

PENERAPAN EKSTRAKSI CIRI ORDE SATU UNTUK KLASIFIKASI TEKSTUR MOTIF BATIK PESISIR DENGAN ALGORITMA BACKPROPAGASI

Novita Kurnia Ningrum

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Dian Nuswantoro Semarang
Email: novita.kn@dsn.dinus.ac.id

Defri Kurniawan

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Dian Nuswantoro Semarang
Email: defri.kurniawan@dsn.dinus.ac.id

Novi Hendiyanto

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Dian Nuswantoro Semarang
Email: novi.hendiyanto@gmail.com

ABSTRAK

Wilayah pesisir pantai pulau Jawa yang meliputi kota Brebes, Cirebon, Pekalongan, Lasem dan Madura memiliki pola motif batik yang beragam. Berdasarkan ragamnya, motif batik pesisir dibedakan menjadi batik geometri dan nongeometri. Pada awal pengolahan citra batik ini dilakukan *cropping* secara manual pada citra batik pesisir dengan merubah ukuran piksel menjadi 60 x 60 piksel. Dilanjutkan *greyscaling* pada citra *cropping*. Klasifikasi motif batik pesisir menggunakan algoritma *backpropagation* dengan menentukan nilai *learning rate* dan *momentum* pada saat training data. Data inputan yang digunakan berupa ciri statistik orde satu. Ciri statistik yang digunakan antara lain *mean*, *kurtosis*, *skewness* dan *enteropy*. Hasil uji coba menunjukkan *learning rate* terbaik diperoleh pada 0,5 dan *momentum* 1,0 pada motif batik geometri. Sedangkan pada motif batik non geometri *learning rate* terbaik diperoleh pada 0,5 dan *momentum* 1,0.

Keywords: *learning rate, momentum, backpropagation, motif batik pesisir.*

ABSTRACT

The coastal areas of Java island covering the cities of Brebes, Cirebon, Pekalongan, Lasem and Madura have various patterns of batik motifs. Based on the variety, coastal batik motifs are divided into batik geometry and nongeometry. At the beginning of this batik image processing done cropping manually on the image of coastal batik by changing the size of pixels to 60 x 60 pixels. Continued greyscaling on the cropping image. Classification of coastal batik motif using backpropagation algorithm by determining the value of learning rate and momentum during training data. Input data used in the form of first order statistics. Statistical features that used in this reasech is mean, kurtosis, skewness and enteropy. Result of the reasech is the best learning rate is 0.5 and the momentum 1.0 on the geometry of batik motif. And non-geometric motif the best learning rate 0,5 and momentum 1.0.

Keywords: *learning rate, momentum, backpropagation, motif batik pesisir.*

1. PENDAHULUAN

Berdasarkan bidang seni rupa, batik termasuk dalam karya lukis dua dimensi dimana kain yang menjadi media lukisnya. UNESCO telah mengakui batik sebagai karya seni asli warisan budaya masyarakat Indonesia pada tahun 2009 [1]. Di Pulau Jawa batik berkembang pesat di wilayah pesisir utara Pulau Jawa atau biasa disebut batik pesisir dan lingkungan kraton Yogyakarta dan Solo atau biasa disebut batik pedalaman. Batik pesisir berkembang pesat di kota sepanjang pesisir utara pulau Jawa, meliputi Brebes, Cirebon, Pekalongan, Lasem dan Madura. Menurut Nian S. Djoemana, secara garis besar ragam hias batik dibedakan menjadi 2, yaitu ragam hias geometri dan non geometri [2].

Motif batik memiliki empat elemen dasar di dalamnya, yaitu garis, tekstur, warna dan bidang [1]. Dengan pengolahan citra motif pada batik dapat dianalisa untuk kemudian diklasifikasikan berdasarkan empat elemen yang dimilikinya. Dengan adanya klasifikasi akan membantu identifikasi karakter pada objek citra yang tersimpan dalam database, sehingga dapat meminimalkan kesalahan memasukkan objek pada kelompok yang berbeda [3].

Motif batik dapat diklasifikasikan berdasarkan karakteristik fiturnya dengan mencari kesamaan ciri dari citra tersebut. Ciri fitur diperoleh dengan ekstraksi fitur, dimana fitur citra dapat berupa bentuk, tekstur dan warna [4]. Penelitian terkait dengan ciri statistik dilakukan oleh Dyah Norma untuk mengklasifikasi serat pada kayu berdasarkan tekstur serat miringnya. Parameter yang digunakan pada klasifikasi adalah jarak euclidean untuk menghitung tingkat akurasi dan waktu komputasi [5]. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa ekstraksi fitur orde satu pada ciri *entropy* menghasilkan *Backpropagation* adalah salah satu metode klasifikasi berdasarkan jaringan saraf tiruan (*artificial network*). Penelitian yang terkait dengan *backpropagation* adalah penelitian dari Anita Kasim dan Agus Harjoko. Tujuan dari penelitian tersebut adalah untuk mengklasifikasikan motif batik geometri dan nongeometri. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *backpropagation* dapat mengklasifikasi citra motif batik berdasarkan motif geometri dan nongeometri. Tingkat akurasi mencapai 100% pada motif geometri dan 85,71% pada motif nongeometri dengan jumlah neuron sebanyak 20 neuron [6].

Dengan adanya sistem komputasi digital diharapkan dapat membantu dalam mengelola data motif batik secara digital dan dapat mengenali motif batik dengan mudah dengan menggunakan sistem tersebut.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Pada pengolahan citra, tahapan ekstraksi fitur diperlukan untuk interpretasi citra sehingga memudahkan analisa citra pada proses klasifikasi. Ekstraksi ciri berdasarkan analisis tekstur pada umumnya membutuhkan ekstraksi ciri pada tahap awal. Salah satu ekstraksi ciri dapat dilakukan dengan ekstraksi ciri orde satu. Setiap pola memiliki ciri spesifik yang dapat diklasifikasikan ke dalam kelompok pola geometri dan pola nongeometri. Selanjutnya menggunakan *backpropagation* untuk mengklasifikasi motif batik berdasarkan pola geometrinya.

Algoritma *backpropagation* termasuk dalam algoritma pembelajaran jaringan saraf tiruan atau *neural networks* yang dipopulerkan oleh oleh Rumelhart dan McClelland [7]. Sistem kerja *backpropagation* mengadopsi sistem kerja saraf pada manusia. Metode pembelajaran (*learning*) yang diadopsi *backpropagation* termasuk dalam *supervised learning*. Nilai yang diberikan pada *input neurons* merupakan pengetahuan yang dijadikan acuan untuk dipetakan ke dalam kelompok yang diinginkan yang sudah ditentukan di *output neurons*.

Learning process akan terus dilakukan selama kondisi yang diinginkan belum terpenuhi, hingga mencapai nilai *error* yang paling kecil. Oleh karenanya *backpropagation* sesuai untuk mengklasifikasi pola yang kompleks [8]. Klasifikasi batik dengan *backpropagation* berhasil memberikan nilai akurasi 100% untuk mengklasifikasi motif geometri dan 91,9% untuk motif batik non geometri [6].

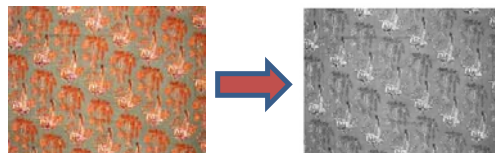
Tahapan pada penelitian ini meliputi akuisisi citra, pra pengolahan citra, ekstraksi fitur dengan metode ekstraksi ciri orde satu dan selanjutnya klasifikasi fitur dengan melakukan *data training* dan *data testing* dengan jaringan saraf tiruan algoritma *backpropagation*.

2.1 Akuisisi Citra

Pengumpulan data citra digital motif batik pesisir dan disimpan dalam format *file extension* jpeg.

2.2 Pra Pengolahan

Dilakukan *cropping* untuk menyamakan ukuran citra dengan resolusi 8 x 8 pixel. Kemudian *greyscaling* dengan merubah citra *RGB* ke bentuk *greyscale*.



Gambar 6. Grayscale Citra Motif Batik

2.3 Citra Ekstraksi Fitur

Pada penelitian ini menggunakan ciri statistik ordo satu yang merupakan metode pengambilan ciri yang didasarkan pada karakteristik histogram citra dengan mengabaikan hubungan antar piksel tetangga. Analisa tekstur ordo satu lebih baik dalam mempresentasikan tekstur citra dalam parameter-parameter terukur, seperti *mean*, *skewness*, *kurtosis*, dan *entropy*. Nilai ciri ordo satu tersebut kemudian menjadi nilai inputan pada proses klasifikasi. Secara matematis perhitungan lima nilai ciri tersebut dijabarkan sebagai berikut.

- a) *Mean* (μ)
Merupakan ukuran dispersi citra, dimana f_n merupakan intensitas keabuan dan $p(f_n)$ adalah probabilitas nilai histogram yang muncul pada citra.
- b) *Skewness* (α_3)
Merupakan tingkat kematangan relatif kurva histogram citra
- c) *Kurtosis* (α_4)
Merupakan tingkat keruncingan relatif kurva histogram citra
- d) *Entropy* (H)
Merupakan ukuran ketidakteraturan bentuk dari citra

2.4 Klasifikasi

Backpropagation mengadopsi algoritma pembelajaran *supervised learning* dimana proses pembelajaran dilakukan pada saat data *training*. Data input pada *input neurons* dijadikan sebagai data *training* yang akan dilanjutkan ke *output neurons* sebagai data output. Setiap jaringan diberi bobot, jika nilai output belum sesuai dengan nilai yang diharapkan maka akan terjadi perbaikan bobot dan dipropagasi balik menyebar ke jaringan neuron sebelumnya. Iterasi terjadi hingga mencapai nilai *error* yang paling rendah. Berikut ini langkah kerja *backpropagation*:

- a) Tahap 0: Inisiasi penimbang untuk pemberian nilai bobot (w);
- b) Tahap 1: mengulang tahap 2 sampai 9 hingga terpenuhi kondisi iterasi yang diinginkan;
- c) Tahap 2: mengulang langkah 3 sampai 8 untuk tiap pasangan data *training*;

2.4.1 Feedforward

- a) Tahap 3: setiap unit masukan ($X_i, i=1,2,\dots,n$) pada *input neurons* mendapat sinyal dan diteruskan ke unit-unit berikutnya – pada *hidden layer neurons*;
- b) Tahap 4: setiap unit pada *hidden layer neurons* dikalikan dengan bobot dan dijumlahkan faktor penimbang kemudian ditambahkan dengan nilai biasnya;

$$Z_{tnj} = V_{0j} + \sum_{i=1}^n (X_i V_{ij}) \quad (1)$$

Membangkitkan aktivasi dengan fungsi *sigmoid*:

$$f = \frac{1}{1 + \exp(-f(x))} \quad (2)$$

jika $Z_j = f(z_{in_j})$ maka,

$$Z_j = \frac{1}{1 + \exp(-Z_{tn_j})} \quad (3)$$

Selanjutnya sinyal dikirim ke unit *output* (*output neurons*);

- c) Tahap 5: setiap unit *output* ($Y_k, k=1,2,\dots,m$) dikalikan lagi dengan faktor penimbang dan dijumlahkan

$$Z_{tnk} = W_{0k} + \sum_{i=1}^n (X_i W_{ik}) \quad (4)$$

Kembali menghitung fungsi aktivasi

$$y_k = f(y_{in_k}) \quad (5)$$

2.4.2 Backpropagasi Dan Perbaikan Nilai Error

- a) Tahap 6: Setiap unit output (Y_k , $k=1,2,\dots,m$) menerima pola target sesuai nilai masukan pada waktu data *training* dan menghitung nilai *error*

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{m,k}) \quad (6)$$

Karena menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid*, maka:

$$f'(y_{m,k}) = f(y_{m,k})(1 - f(y_{m,k}))$$

$$y_k = (1 - y_k) \quad (7)$$

menghitung faktor penimbang untuk nilai W_{kj}

$$\Delta W_{kj} = \alpha \cdot \delta_k \cdot Z_j \quad (8)$$

menghitung perbaikan koreksi,

$$\Delta W_{0k} = \alpha \cdot \delta_k \quad (9)$$

Dan menggunakan nilai δ_k pada semua *layer* sebelumnya

- b) Tahap 7: setiap nilai penimbang yang menghubungkan unit *output* dan unit *hidden layer* (Z_j , $j=1,\dots,p$) dikalikan *delta* dan dijumlahkan sebagai masukan pada unit *layer* berikutnya,

$$\delta_{m,j} = \sum_{k=1}^m (\delta_k W_{jk}) \quad (10)$$

Kemudian dikalikan dengan turunan fungsi aktivasi untuk menentukan nilai *error*,

$$\delta_{m,j} = f'(y_{m,j}) - (y_{m,j}) \quad (11)$$

Menghitung perbaikan penimbang untuk memperbaiki V_{ij}

$$\Delta V_{ij} = \alpha \cdot \delta_j \cdot X_i \quad (12)$$

Menghitung perbaikan bias untuk memperbaiki V_{0j}

$$\Delta V_{0j} = \alpha \cdot \delta_j \quad (13)$$

2.4.3 Memperbaiki Penimbang Dan Bias

- a) Perbaikan bias dan penimbang ($j=0,\dots,p$) pada setiap unit *output* (Y_k , $k=1,\dots,m$)

$$W_{jk(\text{baru})} = W_{jk(\text{lama})} + \Delta W_{jk} \quad (14)$$

- b) Memperbaiki bias dan penimbang ($j=0,\dots,n$) pada unit *hidden layer* (Z_j , $j=1,\dots,p$)

$$V_{jk(\text{baru})} = V_{jk(\text{lama})} + \Delta V_{jk} \quad (15)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Citra yang diolah sebanyak 100 citra motif batik pesisir, terdiri dari 45 citra geometri dan 55 citra non geometri. Pembentukan *GLCM* menghasilkan 5 ciri statistik yaitu *means*, *skewness*, *kurtosis*, *entropy*. Adapun nilai yang dihasilkan sebagai berikut:

Tabel 1. Hasil pembentukan nilai GLCM pada motif batik batik geometri

<i>Citra</i>	<i>Mean</i>	<i>kurtosis</i>	<i>skewness</i>	<i>entropy</i>
imgeo1	873.375	10.1238	2.3325	1.2623
imgeo2	938.4375	7.4431	1.793	2.1558
imgeo3	821.2734	17.8547	3.858	1.3951
imgeo4	905.25	2.7418	0.86953	1.2866
imgeo5	895.7813	6.5037	2.1608	1.733
imgeo6	930.0586	3.4862	1.3196	2.1984
imgeo7	896.543	2.6609	1.1706	2.1069
imgeo8	959.4609	134.9656	10.625	1.0532

Tabel 2. Hasil pembentukan nilai GLCM pada motif batik batik non geometri

<i>Citra</i>	<i>Mean</i>	<i>Kurtosis</i>	<i>skewness</i>	<i>Entropy</i>
imgngeo1	914.9766	15.2619	3.5511	2.0110
imgngeo2	992.7109	18.7283	4.0037	0.4899
imgngeo3	986.9023	13.2245	3.1324	1.2357
imgngeo4	964.2188	14.9091	3.0834	1.7428
imgngeo5	1395.2695	6.2113	2.1252	0.7889
imgngeo5	760.0781	10.1538	2.8000	1.2311
imgngeo7	892.6875	84.1422	8.3966	2.7736
imgngeo8	1583.2266	3.9668	1.4758	2.2712

Empat nilai ciri seperti yang ditampilkan pada Tabel 1 dan Tabel 2 menjadi nilai masukan pada klasifikasi. Fase *training* menggunakan 70% data *training* yang terdiri dari dan fase *testing* menggunakan 30% data *testing*.

Algoritma *backpropagation* menggunakan konsep *learning/training* dengan tujuan agar *input* yang diinisialisasi pada *input layer* menghasilkan *output* yang sesuai atau yang diinginkan. Oleh karena itu dibutuhkan nilai *learning rate* yang mana nilai *learning rate* berkisar antara 0,1 – 1,0. Selain itu dibutuhkan adanya fungsi aktivasi, untuk menentukan nilai output suatu *neuron* sesuai dengan proses yang dilakukan terhadap input. Dalam hal ini fungsi aktivasi yang digunakan oleh algoritma *backpropagation* adalah *binary sigmoid function* yang memiliki range antara 0 hingga 1.

Tabel 3 dan Tabel 4 menunjukkan hubungan *learning rate* dan *momentum* dengan jumlah *neurons* untuk menghasilkan nilai *net error minimum*.

Tabel 3. Training data dengan *learning rate* 0,5 dan *momentum* 0,1 pada motif geometri

<i>Jumlah neuron</i>	<i>Learning rate</i>	<i>Motif Geometri</i>		<i>Net error</i>
		<i>Momentum</i>	<i>Iterasi</i>	
10	0.5	0.1	500	0.00998
12	0.5	0.1	785	0.00997
20	0.5	0.1	2170	0.33776
22	0.5	0.1	2584	0.20865
25	0.5	0.1	2898	0.12859

Tabel 4. Training data dengan learning rate 1,0 dan momentum 0.1 pada motif geometri

<i>Motif Geometri</i>				
<i>Jumlah neuron</i>	<i>Learning rate</i>	<i>Momentum</i>	<i>Iterasi</i>	<i>Net error</i>
10	1.0	0.1	10233	0.14371
12	1.0	0.1	22490	0.1278
20	1.0	0.1	24652	0.33569
22	1.0	0.1	16155	0.21068
25	1.0	0.1	9325	0.19467

Tabel 3 menunjukkan nilai *net error* paling kecil yaitu 0.00997 diperoleh pada saat nilai *learning rate* 0,5 dan *momentum* 0,1 dengan jumlah neuron sebanyak 12. Sedangkan pada Table 4 nilai *net error* paling kecil yaitu 0,12 juga diperoleh pada jumlah *neurons* 12 dengan *learning rate* 1,0 dan *momentum* 0,1.

Tabel 5. Training data dengan learning rate 1,0 dan momentum 0.1 pada motif non geometri

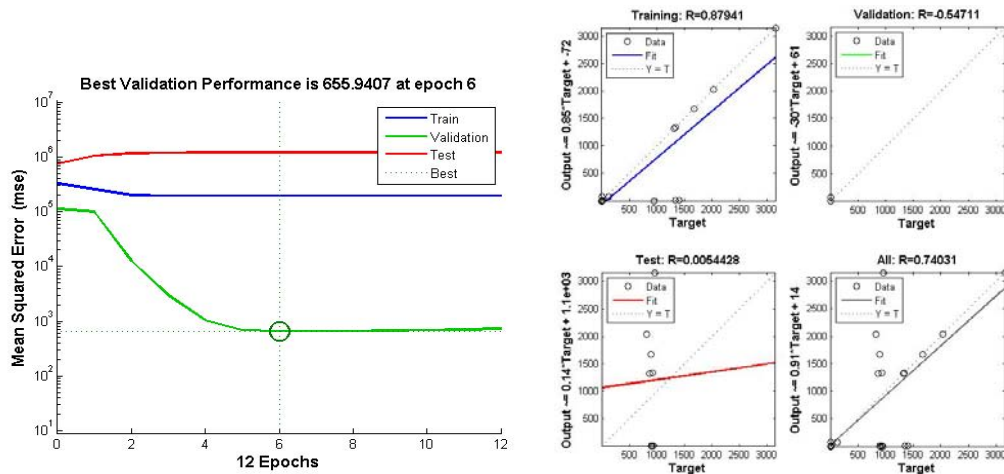
<i>Motif Non Geometri</i>				
<i>Jumlah neuron</i>	<i>Learning rate</i>	<i>Momentum</i>	<i>Iterasi</i>	<i>Net Error</i>
12	1.0	0.1	49173	0.355252
20	1.0	0.1	3411	0.188532
22	1.0	0.1	3848	0.333699
25	1.0	0.1	2182	0.340964
30	1.0	0.1	55831	0.459814
40	1.0	0.1	7056	0.181231
50	1.0	0.1	2143	0.11519
60	1.0	0.1	829	0.213

Tabel 6. Training data dengan learning rate 1,0 dan momentum 0.1 pada motif non geometri

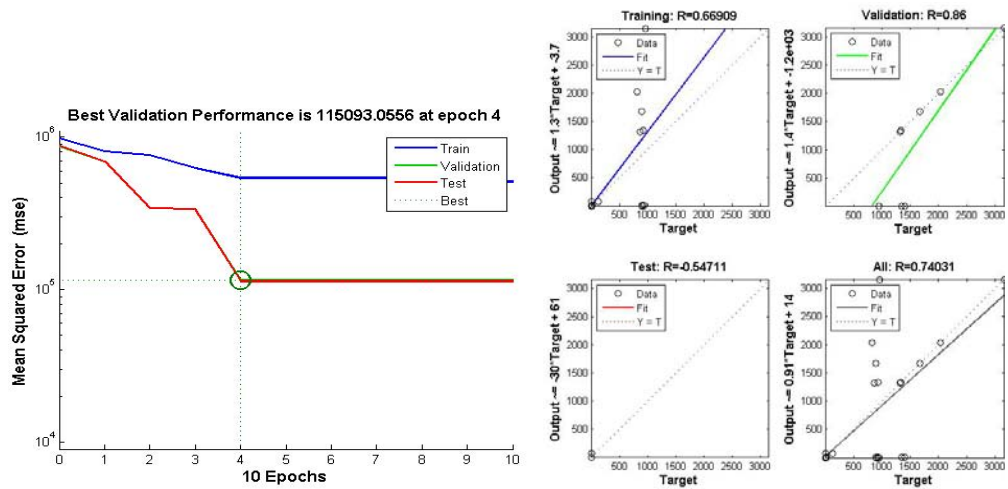
<i>Motif Non Geometri</i>				
<i>Jumlah Neuron</i>	<i>Learning rate</i>	<i>Momentum</i>	<i>Iterasi</i>	<i>Net Error</i>
12	0.5	0.1	2202	0.02247
20	0.5	0.1	46741	0.016422
22	0.5	0.1	2388	0.09887
25	0.5	0.1	11644	0.44773
30	0.5	0.1	2882	0.057436
40	0.5	0.1	8048	0.079793
50	0.5	0.1	5058	0.065296
60	0.5	0.1	1199	0.348121

Jumlah *neurons* yang digunakan dalam *backpropagation* mempengaruhi *learning/training*, jumlah *neurons* terlalu sedikit menghasilkan *net error* yang kurang akurat dan jumlah *neurons* terlalu banyak menyebabkan fase *learning/training* tidak stabil. Jumlah data yang digunakan juga mempengaruhi seberapa banyak *neurons* yang akan melakukan *training*.

Perbaikan nilai bobot dan bias terus dilakukan jika masih terdapat nilai *error* yang dihasilkan oleh keluaran. Jika tidak ada lagi perbaikan dan nilai bobot tidak lagi berubah (stabil) maka iterasi akan dihentikan. Grafik pada gambar 5 dan gambar 6 menunjukkan *epoch* (jumlah iterasi) yang dicapai pada *training validation* dan *testing* pada motif geometri dan non geometri. *Epoch* pada motif batik geometri menunjukkan hasil terbaik di titik 4 demikian pula untuk *validasi*. Sedangkan *epoch* untuk motif non geometri stabil pada titik 6.



Gambar 5. Grafik Titik *Epoch* Terbaik Motif Geometri Dan Grafik Hasil Klasifikasi Motif Batik Geometri



Gambar 6. Grafik Titik *Epoch* Terbaik Motif Non Geometri Dan Grafik Hasil Klasifikasi Motif Batik Non Geometri

4. KESIMPULAN

Berdasarkan uji coba di atas maka kesimpulan yang diperoleh adalah ekstraksi ciri orde satu dengan menghasilkan lima ciri statistik yaitu *means*, *skewness*, *kurtosis* dan *enterophy*. Dimana empat ciri tersebut dapat dianalisa sebagai nilai input pada klasifikasi dengan algoritma *backpropagation*. Nilai *learning rate* mempengaruhi laju pada proses training. selain itu jumlah *neurons* yang digunakan menyesuaikan dengan jumlah data yang ditraining. Jumlah *neurons* yang terlalu banyak atau terlalu sedikit mengakibatkan iterasi semakin lama dan menjadi tidak stabil. Klasifikasi dengan algoritma *backpropagation* menghasilkan akurasi terbaik pada jumlah *neurons* 12, *learning rate* 0,5 dan *momentum* 0,1 untuk motif batik geometri sedangkan motif batik non geometri akurasi terbaik pada jumlah *neurons* 20, *learning rate* 0,5 dan *momentum* 0,1. Nilai ciri statistik yang diperoleh pada penelitian ini masih terlalu *generate* sehingga membutuhkan proses yang lama untuk mendapatkan nilai akurasi terbaik pada klasifikasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Arymurthy, Cbir pada Aplikasi Warisan Budaya, 2011.
- [2] N. S. Djumana, Batik., Yogyakarta: Departemen Perindustrian dan Perdagangan RI, 1997.
- [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. vol. 37 no. 2, p. pp 141–160, 2005.

- [4] H. Mauridhi and M. Arif, *Konsep Pengolahan Citra Digital dan Ekstraksi Fitur*, Edisi Pertama ed., Jogjakarta: Pustaka Ilmu, 2010.
- [5] D. N. Maharsi, . J. Halomoan and R. D. Atmaja, "Klasifikasi Serat Miring pada Kayu Menggunakan Ekstraksi Ciri Statistik Berdasarkan pada Pengolahan Citra," *e-Proceedings of engineering*, vol. 2, no. 1, p. 2, 2015.
- [6] A. A. Kasim and A. Harjoko, "Klasifikasi Citra Batik Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan berdasarkan Grey Level Co-Occurance Matrices," *Seminar Nasional Teknologi Informasi*, p. Yogyakarta, 2014.
- [7] D. G. Gonzalez and R. E. Fabio A., "A Semi-Automatic Method for Quantification and Classification of Erythrocytes Infected With Malaria Parasites in Microscopic Images," *J. Of Biomedical Informatics*, vol. 42, pp. 296-307, 2009.
- [8] D. Puspitaningrum, *Pengantar Jaringan Saraf Tiruan*, Yogyakarta: Penerbit Andi, 2006.
- [9] R. Albrechtsen , *Statistical Texture Measurer Computed from Gary Level Co-Occurrence Matrices*, Oslo, 2008.
- [10] Y. Rullist, B. Irawan and A. B. Osmond, "Aplikasi Identifikasi Motif Batik Menggunakan Ekstraksi Fitur Gary Level Co-Occurrence Matrix Berbasis Anroid".
- [11] N. Setiohardjo and Harjoko A., "Analisis Tekstur untuk Klasifikasi Motif Kain (Studi Kasus Kain Tenun Nusa Tenggara Timur)," *IJCCS (Indonesian J Comput Cyber System)*, vol. 8, pp. 177-188, 2014.
- [12] R. Hidayat, "Implementasi Penggabungan Metode Fitur Ciri Orde 1 dan Fitur Ciri Orde 2 Pada Citra Untuk Pengklasifikasian Jenis Batu Akik," *Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika (KOMPUTA)*.
- [13] Group Imaging & Image Processing Research, "PRAKTIKUM PENGOLAHAN CITRA BIOMEDIKA, Modul 3 – Analisis Tekstur," ITB.