

ANALISIS PERFORMA ALGORITMA FUZZY MAMDANI-PSO DALAM KLASIFIKASI MOTIF BATIK BERBASIS FITUR TEKSTUR

Rizki Wijaya, Budi Sutomo

Teknik Informatika, Universitas Dharma Wacana
Jl. Kenanga No.3, Mulyojati, Kec. Metro Barat, Kota Metro, Lampung
budi.atmel@gmail.com

ABSTRAK

Batik merupakan warisan budaya Indonesia yang memiliki ragam motif dengan pola dan tekstur kompleks, sehingga berpotensi dianalisis menggunakan pengolahan citra digital. Permasalahan dalam klasifikasi motif batik muncul karena beberapa motif memiliki kemiripan tekstur, bentuk berulang, serta variasi visual yang dapat menyebabkan kesalahan pengenalan. Penelitian ini bertujuan menganalisis performa algoritma Fuzzy Mamdani yang dioptimalkan menggunakan *Particle Swarm Optimization* (PSO) dalam klasifikasi motif batik berbasis fitur tekstur. Data yang digunakan berjumlah 1.820 citra dari tiga kelas motif, yaitu Kawung, Mega Mendung, dan Parang. Tahapan penelitian meliputi *pre-processing* citra dengan *resize* 128×128 piksel, konversi *grayscale*, peningkatan kontras menggunakan CLAHE, ekstraksi fitur tekstur menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dengan parameter *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity*, serta klasifikasi menggunakan *Fuzzy Mamdani-PSO*. Data dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Hasil pengujian menunjukkan nilai *accuracy* sebesar 46,98%, *precision* 43,50%, *recall* 46,98%, dan *F1-score* 43,09%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa *Fuzzy Mamdani-PSO* dapat diterapkan, tetapi performanya masih perlu ditingkatkan.

Kata kunci : *Fuzzy Mamdani, Particle Swarm Optimization, GLCM, Klasifikasi Motif Batik, Fitur Tekstur.*

1. PENDAHULUAN

Batik merupakan salah satu warisan budaya Indonesia yang memiliki nilai seni, filosofi, dan identitas visual yang kuat. Setiap motif batik memiliki karakteristik yang berbeda, baik dari segi pola, bentuk, warna, maupun tekstur. Keragaman motif tersebut menjadikan batik sebagai objek yang relevan untuk dianalisis menggunakan teknologi pengolahan citra digital. Dalam konteks pelestarian budaya, pengenalan motif batik secara otomatis dapat membantu proses dokumentasi, identifikasi, dan klasifikasi motif secara lebih objektif dibandingkan pengenalan manual yang bergantung pada pengetahuan individu. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa pengolahan citra digital telah banyak digunakan dalam klasifikasi motif batik, baik menggunakan fitur tekstur maupun metode klasifikasi berbasis kecerdasan buatan [1], [2].

Permasalahan dalam klasifikasi motif batik muncul karena beberapa motif memiliki bentuk visual yang kompleks dan cenderung mirip satu sama lain. Pada penelitian ini, motif yang digunakan adalah Kawung, Mega Mendung, dan Parang.

Ketiga motif tersebut dipilih karena memiliki ciri visual yang kuat, tetapi tetap menimbulkan tantangan dalam proses klasifikasi. [2] menjelaskan bahwa motif Kawung, Mega Mendung, dan Parang memiliki karakter tekstur yang berbeda, namun kemiripan pola garis lurus pada Kawung dan Parang serta pola lengkung pada Kawung dan Mega Mendung dapat menyebabkan model mengalami kesulitan dalam membedakan kelas motif secara akurat. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa klasifikasi motif batik tidak cukup hanya mengandalkan pengamatan visual, tetapi membutuhkan metode ekstraksi fitur dan

klasifikasi yang mampu menangani variasi serta ambiguitas tekstur.

Salah satu pendekatan yang banyak digunakan dalam klasifikasi citra batik adalah ekstraksi fitur tekstur. Tekstur dapat merepresentasikan keteraturan, kerapatan, arah, dan pengulangan pola pada citra. Metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) merupakan salah satu metode ekstraksi fitur tekstur yang menghitung hubungan spasial antar piksel pada citra *grayscale*. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa GLCM efektif digunakan dalam klasifikasi motif batik [1]. memperoleh akurasi sebesar 87,5% dalam pengenalan motif batik Banyuwangi menggunakan GLCM dan *k-Nearest Neighbor* (*k*-NN). [3] juga menunjukkan bahwa penggunaan GLCM dengan *Naïve Bayes* pada klasifikasi citra batik Sumatera mampu menghasilkan akurasi sebesar 96,66%. Selain itu, menunjukkan bahwa kombinasi *Discrete Cosine Transform* (DCT)-GLCM dapat meningkatkan akurasi identifikasi batik dibandingkan penggunaan GLCM saja.

Meskipun GLCM terbukti mampu merepresentasikan fitur tekstur, penggunaan fitur tekstur tunggal belum selalu menghasilkan klasifikasi yang optimal. [4] menerapkan fitur GLCM dengan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) untuk klasifikasi motif batik Jawa Timur, namun akurasi tertinggi yang diperoleh hanya 40%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa karakteristik tekstur batik dapat memiliki ambiguitas yang tinggi, sehingga model klasifikasi membutuhkan pendekatan yang lebih fleksibel dalam pengambilan keputusan. Logika *fuzzy* menjadi salah satu pendekatan yang relevan karena mampu menangani data yang tidak tegas melalui derajat keanggotaan. Namun, penentuan

parameter fungsi keanggotaan *fuzzy* secara manual dapat bersifat subjektif dan memengaruhi hasil klasifikasi. Oleh karena itu, diperlukan metode optimasi untuk mencari parameter yang lebih sesuai.

Particle Swarm Optimization (PSO) merupakan metode optimasi berbasis populasi yang dapat digunakan untuk mencari parameter terbaik pada suatu sistem.[5] menunjukkan bahwa penerapan PSO pada metode KNN mampu meningkatkan akurasi pengenalan citra batik ragam hias geometris sebesar 6% dibandingkan KNN standar.[6] juga menunjukkan bahwa PSO dapat digunakan untuk mengoptimalkan parameter fungsi keanggotaan pada sistem *fuzzy* sehingga menghasilkan keluaran yang lebih stabil dan akurat. Berdasarkan temuan tersebut, PSO berpotensi digunakan untuk mengoptimalkan parameter fungsi keanggotaan pada sistem *Fuzzy Mamdani* dalam klasifikasi motif batik berbasis fitur tekstur.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis performa algoritma *Fuzzy Mamdani* yang dioptimalkan menggunakan PSO dalam klasifikasi motif batik berbasis fitur tekstur. Penelitian ini menggunakan tiga kelas motif batik, yaitu Kawung, Mega Mendung, dan Parang, dengan fitur tekstur yang diekstraksi menggunakan GLCM. Parameter GLCM yang digunakan meliputi *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity*. Selanjutnya, fitur tersebut digunakan sebagai masukan pada sistem *Fuzzy Mamdani*, sedangkan PSO digunakan untuk mengoptimalkan parameter fungsi keanggotaan. Kinerja model dievaluasi menggunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*. Dengan pendekatan ini, penelitian diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai kemampuan *Fuzzy Mamdani*-PSO dalam mengklasifikasikan motif batik berbasis tekstur serta menjadi dasar pengembangan metode klasifikasi batik yang lebih baik pada penelitian selanjutnya.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian tentang klasifikasi motif batik telah banyak dilakukan dengan memanfaatkan ciri tekstur sebagai dasar pembentukan karakteristik gambar. Hakim dkk. mengembangkan sistem pengenalan motif batik Banyuwangi dengan menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) sebagai metode ekstraksi fitur dan *k-Nearest Neighbor* (k-NN) sebagai metode klasifikasi. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa sistem mampu mengenali tiga kelas motif batik Banyuwangi dan memperoleh akurasi terbaik sebesar 87,5% pada nilai parameter $K = 9$. Temuan ini menunjukkan bahwa GLCM cukup efektif untuk merepresentasikan karakteristik tekstur dalam gambar batik, sehingga relevan digunakan sebagai dasar ekstraksi fitur pada penelitian ini [1].

Penelitian lain dilakukan oleh Lamasigi dengan menggabungkan *Discrete Cosine Transform* (DCT) dan GLCM dalam proses identifikasi batik menggunakan algoritma K-NN. Penelitian ini

bertujuan untuk meningkatkan hasil ekstraksi fitur tekstur GLCM melalui bantuan transformasi DCT. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode DCT-GLCM menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 84,88%, sementara penggunaan GLCM tanpa transformasi hanya mencapai akurasi tertinggi sebesar 77,90%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa peningkatan kualitas pada tahap ekstraksi fitur dapat memberikan pengaruh yang cukup besar terhadap kemampuan klasifikasi motif batik [7].

Penelitian yang sangat dekat dengan topik ini dilakukan oleh Fatimah dan Agustin melalui klasifikasi tiga motif batik, yaitu Kawung, Mega Mendung, dan Parang, menggunakan metode *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Support Vector Machine* (SVM). Penelitian tersebut dilakukan dalam empat tahapan utama, yaitu *pre-processing*, ekstraksi fitur, klasifikasi, dan evaluasi. Dengan memanfaatkan 720 gambar batik, penelitian ini menghasilkan tingkat akurasi sebesar 88,89% dan menunjukkan bahwa analisis tekstur memiliki peran penting dalam mengenali pola batik. Penelitian ini sangat relevan karena menggunakan tiga motif yang sama dengan penelitian Anda, meskipun pendekatan klasifikasinya berbeda[2].

2.2. Klasifikasi Motif Batik Berbasis Citra

Proses mengklasifikasikan motif batik adalah cara mengelompokkan gambar batik ke dalam jenis motif tertentu berdasarkan ciri-ciri visual yang dimiliki. Dalam penelitian ini, kelas yang dibahas adalah motif Parang, Kawung, dan Mega Mendung. Tujuan utama klasifikasi adalah agar sistem bisa mengenali pola secara otomatis berdasarkan ciri-ciri yang diambil dari gambar, sehingga proses pengenalan tidak sepenuhnya membutuhkan pengamatan secara manual[2].

Secara umum, sistem klasifikasi motif batik melibatkan beberapa langkah, seperti mengumpulkan data, mempersiapkan data, mengekstrak fitur, melakukan klasifikasi, serta mengevaluasi hasilnya. Penelitian yang dilakukan oleh Fatimah dan Agustin menunjukkan bahwa proses klasifikasi citra batik dilakukan dalam empat tahap utama, yakni pra-pemrosesan, ekstraksi fitur, klasifikasi, dan evaluasi. Pola yang sama juga ditemukan dalam penelitian Hakim dkk. yang mengatur langkah-langkah mulai dari pengambilan gambar, pra-pengolahan, pengklasifikasian, hingga penilaian kinerja sistem[2].

2.3. Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) adalah metode untuk mengekstrak fitur tekstur berupa statistik, yang digunakan untuk menganalisis hubungan antar piksel dalam gambar berwarna abu-abu. GLCM bekerja dengan menghitung seberapa sering pasangan piksel yang memiliki nilai keabuan tertentu muncul pada jarak dan arah tertentu. Dari matriks tersebut, kemudian dihitung beberapa parameter statistik yang dapat menggambarkan sifat-

sifat tekstur dari gambar tersebut. Dalam studi tentang motif batik, parameter yang sering digunakan adalah kontras, korelasi, energi, homogenitas, dan dalam beberapa penelitian juga *dissimilarity* serta *entropi*[3], [8]

2.4. Fuzzy Mamdani dan Particle Swarm Optimization

Fuzzy Mamdani-PSO adalah pendekatan campuran yang menggabungkan sistem inferensi Fuzzy Mamdani dengan metode *Particle Swarm Optimization* (PSO). Dalam pendekatan ini, fuzzy Mamdani bekerja sebagai alat pengambilan keputusan yang menggunakan aturan dan tingkat keanggotaan, sementara PSO digunakan untuk mengatur parameter fungsi keanggotaan agar sistem tidak terlalu bergantung pada penentuan secara manual. Pendekatan ini penting karena data tekstur motif batik sering kali mempunyai ketidakjelasan dan kesamaan pola antar kelas[4], [9].

Ramayanti dan Wahanani menunjukkan bahwa metode PSO pada sistem fuzzy mampu menghasilkan keluaran yang lebih stabil dan lebih akurat dibandingkan dengan fuzzy yang tidak dioptimalkan. Di sisi lain, Widyatmoko dan timnya menunjukkan bahwa PSO berhasil meningkatkan hasil klasifikasi pada gambar batik. Berdasarkan dua temuan tersebut, penelitian ini menggunakan kombinasi Fuzzy Mamdani dan PSO untuk membuat model klasifikasi motif batik yang lebih fleksibel dan mampu menyesuaikan diri. Oleh karena itu, metode utama yang digunakan dalam penelitian ini adalah Fuzzy Mamdani-PSO untuk mengklasifikasikan motif batik berdasarkan fitur tekstur(Alfirdausy et al., 2024a; Sartika et al., 2022a).

2.5. Evaluasi Kinerja

Evaluasi kinerja dilakukan agar mengetahui seberapa baik model klasifikasi mampu mengenali gambar ke dalam kelas yang benar. Alat evaluasi yang sering digunakan adalah *confusion matrix*, yaitu tabel yang menunjukkan bagaimana prediksi model cocok dengan kelas nyata. Dari matriks kebingungan kita bisa menghitung beberapa metrik penilaian seperti akurasi, presisi, recall, dan *F1-score*. Keempat metrik ini penting karena bisa memberikan gambaran yang lebih jelas tentang bagaimana model berkinerja [2], [8].

Fatimah dan Agustin menjelaskan bahwa cara menghitung metrik evaluasi adalah sebagai berikut [2]:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

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

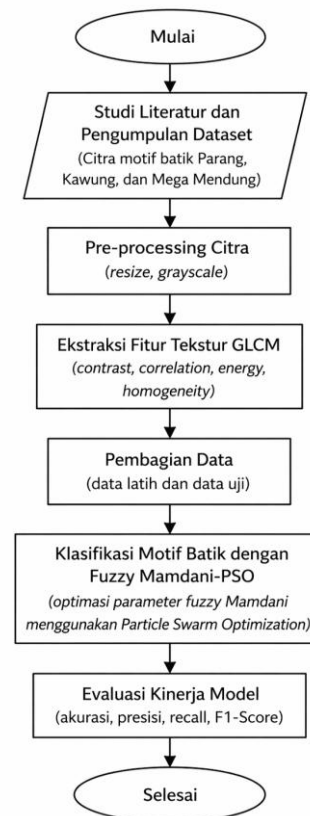
Selain itu, Hakim dkk. juga menggunakan akurasi sebagai dasar utama dalam menilai kinerja sistem klasifikasi batik. Dalam penelitian ini, metrik akurasi, presisi, recall, dan *F1-score* digunakan untuk menilai sejauh mana model Fuzzy Mamdani-PSO

bekerja dalam mengklasifikasikan motif Parang, Kawung, dan Mega Mendung [2], [11].

3. METODE PENELITIAN

3.1. Jenis dan Pendekatan Penelitian

menggunakan pendekatan kuantitatif dengan jenis eksperimen. Fokus penelitian adalah merancang dan menguji model Fuzzy Mamdani-PSO untuk mengklasifikasikan citra motif batik berdasarkan fitur tekstur. Alur penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur penelitian

3.2. Sumber Data dan Dataset Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari Mendeley Data yang diterbitkan oleh Muhammad Taufik Dwi Putra dan M Fauzan Al Zamzami pada tanggal 5 November 2025. Dataset asli terdiri atas lima motif batik dengan total 2.448 citra, tetapi dalam penelitian ini hanya digunakan tiga motif, yaitu Parang sebanyak 804 citra, Kawung sebanyak 626 citra, dan Mega Mendung sebanyak 390 citra, sehingga total data yang digunakan adalah 1.820 citra. Dataset tersebut dipilih karena sudah memiliki label kelas yang jelas dan sesuai dengan kebutuhan penelitian.

Pemilihan tiga motif tersebut dilakukan agar penelitian lebih fokus dan konsisten dengan tujuan klasifikasi motif batik berbasis fitur tekstur. Selain itu, penggunaan dataset terlabel memungkinkan proses klasifikasi dilakukan secara lebih terukur karena setiap citra sudah memiliki kelas motif yang jelas. Pola penggunaan dataset terstruktur seperti ini juga diterapkan pada penelitian klasifikasi motif batik

sebelumnya sebagai dasar pelatihan dan pengujian model[2], [12]

Tabel 1. Jumlah dataset motif batik

No	Kelas Motif	Jumlah Citra
1	Kawung	626
2	Mega Mendung	390
3	Parang	804
	Total	1.820

Berdasarkan Tabel 1, jumlah data pada setiap kelas tidak seimbang. Kelas Parang memiliki jumlah data paling banyak, sedangkan Mega Mendung memiliki jumlah data paling sedikit. Kondisi ini perlu diperhatikan karena ketidakseimbangan data dapat memengaruhi kecenderungan model dalam mengenali kelas mayoritas.

3.3. Pre-processing dan Ekstraksi Fitur

Tahap *pre-processing* dilakukan untuk mempersiapkan citra agar siap untuk diekstraksi fiturnya. Pada penelitian klasifikasi batik, *pre-processing* umumnya dilakukan dengan mengubah ukuran citra dan mengonversi citra RGB menjadi grayscale. Langkah ini penting karena GLCM bekerja pada citra skala abu-abu, sehingga informasi warna perlu disederhanakan menjadi intensitas keabuan agar analisis tekstur bisa dilakukan dengan tepat. Praktik ini juga digunakan pada penelitian GLCM batik Banyuwangi, klasifikasi tiga motif batik, dan klasifikasi batik berbasis GLCM lainnya[2], [12]

Setelah citra melewati tahap *pre-processing*, langkah selanjutnya adalah pengambilan fitur tekstur menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). GLCM dipilih karena dapat merepresentasikan hubungan spasial antar piksel dan menghasilkan parameter tekstur yang relevan untuk memisahkan motif batik. Parameter yang digunakan dalam studi ini adalah *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity*, karena parameter-parameter tersebut paling umum digunakan dalam penelitian klasifikasi batik berbasis GLCM [8].

3.4. Penerapan Algoritma Fuzzy Mamdani-PSO

Model klasifikasi dalam penelitian ini dibuat dengan menggabungkan sistem inferensi Fuzzy Mamdani dan *Particle Swarm Optimization* (PSO). Sistem Fuzzy Mamdani digunakan untuk memproses nilai fitur tekstur dari ekstraksi GLCM menjadi bentuk derajat keanggotaan dan menghasilkan keputusan klasifikasi berdasarkan aturan fuzzy yang telah ditetapkan. Karena fitur tekstur batik memiliki batas antarkelas yang tidak selalu jelas, pendekatan Fuzzy Mamdani dipilih agar sistem lebih fleksibel dalam mengatasi ambiguitas data tekstur [4].

Dalam penelitian ini, PSO digunakan untuk mengoptimalkan parameter fungsi keanggotaan pada sistem fuzzy Mamdani. Proses optimasi dilakukan untuk mendapatkan parameter yang lebih cocok

sehingga sistem klasifikasi dapat memberikan hasil yang lebih stabil dan lebih tepat. Widyatmoko dkk. telah menunjukkan bahwa PSO efektif dalam meningkatkan kinerja klasifikasi citra batik, sedangkan penelitian lain tentang PSO menekankan bahwa algoritma ini bekerja baik pada masalah optimasi dan klasifikasi. Oleh karena itu, model yang dibuat dalam penelitian ini adalah Fuzzy Mamdani yang dioptimasi menggunakan PSO untuk klasifikasi motif batik berdasarkan fitur tekstur [9], [10].

3.5. Teknik Analisis Data

Analisis data dilakukan untuk mengetahui seberapa baik model Fuzzy Mamdani-PSO dalam mengklasifikasikan motif Parang, Kawung, dan Mega Mendung. Teknik analisis data yang digunakan adalah *confusion matrix*, karena dapat menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah pada setiap kelas. Dari *confusion matrix* tersebut, kemudian dihitung nilai akurasi, presisi, recall, dan F1-score sebagai indikator performa model. Metrik ini sering digunakan dalam penelitian klasifikasi batik karena memberikan gambaran yang lebih lengkap mengenai kinerja sistem [2], [8]

Dalam penelitian ini, akurasi digunakan untuk melihat ketepatan prediksi keseluruhan model, presisi digunakan untuk menilai ketepatan prediksi pada kelas tertentu, recall digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam menemukan seluruh data yang benar pada kelas tersebut, dan F1-score digunakan untuk melihat keseimbangan antara presisi dan recall. Dengan menggunakan keempat metrik tersebut, analisis performa model menjadi lebih objektif dan sesuai dengan tujuan penelitian yang berfokus pada analisis performa algoritma Fuzzy Mamdani-PSO [2], [12]

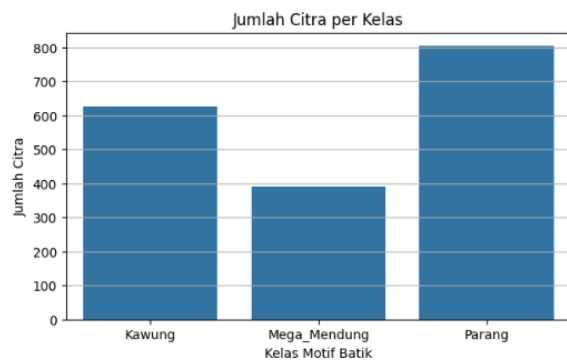
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Penelitian

Pada bab ini dijelaskan hasil dari penggunaan algoritma Fuzzy Mamdani-PSO dalam pengklasifikasian motif batik berdasarkan fitur tekstur. Penelitian ini menggunakan tiga jenis motif batik, yaitu Kawung, Parang, dan Mega Mendung. Proses pengklasifikasian dilakukan melalui beberapa langkah, yaitu pengumpulan dataset, pra-pemrosesan citra, ekstraksi fitur tekstur dengan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), pembagian data latih dan data uji, penerapan model Fuzzy Mamdani-PSO, serta evaluasi kinerja model.

Hasil utama penelitian ini berupa nilai kinerja pengklasifikasian yang dihitung menggunakan ukuran *accuracy*, *precision*, *recall*, dan F1-score. Berdasarkan hasil pengujian, model Fuzzy Mamdani-PSO mendapatkan nilai akurasi sebesar 46,98%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa model berhasil diterapkan untuk pengklasifikasian motif batik, tetapi kinerja yang dihasilkan masih belum optimal.

4.2. Distribusi Dataset dan Fitur



Gambar 2. Jumlah citra per kelas

Gambar 2 memperlihatkan distribusi data pada setiap kelas. Perbedaan jumlah data cukup terlihat, terutama antara Parang dan Mega Mendung. Ketidakseimbangan ini berpotensi membuat model lebih sering memprediksi kelas dengan jumlah data besar

Tabel 2. Contoh hasil ekstraksi fitur GLCM

Kelas	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity
Kawung	30,3969	0,8554	0,0729	0,3256
Mega Mendung	55,7437	0,5976	0,0466	0,2259
Parang	76,6098	0,5844	0,1416	0,3402

Tabel 2 menunjukkan contoh nilai fitur GLCM pada setiap kelas. Perbedaan nilai fitur menunjukkan bahwa GLCM mampu merepresentasikan karakteristik tekstur dalam bentuk numerik. Namun, pada beberapa citra nilai fitur antar kelas masih memiliki rentang yang berdekatan sehingga dapat menyebabkan kesalahan klasifikasi.

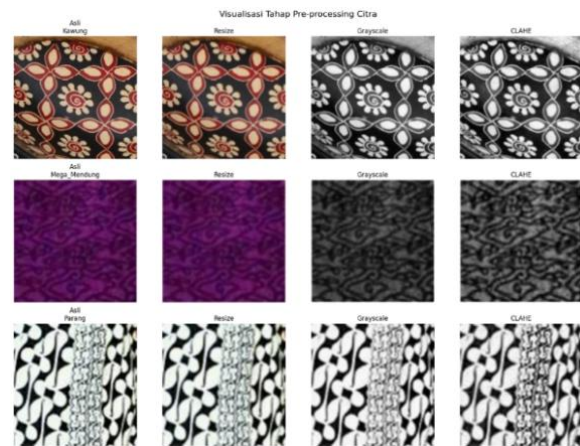
4.3. Hasil Pre-processing Citra

Tahap *pre-processing* dilakukan untuk mempersiapkan citra agar siap digunakan pada proses ekstraksi fitur tekstur. Pada penelitian ini, tahap *pre-processing* terdiri dari beberapa proses, yaitu membaca citra, mengubah ukuran citra, mengubah citra RGB menjadi *grayscale*, dan meningkatkan kontras citra dengan metode CLAHE.

Tahapan *pre-processing* yang dilakukan adalah sebagai berikut:

- Citra batik dibaca dari folder dataset.
- Citra diubah ukurannya menjadi 128×128 piksel.
- Citra RGB dikonversi menjadi citra grayscale.
- Citra *grayscale* ditingkatkan kontrasnya menggunakan CLAHE.

Proses *resize* dilakukan agar semua citra memiliki ukuran yang sama. Konversi *grayscale* dilakukan karena metode GLCM berfungsi berdasarkan intensitas warna abu-abu piksel. Sementara itu, CLAHE digunakan untuk membantu memperjelas pola tekstur pada citra batik.



Gambar 3. Hasil Pre-processing Citra Batik

Berdasarkan Gambar 3. hasil visualisasi *pre-processing*, tampak bahwa citra batik yang sebelumnya memiliki variasi warna diubah menjadi citra grayscale. Perubahan ini menjadikan proses analisis lebih fokus pada tekstur dan pola intensitas piksel, bukan pada warna citra. Hal ini sejalan dengan fokus penelitian yang menggunakan fitur tekstur sebagai dasar pengklasifikasian motif batik.

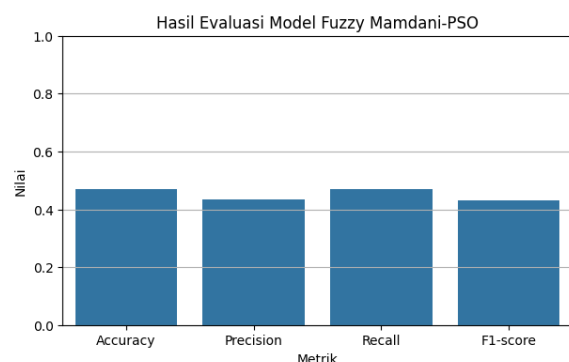
4.4. Pembagian Data

Tabel 3. Pembagian data latih dan data uji

Kelas	Data Latih	Data Uji	Total
Kawung	501	125	626
Mega Mendung	312	78	390
Parang	643	161	804
Total	1.456	364	1.820

Pembagian data pada Tabel 4 menunjukkan bahwa jumlah data uji yang digunakan adalah 364 citra. Data uji tersebut dipakai untuk mengevaluasi kemampuan model pada citra yang tidak digunakan saat proses pelatihan dan optimasi.

4.5. Hasil Evaluasi Model



Gambar 4. Hasil evaluasi model

Berdasarkan Gambar 4. , nilai *accuracy* dan *recall* memiliki nilai yang sama, yaitu sebesar 0,4698 atau 46,98%. Sementara itu, nilai *precision* sebesar 0,4350 atau 43,50%, dan F1-score sebesar 0,4309 atau 43,09%.

43,09%. Grafik tersebut menunjukkan bahwa kinerja model Fuzzy Mamdani-PSO masih belum baik, karena semua nilai metrik evaluasi masih di bawah 50%. Hal ini menunjukkan bahwa model masih memiliki kesulitan dalam mengklasifikasikan motif batik Kawung, Mega Mendung, dan Parang dengan tepat.

4.6. Hasil Evaluasi Per Kelas

Tabel 4. Hasil evaluasi per kelas

Kelas	Precision	Recall	F1-score	Support
Kawung	0,3704	0,2400	0,2913	125
Mega Mendung	0,3571	0,1923	0,2500	78
Parang	0,5228	0,7826	0,6269	161
Macro Average	0,4168	0,4050	0,3894	364
Weighted Average	0,4350	0,4698	0,4309	364

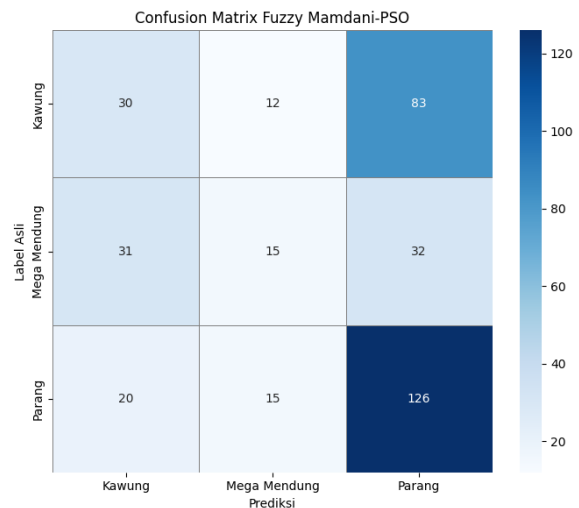
Berdasarkan Tabel 4., kelas Parang mendapatkan hasil evaluasi terbaik dibandingkan kelas lainnya. Nilai *precision* pada kelas Parang adalah 52,28%, *recall* adalah 78,26%, dan *F1-score* adalah 62,69%. Nilai *recall* yang tinggi menunjukkan bahwa sebagian besar citra motif Parang pada data uji dapat dikenali dengan tepat oleh model.

Sementara itu, kelas Kawung mendapatkan *precision* sebesar 37,04%, *recall* sebesar 24,00%, dan *F1-score* sebesar 29,13%. Nilai ini menunjukkan bahwa model masih kesulitan dalam mengenali motif Kawung. Pada kelas Mega Mendung, didapatkan *precision* sebesar 35,71%, *recall* sebesar 19,23%, dan *F1-score* sebesar 25,00%. Hasil ini menunjukkan bahwa Mega Mendung menjadi kelas dengan performa terendah dalam pengujian model.

Secara umum, hasil evaluasi per kelas menunjukkan bahwa model lebih baik dalam mengenali motif Parang, sedangkan motif Kawung dan Mega Mendung masih banyak mengalami kesalahan klasifikasi. Hal ini dapat terjadi karena karakteristik tekstur antar motif mempunyai kemiripan, sehingga fitur GLCM yang digunakan belum sepenuhnya mampu membedakan ketiga kelas dengan jelas.

4.7. Confusion Matrix

Berdasarkan Gambar 5. terlihat bahwa model Fuzzy Mamdani-PSO berhasil mengenali kelas Parang dengan jumlah terbanyak, yaitu 126 gambar dari total 161 gambar Parang. Di kelas Kawung, model hanya bisa mengenali 30 gambar dengan benar, sedangkan 12 gambar salah diidentifikasi sebagai Mega Mendung dan 83 gambar salah diidentifikasi sebagai Parang. Di kelas Mega Mendung, model mampu mengenali 15 gambar dengan benar, tetapi 31 gambar salah dikategorikan sebagai Kawung dan 32 gambar salah dikategorikan sebagai Parang. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model lebih mampu mengenali pola Parang dibandingkan pola Kawung dan Mega Mendung.



Gambar 5. Confusion matrix Fuzzy Mamdani-PSO

Nilai prediksi yang rendah pada kelas Kawung dan Mega Mendung menunjukkan bahwa banyak gambar dari kedua kelas tersebut belum bisa dikenali dengan benar. Sebagian besar kesalahan dalam prediksi terjadi karena citra Kawung dan Mega Mendung dikategorikan sebagai kelas yang berbeda, terutama kelas Parang. Kondisi ini menunjukkan bahwa fitur tekstur GLCM yang digunakan belum cukup memadai untuk membedakan karakteristik ketiga motif batik secara optimal. Hal ini juga menjadi salah satu alasan mengapa nilai akurasi model masih mencapai 46,98%.

4.8. Pembahasan

Berdasarkan hasil pengujian, model Fuzzy Mamdani-PSO mencapai tingkat akurasi sebesar 46,98%, *precision* sebesar 43,50%, *recall* sebesar 46,98%, dan *F1-score* sebesar 43,09%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model berhasil digunakan untuk mengklasifikasikan motif batik berdasarkan fitur tekstur, namun hasilnya masih kurang memuaskan.

Salah satu hal yang memengaruhi kualitas hasil klasifikasi adalah kurangnya fitur yang digunakan. Dalam penelitian ini, fitur yang digunakan berasal dari metode matriks korelasi tingkat gelap (GLCM), yaitu kontras, korelasi, energi, dan homogenitas. Keempat fitur tersebut bisa menunjukkan sifat tekstur gambar dalam bentuk angka, tetapi belum bisa membedakan pola batik yang memiliki bentuk visual yang rumit dan mirip antara satu sama lain. Penelitian ini memakai GLCM sebagai fitur utama untuk mengetahui tekstur data sebelumnya diproses dengan metode Fuzzy Mamdani-PSO.

Faktor selanjutnya adalah kesamaan dalam tekstur antara motif Kawung, Mega Mendung, dan Parang. Ketiga motif tersebut memiliki pola yang berulang dan bentuk visual yang rumit. Akibatnya, nilai fitur GLCM dari beberapa gambar bisa berada di rentang yang hampir sama. Ini membuat sistem fuzzy kesulitan dalam memutuskan batas keputusan antar kelas secara jelas.

Selain itu, jumlah data di setiap kelas tidak sama rata. Kelas Parang memiliki banyak data, sedangkan kelas Mega Mendung memiliki sedikit data. Ketidakseimbangan ini bisa membuat model lebih fokus mempelajari ciri-ciri kelas Parang daripada kelas-kelas lainnya. Hal tersebut terbukti dari hasil pengecekan, yaitu kelas Parang memiliki tingkat *recall* terbesar yaitu 78,26%, sedangkan kelas Kawung dan Mega Mendung memiliki tingkat *recall* yang lebih kecil.

Proses mengubah gambar menjadi skala abu-abu juga dapat memengaruhi hasil pengelompokan. Konversi ke skala abu-abu diperlukan karena GLCM bekerja berdasarkan tingkat keabuan dari setiap piksel. Namun, proses ini membuat informasi warna pada gambar tidak digunakan. Padahal, beberapa motif batik dapat memiliki perbedaan visual yang tidak hanya berasal dari pendekatan penelitian, tetapi juga dari warna atau komposisi motif.

Dalam penelitian ini, PSO digunakan untuk mengoptimalkan parameter fungsi keanggotaan pada sistem Mamdani Fuzzy. Namun, PSO tidak memperkenalkan informasi baru dari gambar, melainkan hanya mencari parameter fuzzy yang lebih baik berdasarkan fitur yang sudah ada. Maka, jika fitur awal tidak cukup baik dalam membedakan antar kelas, hasil klasifikasi tetap akan terbatas meskipun parameter fuzzy sudah diatur dengan optimal.

Dengan demikian, hasil akurasi sebesar 46,98% menunjukkan bahwa algoritma Fuzzy Mamdani-PSO bisa digunakan untuk mengklasifikasikan motif batik berdasarkan fitur tekstur, tetapi kinerjanya masih perlu ditingkatkan lagi. Kurangnya kemampuan model disebabkan karena fitur GLCM yang terbatas, kesamaan tekstur antar pola, ketidakseimbangan jumlah data, serta tidak dimanfaatkannya informasi warna dari gambar. Hasil ini menunjukkan bahwa perlu dilakukan pengembangan lebih lanjut, terutama di bagian ekstraksi fitur dan penyeimbangan data, agar model bisa menghasilkan klasifikasi yang lebih baik.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai Analisis Performa Algoritma Fuzzy-PSO dalam Klasifikasi Motif Batik Berbasis Fitur Tekstur, maka dapat disimpulkan bahwa ekstraksi fitur tekstur dari gambar motif batik dapat dilakukan menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Proses ekstraksi dilakukan setelah citra melewati tahap pre-processing, yaitu *resize*, konversi ke *grayscale*, dan peningkatan kualitas citra menggunakan CLAHE. Fitur GLCM yang digunakan dalam penelitian ini meliputi *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity*. Keempat fitur tersebut mampu mengubah karakteristik tekstur motif batik Kawung, Mega Mendung, dan Parang menjadi data numerik yang dapat digunakan sebagai masukan dalam proses klasifikasi.

Algoritma Fuzzy Mamdani-PSO dapat diterapkan dalam proses klasifikasi motif batik berbasis fitur

tekstur. Dalam penelitian ini, metode Fuzzy Mamdani digunakan untuk melakukan klasifikasi berdasarkan nilai fitur GLCM, sedangkan *Particle Swarm Optimization* (PSO) digunakan untuk mengoptimalkan parameter fungsi keanggotaan fuzzy. Dengan adanya optimasi menggunakan PSO, parameter fuzzy tidak sepenuhnya ditentukan secara manual, melainkan dicari melalui proses optimasi agar sistem memperoleh kombinasi parameter yang lebih baik.

Berdasarkan hasil pengujian terhadap 364 citra uji, model Fuzzy Mamdani-PSO memperoleh nilai *accuracy* sebesar 46,98%, *precision* sebesar 43,50%, *recall* sebesar 46,98%, dan *F1-score* sebesar 43,09%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model Fuzzy Mamdani-PSO dapat digunakan untuk mengklasifikasikan motif batik berbasis fitur tekstur, tetapi performa yang dihasilkan masih belum optimal.

Hasil evaluasi per kelas menunjukkan bahwa motif Parang memperoleh performa terbaik dengan nilai *precision* sebesar 52,28%, *recall* sebesar 78,26%, dan *F1-score* sebesar 62,69%. Sementara itu, motif Kawung memperoleh *precision* sebesar 37,04%, *recall* sebesar 24,00%, dan *F1-score* sebesar 29,13%. Motif Mega Mendung memperoleh hasil terendah dengan *precision* sebesar 35,71%, *recall* sebesar 19,23%, dan *F1-score* sebesar 25,00%. Hal ini menunjukkan bahwa model lebih mampu mengenali motif Parang dibandingkan motif Kawung dan Mega Mendung.

Performa model yang masih rendah dipengaruhi oleh beberapa faktor, yaitu keterbatasan fitur GLCM yang digunakan, kesamaan karakteristik tekstur antar motif, ketidakseimbangan jumlah data pada setiap kelas, serta tidak digunakannya informasi warna karena citra dikonversi ke *grayscale*. Oleh karena itu, meskipun algoritma Fuzzy Mamdani-PSO memiliki potensi untuk digunakan dalam klasifikasi motif batik, metode ini masih perlu dikembangkan lebih lanjut agar menghasilkan performa klasifikasi yang lebih baik.

Berdasarkan hasil penelitian tersebut, disarankan agar penelitian selanjutnya menambahkan fitur tekstur lain selain GLCM, misalnya *Local Binary Pattern* (LBP), agar karakteristik tekstur motif batik dapat direpresentasikan secara lebih lengkap. Selain itu, penggunaan GLCM juga dapat dikembangkan dengan menambahkan variasi jarak dan sudut dalam proses ekstraksi fitur, sehingga informasi tekstur yang diperoleh menjadi lebih beragam.

Penelitian selanjutnya juga disarankan untuk melakukan penyeimbangan jumlah data pada setiap kelas, karena ketidakseimbangan data dapat memengaruhi kemampuan model dalam mengenali setiap motif batik secara merata. Selain itu, parameter pada algoritma PSO, seperti jumlah partikel, jumlah iterasi, dan nilai koefisien pembelajaran, dapat diuji kembali agar proses optimasi fungsi keanggotaan fuzzy dapat menghasilkan performa yang lebih baik. Penggunaan informasi warna atau kombinasi fitur tekstur dan warna juga dapat dipertimbangkan agar model memiliki informasi visual yang lebih lengkap

dalam membedakan motif Kawung, Mega Mendung, dan Parang.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. Hakim *et al.*, “Pengenalan Motif Batik Banyuwangi Berdasarkan Fitur Gray Level Co-Occurrence Matrix,” *Jurnal TEKNOINFO*, vol. 16, No. 1, pp 1-7, 2022.
- [2] N. S. Fatimah and S. Agustin, “Klasifikasi Citra Batik Menggunakan Local Binary Pattern (LBP) dan Support Vector Machine (SVM),” *Jurnal Algoritma*, vol. 22, no. 1, pp. 185–196, May 2025, doi: 10.33364/algoritma/v.22-1.2208.
- [3] D. Sinaga and C. Jatmoko, “Seminar Nasional Riset dan Inovasi Teknologi (SEMNAS RISTEK) 2024 Jakarta,” 2024.
- [4] D. A. Sartika, H. Arrosida, and D. Hardiyanto, “Implementasi Teknik Klasifier Adaptive Neuro Fuzzy Inference System Untuk Mengklasifikasi Motif Citra Batik Jawa Timur,” *Setrum : Sistem Kendali-Tenaga-elektronika-telekomunikasi-komputer*, vol. 11, no. 1, Jun. 2022, doi: 10.36055/setrum.v11i1.14872.
- [5] K. Widyatmoko, E. Sugiarto, dan Fikri Budiman, and J. Teknik, “Optimasi Metode K-Nearest Neighbor dengan Particle Swarm Optimization untuk Pengenalan Citra Batik Ragam Hias Geometris,” *Universitas Dian Nuswantoro Jl. Imam Bonjol No*, vol. 8, no. 1.
- [6] C. Ramayanti and H. E. Wahanani, “Seminar Nasional Informatika Bela Negara (SANTIKA) Penerapan Algoritma PSO pada Sistem Fuzzy Tsukamoto untuk Optimasi Kontrol Suhu Paludarium Fire belly Newt Berbasis IoT”.
- [7] Zulfrianto Y. Lamasigi, “Nomor 1 Januari,” *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, vol. 3, Jan. 2021.
- [8] M. Shams Afzal Karim, A. Akhsanul Hakim, C. Saskia Rafika, and E. Yulia Puspaningrum, “Seminar Nasional Informatika Bela Negara (SANTIKA) Klasifikasi Motif Batik Yogyakarta dan Pekalongan Menggunakan Metode GLCM dan CNN Berbasis Arsitektur EfficientNet”.
- [9] Murinto¹, Sri Winiarti², and Ilyas Faisal³, “Particle Swarm Optimization Algorithm for Hyperparameter Convolutional Neural Network and Transfer Learning VGG16 Model,” *Journal of Computer Science, Information Technology and Telecommunication Engineering*, vol. 5, pp. 475–480, Mar. 2024, doi: 10.30596/jcositte.v5i1.16680.
- [10] R. J. Alfirdausy, I. Aliyyah, and A. Fanani, “Optimasi K-Nearest Neighbor Dengan Particle Swarm Optimization Untuk Klasifikasi Idiopathic Thrombocytopenic Purpura,” *Komputika : Jurnal Sistem Komputer*, vol. 13, no. 1, pp. 113–120, Apr. 2024, doi: 10.34010/komputika.v13i1.10436.
- [11] Fathul Am and E. I. Sela, “Klasifikasi Batik Pekalongan Berdasarkan Citra dengan Metode GLCM dan JST Backpropagation,” *Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi*, vol. 5, no. 1, pp. 614–621, Jan. 2024, doi: 10.35870/jimik.v5i1.532.
- [12] I. H. Ananda Rizki Dani¹, “Klasifikasi Motif+Batik+Yogyakarta+menggunakan+Metode+GLCM+dan+CNN,” *Jurnal Teknologi Terpadu*, vol. 10, Jun. 2024.