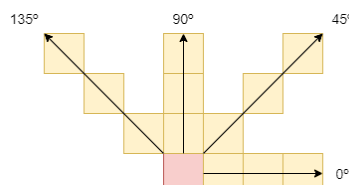
Gambar 4. Batik Jlamprang

2.2 Preprocessing

Tahap *preprocessing* dimulai dengan mengambil citra dalam format RGB, yang selanjutnya diubah menjadi citra dalam format *grayscale*. Citra *grayscale* adalah bentuk representasi citra yang menggambarkan tingkat kecerahan pikselnya dalam skala keabuan. Dalam citra *grayscale*, skala keabuan ini terbagi menjadi 256 tingkat (*grayscale* 8-bit), dengan warna hitam diwakili oleh nilai 0 dan warna putih oleh nilai 255. Proses konversi citra dari format RGB ke citra *grayscale* menghasilkan citra yang hanya memiliki satu saluran warna. [7]. Persamaan (1) digunakan untuk mengonversi citra RGB menjadi citra *grayscale* 8-bit. Selanjutnya, citra dipotong dan diubah ukurannya untuk mempercepat pelatihan model.

$$Grayscale = 0.2989 * R + 0.5870 * G + 0.1140 * B \tag{1}$$

2.3 Ekstraksi ciri GLCM



Gambar 5. Arah Kookurensi GLCM

Metode GLCM melakukan perhitungan terhadap probabilitas relasi antara dua piksel yang berdekatan dalam jarak dan sudut orientasi tertentu. jarak antara piksel-piksel tersebut biasanya ditetapkan sejauh satu, dua, dan n-piksel.. Sementara itu, orientasi sudutnya terdiri dari empat arah sudut yang terpisah sejauh 45°, yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135° [5]. Analisis tekstur yang digunakan dalam penelitian ini adalah empat fitur, yaitu kontras, energi, homogenitas dan entropi [8].

$$Kontras = \sum_{n=1}^L n^2 \{ \sum_{[i-j]=n} GLCM(i, j) \} \tag{2}$$

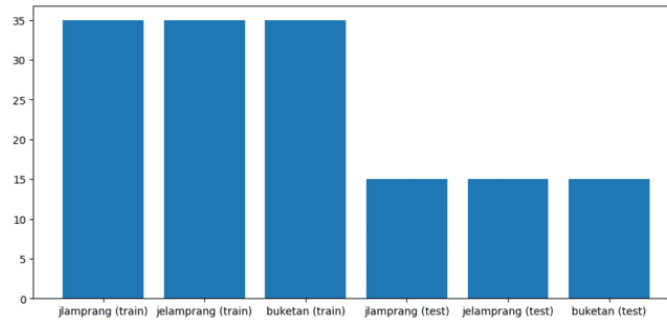
$$Energi = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i, j))^2 \tag{3}$$

$$Homogenitas = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \frac{GLCM(i, j)^2}{1+(i-j)^2} \tag{4}$$

$$Entropi = - \sum_a^L \sum_b^L GLCM(a, b) \log GLCM(a, b) \tag{5}$$

2.4 Split Data

Dalam tahap klasifikasi, *dataset* dipisah menjadi dua bagian, yaitu data *training* dan data *testing*. Data *train* digunakan untuk melatih model atau algoritma pembelajaran mesin, sementara data *test* digunakan untuk menguji sejauh mana model yang telah dilatih dapat menggeneralisasi pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Pembagian data *train* dan data *test* dilakukan dengan rasio 70:30, di mana terdapat total 105 gambar dalam *dataset train* dan 45 gambar dalam *dataset test*.



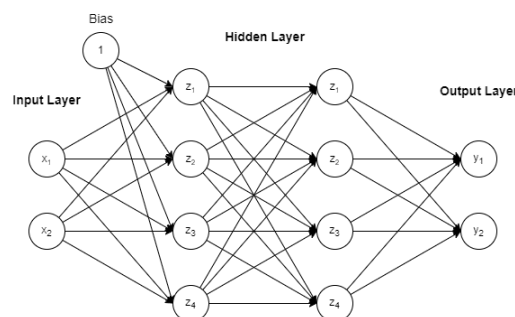
Gambar 6. Data Latih dan Data Uji

2.5 Normalisasi

Tujuan dari normalisasi ini adalah untuk menghilangkan perbedaan skala antara variabel-variabel dalam *dataset* sehingga mencegah variabel yang memiliki rentang nilai yang lebih besar mendominasi proses analisis data. Normalisasi *decimal scaling* adalah metode normalisasi yang digunakan dalam pengolahan data untuk mengubah nilai-nilai dalam *dataset* menjadi bentuk yang memiliki skala desimal dengan jumlah digit tertentu. Proses normalisasi *decimal scaling* melibatkan pembagian setiap nilai dalam *dataset* dengan suatu faktor skala, yang merupakan 10^k , dimana k adalah bilangan bulat positif yang dipilih sedemikian rupa sehingga nilai terbesar dalam *dataset* setelah normalisasi akan menjadi kurang dari satu. Faktor skala ini akan membuat semua nilai dalam *dataset* memiliki jumlah digit desimal yang sama [9].

2.6 JST Backpropagation

Dalam penelitian ini, pendekatan yang diterapkan adalah *backpropagation* untuk proses klasifikasi. *Backpropagation* adalah algoritma yang digunakan dalam pelatihan jaringan saraf berlapis yang bertujuan untuk mengubah nilai bobot yang menghubungkan *neuron* pada *hidden layer* [10]. Algoritma ini memanfaatkan *error output* untuk melakukan penyesuaian nilai bobot dengan pergerakan mundur (*backpropagation*). Untuk menghasilkan *error output* ini, tahap awal melibatkan aktivasi fungsi sigmoid saat proses perambatan maju (*forward*). Baik proses perambatan maju maupun perambatan mundur dalam algoritma *backpropagation* dapat dilakukan setelah nilai-nilai parameter telah ditentukan.



Gambar 7. Arsitektur JST

Pada perambatan maju (*forward propagation*) dilakukan perhitungan nilai *neuron* pada *hidden layer* (sinyal yang dikirim dari *input layer* ke *hidden layer*) dengan persamaan (6) dan (7). Selain itu, dilakukan

perhitungan nilai *neuron* pada *output layer* (sinyal keluaran yang diteruskan dari *hidden layer* ke *output layer*) dengan persamaan (8) dan (9). Sementara itu, dalam proses perambatan mundur (*backward propagation*), bobot yang menghubungkan *output layer* dan *hidden layer* diperbarui dengan persamaan (10), dan bobot yang menghubungkan *hidden layer* dan *input layer* diperbarui dengan persamaan (11), kemudian bobot baru diperbarui dengan persamaan (12) [11].

$$z_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \tag{6}$$

$$z_j = f(z_in_j) \tag{7}$$

$$y_in_k = w_{0k} + \sum_{j=1}^n z_j w_{jk} \tag{8}$$

$$y_k = f(z_in_k) \tag{9}$$

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_in_k) \tag{10}$$

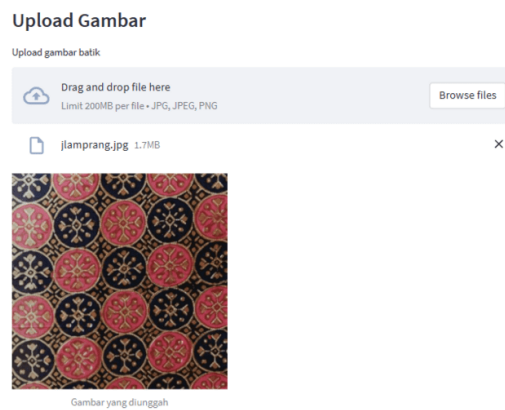
$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \tag{11}$$

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \tag{12}$$

3. Hasil dan Pembahasan

Sistem klasifikasi batik yang telah dikembangkan memungkinkan pengguna untuk mengunggah gambar baru ke dalam sistem dengan tujuan melakukan klasifikasi gambar tersebut. Gambar-gambar ini digunakan sebagai *input* untuk melakukan prediksi menggunakan model yang telah dibangun. Hasil prediksi dari gambar tersebut kemudian disajikan kepada pengguna. Setelah proses klasifikasi selesai, gambar tersebut juga disajikan kepada pengguna.

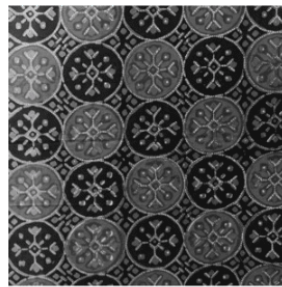
Aplikasi Klasifikasi Citra Batik



Gambar 8. Tampilan Sistem

Selain menampilkan hasil prediksi, sistem juga menampilkan hasil *preprocessing* gambar yang telah dilakukan sebelum proses klasifikasi. Dengan demikian, pengguna dapat melihat langkah-langkah dari sistem yang telah diterapkan pada gambar tersebut.

Hasil Preprocessing



Gambar setelah preprocessing

Hasil Prediksi

Motif Batik Jlamprang

Gambar 9. Hasil Prediksi

Selain itu, sistem juga dapat menampilkan nilai dari GLCM yang dihasilkan dari gambar yang telah diunggah. Informasi ini memberikan wawasan tambahan kepada pengguna mengenai karakteristik tekstur dalam gambar, yang dapat menjadi faktor penting dalam proses klasifikasi batik. Dengan demikian, sistem ini memberikan pengalaman yang komprehensif kepada pengguna dalam hal pemrosesan gambar, prediksi, dan analisis tekstur melalui GLCM.

GLCM Train

	dissimilarity_0	dissimilarity_45	dissimilarity_90	dissimilarity_135	correlation_0	correlation_45	c
0	18.9834	20.4624	19.6932	20.2505	0.6996	0.6547	
1	22.0155	23.456	21.5107	22.7774	0.6497	0.6021	
2	17.701	20.0302	19.6516	19.4258	0.8457	0.8005	
3	30.0967	32.7872	32.8637	32.6768	0.7209	0.6753	
4	26.9959	28.8434	29.3749	27.6143	0.5106	0.4546	
5	17.4899	19.6888	18.8547	18.1648	0.7414	0.6682	
6	24.7424	25.5049	21.5009	24.5222	0.5884	0.5642	
7	20.9059	22.3113	21.2133	21.4488	0.6601	0.6067	
8	22.6098	23.4673	22.3696	23.9893	0.655	0.6282	
9	15.3661	17.0759	18.0828	18.546	0.8765	0.8459	

Hasil GLCM

	dissimilarity_0	dissimilarity_45	dissimilarity_90	dissimilarity_135	correlation_0	correlation_45	c
0	40.8636	38.5643	41.0759	38.3411	0.0876	0.1623	

Gambar 10. GLCM

Pada tahap pengembangan model, penentuan parameter yang optimal menjadi hal krusial. Di antara parameter tersebut, *learning rate* adalah salah satu yang sangat penting. Oleh karena itu, diperlukan serangkaian percobaan eksperimental untuk menemukan *learning rate* yang memberikan hasil optimal dalam pembuatan model. Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan (JST) yang digunakan terdiri dari 3 *hidden layer* dengan jumlah *neuron* masing-masing 256, 128, dan 64. Fungsi aktivasi pada *hidden layer* menggunakan ReLU, sementara pada *output layer* digunakan softmax. Selain itu, digunakan *Sparse Categorical Crossentropy* sebagai nilai *loss*, dengan pelatihan dilakukan dalam 5000 *epoch* dan *optimizer* menggunakan Adam.

Tabel 1. Tabel Perbandingan

<i>Learning rate</i>	Akurasi	
	<i>Train</i>	<i>Test</i>
0,0001	36,2%	35,5%
0,001	46,6%	55,5%
0,01	42,9%	42,2%
0,1	34,3%	40%

Berdasarkan hasil percobaan dalam Tabel 1, dapat dilihat bahwa variasi *learning rate* memengaruhi akurasi model pada tahap pelatihan dan pengujian. *Learning rate* 0,001 menunjukkan akurasi tertinggi pada tahap pengujian sebesar 55,5%, sementara *learning rate* 0,0001 memiliki akurasi terendah pada 35,5%. Oleh karena itu, hasil percobaan menunjukkan bahwa pengaturan *learning rate* 0,001 adalah yang paling optimal untuk pembuatan model dalam konteks ini, karena memberikan akurasi tertinggi pada data pengujian.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dalam penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa metode GLCM dan JST memiliki potensi dalam melakukan klasifikasi batik. Pekalongan berdasarkan citra digital. Arsitektur JST dengan 3 *hidden layer* memberikan hasil akurasi data *train* sebesar 46,6% dan akurasi data *test* sebesar 55,5%. Namun, masih terdapat ruang untuk peningkatan akurasi dengan menambah jumlah data latih yang digunakan, mengubah parameter yang digunakan, atau menggunakan arsitektur yang lebih kompleks. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat bagi masyarakat dalam mengetahui jenis batik Pekalongan dengan cepat dan tepat, serta memberikan informasi yang berguna bagi para ahli yang ingin menggunakan metode GLCM dan JST dalam klasifikasi batik.

5. Daftar Pustaka

- [1] Mawardi, D. (2021). *Kebanggaan Indonesia Batik Menjadi Warisan Dunia*. Epigraf Komunikata Prima.
- [2] Wulandari, A. (2022). *Batik Nusantara: Makna filosofis, cara pembuatan, dan industri batik*. Penerbit Andi.
- [3] Harlina, T., & Handayani, E. (2022). Klasifikasi Motif Batik Banyuwangi Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (K-NN) Berbasis Android. *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, 7(1), 82-96. DOI: <https://doi.org/10.29100/jipi.v7i1.2411>.
- [4] Putri, R. A., & Rochmawati, N. (2019). Penerapan Algoritma Support Vector Machine untuk Klasifikasi Motif Citra Batik Solo Berdasarkan Fitur Multi-Autoencoders. *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, 1(01), 56-63. DOI: <https://doi.org/10.26740/jinacs.v1n01.p56-63>.
- [5] Hardiyanto, D., Kristiyana, S., Kurniawan, D., & Sartika, D. A. (2019). Klasifikasi Motif Citra Batik Yogyakarta Menggunakan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System. *Setrum: Sistem Kendali-Tenaga-elektronika-telekomunikasi-komputer*, 8(2), 229-237.
- [6] Salamah, U. G., & Ekawati, R. (2021). *Pengolahan Citra Digital*. Media Sains Indonesia.



- [7] Sela, E. I. (2021). Deteksi osteoporosis pada citra radiograf panoramik dental menggunakan algoritme J48 dan learning vector quantization. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Komputer*, 9(4), 211-217. <https://doi.org/10.14710/jtsiskom.2021.14197>.
- [8] Nasution, D. A., Khotimah, H. H., & Chamidah, N. (2019). Perbandingan normalisasi data untuk klasifikasi wine menggunakan algoritma K-NN. *CESS (Journal of Computer Engineering, System and Science)*, 4(1), 78-82. DOI: <https://doi.org/10.24114/cess.v4i1.11458>.
- [9] ROCHMAN, E. M. S., & RACHMAD, A. (2021). *Kecerdasan Komputasional: Konsep dan Aplikasi*. Media Nusa Creative (MNC Publishing).
- [10] Wadi, H. (2021). *Klasifikasi Citra Dengan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Menggunakan PYTHON GUI*. Turida Publisher.