

PENGENALAN MOTIF BATIK MENGGUNAKAN DETEKSI TEPI CANNY DAN K-NEAREST NEIGHBOR

Johanes Widagdho Yodha¹, Achmad Wahid Kurniawan²

^{1,2}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro Semarang
Jl. Nakula I No. 5-11 Semarang Telp. (024) 3517261
E-mail : john.yodha@gmail.com¹, wahid@dsn.dinus.ac.id²

Abstrak

Salah satu budaya ciri khas Indonesia yang telah dikenal dunia adalah batik. Penelitian ini bertujuan untuk mengenali 6 jenis motif batik pada buku karangan H.Santosa Doellah yang berjudul "Batik: Pengaruh Zaman dan Lingkungan". Proses klasifikasi akan melalui 3 tahap yaitu preprosesing, feature extraction dan klasifikasi. Preproses mengubah citra warna batik menjadi citra grayscale. Pada tahap feature extraction citra grayscale ditingkatkan kontrasnya dengan histogram equalization dan kemudian menggunakan deteksi tepi Canny untuk memisahkan motif batik dengan backgroundnya dan untuk mendapatkan pola dari motif batik tersebut. Hasil ekstraksi kemudian dikelompokkan dan diberi label sesuai motifnya masing-masing dan kemudian diklasifikasikan menggunakan k-Nearest Neighbor menggunakan pencarian jarak Manhattan. Hasil uji coba diperoleh akurasi tertinggi mencapai 100% pada penggunaan data testing sama dengan data training (dataset sebanyak 300 image). Pada penggunaan data training yang berbeda dengan data testing diperoleh akurasi tertinggi 66,67%. Kedua akurasi tersebut diperoleh dengan menggunakan lower threshold = 0.010 dan upper threshold = 0.115 dan menggunakan k=1.

Kata kunci : Batik, Edge Detection, Canny, k-Nearest Neighbor, Manhattan distance

Abstract

One characteristic of Indonesian culture that has been known to the world is batik. This study aims to identify six types of pattern on the book by H.Santosa Doellah entitled "Batik: Influence of Age and the Environment". Classification process will go through three stages: preprocessing, feature extraction and classification. Preprocessing change the color image into a grayscale image batik. In the feature extraction phase contrast enhanced grayscale image with histogram equalization and then using Canny edge detection to separate the pattern with the background and to obtain the pattern of batik. Extracted and then grouped and labeled in accordance pattern respectively and then classified using k-Nearest Neighbor using Manhattan distance search. The test result is obtained the highest accuracy up to 100% on the same testing data with the use of the training data (300 image dataset). On the use of different training data with the testing data obtained the highest accuracy of 66.67%. Both accuracy is obtained by using a lower threshold and upper threshold = 0.010 = 0.115 and using k = 1.

Keywords : Batik, Edge Detection, Canny, k-Nearest Neighbor, Manhattan distance

1. PENDAHULUAN

Negara Indonesia merupakan Negara yang terdiri dari aneka ragam pulau, suku bangsa, bahasa dan budaya. Salah

satu budaya yang menjadi ciri khas Indonesia di mata dunia adalah batik. Batik merupakan salah satu kebudayaan Indonesia yang hampir saja diklaim oleh Negara lain, akan tetapi pada

tanggal 2 Oktober 2009 UNESCO telah mengakui bahwa batik merupakan hak kebudayaan intelektual bangsa Indonesia[1]. Motif batik dibagi menjadi dua kelompok besar, yaitu motif geometri dan motif non geometri[1]. Motif pada batik bervariasi dan setiap motif memiliki arti filosofis atau makna tertentu yang dapat memberikan kesan tertentu pada pemakainya [2].

Proses pengenalan sebuah pola batik di bagi menjadi 3 tahap. Tahap pertama adalah *preprocessing* yang berguna untuk memisahkan gambar dengan latar belakangnya. Tahap selanjutnya adalah *feature extraction* yang bertujuan untuk memperoleh informasi yang lebih jelas mengenai data dalam sebuah citra batik. Tahap terakhir adalah tahap klasifikasi yang bertujuan untuk mengelompokkan gambar batik berdasarkan motifnya. Pengenalan pola sendiri merupakan sebuah ilmu dalam kecerdasan buatan yang bertujuan untuk mengklasifikasikan sesuatu berdasarkan pengukuran fituranya.

Tahap pertama, adalah tahap *preprocessing* yang mengubah citra batik yang berwarna menjadi citra batik *grayscale*. Tahap selanjutnya adalah tahap *feature extraction*. Pada tahap ini data kemudian dirubah menjadi bentuk pola dengan menggunakan algoritma deteksi tepi Canny. Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Imelda Dua Reja [3], menyimpulkan bahwa penggunaan deteksi tepi Canny untuk memisahkan gambar asli dengan background mendapatkan hasil yang paling baik, sehingga untuk *preprocessing* dalam penelitian ini menggunakan algoritma deteksi tepi Canny. Deteksi tepi adalah perubahan nilai intensitas derajat keabuan yang mendadak dalam jarak yang singkat [3].

Deteksi tepi memiliki beberapa macam metode, diantaranya Laplace yang menggunakan kernel 2x2, Sobel dan Prewitt yang menggunakan kernel 3x3 dan Canny kernel Gaussian. Canny merupakan salah satu algoritma deteksi tepi yang modern [3]. Ada beberapa kriteria deteksi tepian yang optimum yang dapat dipenuhi dengan algoritma Canny diantaranya [3] :

1. Mendeteksi dengan baik (kriteria deteksi) / *low error rate*
2. Melokalisasi dengan baik (kriteria lokalisasi)
3. Respon yang jelas (kriteria respon)

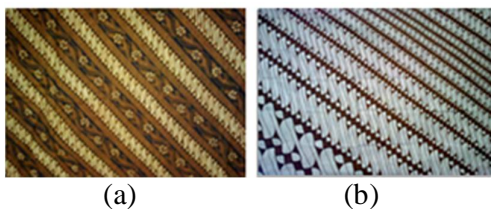
Tahap terakhir adalah tahap klasifikasi. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Eka Widya Wardani [4] dalam mengklasifikasikan motif batik menggunakan metode k-Nearest Neighbor. Sedangkan pada penelitian yang dilakukan oleh Laurencius Simanjuntak[5], penggunaan Manhattan Distance untuk pengukuran jarak memperoleh akurasi yang tinggi sebesar 83,99% dibandingkan dengan Euclidean Distance yang memiliki akurasi sebesar 80,78%, sehingga dalam penelitian ini akan menggunakan klasifikasi dengan metode k-Nearest Neighbor menggunakan Manhattan Distance untuk menghitung jarak terdekat dalam metode klasifikasi.

Batik merupakan karya seni yang dapat memberi keindahan visual sekaligus “kecantikan dalam” dari orang yang menggunakannya apabila batik tersebut serasi dengan pemakainya [2]. Kata batik berasal dari gabungan dua kata yang dalam bahasa jawa: “amba” yang berarti menulis dan “titik” yang berarti titik. Batik adalah sehelai warsa yaitu sehelai kain yang dibuat secara tradisional dan digunakan dalam acara tradisional, beragam hias pola batik dibuat menggunakan teknik celup

rintang dengan malam atau lilin batik yang digunakan sebagai bahan perintang warna [6].

Unsur pada motif terdiri atas bentuk atau objek, skala atau proporsi dan komposisi [7]. Pada buku Danar Hadi karangan H.Santosa Doellah [6] batik dibagi menjadi dua yaitu motif batik berbentuk geometri dan motif batik non-geometri. Motif geometri dibagi menjadi tiga jenis yaitu motif parang, motif ceplok dan motif lereng.

Motif batik geometri yang pertama yaitu motif parang. Motif parang merupakan motif yang memiliki pola yang terdiri atas satu atau lebih ragam hias yang tersusun membentuk garis-garis sejajar dengan sudut miring 45^o. Contoh dari motif batik parang adalah parang barong dan parang kesit yang dapat dilihat pada gambar 1 berikut.



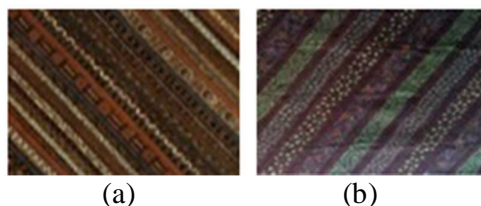
Gambar 1. (a) Motif Parang Barong (b) Motif Parang Kesit

Jenis motif geometri yang kedua adalah motif ceplok. Motif batik ceplok memiliki ciri-ciri dimana didalam batik tersebut terdapat gambar-gambar segi empat, lingkaran dan segala variasinya dalam membuat sebuah pola yang teratur. Contoh dari motif batik ceplok adalah ceplok indramayu, dan ceplo bligon yang dapat dilihat pada gambar 2 berikut.



Gambar 2. (a) Motif Ceplok Indramayu (b) Motif Ceplok Bligon

Jenis motif geometri yang ketiga adalah motif lereng (liris). Pada dasarnya motif lereng sama dengan motif parang tetapi memiliki perbedaan pada tidak adanya hias mlinjon dan hias gareng. Contoh motif batik ceplok adalah liris cemeng dan liris panjang Madura seperti yang terlihat pada gambar 3 berikut ini.



Gambar 3. (a) Motif Liris Cemeng (b) Motif Liris Panjang Madura

Sedangkan motif non geometri dibagi menjadi empat jenis yaitu motif semen, motif lung-lungan, motif buketan dan motif khusus. Motif non geometri yang pertama yaitu motif semen. Motif semen memiliki ragam hias utama yang merupakan ciri pola semen yaitu meru. Contoh dari motif semen adalah semen rante dan semen sinom seperti yang terlihat pada gambar 4 berikut ini.



Gambar 4. (a) Motif Semen Rante (b) Motif Semen Sinom

Motif non geometri yang kedua yaitu motif lung-lungan. Sebagian besar motif lung-lungan memiliki ragam hias utama serupa dengan motif semen. Yang membedakan motif lung-lungan dengan motif semen adalah ragam hias utama lung-lungan tidak selalu mengandung ragam hias meru. Contoh dari motif lung-lungan yaitu lung lungan bledakan dan lung lungan babon angram seperti yang terlihat pada Gambar 5 berikut ini.



Gambar 5. (a) Motif Lung Lungan Bledakan
(b) Motif Babon Angrem

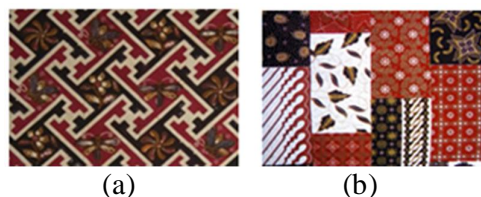
Motif non geometri yang ketiga yaitu motif buketan. Pola buketan mudah dikenali melalui rangkaian bunga atau kelopak bunga dengan kupu-kupu, burung, atau berbagai satwa kecil mengelilinginya. Contoh dari motif buketan adalah buketan pekalongan dan buketan daun madura yang dapat dilihat Gambar 6 berikut ini.



Gambar 6. (a) Motif Buketan Pekalongan (b)
Motif Buketan Daun Madura

Motif non geometri yang terakhir yaitu motif khusus. Motif khusus memuat motif yang tidak dapat dimasukkan ke dalam kelas yang lain. Motif ini banyak mempertemukan dua atau lebih motif lain yang digabung menjadi satu motif

baru sehingga sulit jika diklasifikasikan sehingga dalam penelitian ini nantinya hanya akan menggolongkan menjadi 6 jenis motif batik saja. Contoh dari motif khusus yaitu motif khusus banji dan motif tambal dapat dilihat pada gambar 7 berikut ini.



Gambar 7. (a) Motif Khusus Banji (b) Motif Khusus Tambal

Pengenalan pola merupakan suatu ilmu untuk mengklasifikasikan atau menggambarkan pengukuran kuantitatif fitur (ciri) atau sifat utama dari suatu obyek [8]. Tujuan dari pengenalan pola adalah menentukan kelompok atau kategori pola berdasarkan ciri-ciri yang dimiliki oleh pola tersebut atau dengan kata lain, pengenalan pola membedakan suatu objek dengan objek yang lain. Proses pengenalan pola akan melewati beberapa tahapan proses. Flowchart tahapan proses untuk pengenalan pola dapat dilihat pada gambar 8 berikut ini

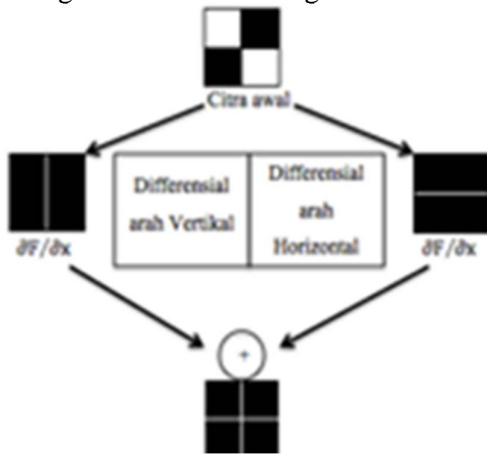


Gambar 8. Proses Pengenalan Pola

Deteksi tepi adalah proses untuk menemukan perubahan intensitas berbeda dalam sebuah bidang citra [9]. Tepi obyek bermanfaat untuk segmentasi, registrasi dan identifikasi pada obyek. Deteksian tepi suatu citra akan menghasilkan tepi-tepi dari objek citra, tujuannya antara lain :

- a. Untuk menandai bagian yang menjadi detail citra.
- b. Memperbaiki detail citra yang kabur.
- c. Adanya efek proses akuisisi citra.

Mengubah citra 2D menjadi bentuk kurva. Gambar 9 berikut ini memperlihatkan bagaimana tepi pada sebuah gambar diperoleh. Tepian dari sebuah citra diperoleh dengan menggabungkan tepian yang diperoleh dari garis horizontal dan garis vertikal.



Gambar 9. Proses Deteksi Tepi

2. METODE

Proses pengenalan motif batik menggunakan deteksi tepi Canny dan k-Nearest Neighbor dijelaskan secara bertahap seperti terlihat pada gambar 10 berikut.



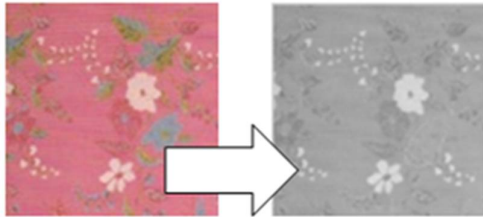
Gambar 10. Diagram Alur Pengenalan Motif Batik

Dataset yang digunakan berjumlah 300, yang terbagi menjadi dataset training dan dataset testing. Dataset training secara bertahap menggunakan jumlah 210 citra, 240 citra dan 270 citra dengan jumlah kelas yaitu 6 kelas. Dataset testing menggunakan 30 citra dengan menggunakan jumlah kelas yang sama. Dataset training dan testing merupakan kumpulan data citra batik yang diambil dari koleksi buku Dinar Hadi karangan H. Santoso Doellah tahun 2009 [6]. Untuk motif batik yang diklasifikasikan antara lain buketan, ceplok, lung-lungan, lereng, parang dan semen, sedangkan untuk motif pola khusus tidak dimasukkan karena memiliki motif lebih dari satu dan memiliki unsur modernisasi.

Tujuan dari preprosesing adalah untuk mempersiapkan citra batik agar dapat diproses untuk tahap selanjutnya. Pada tahap ini citra hasil scan akan di *resize* (merubah ukuran citra) menjadi 128x128, kemudian mengubah citra warna menjadi citra *grayscale*. Proses untuk mendapatkan citra *grayscale*

dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan 1.

$$\text{grayscale} = \frac{\text{Red} + \text{Green} + \text{Blue}}{3} \quad (1)$$



Gambar 11. Contoh proses merubah grayscale

Data yang telah dirubah menjadi grayscale nantinya hanya akan memiliki satu nilai untuk setiap pikselnya. Dengan menggunakan nilai yang ada ini nantinya gambar-gambar akan diolah. Tahap ekstraksi fitur akan melalui 2 tahapan diantaranya meningkatkan kontras dengan menggunakan histogram *equalization* dan menentukan batas tepi dari setiap citra menggunakan algoritma deteksi tepi canny.

Histogramequalization merupakan teknik peningkatan kontras dalam pengolahan gambar yang menggunakan histogram gambar agar informasi yang terdapat dalam gambar dapat semakin jelas terbaca. *Histogramequalization* merupakan teknik peningkatan kontras dalam pengolahan gambar yang menggunakan histogram gambar agar informasi yang terdapat dalam gambar dapat semakin jelas terbaca [10]. Pendekatan yang dilakukan adalah untuk mempersempit aras keabuan pada daerah yang berpiksel sedikit dan mendapatkan aras keabuan yang lebih luas pada daerah yang memiliki banyak piksel yang memiliki efek dapat meningkatkan kontras secara menyeluruh [11]. Persamaan yang digunakan untuk meningkatkan kontras

dengan menggunakan *histogram equalization* dapat dilakukan dengan menggunakan rumus 2 berikut.

$$S_i = \frac{(L - 1)}{n} \sum_{n_i=0}^i n_i \quad (2)$$

dimana :

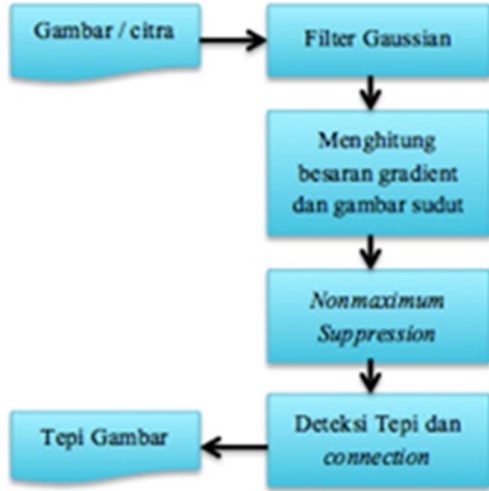
n_i = jumlah piksel yang memiliki derajat keabuan i

n = jumlah seluruh piksel dalam citra

Deteksi tepi Canny mampu mendeteksi tepian dengan tingkat kesalahan minimum [8]. Berbeda dengan operator lainnya, deteksi tepi Canny menggunakan Gaussian Derivative Kernel untuk memperhalus tampilan sebuah citra. Metode Canny telah memenuhi tiga kriteria yang diusulkan oleh John Canny pada tahun 1986. Tiga kriteria tersebut antara lain [12]:

1. *Good detection*, memaksimalkan signal to noise ration (SNR) agar semua tepi dapat terdeteksi dengan baik.
2. *Good location*, untuk meminimalkan jarak deteksi tepi yang sebenarnya dengan tepi yang dihasilkan melalui pemrosesan, sehingga lokasi tepi terdeteksi menyerupai tepi secara nyata. Semakin besar nilai Loc, maka semakin besar kualitas deteksi yang dimiliki.
3. *One respon to single edge*, untuk menghasilkan tepi tunggal / tidak memberikan tepi yang bukan tepi sebenarnya.

Deteksi tepi Canny memiliki langkah-langkah sebagai berikut [13] :



Gambar 12. Langkah Algoritma Canny

a. Filter Gaussian

Filter Gaussian adalah filter 2D convolution operator yang digunakan untuk membuat smoothing suatu gambar dan menghilangkan atau mengurangi noise pada gambar tersebut [14]. Filter Gaussian memiliki rumus matematika sebagai berikut :

$$\frac{1}{159} \cdot \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

b. Menghitung Gradien dan Gambar Sudut

Menentukan gradient gambar yang telah diperhalus dengan menggunakan operator Sobel

$$\begin{aligned} \text{Gradient X} &= \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} \\ \text{Gradient Y} &= \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4)$$

Kekuatan tepi (*magnitudo gradient*) dapat ditentukan sebagai jarak Euclidean yang diukur dengan menggunakan hukum Phytagoras, seperti pada persamaan 5.

$$D = |D_x(x,y) + D_y(x,y) | \quad (5)$$

Untuk menentukan tepian sebenarnya, arah tepian harus ditentukan dan disimpan dengan menggunakan persamaan 6

$$\theta = \arctan \frac{D_y(x,y)}{D_x(x,y)} \quad (6)$$

c. Non Maximus Suppression

Pada langkah ini bertujuan membuang potensi gradient di suatu piksel dari kandidat tepi jika piksel tersebut bukan merupakan maksimal local pada arah tepi di posisi piksel tersebut. Oleh karena itu dibuat dengan logika sebagai berikut:

If $\theta(x,y) = 0^\circ$, piksel $(x+1,y)$, (x,y) dan $(x-1,y)$ diperiksa

If $\theta(x,y) = [90]^\circ$, piksel $(x,y+1)$, (x,y) dan $(x,y-1)$ diperiksa

If $\theta(x,y) = [45]^\circ$, piksel $(x+1,y+1)$, (x,y) dan $(x-1,y-1)$ diperiksa

If $\theta(x,y) = [135]^\circ$, piksel $(x+1,y-1)$, (x,y) dan $(x-1,y+1)$ diperiksa

d. Connection

Tahap ini adalah klasifikasi tiap piksel apakah termasuk dalam kategori piksel tepi atau tidak dengan menerapkan double *threshold*(tentukan *threshold* bawah dan *threshold* atas). Implementasi yang digunakan sebagai berikut :

If piksel (x,y) memiliki *gradient magnitude* kurang dari t_{low} bukan tepi.

If piksel (x,y) memiliki *gradient magnitude* lebih dari t_{high} dianggap tepi

If piksel (x,y) memiliki *gradient magnitude* antara t_{low} dan t_{high} dipertimbangkan sebagai tepi.

K-Nearest Neighbor adalah metode klasifikasi terhadap sekumpulan data berdasarkan pembelajaran data yang sudah terklasifikasi sebelumnya [4] dan bertujuan untuk mengklasifikasi objek baru berdasarkan atribut dan *training samples*[15]. Algoritma k-Nearest Neighbor termasuk dalam golongan *supervised learning* [15] yang bertujuan untuk menemukan pola baru dalam data dengan menghubungkan pola data yang sudah ada dengan data yang baru. Algoritma k-Nearest Neighbor bekerja berdasarkan klasifikasi ketetanggaan sebagai nilai prediksi dari sampel uji yang baru. *Training sample* diproyeksikan ke ruang berdimensi banyak, dimana masing-masing dimensi merepresentasikan fitur dari data. Ruang ini dibagi menjadi bagian-bagian berdasarkan klasifikasi *training sample*. Dekat atau jauhnya tetangga dapat dihitung dengan berbagai algoritma pencarian jarak yang dalam penelitian ini menggunakan Manhattan distance. Persamaan Manhattan Distance sebagai berikut:

$$d_{ij} = \sum_{k=1}^n |X_i - X_j| \quad (7)$$

Keterangan :

n = jumlah variabel

X_i = point awal

Y_i = target point

a. Akurasi

Diperlukan perhitungan akurasi sebagai tolak ukur evaluasi dalam sistem.

Pengukuran akurasi dapat menggunakan berbagai cara salah satunya menggunakan *recognition rate*. Persamaan *recognition rate* yang digunakan dapat dilihat pada rumus 8 berikut :

$$Recognition Rate = \frac{\sum Correct}{\sum Sample} \times 100 \% \quad (8)$$

b. Uji Reliabilitas

Uji reliabilitas merupakan alat untuk mengukur kehandalan instrument penelitian. Suatu instrument dikatakan reliable atau handal jika jawaban terhadap instrument tersebut konsisten / stabil dari waktu ke waktu. Dalam penelitian ini data dibagi menjadi dua jenis yaitu data uji dan instrument. Data uji diambil dari setiap data training yang masing-masing berjumlah 240 data. Data uji yang pertama menggunakan kombinasi data training yang berbeda dengan data uji kedua dan seterusnya. Penggunaan 240 data training didasarkan atas hasil akurasi sebelumnya, dimana sistem telah mampu mengklasifikasikan secara baik. Instrumen yang di uji diambil dari data testing yang berjumlah 30 data. Penelitian ini menggunakan teknik pengujian Kuder-Richardson (KR-20) dimana hanya ada dua jawaban 1 dan 0. Angka 1 merupakan nilai saat sistem dapat mengklasifikasikan data dengan tepat dan angka 0 merupakan nilai saat sistem tidak dapat mengklasifikasikan / salah dalam mengklasifikasikan. Persamaan yang digunakan dalam perhitungan uji reliabilitas dapat dilihat pada rumus 9 sampai dengan 11 berikut.

Skor rata-rata total

$$X = \frac{\sum X_t}{N} \quad (9)$$

Menghitung varians total

$$S^2 = \frac{\sum X_t^2}{N} - X^2 \quad (10)$$

Menghitung reliabilitas dengan KR20

$$rKR_{20} = \frac{k}{k-1} \left(1 - \frac{\sum pq}{S^2} \right) \quad (11)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Perhitungan akurasi dilakukan untuk melihat seberapa tepat algoritma deteksi tepi canny. Perhitungan akurasi menggunakan algoritma *recognition rate*. Peneliti telah melakukan dua kali uji coba menggunakan data testing yang berbeda. Pada uji coba yang pertama, peneliti menggunakan data testing yang diambil dari data training. Hasil perhitungan akurasi untuk uji coba pertama dapat dilihat pada perhitungan berikut :

$$\begin{aligned} \text{Uji Coba 1} &= \frac{\sum \text{Correct}}{\sum \text{Sample}} \times 100 \% \\ &= \frac{30}{30} \times 100 \% \\ &= 100 \% \end{aligned}$$

Uji coba yang pertama memperoleh hasil akurasi tertinggi yaitu 100 %. Karena sistem dapat mengidentifikasi motif batik dengan akurasi mencapai 100% menggunakan data testing yang sama dengan data training, maka penelitian layak untuk dilanjutkan dengan menggunakan data testing yang berbeda dari data training.

Pada uji coba selanjutnya, peneliti mengambil tiga kali uji coba dengan jumlah data training yang berbeda beda. Uji coba kedua, peneliti menggunakan data training sebanyak 240 data. Hasil perhitungan akurasi untuk uji coba keempat dapat dilihat pada perhitungan berikut :

$$\begin{aligned} \text{Uji Coba 4} &= \frac{\sum \text{Correct}}{\sum \text{Sample}} \times 100 \% \\ &= \frac{17}{30} \times 100 \% \\ &= 56,67 \% \end{aligned}$$

Uji coba yang kedua memperoleh hasil akurasi mencapai 56,67 %, dimana prosentase hasil klasifikasi untuk masing-masing motif sebagai berikut : motif Buketan dapat dikenali sebesar 0%, motif Ceplok dapat dikenali sebesar 60%, motif Lereng dapat dikenali sebesar 80%, motif Lung-Lungan dapat dikenali sebesar 100%, motif Parang dapat dikenali sebesar 100%, motif Semen dapat dikenali sebesar 0%.

Pada uji coba yang ketiga, peneliti menggunakan data training sebanyak 240 data. Hasil perhitungan akurasi untuk uji coba ketiga dapat dilihat pada perhitungan berikut :

$$\begin{aligned} \text{Uji Coba 3} &= \frac{\sum \text{Correct}}{\sum \text{Sample}} \times 100 \% \\ &= \frac{20}{30} \times 100 \% \\ &= 66,67 \% \end{aligned}$$

Uji coba yang ketiga memperoleh hasil akurasi mencapai 63,33 %, dimana prosentase hasil klasifikasi untuk masing-masing motif sebagai berikut : motif Buketan dapat dikenali sebesar 20%, motif Ceplok dapat dikenali sebesar 100%, motif Lereng dapat dikenali sebesar 80%, motif Lung-Lungan dapat dikenali sebesar 100%, motif Parang dapat dikenali sebesar 100%, motif Semen dapat dikenali sebesar 0%.

Pada uji coba yang kedua, peneliti menggunakan data testing yang berbeda dengan data training dengan jumlah data training sebanyak 270 data. Hasil perhitungan akurasi untuk uji coba

kedua dapat dilihat pada perhitungan berikut :

$$\begin{aligned} \text{Uji Coba 2} &= \frac{\sum \text{Correct}}{\sum \text{Sample}} \times 100 \% \\ &= \frac{20}{30} \times 100 \% \\ &= 66,67 \% \end{aligned}$$

Uji coba yang keempat memperoleh hasil akurasi mencapai 66,67 %, dimana prosentase hasil klasifikasi untuk masing-masing motif sebagai berikut : motif Buketan dapat dikenali sebesar 20%, motif Ceplok dapat dikenali sebesar 100%, motif Lereng dapat dikenali sebesar 80%, motif Lung-Lungan dapat dikenali sebesar 100%, motif Parang dapat dikenali sebesar 100%, motif Semen dapat dikenali sebesar 0%.

Hasil pengujian yang dilakukan dengan menurunkan jumlah data training secara bertahap memperoleh hasil akurasi yang berbeda beda. Sistem dapat mengklasifikasikan image secara baik saat menggunakan data training sebanyak 240 dan 270 data.

Tabel 1: Evaluasi Uji Coba Pengaruh Jumlah Data Training

Jumlah Data Training	Jumlah Data Testing	Akurasi	Waktu (Detik)
210	30	56,67 %	11,63
240	30	66,67 %	16,56
270	30	66,67 %	19

Hasil uji reliabilitas menggunakan teknik analisis KR-20 diperoleh perhitungan sebagai berikut .
Skor rata-rata total

$$X = \frac{\sum X_t}{N} = \frac{294}{15} = 19,6$$

Menghitung varians total

$$\begin{aligned} S^2 &= \frac{\sum X_t^2}{N} - X^2 \\ &= \frac{5768}{15} - 19,6^2 \\ &= 384,53 - 384,16 \\ &= 0,37 \end{aligned}$$

Menghitung reliabilitas dengan KR20

$$\begin{aligned} r_{KR_{20}} &= \frac{k}{k-1} \left(1 - \frac{\sum pq}{S^2} \right) \\ &= \frac{30}{30-1} \left(1 - \frac{0,54}{0,37} \right) \\ &= 1.034 (-0.459) \\ &= -0.475 \end{aligned}$$

Perhitungan di atas menunjukkan hasil dari uji reliabilitas data citra batik yang digunakan dalam penelitian. Dalam uji reliabilitas, koefisien korelasi berada antara 0-1 dan instrument dikatakan reliabel saat koefisien korelasinya ≥ 0.6 . Instrumen yang dijadikan sebagai data penelitian klasifikasi termasuk kategori instrument yang kurang baik karena tidak reliabel (kurang dari 0,6).

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut. Berdasarkan uji coba yang telah dilakukan menggunakan data testing yang sama dengan data training, tingkat pengenalan pola motif tertinggiditunjukkan pada saat data testing dan data training di klasifikasikan menggunakan k (jumlah ketetangaan) = 1 dengan hasil akurasi sebesar 100%.

Pada pengujian yang telah dilakukan menggunakan data testing yang berbeda dengan data training, tingkat pengenalan

pola motif tertinggi ditunjukkan pada saat deteksi tepi canny menggunakan lower threshold = 0.01 dan upper threshold = 0.115 dan menggunakan $k=1$. Pada pengujian menggunakan 210 data training menghasilkan akurasi sebesar 56,67%. Data training kemudian ditingkatkan dengan menggunakan 240 citra, menghasilkan akurasi sebesar 66,67%. Terakhir menggunakan 270 data training dan menghasilkan akurasi sebesar 66,67%.

Pada uji coba yang telah dilakukan, motif yang dapat diklasifikasikan sistem secara sempurna adalah motif Ceplok, motif Lung-lungan dan motif Parang, sedangkan untuk motif Buketan dan motif Semen, sistem tidak dapat mengklasifikasikan dengan sempurna.

Hasil uji reliabilitas data yang di dapat mencapai -0,475 dimana data instrument yang dijadikan bahan penelitian kurang reliabel karena memperoleh hasil kurang dari 0,6.

Kegagalan sistem dalam mengklasifikasikan beberapa motif batik diantaranya motif Buketan dan Ceplok dipengaruhi oleh kedekatan/kemiripan motif tersebut dengan bentuk motif lainnya dalam tahap ekstraksi fitur.

Pengembangan deteksi tepi, khususnya pada batik dapat penulis sarankan sebagai berikut. Penelitian dapat dilanjutkan dengan meningkatkan jumlah citra training dan citra testing yang digunakan untuk dataset dan dapat menggunakan data citra batik lebih lengkap yang di dapat dari dinas kebudayaan dan pariwisata nasional.

Penelitian selanjutnya diharapkan dapat mengklasifikasikan batik yang memiliki

motif kedekatan/kemiripan motif tersebut dengan bentuk motif lainnya.

Penelitian selanjutnya diharapkan dapat mengklasifikasikan batik yang memiliki motif campuran (memiliki lebih dari satu corak).

Penelitian dapat dikembangkan dengan mengubah algoritma yang diterapkan pada tahap ekstraksi fitur dan atau pada tahap klasifikasi untuk kemudian dibandingkan dengan algoritma yang menerapkan deteksi tepi canny.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Bernardinus Arisandi, Nanik Suciati, and Arya Yudhi Wijaya, "Pengenalan Motif Batik dengan Rotated Wavelet Filter dan Neural Network," 2011.
- [2] Veronica Sri Moertini, "Pengembangan Skalabilitas Algoritma Klasifikasi C4.5 dengan Pendekatan Konsep Operator Relasi PraPengolahan dan Klasifikasi Citra Batik," 2007.
- [3] Imelda Dua Reja and Albertus Joko Santoso, "Pengenalan Motif Sarung (Utan Maumere) Menggunakan Deteksi Tepi," 2013.
- [4] Eka Widya Wardani, "Pengenalan Motif Batik Menggunakan Metode Transformasi Paket Wavelet," 2013.
- [5] Laurencius Simanjuntak, "Segmentasi dan Pengenalan Obyek Karakter Berbasis 2D-Correlation Coefficient Pada Plat Nomor Kendaraan," 2013.
- [6] H. Santoso Doellah, *Batik : Pengaruh Zaman dan Lingkungan*. Solo, 2002.
- [7] Ekaprana Wijaya, "Ensiklopedia Mobile Pakem Batik Nusantara pada Platform Android Semarang," 2012.

- [8] Darma Putra, *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Andi, 2010.
- [9] T. Sutoyo, Edy Mulyanto, Vincent Suhartono, Oky Dwi Nurhayati, and Wijanarto, *Teori Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Andi, 2009.
- [10] Nazaruddin Ahmad and Arifyanto Hadinegoro, "Metode Histogram Equalization untuk Perbaikan Citra Digital," 2012.
- [11] Fida Maisa Hana, "Sistem Identifikasi Biometrik Finger Knuckle Print Menggunakan Histogram Equalization dan Principal Component Analysis (PCA)," 2014.
- [12] Muhammad Akbar Amin, "Analisa Perbandingan Kinerja Deteksi Tepi Menggunakan Metode LoG, Sobel dan Canny Terhadap Format File JPEG dan BMP," 2012.
- [13] Ping ZHOU, Wenjun YE, Yaojie XIA, and Qi WANG, "An Improved Canny Algorithm for Edge Detection," 2011.
- [14] Benyamin Wahyudi, "Image Filtering pada Pengolahan Citra," 2004.
- [15] Nobertus Krisandi, Helmi, and Bayu Prihandono, "Algoritma k-Nearest Neighbor dalam Klasifikasi Data Hasil Produksi Kelapa SAWIT pada PT. Minamas Kecamatan Parindu," 2013.