

DCT Untuk Ekstraksi Fitur Berbasis GLCM Pada Identifikasi Batik Menggunakan K-NN

Zulfrianto Y. Lamasigi
Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Ichsan Gorontalo
Gorontalo, Indonesia

e-mail : zulfrianto.dsn.unisan@gmail.com

Diterima : November 2020
Disetujui : Desember 2020
Dipublikasi : Januari 2021

Abstrak--Batik merupakan kain yang dibuat khusus, batik sendiri terbilang unik karena memiliki motif tertentu yang dibuat berdasarkan unsur budaya dari daerah asal batik itu dibuat. setiap motif dan warna batik berbeda-beda sehingga sulit untuk dikenali asal dari motif batik itu sendiri. penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan hasil ekstraksi fitur pada identifikasi motif batik. metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Discrete Cosine Transform* bertujuan untuk meningkatkan hasil ekstraksi fitur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* untuk mendapatkan hasil akurasi identifikasi motif batik yang lebih baik, sedangkan untuk mengetahui nilai kedekatan antara data training dengan data testing citra batik akan menggunakan K-Nearest Neighbour berdasarkan nilai ekstraksi fitur yang diperoleh. dalam eksperimen ini dilakukan 4 kali percobaan berdasarkan sudut 0° , 45° , 90° , dan 135° pada nilai $k=1, 3, 5, 7, \text{ dan } 9$. sementara itu, untuk menghitung tingkat akurasi dari klasifikasi KNN akan menggunakan *confusion matrix*. Dari uji coba yang di lakukan dengan menggunakan jumlah data training sebanyak 602 citra dan data testing 344 citra terhadap semua kelas berdasarkan sudut 0° , 45° , 90° , dan 135° pada nilai $k=1, 3, 5, \text{ dan } 9$ akurasi tertinggi yang diperoleh DCT-GLCM ada pada sudut 135° dengan nilai $k=3$ sebesar 84,88% dan yang paling rendah ada pada sudut 0° dengan nilai $k=7$ dan 9 sebesar 41,86%. Sedangkan hasil uji dengan hanya menggunakan GLCM akurasi tertinggi ada pada sudut 135° dengan nilai $k=1$ sebesar 77,90% dan yang paling rendah ada pada sudut 90° dengan nilai $k=7$ sebesar 40,69%. Dari hasil uji coba yang dilakukan menunjukkan bahwa DCT bekerja dengan baik untuk meningkatkan hasil ekstraksi fitur GLCM yang dibuktikan dengan hasil rata-rata akurasi yang diperoleh.

Kata Kunci—Ekstraksi Fitur, DCT-GLCM, K-NN, BATIK.

Abstract - Batik is a specially made cloth, batik itself is unique because it has certain motifs that are made based on cultural elements from the area where the batik was made. each batik motif and color is different so it is difficult to identify the origin of the batik motif itself. This study aims to improve the feature extraction results in the identification of batik motifs. The method used in this research is Discrete Cosine Transform, which aims to increase the extraction of the Gray Level Co-Occurrence Matrix feature to obtain better accuracy results for identification of batik motifs, while to determine the

closeness value between training data and batik image testing data will use K- Nearest Neighbor based on the feature extraction value obtained. In this experiment, 4 experiments were carried out based on angles of 0° , 45° , 90° , and 135° at values of $k = 1, 3, 5, 7, \text{ and } 9$. Meanwhile, to calculate the level of accuracy of the KNN classification, confusion matrix will be used. . From the trials carried out using the total training data of 602 images and testing data of 344 images for all classes based on angles of 0° , 45° , 90° , and 135° at values of $k = 1, 3, 5, \text{ and } 9$ accuracy The highest obtained by DCT-GLCM was at an angle of 135° with a value of $k = 3$ of 84.88% and the lowest was at an angle of 0° with values of $k = 7$ and 9 of 41.86%. While the test results using only GLCM, the highest accuracy is at an angle of 135° with a value of $k = 1$ of 77.90% and the lowest is at an angle of 90° with a value of $k = 7$ of 40.69%. From the results of the trials conducted, it shows that the DCT works well to improve the results of the GLCM feature extraction as evidenced by the average accuracy results obtained.

Keywords—Ekstraksi Fitur, DCT-GLCM, K-NN, BATIK.

I. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu negara kepulauan dan termasuk negara yang memiliki pulau terbanyak di dunia serta memiliki lima pulau besar diantaranya, Pulau Papua (New Guinea), Kalimantan (Borneo), Sumatera (Andalas), Sulawesi (Celebes), dan Jawa (Java). Seni membatik merupakan keanekaragaman budaya indonesia yang terkenal luas, masyarakat indonesia kental akan unsur batik ketika menggunakan pakaian formal hal ini dikarenakan batik merupakan identitas masyarakat indonesia khususnya di pulau jawa. Batik dibuat dengan menggunakan bahan tekstil dan kemudian diberi warna dan motif yang khas dengan budaya indonesia dengan menggunakan alat kuas dan kayu serta canting sebagai alat untuk melukis kain, dan lilin dijadikan sebagai bahan perintang warna [1].

Membatik samahalnya dengan menulis titik [1], UNESCO telah mengakui batik sebagai warisan budaya tidak berwujud (Intangible World Heritage) yang dimiliki indonesia yang disahkan pada bulan oktober 2009, selain wayang dan keris. Batik berawal dari dalam keraton dan

kemudian menembus keluar dari lingkungan keraton, dan pada saat ini telah merambah menjadi industri kreatif yang berbasiskan budaya lokal. [2] [3].

Sebelumnya sudah banyak yang meneliti masalah tentang Identifikasi atau Pengenalan Motif Batik, J.W. Yhoda dan A.W. Kurniawan [4] meneliti tentang pengenalan motif batik dengan memanfaatkan deteksi tepi canny dan *k*-NN sebagai klasifikasi. Kemudian A.A. Kasim dan A. Harjoko [5] dalam penelitian klasifikasi citra batik dengan memanfaatkan *Gray Level Co-Occurrence Matrices* (GLCM) sebagai ekstraksi fitur citra batik dan *backpropagation* jaringan syaraf tiruan sebagai metode klasifikasi. N.L. Wiwik dan Sri Rahayu [6] meneliti tentang Deteksi Batik Parang, dalam penelitiannya *Co-Occurrence Matrix* dan *Geometric Moment Invariant* dijadikan sebagai ekstraksi ciri citra dan *K-Nearest Neighbour* digunakan sebagai klasifikasi. Banyaknya peredaran batik dengan motif yang sangat beragam di Indonesia membuat kesulitan untuk mengidentifikasi asal daerah suatu batik tersebut. Batik dapat di klasifikasikan berdasarkan motifnya yaitu motif khusus, motif non-geometri, dan motif geometri [7].

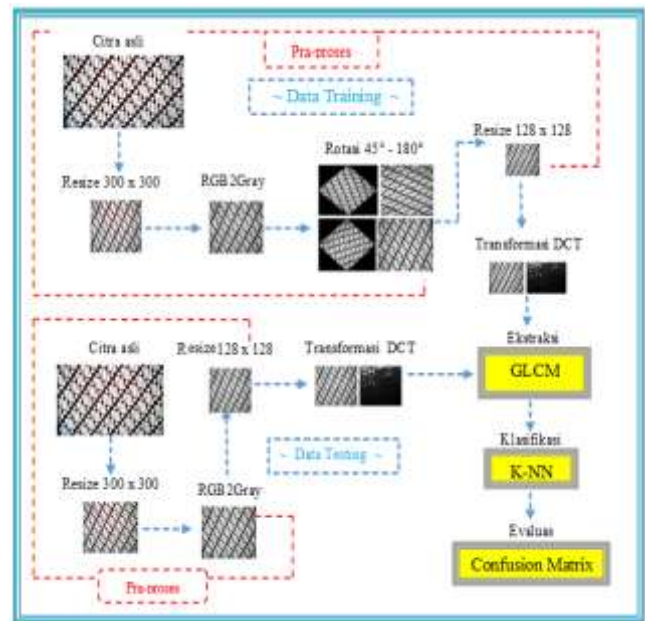
K-Nearest Neighbour merupakan salah satu metode data mining yang dapat melakukan klasifikasi citra batik, itu dikarenakan metode tersebut telah berhasil diterapkan untuk masalah klasifikasi citra. Penelitian ini akan menggunakan *Discrete Cosine Transform* untuk melakukan transformasi citra batik yang awalnya dalam bentuk domain spasial kedalam bentuk domain frekuensi dengan tujuan untuk meningkatkan hasil ekstraksi fitur *Grey Level Co-Occurrence Matrix* pada motif batik, dan untuk melakukan klasifikasi citra kedalam kelas-kelas yang telah ditentukan akan menggunakan metode *K-Nearest Neighbour*, serta *Confusion Matrix* digunakan untuk menghitung nilai akurasi dari hasil klasifikasi citra motif batik.

II. METODE

Dalam penelitian ini metode yang diusulkan merupakan metode transformasi DCT untuk ekstraksi fitur berbasis GLCM hal ini dimaksud untuk meningkatkan hasil ekstraksi fitur GLCM pada identifikasi dengan mengubah piksel motif batik. DCT bekerja berdasarkan *one-to-one mapping* yang terdiri dari sudut array kemudian mengubah piksel menjadi komponen-komponen yang terbagi berdasarkan frekuensi. Fungsi DCT untuk merubah array data intensitas menjadi array data frekuensi untuk mengetahui kecepatan persebaran suatu piksel [8]. Sementara itu, metode ekstraksi fitur GLCM menggunakan perhitungan statistika berdasarkan pada nilai piksel asli dengan hubungan ketenggaan antara dua piksel pada jarak tertentu [9].

K-NN dalam penelitian ini akan digunakan sebagai klasifikasi citra motif batik untuk mendapatkan nilai terbaik dari pengaruh DCT terhadap hasil ekstraksi fitur GLCM, dan *Confusion Matrix* digunakan sebagai evaluasi untuk menghitung tingkat akurasi klasifikasi K-NN berdasarkan sudut 0°, 45°, 90°, dan 135° pada nilai *k*=1, 3, 5, 7, dan 9.

Pada Gambar 1. Model Metode Yang Diusulkan menjelaskan tahapan – tahapan dari proses pengolahan data citra sampai pada tahapan evaluasi hasil klasifikasi citra batik yang dilakukan.



Gambar 1. Model Metode Yang Diusulkan

A. Discrete Cosine Transform

Untuk mengubah sinyal menjadi komponen frekuensi dasar dapat menggunakan DCT [8].

DCT merupakan metode yang sering digunakan untuk mengubah sinyal kedalam komponen frekuensi dasar, DCT juga bekerja berdasarkan dua arah dengan tujuan untuk menentukan himpunan N bilangan real. Pada pengolahan citra digital, *Discrete Cosine Transform* menghitung kuantitas pixel pada citra digital [8].

Persamaan transformasi DCT-2D secara umum untuk (N by M Citra) didefinisikan pada persamaan berikut :

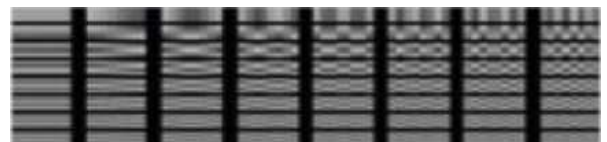
$$F(u, v) = \left(\frac{2}{N}\right)^{\frac{1}{2}} \left(\frac{2}{M}\right)^{\frac{1}{2}} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} \Lambda(i) \cdot \Lambda(j) \cdot \cos \left[\frac{\pi \cdot v}{2 \cdot N} (2i + 1) \right] \cos \left[\frac{\pi \cdot v}{2 \cdot M} (2j + 1) \right] \cdot f(i, j)$$

$$\text{Dimana } \Lambda(i) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & \text{for } \xi = 0 \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

Gambar 2. Delapan Baris Warna Vektor Untuk DCTN=8, Merupakan tampilan dari delapan baris warna vector untuk DCT n=8 dan pada Gambar 3. Fungsi DCT 2dimensi Matrik 8x8, merupakan fungsi basis DCT 2dimensi pada matriks 8 x 8 :



Gambar 2. Delapan Baris Warna Vektor untuk DCT N=8



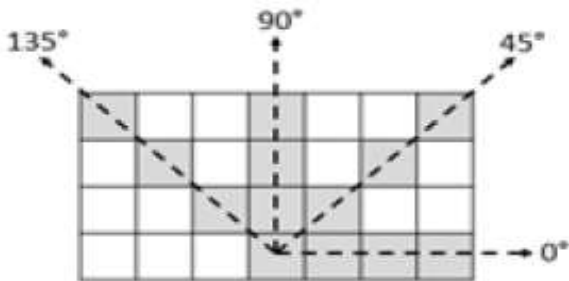
Gambar 3. Fungsi DCT 2dimensi untuk Matriks 8 x 8

B. Gray Level Co-Occurrence Matrix

Pada tahun 1979 Haralick memperkenalkan metode ekstraksi fitur GLCM dengan 28 fitur untuk menjelaskan pola dari spasial. Langkah awal untuk menghitung fitur-

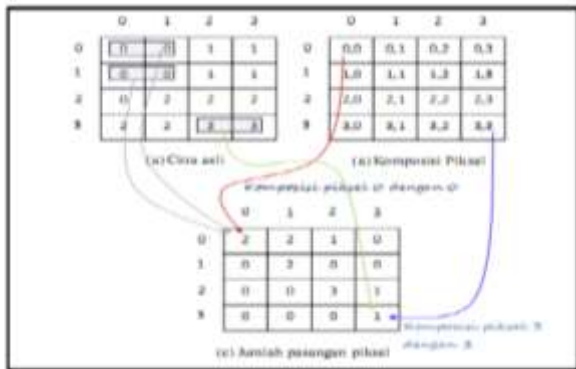
fitur GLCM yang pertama dilakukan yaitu membuat matriks *Co-Occurrence* setelah itu dilanjutkan dengan menentukan hubungan spasial antara piksel tetangga dengan piksel frekuensi yang berdasarkan sudut 0° [10] [11]. GLCM dihitung berdasarkan seberapa sering suatu piksel dengan *Gray Level* *i* muncul di horizontal, vertical, atau diagonal berpasangan dengan piksel dengan *Gray Level* *j* [12].

Adapun fitur yang bisa diekstraksi dari GLCM antara lain sebagai berikut, korelasi, homogenitas, kontras, dan energi. Homogenitas merupakan distribusi elemen-elemen didalam GLCM, korelasi untuk menghitung kemungkinan munculnya pasangan piksel secara bersamaan, sementara kontras digunakan untuk menghitung variasi lokal pada GLCM, dan energi digunakan untuk menghitung setiap elemen berpangkat dua. Fitur GLCM akan dihitung pada setiap jarak piksel pada empat arah derajat diantaranya 0°, 45°, 90°, dan 135° tujuan dari menghitung empat arah derajat adalah untuk mendektiksi *Co-Occurrence* [6] [10] [11] [12] [13] [14]. Gambar 4. Arah Sudut GLCM, memperlihatkan empat arah sudut untuk *Gray Level Co-Occurrence Matrix* [9].



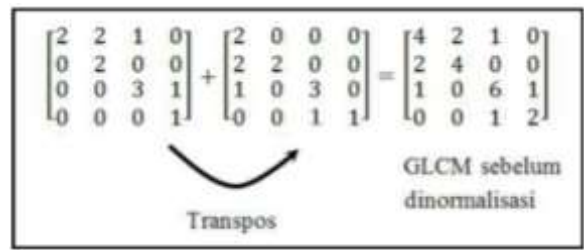
Gambar 4. Arah sudut GLCM

Apa yang ditunjukkan pada Gambar 4, menjelaskan tentang pemilihan tetangga piksel yang dimulai dari arah kanan. Hubungan 1,0 merupakan presentasi dari hubungan 2 piksel yang bernilai 1 dan diikuti piksel yang bernilai 0 seperti yang terlihat pada gambar 5. Pasangan Piksel GLCM [9].



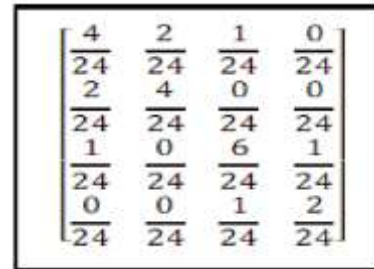
Gambar 5. Pasangan piksel matriks GLCM

Maktrik pada Gambar 5. Pasangan Piksel GLCM, merupakan matriks *Framwork*, agar matriks dapat menjadi simetris perlu diolah dengan cara menambahkan hasil tranposnya seperti yang terlihat pada Gambar 6. Pembentukan Matriks Simetris [9].



Gambar 6. Pembentukan Matriks Simetris

Nilai-nilai GLCM diperlukan untuk menormalisasi elemen agar jumlahnya bernilai satu yang bertujuan menghilangkan ketergantungan pada ukuran citra seperti yang terlihat pada Gambar 7. Normalisasi Matriks Citra [9].



Gambar 7. Normalisasi Matriks Dari Citra

Terdapat beberapa cara untuk mendapatkan fitur dari GLCM yaitu *invers Different Moment* (IDM), *Corelationt*, Entropi, *Angular Second Moment* (ASM) dan kontras [14] [15], adapun rumus perhitungan dari IDM, Korelasi, Entropi, ASM, dan Kontras sebagai berikut :

- 1) ASM adalah ukuran homogenitas yang dihitung dengan rumus berikut :

$$ASM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i, j))^2 \dots\dots\dots (2)$$

L merupakan jumlah dari level yang akan digunakan untuk komputasi.

- 2) Kontras menunjukkan ukuran dari adanya variasi *grey Scale* yang didapatkan berdasarkan rumus berikut ini :
Kontras = $\sum_i^L \sum_j^L |i - j|^2 GLCM(i, j) \dots\dots\dots (3)$

- 3) Untuk mengukur homogenitas yang digunakan adalah fitur IDM.

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

- 4) Entropi merupakan ukuran tidak beraturan aras keabuan didalam sebuah citra. Jika nilainya relative sama maka nilai pada elemen-elemen GLCM tinggi, nilainya kan rendah jika elemen GLCM dekat dengan nilai 0 dan 1. Entropi dihitung berdasarkan rumus berikut :

$$\text{Entropi} = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (GLCM(i, j)) \log(GLCM(i, j)) \dots\dots\dots (5)$$

- 5) Ketergantungan linier antar nilai aras keabuan dalam citra merupakan korelasi yang dihitung dengan menggunakan rumus berikut :

$$\text{Korelasi} = \frac{\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (i - \mu_i')(j - \mu_j')(GLCM(i, j))}{\sigma_i \sigma_j} \dots\dots\dots (6)$$

C. K-Nearest Neighbour

K-NN merupakan salasatu metode klasifikasi yang bekerja berdasarkan Algoritma *Supervised* dan hasil dari *Querynstance* yang diklasifikasikan berdasarkan pada sebagian besar kategori *K-Nearest Neighbour* [16]. Adapun perbedaan antara *unsupervised learning* dan *supervised learning* yaitu *unsupervised learning* tujuannya untuk mendapatkan pola pada data dan *supervised learning* tujuannya adalah untuk mendapatkan pola yang baru.

Yang direpresentasikan sebagai berikut :

$$d(x - y) = \sqrt{\sum_{j=1}^i (x_j - y_j)^2} \dots \dots \dots (7)$$

D. Confusion Matrix

Untuk memperkirakan objek yang benar dan salah dibutuhkan sebuah algoritma yang mana dalam penelitian ini menggunakan *confusion Matrix* [17] [18]. Setiap urutan pengujian akan dibuatkan tabel *Confusion Matrix* yang nantinya setiap kelas pada tabel yang diprediksi akan ditampilkan berdasarkan kelas dan matriks yang diamati pada bagian kiri. Sel yang berisikan angka memperlihatkan seberapa banyak kasus dari kelas yang diamati untuk diprediksi, Tabel I. Model Confusion Matriks, merupakan penjelasannya :

Tabel I. Model Confusion Matriks

| Pred. | Jawa | Kalimantan | Papua | Sulawesi | Sumatra |
|----------|-------------------|-------------------------|--------------------|-----------------------|----------------------|
| True | | | | | |
| Jawa | True Jawa | <i>False Kalimantan</i> | <i>False Papua</i> | <i>False Sulawesi</i> | <i>False Sumatra</i> |
| imantan | <i>False Jawa</i> | True Kalimantan | <i>False Papua</i> | <i>False Sulawesi</i> | <i>False Sumatra</i> |
| Papua | <i>False Jawa</i> | <i>False Kalimantan</i> | True Papua | <i>False Sulawesi</i> | <i>False Sumatra</i> |
| Sulawesi | <i>False Jawa</i> | <i>False Kalimantan</i> | <i>False Papua</i> | True Sulawesi | <i>False Sumatra</i> |
| Sumatra | <i>False Jawa</i> | <i>False Kalimantan</i> | <i>False Papua</i> | <i>False Sulawesi</i> | True Sumatra |

Ket :

- TP = yang di klasifikasikan positif (tupel positif)
- TN = yang di klasifikasikan negatif (tupel negatif)
- FP = yang di klasifikasikan negatif tetapi tupel positif
- FN = yang di klasifikasikan positif tetapi tupel negatif

Untuk menghitung tingkat akurasi pada matriks digunakan rumus [17] [18]:

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

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

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

E. Dataset

Dalam penelitian ini dataset yang digunakan merupakan data batik yang berasal dari 5 pulau besar di indonesia yaitu

batik pulau jawa, Kalimantan, Papua, Sulawesi, dan Sumatra.

Dataset akan dikelompokkan menjadi 2 tipe yaitu training dan testing. Kemudian pada data training akan dilakukan Resize citra dengan rosolusi 300 x 300 piksel dan di rotasi dengan skala 0°, 45°, 90°, 135°.

Sementara itu untuk data testing, hanya akan dilakukan tahap resize citra dengan ukuran piksel sama dengan data training yaitu 300 x 300 piksel. jumlah data batik yang digunakan untuk data training sebanyak 602 citra dan testing sebanyak 344 citra.

Pada Tabel II, merupakan jumlah dataset training dan testing citra batik pada setiap kelas yang akan digunakan dimana data training untuk batik jawa sebanyak 80, batik kalimantan sebanyak 68 citra batik, batik papua 72citra batik, batik sulawesi 60 citra batik, dan batik sumatera 64 citra batik. Sedangkan data yang digunakan pada data testing untuk batik jawa sebanyak 20 citra batik, batik kalimantan sebanyak 17 citra batik, batik papua sebanyak 18 citra batik, batik sulawesi sebanyak 15 citra batik, dan batik sumatera sebanyak 16 citra batik.

Tabel II. Kelas dan Jumlah Data Batik

| Kelas | Training | Testing |
|------------|----------|---------|
| | Jumlah | Jumlah |
| Jawa | 80 | 20 |
| Kalmiantan | 68 | 17 |
| Papua | 72 | 18 |
| Sulawesi | 60 | 15 |
| Sumatra | 64 | 16 |

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahap akhir dari identifikasi batik ini dilakukan dengan klasifikasi k-NN, eksperimen dilakukan untuk menghitung kesamaan dari hasil transformasi DCT pada fitur ekstraksi GLCM. Pengujian dilakukan dengan 4 sudut yaitu sudut 0°, 45°, 90°, 135°, dan 5 kelas yaitu Jawa, Kalimantan, Papua, Sulawesi, dan Sumatra, klasifikasi dilakukan dengan nilai *k* sebesar 1, 3, 5, 7, dan 9.

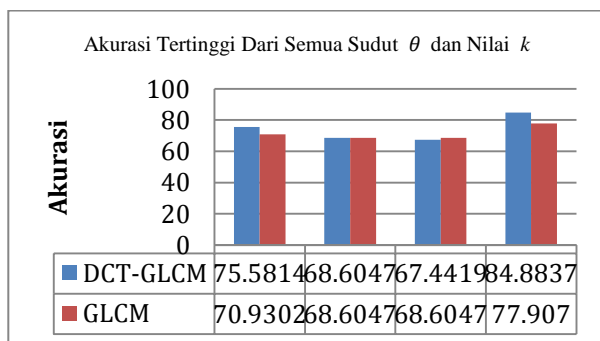
Nilai akurasi hasil eksperimen DCT-GLCM akan di bandingkan dengan nilai akurasi hasil eksperimen GLCM tanpa DCT, hasil ekstraksi dari DCT-GLCM dan GLCM akan di klasifikasi dengan metode yang sama yaitu *K-Nearest Neighbour*. Dari hasil eksperimen menunjukkan perbedaan hasil pada setiap sudut θ dan nilai *k*, yang mana sebagian data di klasifikasikan dengan benar dan juga ada yang tidak.

Tabel III. Hasil Akurasi Tertinggi DCT-GLCM dan GLCM. Merupakan hasil eksperimen tertinggi antara DCT-GLCM dan GLCM pada setiap sudut θ dan nilai *k* dengan menggunakan *K-Nearest Neighbour* sebagai klasifikasi dan *confusion matrices* sebagai evaluasi penghitungan akurasi.

Tabel III. Hasil Akurasi Tertinggi DCT-GLCM dan GLCM

| Akurasi (%) | | | | | |
|----------------|---|----------|----------------|---|------|
| Sudut θ | k | DCT-GLCM | Sudut θ | k | GLCM |
| 0° | 1 | 75,58% | 0° | 1 | 93% |
| 45° | 1 | 68,60% | 45° | 1 | 60% |
| 90° | 1 | 67,44% | 90° | 1 | 60% |
| 135° | 3 | 84,88% | 135° | 1 | 90% |

Dari tabel III. Hasil Akurasi Tertinggi terlihat bahwa hasil dari klasifikasi menggunakan metode K-NN menunjukkan bahwa, dengan menggunakan metode DCT-GLCM untuk melakukan ekstraksi fitur dapat bekerja dengan baik, itu dibuktikan dengan nilai rata-rata dari hasil akurasi yang tertinggi pada setiap sudut θ dan nilai k , untuk sudut 0° DCT-GLCM pada nilai $k=1$ akurasi tertinggi adalah 75,58%, sudut 45° DCT-GLCM pada nilai $k=1$ adalah 68,44%, sudut 90° pada nilai $k=1$ adalah 67,44%, sementara itu nilai akurasi yang paling tinggi pada DCT-GLCM ada pada sudut 135° dengan nilai $k=1$ yaitu sebesar 84,88%. Sementara itu, nilai rata-rata dari klasifikasi yang dengan hanya menggunakan metode GLCM sebagai ekstraksi fitur nilai akurasi tertinggi pada setiap sudut θ dan nilai k lebih rendah dibandingkan dengan nilai rata-rata akurasi DCT-GLCM. Nilai Akurasi dengan menggunakan GLCM sebagai ekstraksi fitur pada sudut 0° dengan nilai $k=1$ 70,93%, sudut 45° dengan nilai $k=1$ 68,60%, sudut 90° dengan nilai $k=1$ 135° sebesar 77,90%.



Gambar 8. Grafik Akurasi Tertinggi DCT-GLCM dan GLCM

Dari Gambar 8. Grafik Akurasi Tertinggi DCT-GLCM dan GLCM. merupakan grafik hasil akurasi pengujian yang dilakukan pada semua sudut θ dan nilai k . grafik diatas merupakan nilai rata-rata hasil akurasi tertinggi yang merujuk pada tabel III. Dimana dengan menggunakan ekstraksi fitur tekstur DCT-GLCM memiliki hasil akurasi yang lebih baik dan nilai akurasi yang paling tinggi ada pada sudut 135° dengan nilai $k=3$ yaitu sebesar 84,88%. Sementara itu, hasil tertinggi dari akurasi dengan hanya menggunakan metode GLCM sebagai ekstraksi fitur ada pada sudut 135° dengan nilai $k=1$ yaitu sebesar 77,90%.

Sementara itu tabel IV. Hasil Akurasi terendah DCT-GLCM dan GLCM. Menunjukkan hasil akurasi terendah pada semua sudut θ dan nilai k , dengan menggunakan metode DCT-GLC dan GLCM sebagai metode ekstraksi fitur.

Tabel IV. Hasil Akurasi Terendah DCT-GLCM dan GLCM

| Akurasi (%) | | | | | |
|----------------|-----|----------|----------------|---|----------|
| Sudut θ | k | DCT-GLCM | Sudut θ | k | GLCM |
| 0° | 7 | 47.67442 | 0° | 9 | 45.34884 |
| 45° | 7-9 | 41.86047 | 45° | 9 | 58.13953 |
| 90° | 9 | 44.18605 | 90° | 7 | 40.69767 |
| 135° | 9 | 55.81395 | 135° | 9 | 55.81395 |

Nilai terendah pada tabel IV. Akurasi terendah DCT-GLCM ada pada sudut 45° pada nilai $k=7$ dan $k=9$ yaitu 41,86%, sudut 0° dengan nilai $k=7$ yaitu 47,67%, sudut 90° dengan nilai $k=9$ yaitu 44,18%, dan sudut 135° dengan $k=9$ yaitu 55,81%. Sedangkan nilai terendah pada GLCM ada pada sudut 90° dengan nilai $k=7$ yaitu 40,69%, sudut 0° dengan nilai $k=9$ yaitu 45,34%, sudut 45° dengan nilai $k=9$ yaitu 58,13%, dan pada sudut 135° dengan nilai $k=9$ yaitu 55,81%.

IV. KESIMPULAN

A. Kesimpulan

Perbandingan hasil dari identifikasi menggunakan DCT-GLCM dan GLCM sebagai ekstraksi fitur tekstur secara umum menunjukkan hasil yang baik. Dari hasil eksperimen menunjukkan bahwa algoritma DCT mampu meningkatkan ekstraksi fitur tekstur pada GLCM hal ini ditunjukkan dengan tingkat akurasi yang dimiliki. Berdasarkan hasil dari eksperimen sehingga mendapatkan kesimpulan berikut ini:

1. Dengan menggunakan Transformasi *Discrete Cosine Transform* untuk merubah bentuk citra batik yang merupakan domain spasial kedalam bentuk domain frekuensi dapat meningkatkan hasil dari ekstraksi fitur tekstur GLCM. Itu dibuktikan dengan hasil klasifikasi K-NN dapat mengklasifikasi citra batik sesuai dengan kelas-kelas yang telah ditentukan dengan benar.
2. Dari keseluruhan hasil eksperimen terhadap 4 sudut dengan rotasi 0°, 45°, 90°, dan 135° pada semua nilai $k=1, 3, 5, 7, \text{ dan } 9$, menunjukkan bahwa metode DCT-GLCM menghasilkan ekstraksi fitur citra motif batik dengan baik dalam mengidentifikasi citra batik berdasarkan kelas yang telah ditentukan dibandingkan dengan hanya menggunakan metode GLCM. Hasil akurasi tertinggi untuk DCT-GLCM pada 4 sudut 0°, 45°, 90°, dan 135° pada semua nilai $k=1, 3, 5, 7, \text{ dan } 9$ menghasilkan tingkat akurasi tertinggi sebesar 84,88% pada sudut 135° dengan nilai $k=3$, dan yang terendah ada pada sudut 45° dengan nilai $k=7$ dan $k=9$ sebesar 41,86%. Sementara itu, nilai akurasi dengan hanya menggunakan metode GLCM menghasilkan nilai akurasi tertinggi pada semua sudut yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135° dengan semua nilai k yaitu $k=1, 3, 5, 7, \text{ dan } 9$ ada pada sudut 135° dengan nilai $k=1$ sebesar 77,90%, dan yang terendah ada pada sudut 90° dengan nilai $k=7$ yaitu sebesar 40,69%.
3. Berdasarkan hasil uji yang dilakukan dengan menggunakan data training sebanyak 344 citra batik dan testing sebanyak 86 citra batik untuk semua kelas pada sudut 0°, 45°, 90°, 135°, dan nilai $k=1, 3, 5, 7, \text{ dan } 9$ menunjukkan bahwa hasil akurasi yang dimiliki DCT-GLCM lebih baik dibandingkan dengan hanya

menggunakan GLCM sebagai metode ekstraksi fitur tekstur.

B. Saran

Adapun saran untuk melakukan pengembangan pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Dapat menggunakan data citra motif batik untuk seluruh daerah yang ada di Indonesia, dan kemudian dibuatkan *database public* untuk motif batik Indonesia.
2. Penelitian lebih lanjut untuk agar dapat menggunakan metode klasifikasi yang lain seperti *backpropagation Neaural Network* (BPNN) demi mendapatkan nilai akurasi klasifikasi yang lebih baik lagi.
3. Diperlukan seleksi dengan tujuan agar motif batik yang memiliki unsur moderen atau pola khusus yang tidak dapat di klasifikasikan berdasar kerumitan motif.
4. Menambahkan kelas klasifikasi dan melakukan identifikasi batik dengan menggunakan metode klasifikasi yang lainnya.
5. Selain pengembangan metode, perlu juga adanya pengembangan dataset dengan melakukan pengambilan gambar dari berbagai sudut agar penelitian tentang identifikasi batik dapat diterapkan secara luas.

REFERENSI

- [1] B. T. Indrojarwo, "Development Of Indonesia New Batik Design By Exploration And Exploitation Of Recent Context," *Jur. Desain Prod. Ind. FTSP, ITS Kampus ITS Sukolilo, Surabaya 60111*, 2009.
- [2] Moersid Ananda FERIA, "Re-Invensi Batik Dan Identitas Indonesia Dalam Arena Pasar Global," *J. Ilm. WIDYA Vol.1 No. 2 Juli-Agustus 2013*, vol. 1, no. 1987, 2013.
- [3] B. Arisandi, N. Suciati, and A. Y. Wijaya, "Pengenalan Motif Batik Menggunakan Rotated Wavelet Filter Dan Neural Network," *J. Vol. 9, Nomor 2, Juli 2011 13 – 19*, pp. 13–19, 2009.
- [4] J. W. Yodha and A. W. Kurniawan, "Pengenalan Motif Batik Menggunakan Deteksi Tepi Canny Dan K-Nearest Neighbor," *J. Techno.COM, Vol. 13, No. 4, Novemb. 2014 251-262*, vol. 13, no. 4, pp. 251–262, 2014.
- [5] A. A. Kasim and A. Harjoko, "Klasifikasi Citra Batik Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Berdasarkan Gray Level Co- Occurrence Matrices (GLCM)," *Semin. Nas. Apl. Teknol. Inf. Yogyakarta, 21 Juni 2014*, pp. 7–13, 2014.
- [6] Ni Luh Wiwik and S. . Rahayu, "Deteksi Batik Parang Menggunakan Fitur Co-Occurrence Matrix Dan Geometric Moment Invariant Dengan Klasifikasi KNN," *LONTAR Komput. VOL. 7, NO.1, April 2016*, vol. 7, no. 1, pp. 715–725, 2016.
- [7] A. Haake, "The Role Of Symmetri In Javanese Batik Patterns," *Comput. Math. Applic. Vol. 17, No. 4-6*, vol. 17, no. 4, pp. 815–826, 1989.
- [8] S. Syarif *et al.*, "Sistem Cerdas Deteksi Citra Dengan Metode Discrete Cosine Transform," *Prosiding*, vol. 6, pp. 978–979, 2012.
- [9] Abdul Kadir; Adhi Susanto, *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*. Yogyakarta: Andi Yogyakarta, 2013.
- [10] H. Wijayanto, "Klasifikasi Batik Menggunakan Metode K-Nearest Neighbour Berdasarkan Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM)," *Jur. Tek. Inform. FIK UDINUS*, no. 5, 2014.
- [11] R. A. Surya, A. Fadlil, and A. Yudhana, "Ekstraksi Ciri Citra Batik Berdasarkan Tekstur Menggunakan Metode Gray Level Co Occurrence Matrix," *Prosiding, 6 Desember 2016, Vol 2 No. 1*, vol. 2, no. 1, pp. 146–150, 2016.
- [12] A. A. Pratama, N. Suciati, and D. Purwitasari, "Implementasi Fuzzy C-Means untuk Pengelompokan Citra Batik Berdasarkan Motif dengan Fitur Tekstur," *J. Tek. POMITS Vol. 1, No. 1, 2012*, vol. 1, no. 1, pp. 1–4, 2012.
- [13] R. A. Pramunendar, C. Supriyanto, D. H. Novianto, I. N. Yuwono, G. F. Shidik, and P. N. Andono, "A Classification Method of Coconut Wood Quality Based on Gray Level Co-Occurrence Matrices," *Int. Conf. Robot. Biomimetics, Intell. Comput. Syst. Yogyakarta, Indones.*, no. November, pp. 25–27, 2013.
- [14] C. S. K. Aditya, M. Hani'ah, R. R. Bintana, and N. Suciati, "Batik Classification Using Neural Network With Gray Level Co-Occurrence Matrix And Statistical Color Feature Extraction," *Int. Conf. Information, Commun. Technol. Syst.*, pp. 163–168, 2015.
- [15] A. E. Minarno, Y. Munarko, A. Kurniawardhani, F. Bimantoro, and N. Suciati, "Texture Feature Extraction Using Co-Occurrence Matrices of Sub-Band Image For Batik Image Classification," *Int. Conf. Inf. Commun. Technol.*, pp. 249–254, 2014.
- [16] N. L. W. S. R. Ginantra, "Deteksi Batik Parang Menggunakan Fitur Co-Occurrence Matrix Dan Geometric Moment Invariant Dengan Klasifikasi KNN," *Lontar Komput. J. Ilm. Teknol. Inf.*, vol. 7, no. 1, p. 40, 2016, doi: 10.24843/lkjiti.2016.v07.i01.p05.
- [17] S. Melangi, "Klasifikasi Usia Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan Algoritma Artificial Neural Network dan Gabor Filter," *Jambura J. Electr. Electron. Eng.*, vol. 2, no. 2, pp. 60–67, 2020, doi: 10.37905/jjee.v2i2.6956.
- [18] M. Bramer, *Principles Of Data Mining*. London: Springer London, 2007.