

Klasifikasi Citra Batik Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Berdasarkan Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM)

Anita Ahmad Kasim
Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik
Universitas Tadulako
Palu, Sulawesi Tengah
Email:nita.kasim@gmail.com

Agus Harjoko
Jurusan Ilmu Komputer dan Elektronika
Instrumentasi Fakultas MIPA Universitas Gadjah Mada
Yogyakarta
Email:aharjoko@ugm.ac.id

Abstract— Pelestarian Batik dapat dilakukan dengan berbagai cara, salah satunya dengan cara melestarikan pola-pola batik yang sangat beragam di Indonesia. Batik merupakan warisan budaya Indonesia yang telah diakui UNESCO sebagai warisan budaya internasional pada tanggal 2 Oktober 2009. Untuk melestarikan batik sebagai salah satu warisan budaya dunia dapat dilakukan melalui pengenalan pola batik di Indonesia. Salah satu permasalahan dalam bidang pengenalan pola adalah klasifikasi citra ke dalam kelas tertentu. Batik dapat diklasifikasikan berdasarkan bentuk motifnya yaitu motif geometri, motif non geometri dan motif khusus. Motif Citra batik yang sangat beragam menyulitkan dalam pengenalan setiap pola citra batik. Tujuan klasifikasi batik adalah membagi citra batik ke dalam kelas-kelas motif sesuai dengan pola motifnya sehingga mudah untuk dikenali sesuai dengan cirinya. Dengan menggunakan algoritma backpropagation pada jaringan syaraf tiruan diperoleh hasil untuk kemampuan jaringan syaraf mengklasifikasi citra batik dalam 2 buah kelas non geometri dan geometri sebesar 95.7% pada data latih. Dari 37 (91.9%) ciri citra batik non geometri terdapat 3 (8.1%) ciri yang tidak dapat diklasifikasi kedalam kelasnya. Sedangkan untuk ciri citra geometri semua ciri citra dapat diklasifikasi dengan benar (100%). Untuk proses pengujian terdapat 2 (18.2%) ciri yang tidak bisa diklasifikasi dan pada proses uji validitas semua ciri dapat diklasifikasikan dengan baik.

Keywords—Jaringan Syaraf Tiruan; GLCM; Batik

I. PENDAHULUAN

Pelestarian Batik dapat dilakukan dengan berbagai cara, salah satunya dengan cara melestarikan pola-pola batik yang sangat beragam di Indonesia. Batik merupakan warisan budaya Indonesia yang telah diakui UNESCO sebagai warisan budaya internasional pada tanggal 2 Oktober 2009. Untuk melestarikan batik sebagai salah satu warisan budaya dunia dapat dilakukan melalui pengenalan pola batik di Indonesia [1]. Keunikan batik berasal dari proses produksinya yang dikenal dengan "mbatik", motif dan nilai-nilai yang

terkandung dalam setiap motif batik. Nilai budaya dan nilai seninya yang tinggi telah menjadikan batik menjadi produk yang bernilai ekonomis tinggi di era modern ini.

Secara etimologi Batik, merupakan singkatan dua suku kata yang diambil dari kata *Amba* dan *Titik*. *Amba* berarti menulis dan *Titik* berarti titik. Batik sama dengan menulis titik. Titik-titik dalam bahasa Jawa disebut sebagai *isen-isen*. Nilai budaya dan nilai seninya yang tinggi telah menjadikan batik menjadi produk yang bernilai ekonomis tinggi di era modern ini. Motif dan ragam hias tersebut lahir dan dibangun dari proses kognitif manusia yang diperoleh dari alam dan sekitarnya. Hal inilah yang dianggap sebagai salah satu aspek yang menarik untuk diteliti dengan sains dan teknologi [2].

Salah satu permasalahan dalam bidang pengenalan pola adalah klasifikasi citra ke dalam kelas tertentu. Batik dapat diklasifikasikan berdasarkan bentuk motifnya yaitu motif geometri, motif non geometri dan motif khusus. Motif Citra batik yang sangat beragam menyulitkan dalam pengenalan setiap pola citra batik. Klasifikasi data diperlukan untuk mengidentifikasi karakteristik obyek yang terkandung dalam basis data dan dikategorikan ke dalam kelompok yang berbeda [3]. Tujuan klasifikasi batik adalah membagi citra batik ke dalam kelas-kelas motif sesuai dengan pola motifnya sehingga mudah untuk dikenali sesuai dengan cirinya.

Ekstraksi ciri merupakan salah satu proses awal yang penting dalam melakukan klasifikasi citra dalam pengenalan pola. Citra batik yang terklasifikasi dengan baik akan memberikan informasi yang citra batik yang dapat digunakan untuk pelestarian motif batik. Hasil yang diperoleh dalam penelitian ini adalah klasifikasi citra batik berdasarkan tekstur *gray level co occurrence metrics* motif citra batik dengan metode jaringan syaraf tiruan. Pembahasan dalam penelitian ini akan dibagi dalam beberapa bagian yang terdiri dari pendahuluan, tinjauan pustaka, metode penelitian, hasil dan penutup.

II. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian mengenai pengenalan pola batik pernah dilakukan untuk melakukan kluster dan klasifikasi citra batik berdasarkan pada warna, kontras dan motif batik [3]. Metode yang digunakan untuk melakukan kluster dan klasifikasi

adalah sistem HVS pada kluster warna dan sistem wavelet pada kluster kontras, texture dan shape. Hasil yang diperoleh pada kluster warna dan kontras agak baik. Tiga proses kluster dan klasifikasi berdasarkan motif cukup baik. Tingkat akurasi yang diperoleh masih harus diperbaiki. Untuk meningkatkan akurasi pengenalan pola, dilakukan penelitian yang mampu mengklasifikasi batik klasik secara otomatis kedalam sub kelas berdasarkan ornamen bentuk dan tekstur[4]. Metode yang digunakan adalah menggabungkan dua metode ekstraksi fitur bentuk dan tekstur. Ekstraksi Fitur tekstur Batik menggunakan metode statistik tingkat tinggi dengan cara mencari *transformasi linear non singular* dari data multivariat sehingga variabel-variabel yang ditransformasi independen[2]. Hasil yang diperoleh adalah Fitur citra Batik dapat dibentuk dengan cara saling bebas antar motif dan mampu membentuk motif-motif baru citra batik. Hasil observasi terhadap data batik yang diolah terdapat ada warna batik yang berintensitas tinggi dan ada yang berintensitas rendah. Tepi (*edge*) batik memiliki tepi yang jelas dengan nilai kontras yang tinggi dan tepi fuzzy dengan nilai kontras yang rendah. Sedangkan dari segi ukuran tepi terdapat tepi pola batik yang tebal (*clear*) dan tipis (*unclear*). Ukuran ornamen terdiri dari yang berukuran kecil (*fine texture*), sedang dan yang berukuran besar (*coarse texture*) [4]. Motif batik memiliki persamaan motif tetapi memiliki ukuran yang berbeda-beda sehingga motif batik digolongkan dalam ukuran kecil, sedang dan besar [5].

Salah satu proses penting dalam pengenalan pola adalah ekstraksi ciri. Sifat-sifat statistik yang paling mendasar dari citra diperoleh dari output histogram yang dihasilkan dari detektor-detektor ciri. Intinya adalah mencari statistik dari output, dengan input dari detektor berupa potongan-potongan citra. Potongan-potongan citra artinya subcitra (*windows*) yang diperoleh secara acak dari citra batik. Sedangkan ciri-ciri adalah variabel acak dan untuk setiap potongan input didapatkan dari suatu variabel random. Ekstraksi Ciri Batik menggunakan metode statistik tingkat tinggi dengan cara mencari *transformasi linear non singular* dari data multivariat sehingga variabel-variabel yang ditransformasi independen [2].

Jaringan saraf Tiruan merupakan representasi neuron biologis otak manusia yang mencoba melakukan simulasi proses pembelajaran pada sistem komputer melalui input dan output. Jaringan syaraf tiruan terdiri dari elemen proses sederhana yang saling berhubungan satu sama lain dan juga terdiri dari bergabagi lapisan. Sama seperti neuron biologis, jaringan syaraf tiruan juga memiliki neuron buatan yang akan menerima input dari elemen-elemen lain atau dari neuron-neuron yang lain [6]. Istilah buatan digunakan karena jaringan saraf ini diimplementasikan dengan menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran. Jaringan syaraf tiruan merupakan fungsi aproksimasi umum yang memiliki keakuratan dalam proses klasifikasi. Backpropagation adalah pelatihan jenis terkontrol (*supervised*) dimana menggunakan pola penyesuaian bobot untuk mencapai nilai kesalahan yang minimum antara keluaran hasil prediksi dengan keluaran yang nyata.

Klasifikasi citra batik dapat dilakukan dengan menggunakan transformasi Wavelet dengan metode Daubechies type 2 level 2 untuk menghasilkan ciri yang terdiri dari standar deviasi, mean dan energi. Semua input yang diperoleh diolah menggunakan jaringan syaraf tiruan [7].

III. METODE PENELITIAN

Metode yang digunakan dalam penelitian ini meliputi akuisisi citra batik, preprocessing, ekstraksi ciri GLCM dan proses klasifikasi citra menggunakan jaringan syaraf tiruan. Tahapan dalam penelitian ini digambarkan pada Gambar 1. Berikut ini adalah tahapan dalam penelitian ini:

A. Akuisisi Citra Batik

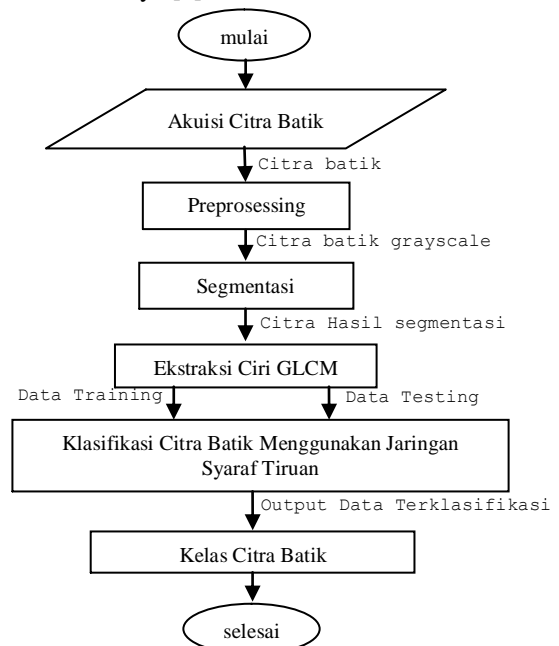
Mengumpulkan citra batik dari beberapa motif dan jenis yang berbeda-beda. Setiap Citra batik disimpan pada file dengan format gambar .jpg

B. Preprocessing

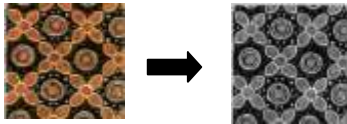
Pada proses preprocessing dilakukan pengambilan sampel pada bagian tertentu dari obyek (*cropping*) dengan ukuran 128 x 128 piksel. Selanjutnya dilakukan perubahan warna citra menjadi gray scale. Perubahan citra menjadi gray scale dapat dilihat pada Gambar 2.

C. Segmentasi

Segmentasi citra dilakukan menggunakan algoritma Canny. Hal ini dilakukan untuk memperjelas detail motif yang terdapat pada batik. Algoritma Canny merupakan salah satu metode deteksi tepi. Deteksi Tepi digunakan untuk menentukan lokasi titik -titik yang merupakan tepi obyek citra. Secara umum, tepi suatu obyek dalam citra dinyatakan sebagai titik yang nilai warnanya berbeda cukup besar dengan titik yang ada disebelahnya [8].



Gambar 1: Metode Penelitian Klasifikasi Citra Batik



Gambar 2: Perubahan Citra ke Gray Scale

Tepi biasanya terdapat pada batas antara dua daerah berbeda pada suatu citra. Tepi dapat diorientasikan dengan suatu arah, dan arah ini berbeda-beda bergantung pada perubahan intensitas. Metode *Canny edge detection* merupakan pengembangan metode dasar deteksi tepi [9].

Tepi merupakan perubahan nilai intensitas derajat keabuan. Metode deteksi tepi Canny dikembangkan oleh John F. Canny pada tahun 1986 dengan menggunakan algoritma untuk mendeteksi berbagai tepi pada sebuah citra [9]. Langkah pertama adalah menghilangkan noise yang ada pada citra sehingga diperoleh tepi citra yang sebenarnya dengan mengimplementasikan Filter Gaussian. Hal ini menyebabkan citra akan tampak buram. Jika hal ini tidak dilakukan maka setiap garis halus yang terdapat pada citra akan dideteksi sebagai tepian. Selanjutnya dilakukan langkah kedua yaitu deteksi tepi dengan salah satu operator deteksi seperti Roberts, Perwitt atau Sobel dan dilakukan pencarian horizontal maupun vertikal. Operator Sobel yang digunakan sesuai persamaan (1):

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

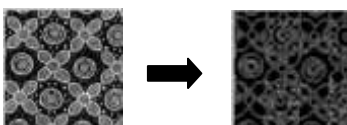
Hasil dari kedua operator digabungkan untuk mendapatkan hasil gabungan tepi vertikal dan horizontal dengan persamaan (2):

$$|G| = |G_x| + |G_y| \quad (2)$$

Langkah ketiga adalah menentukan arah tepian yang ditentukan dengan menggunakan persamaan (3):

$$\theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (3)$$

Selanjutnya memperkecil garis tepi yang muncul dengan menerapkan non *maximum suppression* sehingga menghasilkan garis tepian yang lebih tajam. Langkah terakhir adalah binerisasi dengan menerapkan dua buah nilai ambang batas. Nilai ambang batas ditentukan sehingga hanya tepian dengan nilai yang besar yang akan dipertahankan. Sistem ambang batas menggunakan sistem ambang batas ganda dimana tepian dengan nilai yang lebih besar dari ambang batas atas ditandai dengan tepian yang kuat, sedangkan tepian dengan nilai yang lebih kecil dari ambang batas bawah akan dihapus dan ditandai sebagai tepian lemah. Tepian yang kuat diinterpretasikan sebagai tepian pada citra akhir. Gambar 3 menunjukkan citra hasil deteksi tepi dengan algoritma Canny.



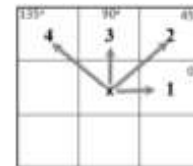
Gambar 3: Citra akhir hasil deteksi Canny

Setelah tepi citra terdeteksi citra dipartisi dengan cara mempartisi citra batik menjadi beberapa wilayah objek yang akan menunjukkan derajat keabuan masing-masing piksel. Segmentasi dilakukan berdasarkan pada perulangan pola dan intensitas antar setiap piksel pada ketetanggaan lokal.

D. Ekstraksi ciri

Metode yang digunakan untuk ekstraksi ciri adalah Grey Level Co-occurrence Matrices (GLCM). GLCM merupakan salah satu metode untuk memperoleh ciri statistik orde dua dengan cara menghitung probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan orientasi sudut tertentu [10][11]. Pendekatan proses GLCM bekerja dengan membentuk sebuah matriks kookurensi data citra, dilanjutkan dengan menentukan ciri sebagai fungsi dari matriks antara tersebut. *Co-occurrence* (kookurensi) berarti kejadian bersama, yaitu jumlah kejadian satu level nilai piksel bertetangga dengan satu level nilai piksel lain dalam jarak (d) dan orientasi sudut (θ) tertentu. Jarak dinyatakan dalam piksel dan orientasi dinyatakan dalam derajat. Orientasi dibentuk dalam empat arah sudut dengan interval sudut 45° , yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° . Sedangkan jarak antar piksel biasanya ditetapkan sebesar 1 piksel. Arah dan jarak GLCM dapat dilihat pada Gambar 1. Sedangkan proses pembentukan GLCM sebuah citra dengan 4 level keabuan (*gray level*) pada jarak $d=1$ dan arah 0° . Arah dan jarak piksel dalam GLCM ditunjukkan pada gambar 4. Gambar 5 menggambarkan proses matriks kookurensi yang terbentuk untuk mengekstrak ciri citra berdasarkan GLCM.

Haralick mengusulkan 14 ciri yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan tekstur [6]. Ciri yang akan digunakan dalam penelitian ini meliputi kontras, energy, homogenitas dan korelasi [12] yang diperoleh melalui Persamaan (4) sampai dengan persamaan (7).



Gambar 4: Piksel x ditengah, piksel 1 arah $\theta=0^\circ$, piksel 2 arah $\theta=45^\circ$, piksel 1 arah $\theta=90^\circ$, piksel 1 arah $\theta=135^\circ$, semua jarak $d=1$

0	0	0	1	1
0	0	1	1	1
0	2	2	2	2
2	2	2	3	3
2	2	3	3	3

a

	0	1	2	3
0	3	1	1	0
1	0	4	0	0
2	0	0	6	1
3	0	0	0	4

b

Gambar 5. (a). Citra dengan 4 level keabuan (b). GLCM dengan arah $\theta=0^\circ$ dan jarak=1

$$\text{contrast} = \sum_{a,b} P_{a,b} (a - b)^2 \quad (4)$$

$$\text{Energi} = \sum_{a,b} P_{\theta,d}^2 (a, b) \quad (5)$$

$$\text{homogenitas} = \sum_a \sum_b \frac{1}{1+(a-b)^2} P_{\theta,d} (a, b) \quad (6)$$

$$\text{korelasi} = \frac{\sum_{a,b} [(ab)P_{\theta,d}(ab)] - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (7)$$

dengan

$$\mu_x = \sum_a a \sum_b P_{\theta,d} (a, b), \mu_y = \sum_b b \sum_a P_{\theta,d} (a, b)$$

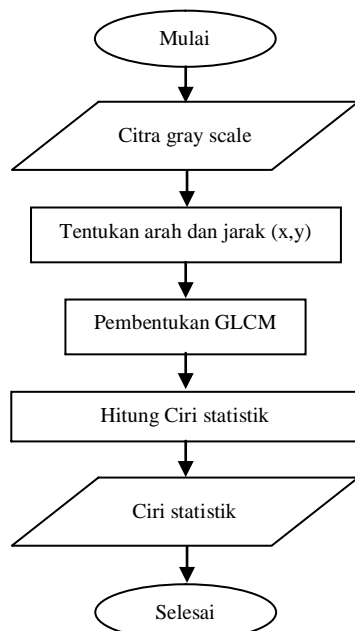
$$\sigma_x = \sum_a (a - \mu_x)^2 \sum_b P_{\theta,d} (a, b),$$

$$\sigma_y = \sum_b (b - \mu_y)^2 \sum_a P_{\theta,d} (a, b)$$

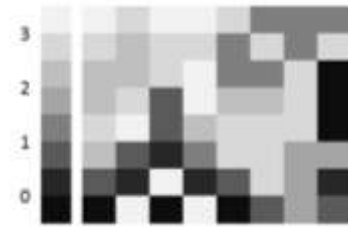
Tahap pembentukan GLCM untuk GLCM dengan arah 0° dan jarak d=1 maka ditentukan koordinat arah (x,y) yaitu (1,0). Setelah arah ditentukan selanjutnya dibentuk matrik kookurensi dengan cara menghitung frekuensi kemunculan pasangan nilai keabuan antar piksel pada jarak dan arah yang telah ditentukan. Langkah-langkah untuk membuat GLCM simetris ternormalisasi secara berurutan adalah:

1. Mengkonversi citra grayscale menjadi matrik
2. Menentukan hubungan spasial anatar piksel berdasarkan jarak dan sudut yang dipilih
3. Menghitung jumlah kookurensi
4. Menjumlahkan matriks kookurensi dengan transposenya untuk menjadikannya simetris
5. Normalisasi matriks untuk mengubahnya ke bentuk probabilitas.

Pembentukan GLCM digambarkan pada diagram alir pada Gambar 6.



Gambar 6 : Diagram Alir pembentukan GLCM



(a)

$$\begin{bmatrix} 3 & 3 & 3 & 3 & 1 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 3 & 3 & 1 & 3 & 1 & 3 \\ 2 & 2 & 3 & 3 & 1 & 1 & 3 & 0 \\ 2 & 3 & 0 & 3 & 2 & 2 & 3 & 0 \\ 2 & 3 & 0 & 2 & 3 & 3 & 3 & 0 \\ 2 & 0 & 0 & 2 & 3 & 3 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 3 & 0 & 0 & 3 & 2 & 0 \\ 0 & 3 & 0 & 3 & 0 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix}$$

(b)

a\b	0	1	2	3
0	4	0	3	4
1	0	4	0	3
2	3	0	3	7
3	8	5	2	9

(c)

$$\begin{bmatrix} 4 & 0 & 3 & 4 \\ 0 & 4 & 0 & 3 \\ 3 & 0 & 3 & 7 \\ 8 & 5 & 2 & 9 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 4 & 0 & 3 & 8 \\ 0 & 4 & 0 & 5 \\ 3 & 0 & 3 & 2 \\ 4 & 3 & 7 & 9 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 8 & 0 & 6 & 12 \\ 0 & 8 & 0 & 8 \\ 6 & 0 & 6 & 9 \\ 12 & 8 & 9 & 18 \end{bmatrix}$$

(d)

$$\begin{bmatrix} 0.1 & 0 & 0.1 & 0.1 \\ 0 & 0.1 & 0 & 0.1 \\ 0.1 & 0 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.1 & 0.2 \end{bmatrix}$$

(e)

Gambar 7 : Proses Pembentukan Matriks GLCM

(a) Citra gray scale (b) konversi citra ke bentuk matriks (c) Matriks kookurensi (d) GLCM Simetris (e) GLCM Simetris ternormalisasi

Gambar 7 menggambarkan proses pembentukan matriks GLCM dari sebuah citra grayscale. Setelah GLCM terbentuk dapat dihitung ciri statistik citra yang akan diklasifikasi menggunakan jaringan syaraf tiruan. Ciri yang diperoleh akan menjadi input pada jaringan syaraf tiruan.

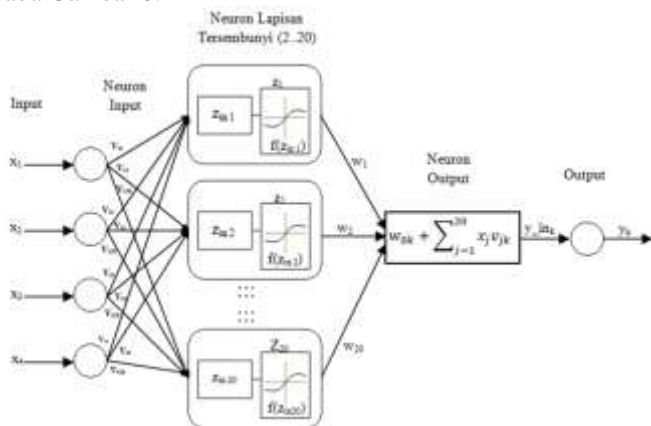
E. Klasifikasi Citra Batik menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan telah menjadi salah satu alat yang penting dalam proses klasifikasi. Keuntungan dari jaringan syaraf tiruan dapat ditinjau dari beberapa aspek teori berikut [6]:

1. Jaringan syaraf tiruan memiliki metode *data driven self adaptif* yang mampu mengatur dirinya sendiri terhadap data yang akan diolah tanpa memerlukan fungsi spesifikasi yang eksplisit atau bentuknya telah terdistribusi berdasarkan model jaringan syaraf.

- Jaringan syaraf tiruan merupakan fungsi aproksimasi umum yang memiliki keakuratan dalam proses klasifikasi.
- Jaringan syaraf tiruan merupakan model nonlinear sehingga model ini menjadi fleksibel dalam pemodelan hubungan yang kompleks di dunia nyata.
- Jaringan syaraf tiruan mampu mengestimasi kemungkinan-kemungkinan selanjutnya yang menyediakan dasar aturan klasifikasi dan analisa statistik.

Konsep praktis dari JST untuk mengklasifikasi Citra batik dengan cara mengolah ciri pola citra batik dan melatihnya untuk dapat melakukan klasifikasi berdasarkan motif batik geometri dan motif non geometri. Struktur Jaringan Syaraf Tiruan digambarkan pada proses klasifikasi batik digambarkan pada Gambar 8.



Gambar 8: Struktur Jaringan Syaraf Tiruan

Setelah dilakukan proses pelatihan, sistem akan menghasilkan bobot-bobot yang akan digunakan untuk menentukan kelas motif citra batik. Metode jaringan syaraf tiruan dengan algoritma backpropagation sebagai berikut[13]:

- Inisialisasi bobot dengan nilai random atau acak yang cukup kecil. Set learning rate α serendah mungkin ($0 < \alpha < 1$)
- Selama kondisi berhenti masih belum terpenuhi, laksanakan Tahap 2 sampai 9.
- Untuk tiap pasangan pelatihan, lakukan nomor 4 sampai 9.

Feedforward

4. Untuk tiap input neuron ($x_i, i = 1, 2, \dots, n$) menerima input x_i dan menyebarkan sinyal tersebut ke seluruh neuron lapisan tersembunyi.

- Tiap unit tersembunyi ($z_j, j = 1, 2, \dots, p$) jumlahkan bobot sinyal inputnya dengan persamaan (8)

$$z_{in_j} = V_{0j} + \sum_{i=1}^p x_i v_{ij} \quad (8)$$

kemudian dihitung nilai output dengan menggunakan fungsi aktivasi yang digunakan dengan persamaan (9)

$$z_j = f(z_{in_j}) \quad (9)$$

Dan mengirimkan sinyal ini ke seluruh unit lapisan di atasnya (lapisan output).

- Tiap unit neuron output ($y_k, k = 1, 2, \dots, m$) jumlahkan bobot sinyal keluarannya,

$$y_{in_k} = w_{0k} + \sum_{j=1}^m x_j v_{jk} \quad (10)$$

sedangkan untuk *cascadenya*

$$y_{in_k} = w_{0k} + \sum_{j=1}^m x_j v_{jk} + \sum_{i=1}^p x_i v_{ij} \quad (11)$$

Hitung sinyal output dengan fungsi aktivasi pada persamaan (12)

$$y_k = f(z_{in_k}) \quad (12)$$

Backpropagation error

- Untuk tiap output neuron ($y_k, k = 1, 2, \dots, m$) menerima pola target yang bersesuaian dengan pola input dan kemudian dihitung informasi kesalahan dengan persamaan (13).

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \quad (13)$$

Hitung koreksi bobot dengan persamaan (14)

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (14)$$

Hitung koreksi terhadap bias dengan persamaan (15)

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (15)$$

Dan mengirimkan sinyal tersebut kelapis sebelumnya.

- Untuk tiap hidden neuron ($z_j, j = 1, 2, \dots, p$) dihitung delta input yang berasal dari neuron pada layer di atasnya dengan persamaan (16).

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (16)$$

Kalikan dengan turunan dari fungsi aktivasi untuk mencari kesalahan dengan persamaan (17).

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \quad (17)$$

Dan hitung bobot koreksinya dengan persamaan (18)

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (18)$$

Dan hitung koreksi biasnya dengan persamaan (19)

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad (19)$$

Update bobot dan bias

- Tiap nilai output neuron $y_k, k = 1, 2, \dots, m$ perbaharui bias dan bobotnya $j=0, 1, \dots, p$ dengan persamaan (20)

$$w_{jk}(new) = w_{jk}(old) + \Delta w_{jk} \quad (20)$$

Tiap unit tersembunyi $z_j = 1, 2, \dots, p$ perbaharui bias dan bobotnya $i=0, 1, \dots, n$ dengan persamaan (21).

$$v_{ij}(new) = v_{ij}(old) + \Delta v_{ij} \quad (21)$$

- Uji kondisi berhenti

If $\delta_k < \text{nilai error set awal}$ then "Stop Training"

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data citra batik yang diolah terdiri dari 100 citra yang telah diproses menghasilkan 4 buah ciri GLCM pada 100 buah citra batik. Jaringan syaraf yang digunakan terdiri dari 1 layer input dengan 4 buah input, 1 buah layer tersembunyi dengan modifikasi neuron antara 2 sampai 20 buah neuron dan 1 buah layer output. Inisialisasi bobot diambil bobot awal dengan nilai random yang kecil. Maksimum epoch = 100 dengan learning rate = 1. Data ciri citra batik di bagi mejadi 70% ciri citra batik sebagai data latih dan 30% digunakan sebagai data uji. Data Uji dibagi 2 sebagai data uji sebanyak 15% dan data uji validitas 15%. Dengan menggunakan algoritma backpropagation pada jaringan syaraf tiruan diperoleh hasil untuk kemampuan jaringan syaraf mengklasifikasi citra batik dalam 2 buah kelas non geometri dan geometri. Jumlah neuron yang digunakan bervariasi untuk mengetahui pengaruh jmlah neuron dalam proses klasifikasi citra batik menggunakan jaringan syaraf tiruan.

Pada data latih dengan jumlah neuron 2 mampu mengklasifikasikan citra dengan motif geometri sebanyak 33 (91.67%) data citra dari 36 data citra motif geometri. Sedangkan citra dengan motif non geometri dapat diklasifikasi dengan benar sebanyak 23 (67%) data citra dari 34 data citra motif non geometri. Kemampuan jaringan syaraf tiruan untuk mengklasifikasikan citra batik berdasarkan motif dengan 2 buah jumlah neuron sebesar 80%. Sedangkan dengan jumlah neuron yang lebih banyak sebesar 20 neuron jaringan syaraf tiruan dapat melakukan klasifikasi citra motif geometri pada semua citra motif geometri. Sebanyak 36 citra motif geometri dapat diklasifikasikan dengan benar pada kelas citra batik motif geometri. Pada kelas non geometri terdapat 1 (2.94%) citra yang tidak dapat diklasifikasi. Jumlah persentasi kemampuan klasifikasi citra batik dengan jumlah neuron 20 pada jaringan syaraf tiruan sebesar 99.1%. Tabel 1 menunjukkan hasil pemrosesan data latih dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan.

TABEL 1: HASIL PEMROSESAN DATA LATIH

Jumlah Neuron	Data Latih (70 data)								MSE	%Error	Perse ntase (%)
	Kelas Geometri 36				Kelas Non Geometri 34						
	√	Persen tase (%)	×	Persen tase (%)	√	Perse ntase (%)	×	Persen tase (%)			
2	33	91.67	3	8.33	23	67.65	11	32.35	1.38E-01	20	80
5	33	91.67	3	8.33	27	79.41	7	20.59	1.50E-01	15.71	84.29
10	34	94.44	2	5.56	30	88.24	4	11.76	2.86E-02	2.85	97.15
15	36	100	0	0	32	94.118	2	5.8824	2.33E-07	1.876	98.124
20	36	100	0	0	33	97.059	1	2.9412	1.23E-07	0.87	99.13

Pada data uji dengan jumlah neuron 2 mampu mengklasifikasikan citra dengan motif geometri sebanyak 7 (87.5%) data citra dari 8 data citra motif geometri. Sedangkan citra dengan motif non geometri dapat diklasifikasi dengan benar sebanyak 2 (28.6%) data citra dari 7 data citra motif non geometri. Kemampuan jaringan syaraf tiruan untuk mengklasifikasikan citra batik berdasarkan motif dengan 2 buah jumlah neuron sebesar 66.7%. Sedangkan dengan jumlah neuron yang lebih banyak sebesar 20 neuron jaringan syaraf tiruan dapat melakukan klasifikasi citra motif geometri pada semua citra motif geometri. Sebanyak 8 citra motif geometri dapat diklasifikasikan dengan benar pada kelas citra batik motif geometri. Pada kelas non geometri terdapat 1 (0.14%) citra yang tidak dapat diklasifikasi. Jumlah persentasi kemampuan klasifikasi citra batik dengan jumlah neuron 20 pada jaringan syaraf tiruan sebesar 99.2%. Tabel 2 menunjukkan hasil pemrosesan data uji dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan.

TABEL 2: HASIL PEMROSESAN DATA UJI

Jumlah Neuron	Data Uji (15 data)								MSE	%Error	Perse ntase (%)
	Kelas Geometri 8				Kelas Non Geometri 7						
	√	Persen tase (%)	×	Persen tase (%)	√	Perse ntase (%)	×	Persen tase (%)			
2	7	87.5	1	12.5	2	28.571	5	71.429	2.25E-01	33.3	66.7
5	7	87.5	1	12.5	3	42.857	4	57.143	2.07E-01	26.6	73.4
10	8	100	0	0	4	57.143	3	42.857	1.33E-02	13.3	86.7
15	8	100	0	0	6	85.714	1	14.286	2.78E-07	1.98	98.02
20	8	100	0	0	6	85.714	1	14.286	1.30E-07	0.77	99.23

Pada data uji dengan jumlah neuron 2 mampu mengklasifikasikan citra dengan motif geometri sebanyak 7 (87.5%) data citra dari 8 data citra motif geometri. Sedangkan citra dengan motif non geometri dapat diklasifikasi dengan benar sebanyak 3 (42.86%) data citra dari 7 data citra motif non geometri. Kemampuan jaringan syaraf tiruan untuk mengklasifikasikan citra batik berdasarkan motif dengan 2 buah jumlah neuron sebesar 73.4%. Sedangkan dengan jumlah neuron yang lebih banyak sebesar 20 neuron jaringan syaraf tiruan dapat melakukan klasifikasi citra motif geometri pada semua citra motif geometri. Sebanyak 8 citra motif geometri dapat diklasifikasikan dengan benar pada kelas citra batik motif geometri. Pada kelas non geometri terdapat 1 (14.9%) citra yang tidak dapat diklasifikasi. Jumlah persentasi kemampuan klasifikasi citra batik dengan jumlah neuron 20 pada jaringan syaraf tiruan sebesar 99.23%. Tabel 3 menunjukkan hasil pemrosesan data uji dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan.

TABEL 3: HASIL PEMROSESAN DATA UJI VALIDITAS

Jumlah Neuron	Data Uji Validitas (15 data)								MSE	%Error	Perse ntase (%)
	Kelas Geometri 8				Kelas Non Geometri 7						
	√	Persen tase (%)	×	Persen tase (%)	√	Perse ntase (%)	×	Persen tase (%)			
2	7	87.5	1	12.5	3	42.86	4	57.14	1.81E-01	26.6	73.4
5	7	87.5	1	12.5	3	42.86	4	57.14	1.27E-01	13.3	86.7
10	8	100	0	0	3	42.86	4	57.14	6.66E-02	6.6	93.4
15	8	100	0	0	5	71.43	2	28.57	3.16E-07	1.09	98.91
20	8	100	0	0	6	85.71	1	14.29	1.33E-07	0.77	99.23

V. PENUTUP

A. Kesimpulan

- Dari hasil percobaan yang telah dilakukan dapat disimpulkan:
1. Jaringan syaraf tiruan dengan algoritma backpropagation mampu mengklasifikasi citra batik berdasarkan motif geometri dan non geometri.
 2. Klasifikasi citra motif geometri dapat dilakukan dengan keberhasilan klasifikasi sebesar 100% dengan jumlah neuron 20 sedangkan pada citra batik non geometri sebesar 85.71%. Motif citra yang tidak beraturan menyebabkan terjadinya kesalahan klasifikasi kelas citra batik motif non geometri.
 3. Jumlah neuron yang digunakan dalam setiap proses latih dan uji berpengaruh terhadap kemampuan klasifikasi citra batik dengan motif geometri maupun non geometri

B. Saran

Untuk penelitian selanjutnya dapat dikembangkan dengan menambah kelas klasifikasi dan mengidentifikasi jenis-jenis citra batik menggunakan metode kecerdasan buatan yang lain.

REFERENCES

- [1] A. M. Arymurthy, "Cbirs pada aplikasi warisan budaya," 2011.
- [2] Mulaab, "Ekstraksi Fitur Motif Batik Berbasis Metode Statistik Tingkat Tinggi," *Pros. Semin. Nas. Inform. UPN Veteran Yogyakarta*, pp. 69–75, 2010.

- [3] V. S. Moertini and B. Sitohang, "Algorithms of Clustering and Classifying Batik Images Based on Color, Contrast and Motif," *ITB J. Eng. Sci.*, vol. 37, no. 2, pp. 141–160, 2005.
- [4] V. S. Moertini, "Towards classifying classical batik images," 2005.
- [5] H. Rangkuti, A. Harjoko, and A. E. Putro, "Content Based Batik Image Retrieval," *J. Comput. Sci.*, vol. 10, no. 6, pp. 925–934, 2014.
- [6] G. P. Zhang, "Neural networks for classification: a survey," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part C (Applications Rev.)*, vol. 30, no. 4, pp. 451–462, 2000.
- [7] A. H. Rangkuti, "Content Based Batik Image Classification Using Wavelet Transform And Fuzzy Neural Network," *J. Comput. Sci.*, vol. 10, no. 4, pp. 604–613, 2014.
- [8] Imanuddin, "Batik Identification Based On Batik Pattern And Characteristics Using Pattern Feature Extraction," Gunadarma University, 2010.
- [9] F. Y. Shih, *Image Processing and Pattern Recognition: Fundamentals and Techniques*. 2010.
- [10] F. Albreghsen, "Statistical Texture Measures Computed from Gray Level Cooccurrence Matrices," Oslo, 2008.
- [11] D. Gadkari, "Image Quality Analysis Using GLCM," University Of Central Florida, Orlando, Florida, 2004.
- [12] A. Gebejes, E. M. Master, and A. Samples, "Texture Characterization based on Grey-Level Co-occurrence Matrix," in *Conference Of Informatics and MAnagement ICTIC 2013*, 2013, pp. 375–378.
- [13] L. Fausett, *Fundamental Of Neural Networks: Architecture, Algorithm and Applications*. New Jersey: Prentice Hall, 1993.