

# Pengaruh Fitur Warna pada Klasifikasi Impresi Citra Batik Indonesia Menggunakan *Probabilistic Neural Network*

Agung Nilogiri<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>Prodi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Jember  
Email: <sup>1)</sup>agungnilogiri@unmuhjember.ac.id

## Abstrak

Penelitian tentang batik Indonesia dan impresi, masing-masing secara terpisah telah dilakukan. Penelitian tentang klasifikasi citra batik juga telah banyak dilakukan. Impresi yang merupakan perasaan psikologis seseorang terhadap suatu produk dapat menjadi label kelas dalam pengelompokan citra batik. Penelitian ini memiliki tujuan mengetahui seberapa besar pengaruh fitur warna yang diekstraksi dari sebuah citra batik dan sistem klasifikasinya berdasarkan impresi. Praproses klasifikasi dengan melakukan ekstraksi fitur tekstur, dan bentuk dari citra batik yang selanjutnya digunakan sebagai input sistem klasifikasi. Untuk memperoleh fitur tekstur digunakan metode transformasi *fourier* hingga didapat nilai amplitudo dan sudutnya dalam domain frekuensi. Selanjutnya menggunakan filter Gabor untuk mendapatkan fitur bentuk. Selanjutnya fitur tersebut akan disederhanakan dimensinya menggunakan *Singular Value Decomposition* (SVD). Pada proses klasifikasi citra, digunakan metode *Probabilistic Neural Network* (PNN) dengan input berupa fitur yang telah disederhanakan dimensinya dan output yang dihubungkan ke kelas impresi. Dari serangkaian pengujian, dihasilkan klasifikasi terhadap citra batik testing yang hasilnya hampir sama dengan penelitian sebelumnya, bahkan dapat dikatakan stabil pada proses uji *tanimoto distance*-nya. Pada proses reduksi dengan jumlah informasi fitur yang ditentukan sebesar 90% dari nilai awal, diperoleh total vektor fitur sebesar 11 dimensi, lebih kecil dari penelitian sebelumnya sebesar 14 dimensi (yang termasuk didalamnya terdapat fitur warna) dengan hasil nilai akurasi *Tanimoto distance* sebesar 0,27. Hal berbeda 0,01 dari penelitian sebelumnya sebesar 0,26 untuk 81 citra training dan testing. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa vektor fitur warna yang diusulkan pada penelitian sebelumnya tidak mempunyai pengaruh yang signifikan pada proses klasifikasi.

**Kata kunci:** Klasifikasi, Batik, Impresi, Fourier, Gabor, *Singular Value Decomposition*, *Probabilistic Neural Network*.

## 1. PENDAHULUAN

Istilah batik berasal dari kata dalam bahasa Jawa yaitu "*amba*", yang artinya menulis dan "*nitik*" yang berarti memberi titik. Kata batik merujuk pada teknik pembuatan corak menggunakan canting atau cap dan pencelupan kain, dengan menggunakan bahan perintang warna corak, bernama "*malam*" (lilin) yang diaplikasikan di atas kain, untuk menahan masuknya bahan pewarna. Kain batik adalah kain yang memiliki ragam hias (corak) yang diproses dengan "*malam*"

menggunakan canting atau cap sebagai media menggambarnya. Selebar batik tidak sekedar menyimpan nilai-nilai estetis dari jalinan ragam hias dan paduan tata warnanya saja. Tetapi, lebih dari itu juga menyimpan sistem nilai, simbol, makna filosofis, dan strategi adaptasi masyarakat pendukungnya. Karena terdapat perbedaan sistem nilai, simbol, makna filosofis dan strategi adaptasi, maka ungkapan karya batik yang dibuat masyarakat yang satu akan berbeda dengan masyarakat lainnya (Hamidin, 2010).

Sebuah lembaga kebudayaan Indonesia yang bernama *Indonesian Archipelago Culture Initiatives* (IACI) telah mengumpulkan data citra motif pakaian dari 30 propinsi di Indonesia, termasuk di dalamnya adalah citra batik. Hal tersebut dilakukan sebagai upaya untuk menginventarisasi kekayaan dan menjaga ketahanan budaya tradisional Indonesia. Informasi yang dapat diperoleh dari setiap citra batik yang ditampilkan pada situs tersebut adalah sebagai berikut : nama motif, asal daerah/kota, propinsi, deskripsi, dan kontributor. Sedangkan jumlah koleksi citra batik yang terkait batik klasik diambil dari 2 propinsi yaitu propinsi Jawa Tengah dan Daerah Istimewa Yogyakarta.

Informasi yang telah disajikan tersebut belumlah cukup karena impresi yang dihasilkan oleh seseorang saat melihat suatu citra batik dapat berbeda-beda. Selain itu, tidak semua orang dapat secara langsung mengetahui impresi yang ada pada citra batik. Impresi memiliki arti perasaan psikologis terhadap suatu produk. Kesalahan identifikasi impresi pada kain batik yang dikenakan oleh seseorang dapat mempengaruhi kesan orang lain yang berinteraksi dengannya. Misal, seorang lelaki tinggi besar dan berbadan tegap menggunakan kain batik dengan motif buketan. Hal tersebut akan mengakibatkan kesan feminin yang diberikan oleh orang lain yang berinteraksi dengannya. Dengan demikian perlu adanya kestabilan informasi mengenai impresi umum yang ada pada citra batik sehingga dapat ditambahkan untuk melengkapi informasi yang telah ada.

Penelitian tentang batik Indonesia dan impresi, masing-masing secara terpisah telah dilakukan. Pada penelitian tentang batik Indonesia misalnya, Putra (Putra, 2011) menerapkan proses ekstraksi fitur menggunakan transformasi wavelet diskrit dan *wavelet filter* yang dirotasi serta metode klasifikasi *multilayer perceptron* serta penambahan alternatif *query* nama dan jenis motif untuk mengembangkan sistem temu kembali citra batik. Sanabila (Sanabila, 2009) memanfaatkan *Generalized Hough Transform* untuk mendapatkan

fitur bentuk untuk mengenali motif batik Yogyakarta. Kurniawan (Kurniawan, 2011) mengklasifikasikan citra batik berdasarkan geometris batik klasik menggunakan metode *Independent Component Analysis* dan *Backpropagation Neural Network*. Arisandi (Arisandi et. al., 2011) menerapkan proses ekstraksi fitur menggunakan *rotated wavelet filter* dan metode klasifikasi *neural network multi-layer perceptron* untuk mengenali citra batik berdasar motifnya. Penelitian tentang impresi yang tidak terkait dengan batik Indonesia juga telah dilakukan. Chen (Chen et. al., 2008) misalnya, berhasil menggunakan *backpropagation Neural Network* untuk mempelajari fungsi pemetaan dari ruang fitur image ke ruang impresi. Huang (Huang et. al., 2003) menggunakan nilai Hue dari ruang HSV, transformasi Fourier, filter Gabor 4 arah, sebagai metode ekstraksi fitur-fitur citra kain pabrikaan. Selanjutnya dipadukan dengan *principal component analysis* (PCA) dan *Back propagation neural network* untuk membangun sistem temu kembali citra pakaian pabrikaan berbasis Impresi. Adapun kelemahan *back propagation neural network* adalah lamanya proses *training* yang mungkin terjadi untuk jumlah data yang besar. Penelitian tentang impresi yang terkait dengan batik Indonesia juga telah dilakukan, Akbariah (Akbariah et. al., 2010) berhasil mengklasifikasi karakter pengguna batik untuk rekomendasi motif menggunakan algoritma *naive bayes*. Nilogiri (Nilogiri, et. al., 2012) berhasil melakukan klasifikasi kansei multi label dengan *probabilistic neural network* pada citra batik menggunakan kombinasi warna, tekstur, dan bentuk. Adapun hipotesis kekurangan metode ini adalah fitur warnanya diduga tidak memiliki pengaruh signifikan terhadap akurasi hasil klasifikasinya.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Impresi pada Motif Batik

Impresi dapat diartikan sebagai perasaan psikologis terhadap suatu produk. Untuk membuat sebuah hubungan antara fitur citra dan impresi, perlu dibangun ruang fitur citra dan ruang impresi. Satu citra memiliki sebuah

titik yang memiliki korespondensi minimal satu titik di dalam ruang impresi. Hubungan antara fitur citra dan impresi dapat dideskripsikan menggunakan fungsi pemetaan dari ruang fitur citra kedalam ruang impresi. Pada bagian input fungsi pemetaan adalah fitur citra dan di bagian output-nya adalah impresi. Fungsi pemetaan dapat aplikasikan menggunakan algoritma *machine learning* dengan menemukan titik yang berkorespondensi antara ruang fitur citradan ruang impresi. Sedangkan pada citra batik, istilah batik itu sendiri berasal dari kata dalam Bahasa Jawa yaitu “*amba*”, yang artinya menulis dan “*nitik*” yang berarti memberi titik (Hamidin, 2010). Selembar batik tidak sekedar menyimpan nilai-nilai estetis dari jalinan ragam hias dan paduan tata warnanya saja. Tetapi, lebih dari itu juga menyimpan sistem nilai, simbol, makna filosofis, dan strategi adaptasi masyarakat pendukungnya. Karena terdapat perbedaan sistem nilai, simbol, makna filosofis dan strategi adaptasi, maka ungkapan karya batik yang dibuat masyarakat yang satu akan berbeda dengan masyarakat lainnya. Adapun sebagian motif, filosofi dan impresi pada batik klasik, menurut Akbariah (Akbariahet. al., 2010) dapat dikategorikan sebagai berikut:

Tabel 1. Motif Batik, Filosofi, dan Impresinya

No	Motif	Impresi
1.	Repetitif Kotak	Dewasa, Kalem
2.	Kawung	Hangat, Kalem, Dewasa
3,4	Parang, Lereng	Dinamis, Maskulin
5.	Buketan	Feminin

**2.2 Ekstraksi Fitur Tekstur**

Metode ekstraksi fitur tekstur dilakukan dengan mentransformasi citra dari ruang warna RGB ke ruang grayscale dan selanjutnya ke ruang frekuensi menggunakan transformasi fourier. Tujuan ekstraksi fitur tekstur batik adalah untuk mendapatkan nilai amplitudo dan sudut arah frekuensinya (Huang et. al., 2003). Amplitudo dan sudut arah frekuensi dalam domainfourier  $F(u,v)$  dapat dinyatakan pada persamaan berikut:

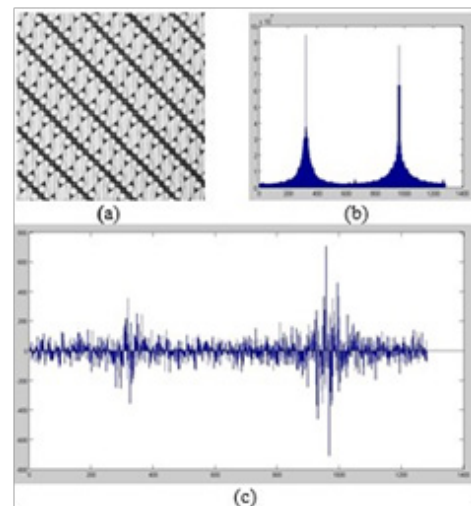
Amplitudo spektrum,

$$|F(u, v)| = \sqrt{Re^2(u, v) + Im^2(u, v)} \quad (1)$$

Sudut spektrum,

$$\theta(u, v) = \tan^{-1} \left[ \frac{Im(u,v)}{Re(u,v)} \right] \quad (2)$$

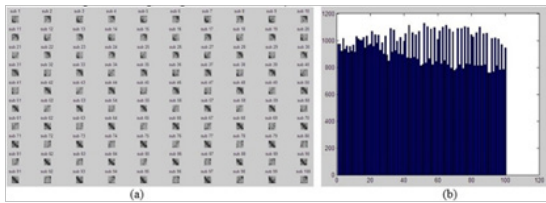
Berikutnya dengan dimensi citra sebesar 640x640 pixel didapatkan jumlah vektor fitur sebesar 2560 dimensi. Rincian informasi amplitudo dan sudut yang didapat dijumlahkan per kolom sehingga masing-masing memiliki 640 vektor fitur. Selanjutnya dijumlahkan per baris sehingga masing-masing memiliki 640 vektor fitur. Hasil ekstraksi fitur tekstur dalam histogram dapat dilihat pada gambar 1 berikut:



Gambar 1. (a) Citra Batik, (b) Histogram Amplitudo dan (c) Sudut Fourier Hasil Ekstraksi Fitur Tekstur

**2.3 Ekstraksi Fitur Bentuk**

Metode ekstraksi fitur bentuk dilakukan dengan melakukan filtering citra grayscale. menggunakan filter Gabor 4 arah dengan sudut 0,  $\pi/4$ ,  $\pi/2$ , dan  $\pi/3/4$ . Setelah itu membagi keempat citra hasil filter masing - masing 10x10 sub citra sehingga dihasilkan total 400 sub citra (Huang et. al., 2003). Kemudian mencari mean masing-masing sub citra untuk membentuk vektor fitur sebanyak 400 dimensi. Sub citra dan histogram mean hasil ekstraksi fitur bentuk dapat dilihat pada gambar 2 berikut:



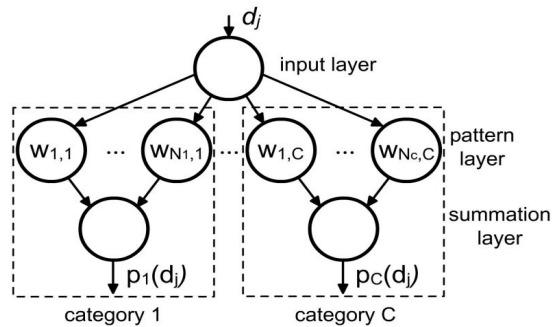
Gambar 2. (a) Sub Citra 10x10 dan (b) Histogram Sub Citra pada Sudut=  $\pi/4$  Hasil Ekstraksi Fitur Bentuk

**2.4 Pengurangan Dimensi Fitur dengan Singular Value Decomposition**

Analisis yang dilakukan oleh *Singular Value Decomposition* (SVD) memiliki banyak kemiripan dengan *Principal Component Analysis* (Prasetyo, 2012). SVD juga perlu mengurangi setiap data pada fitur dengan rata-ratanya, walaupun sebenarnya SVD juga memperbolehkan untuk tidak mengurangi dengan rata-rata untuk data yang sudah relatif jarang (*sparse*). Jika PCA umumnya menggunakan *eigen value* dan *eigen vector* untuk mendapatkan solusi, SVD menggunakan dekomposisi nilai tunggal untuk mendapatkan solusi.

**2.5 Klasifikasi Citra**

Metode yang digunakan sebagai pengklasifikasi citra batik merupakan bagian dari klasifikasi terawasi (*supervised*) yaitu: *probabilistic neural network* (PNN) (Specht, 1990). PNN merupakan artificial neural network yang digunakan untuk melakukan perhitungan non-linear dengan mengestimasi *probability density function* (PDF) dari dataset menggunakan *Parzen probability density estimation*. Ciarelli (Ciarelli et. al., 2009) memodifikasi arsitektur PNN versi Specht tersebut menjadi seperti yang ditunjukkan pada gambar 3 untuk mengkategorikan teks sehingga dapat memiliki kelas label lebih dari satu (*multi-label*). Kategori kelas yang paling cocok ditentukan oleh keluaran *summation layer* berdasarkan pada *threshold* yang telah ditentukan. Jika hasilnya lebih besar dari *threshold* maka teks tersebut masuk ke dalam kategori keluaran *summation layer* dan sebaliknya. Arsitektur PNN awal dan yang telah dimodifikasi tersebut dapat dilihat pada gambar 3 berikut ini:



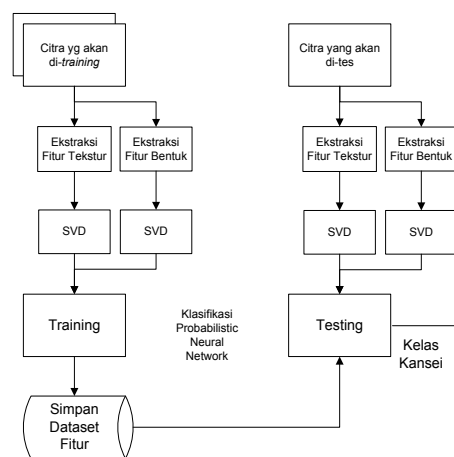
Gambar 3. Arsitektur PNN Versi Ciarelli

**3. METODE PENELITIAN**

**3.1 Metode Klasifikasi**

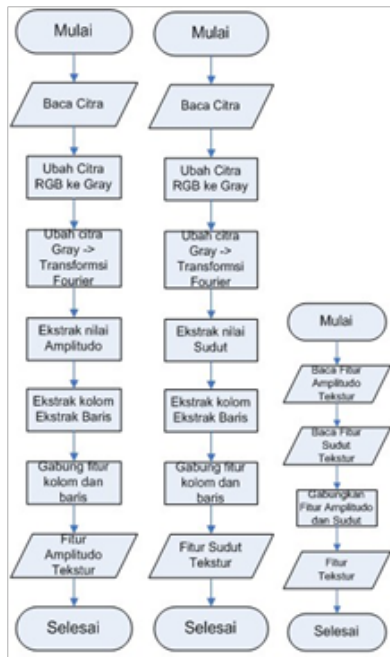
Penelitian ini menggunakan dataset batik yang diperoleh dari penelitian sebelumnya oleh Putera (Putera, 2011) dan berisikan dengan definisi kansei motif batik yang diperoleh dari penelitian sebelumnya oleh Akbariah (Akbariah et. al., 2010).

Metode penelitian klasifikasi impresi citra batik ini dilakukan dengan menggabungkan teknik ekstraksi citra (Huang et. al., 2003), *Singular Value Decomposition*, *probability neural network* (PNN) (Hong, 2012), dan ide pemberian *threshold* pada PNN untuk kategorisasi teks multi label (Ciarelli et. al., 2009). Diagram blok sistem yang merepresentasikan langkah metode penelitian dapat dilihat pada Gambar 4 berikut:



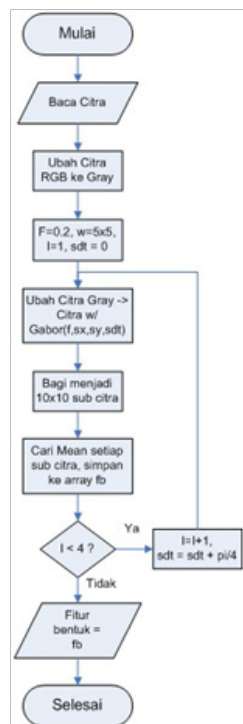
Gambar 4. Blok Diagram Sistem Klasifikasi Impresi

Metode ekstraksi fitur tekstur dapat dilihat pada gambar 5.



Gambar 5. Flowchart Ekstraksi Fitur Tekstur

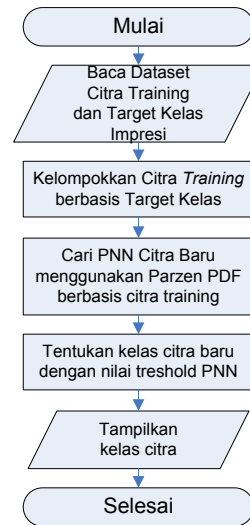
Metode ekstraksi fitur tekstur dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Flowchart Ekstraksi Fitur Bentuk

Metode klasifikasi menggunakan *probabilistic neural network* (PNN), dapat

dilihat pada gambar 7 berikut:



Gambar 7. Flowchart Klasifikasi Impresi Multi Label

### 3.2 Metode Pengujian

Untuk evaluasi multi label, digunakan uji Tanimoto *distance* (*tanimoto*) seperti yang telah diusulkan oleh Oliviera (Oliviera et.al., 2008). Uji Tanimoto *distance* ini akan mengevaluasi seberapa banyak jumlah total kategori yang berhasil diprediksi secara benar oleh algoritma, seperti yang telah ditetapkan oleh seorang pakar dengan menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$tanimoto_j = \frac{|P_j| + |C_j| - 2|P_j \cap C_j|}{|P_j| + |C_j| - |P_j \cap C_j|}$$

Dimana  $P_j \cap C_j$  adalah interseksi antara set dari kategori yang diprediksi  $P_j$  dan set dari kategori *actual*  $C_j$  dari citra tes. Kategori yang diprediksi adalah kategori yang memiliki derajat yang lebih tinggi daripada *threshold*  $\tau$ . Semakin nilainya mendekati nol maka semakin banyak jumlah total kategori yang berhasil diprediksi secara benar. Cara menghitung *tanimoto* dapat dilihat dari tabel 2 untuk contoh motif dan kelas hasil klasifikasinya.

Tabel 2. Tabel Contoh Uji Tanimoto

Motif	Impresi	
	Actual (Cj)	Predicted(Pj)
Repetitif Kotak.jpg	Dewasa Kalem	Feminin Dewasa Kalem
Kawung.jpg	Dewasa Kalem Hangat	Dewasa Kalem Feminin

Dari tabel di atas, untuk citra (Repetitif Kotak.jpg) memiliki nilai prediksi  $P_j=3$  (Feminin, Dewasa, Kalem) dan nilai aktual  $C_j=2$  (Dewasa, Kalem). Nilai kedua kondisi actual dan predicted yang beririsan (memiliki kelas sama)  $P_j \cap C_j = 2$  yaitu dewasa dan kalem. Dengan demikian nilai tanimotoanya adalah sebagai berikut:

$$tanimoto_j = \frac{3 + 2 - 2(2)}{3 + 2 - 2} = 0.33$$

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

##### 4.1 Hasil

Komposisi dataset klasifikasi kansei multi label terdiri dari citra training dan testing berturut turut 80% dan 20% yang mewakili 5 motif citra batik. Total dataset training dan testing berjumlah 81 citra. Dataset tersebut memiliki 6 kelas impresi berbeda yang merupakan subset dari penelitian sebelumnya (Akbariah et. al., 2010)

Tabel 3. Jumlah Fitur Hasil Reduksi SVD rentang 10-90

Persentase Informasi	Dimensi Fitur	
	Tekstur	Bentuk
90	8	3
80	3	0
70	1	0
60	0	0
50	0	0
40	0	0
30	0	0
20	0	0
10	0	0

Fitur hasil reduksi *singular value decomposition* (SVD) di atas memiliki jumlah vector fitur yang lebih sedikit jika dibandingkan penelitian sebelumnya yang menambahkan vector fitur warna dan direduksi menggunakan *Principal Component Analysis* yang dapat dilihat pada table berikut :

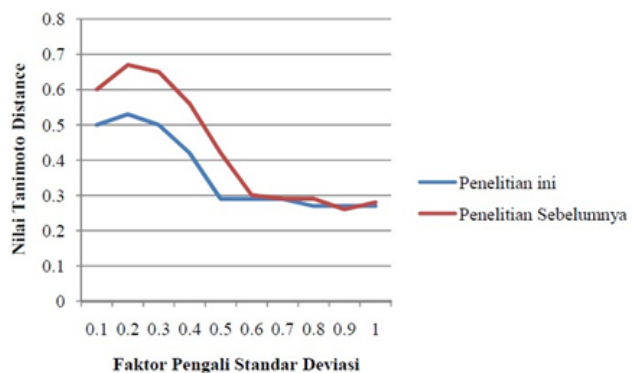
Tabel 4. Jumlah Fitur Hasil Reduksi PCA rentang 10 - 90

Persentase Informasi	Dimensi Fitur		
	Warna	Tekstur	Bentuk
90	2	8	4
80	2	3	0
70	1	1	0
60	1	0	0
50	1	0	0
40	0	0	0
30	0	0	0
20	0	0	0
10	0	0	0

Skenario SVD 90 dipilih sebagai hasil terbaik karena dengan jumlah dimensi vektor fitur yang paling kecil menghasilkan rerata nilai Tanimoto yang optimal.

##### 4.2 Pembahasan

Semakin kecil nilai tanimoto *distance*, semakin presisi citra batik hasil testing ke impresi/kelas yang telah ditentukan. Berikut adalah hasil perbandingan uji tanimoto distance metode yang diusulkan dengan penelitian sebelumnya (Nilogiri, 2012).



Gambar 7. Perbandingan Tanimoto Distance

Dari hasil grafik perbandingan uji Tanimoto *Distance* di atas, dapat dilihat bahwa metode yang diusulkan pada penelitian ini memiliki histori *tanimoto distance* yang lebih baik dan cenderung stabil.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan yang diperoleh dari serangkaian pengujian terhadap metode dan algoritma yang diusulkan pada penelitian ini adalah dengan menggunakan ekstraksi fitur bentuk dan tekstur yang telah direduksi menggunakan *singular value decomposition* dihasilkan klasifikasi terhadap citra batik testing yang hasilnya tidak terlalu jauh berbeda dengan penelitian sebelumnya, bahkan dapat dikatakan stabil pada proses uji *tanimoto distance*-nya. Pada proses reduksi dengan jumlah informasi fitur yang ditentukan sebesar 90% dari nilai awal sebelum direduksi, diperoleh total vektor fitur sebesar 11 dimensi, lebih kecil dari penelitian sebelumnya sebesar 14 dimensi dengan hasil nilai akurasi *Tanimoto distance* sebesar 0,27 berbeda 0,01 dari penelitian sebelumnya (0,26) untuk 81 citra *training* dan *testing*. Dengan demikian juga dapat disimpulkan bahwa vektor fitur warna yang diusulkan pada penelitian sebelumnya tidak mempunyai pengaruh yang signifikan.

Adapun saran yang diusulkan adalah pada proses pencarian *tanimoto distance*, komposisi *threshold* dan faktor pengali standar deviasi dapat dioptimalkan dengan pencarian secara otomatis hingga ditemukan nilai rerata *tanimoto distance* terkecil.

## DAFTAR PUSTAKA

- Akbariah, N., Kusnendar, J., Wahtudin, A. 2010. *Klasifikasi Karakter Pengguna Batik untuk Rekomendasi Motif Menggunakan Algoritma Naïve Bayes*. Universitas Pendidikan Indonesia.
- Arisandi, B., Suciati, N., Wijaya, A.Y. 2011. *Pengenalan Motif Batik Dengan Rotated Wavelet Filter dan Neural Network*. Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Chen, Y.W., Sobue, S., Huang, X. 2008. *Mapping function of color image features and human KANSEI*. IEEE International Conference on Intelligent Information

Hiding and Multimedia Signal Processing, pp. 725. Cheung, V., Cannons, K., (2002), *An Introduction to Probabilistic Neural Network*, Signal and Data Laboratory, Electrical & Computer Engineering, University of Manitoba, Canada.

- Ciarelli, P. M., Oliveira, E., Badue, C., Souza, A. F. D. 2009. *Multi Label Text Categorization Using a Probabilistic Neural Network*. International Journal of Computer Information System and Industrial Management Applications (IJCSIM)vol 1 (2009), pp. 133-144.
- Hamidin, A.S. 2010. *Batik, Warisan Budaya Asli Indonesia*. Yogyakarta: Penerbit NARASI.
- Huang, X., Sobue, S., Chen, Y. W. 2003. *Retrieval of Clothing Fabric Images Based on KANSEI Words*. Information, Volume 6, pp. 215-230.
- Kurniawan, I. 2011. *Analisis dan Implementasi Klasifikasi Citra Batik Menggunakan Independent Component Analysis dan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation*. Institut Teknologi Telkom.
- Nilogiri, A., Suciati, N., Purwitasari, D. 2012. *Klasifikasi Impresi Multi Label dengan Probabilistic Neural Network pada Citra Batik Menggunakan Kombinasi Fitur Warna, Tekstur, dan Bentuk*. Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Prasetyo, E. 2012. *Data Mining: Konsep dan Aplikasi Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- Putra, R. E. 2011. *Implementing Content Base Image Retrieval For Batik Using Rotated Wavelet Transform and Canberra Distance*. Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Sanabila, H. R., Manurung R. 2009. *Recognition of Batik Motifs using the Generalized Hough Transform*. Proceeding of ICACIS, p 79
- Specht D. .F. 1990. *Probabilistic Neural Network*. Neural Network, Vol. 3, pp. 109-118.