

Kesimpulan yang diambil dari serangkaian pengujian terhadap metode dan algoritma yang diajukan dalam penelitian ini adalah dengan mengekstraksi fitur bentuk dan tekstur dan mereduksinya menggunakan de

Submission date: 05-Feb-2022 11:52PM (UTC+0800) by Agung Nilogiri

Submission ID: 1755490477

File name: ra_Batik_Indonesia_Menggunakan_Probabilistic_Neural_Network.docx (493.92K)

Word count: 2397

Character count: 15364

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

Agung Nilogiri¹⁾

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

Abstrak

Penelitian terpisah tentang batik dan kesan Indonesia dilakukan. Berbagai penelitian tentang kategorisasi citra batik juga telah dilakukan. Kesan yang diartikan sebagai reaksi psikologis seseorang terhadap suatu produk dapat digunakan untuk mengkategorikan citra batik. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui sejauh mana fitur warna yang diperoleh dari citra batik mempengaruhi metode klasifikasi berdasarkan persepsi. Teknik pra-klasifikasi di mana sifat dan bentuk tekstur diekstraksi dari foto batik dan digunakan sebagai masukan untuk sistem klasifikasi. Metode transformasi Fourier digunakan untuk memperoleh fitur tekstur dengan mendapatkan nilai amplitudo dan sudut dalam domain frekuensi. Setelah itu, terapkan filter Gabor untuk mendapatkan karakteristik bentuk. Selain itu, dimensi akan disederhanakan melalui penggunaan Singular Value Decomposition (SVD). Pendekatan Probabilistic Neural Network (PNN) digunakan untuk mengklasifikasikan citra, dengan masukan berupa fitur yang disederhanakan dan keluaran dihubungkan ke kelas tayangan. Klasifikasi citra pengujian batik dibuat melalui serangkaian pengujian; hasilnya hampir identik dengan yang diperoleh dalam penelitian sebelumnya, dan klasifikasi bahkan dapat dinyatakan stabil selama proses uji jarak Tanimoto. Ketika jumlah informasi fitur diatur ke 90% dari nilai awal, vektor fitur total yang diperoleh adalah 11 dimensi, yang lebih kecil dari 14 dimensi penelitian sebelumnya (yang mencakup fitur warna), sebagai hasil dari nilai akurasi jarak Tanimoto dari 0,27. Ini adalah peningkatan 0,01 dari peningkatan 0,26 studi sebelumnya untuk 81 foto pelatihan dan pengujian. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa vektor fitur warna yang diusulkan sebelumnya tidak memiliki efek yang terlihat pada proses klasifikasi.

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

1. PENDAHULUAN

12 Nama batik berasal dari bahasa Jawa "amba" yang berarti menulis dan "nitik" yang berarti menunjuk. Istilah batik mengacu pada teknik membuat pola pada kain dengan menggunakan canting atau cap dan kemudian mewarnainya dengan bahan penghalang warna yang disebut "malam" (lilin) yang ditempatkan pada kain untuk mencegah pewarna masuk. Kain batik adalah jenis kain yang menampilkan berbagai desain (pola) yang dibuat dengan menggunakan metode "malam".

dari menyimpan nilai estetika yang terkait dengan jalinan dekorasi dan kombinasi warna. Namun, juga mengandung sistem nilai, simbol, interpretasi filosofis, dan teknik adaptasi yang khas bagi masyarakat pendukungnya. Karena sistem nilai, simbol, interpretasi filosofis, dan taktik adaptasi antar masyarakat berbeda-beda, maka ekspresi karya batik yang diciptakan oleh satu komunitas akan berbeda dengan yang diciptakan oleh komunitas lainnya (Hamidin, 2010).

Menggunakan canting atau stempel untuk menggambarinya. Sepotong batik tidak lebih

Indonesian Archipelago Culture Initiatives (IACI), sebuah lembaga kebudayaan di Indonesia, telah mengumpulkan data tentang tema pakaian dari 30 provinsi di seluruh tanah air, termasuk gambar batik. Hal ini dilakukan dalam rangka menginventarisasi kekayaan budaya tradisional Indonesia dan untuk menjamin ketahanannya. Setiap gambar batik yang disajikan di situs memiliki informasi berikut: nama motif, asal daerah/kota, provinsi, deskripsi, dan kontributor. Sedangkan koleksi gambar batik yang berkaitan dengan batik klasik mayoritas berasal dari dua daerah yaitu Jawa Tengah dan Daerah Istimewa Yogyakarta.

Informasi yang diberikan tidak cukup karena reaksi individu terhadap gambar batik bisa berbeda-beda. Selain itu, tidak semua orang menyadari kesan yang disampaikan oleh citra batik. Kesan didefinisikan sebagai reaksi psikologis terhadap suatu produk. Salah mengidentifikasi kesan pada kain batik yang dikenakan seseorang dapat berdampak pada cara orang lain memandangnya. Misalnya, seorang pria jangkung dan ramping mengenakan kain batik dengan tema bunga. Ini menciptakan kesan feminin di benak mereka yang terlibat dengannya. Oleh karena itu, sangat penting untuk memperoleh data yang solid tentang kesan keseluruhan yang diciptakan oleh gambar batik untuk melengkapi data yang ada.

Penelitian terpisah tentang batik dan kesan Indonesia dilakukan oleh Putra (Putra, 2011) mengembangkan sistem temu kembali citra batik menggunakan transformasi wavelet diskrit dan filter wavelet berputar, serta pendekatan klasifikasi multilayer perceptron dan query alternatif untuk nama dan jenis motif. Sanabila (Sanabila, 2009) memperoleh informasi ini menggunakan Generalized Hough Transform.

Kenali motif batik Yogyakarta dari ciri-ciri bentuknya. Kurniawan (Kurniawan, 2011) menggunakan algoritma Independent Component Analysis dan Backpropagation Neural Network untuk mengklasifikasikan citra batik berdasarkan geometri

batik klasiknya. Arisandi (Arisandi et al., 2011) mengidentifikasi citra batik berdasarkan temanya melalui teknik ekstraksi ciri menggunakan filter wavelet rotasi dan algoritma klasifikasi jaringan syaraf tiruan perceptron multi-layer. Selain itu, juga dilakukan penelitian tentang kesan-kesan yang tidak terkait dengan batik Indonesia. Chen (Chen et al., 2008) misalnya berhasil mempelajari fungsi pemetaan dari ruang fitur gambar ke ruang kesan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan backpropagation. Huang (Huang et al., 2003) mengekstraksi fitur gambar kain menggunakan nilai Hue dari ruang HSV, transformasi Fourier, dan filter Gabor empat arah. Kemudian diintegrasikan dengan analisis komponen prinsip (PCA) dan jaringan saraf propagasi balik untuk membuat sistem pengambilan gambar berdasarkan tayangan. Kekurangan jaringan syaraf tiruan propagasi balik adalah prosedur pelatihan yang panjang yang mungkin terjadi ketika berhadapan dengan sejumlah besar data. Selain itu, penelitian tentang kesan batik Indonesia telah dilakukan. Dengan menggunakan algoritma Naive Bayes, Akbariah (Akbariah et al., 2010) mampu mengklasifikasikan karakter konsumen batik untuk keperluan rekomendasi motif. Nilogiri (Nilogiri et al., 2014) berhasil melakukan klasifikasi Kansei multilabel pada citra batik menggunakan kombinasi warna, tekstur, dan bentuk menggunakan jaringan saraf probablistik. Kelemahan metode ini dihipotesiskan bahwa fitur warna tidak memiliki efek yang terlihat pada keakuratan temuan kategorisasi.

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 Amplitudo spektrum, 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 gambar batik berasal dari bahasa Jawa yaitu "amba"

yang artinya menulis dan "batik" yang artinya membuat titik, istilah batik sendiri berasal dari bahasa Jawa "amba" yang artinya menulis dan "nitik" yang artinya menegaskan (Hamidin, 2010). Sepotong batik tidak lebih dari menyimpan nilai estetika yang terkait dengan jalinan dekorasi dan kombinasi warna. Namun, juga melestarikan sistem nilai, simbol, makna filosofis, dan teknik adaptasi masyarakat pendukungnya. Karena sistem nilai, simbol, interpretasi filosofis, dan taktik adaptasi di antara masyarakat berbeda-beda, ekspresi karya batik yang dibuat oleh seseorang akan berbeda dengan yang dibuat oleh yang lain. Menurut Akbariah (Akbariah et. al., 2010), beberapa motif, ideologi, dan kesan pada batik klasik dapat diklasifikasikan 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

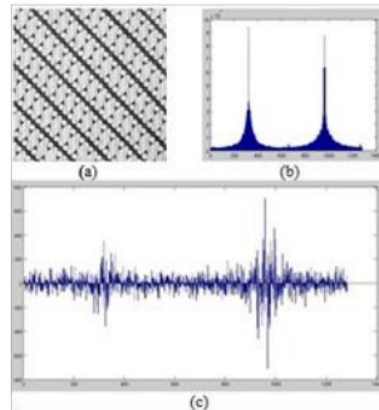
Pendekatan ekstraksi fitur tekstur melibatkan konversi gambar dari RGB ke skala abu-abu dan kemudian ke ruang frekuensi menggunakan transformasi Fourier. Tujuan dari ekstraksi ciri tekstur batik adalah untuk menentukan sudut arah amplitudo dan frekuensi (Huang et. al., 2003). Persamaan berikut menyatakan amplitudo dan sudut arah frekuensi dalam domain fourier $F(u,v)$:

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

Sudut spektrum,

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

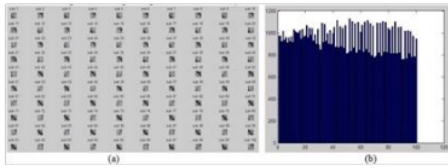
Setelah itu, menggunakan gambar 640x640 piksel, jumlah vektor fitur adalah 2560. Data amplitudo dan sudut yang dikumpulkan dijumlahkan per kolom untuk membuat 640 vektor fitur. Ini kemudian dikalikan dengan baris, menghasilkan 640 vektor fitur per baris. Hasil histogram ekstraksi ciri tekstur ditunjukkan pada Gambar 1 di bawah ini:



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

2.3 Ekstraksi Fitur Bentuk

Metode untuk mengekstrak fitur bentuk adalah dengan memfilter citra grayscale. dengan menggunakan filter Gabor empat arah dengan sudut 0, 45, 90, dan 135. Setelah itu, masing-masing dari empat foto yang disaring dipecah menjadi sepuluh x sepuluh sub gambar, menghasilkan total 400 sub gambar (Huang et. al., 2003). Kemudian, rata-rata setiap sub-gambar dihitung untuk membuat vektor fitur 400 dimensi. Gambar 2 mengilustrasikan sub-gambar dan rata-rata histogram dari ekstraksi ciri bentuk.:



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.

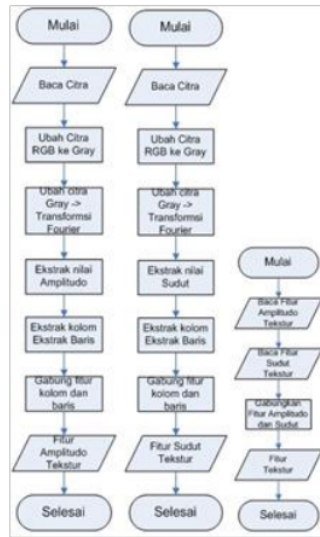
2.5 Klasifikasi Citra

Teknik yang digunakan untuk mengklasifikasi citra batik adalah subset dari supervised classification yaitu probabilistic neural network (PNN) (Specht, 1990). PNN adalah jenis jaringan saraf tiruan yang digunakan untuk melakukan perhitungan nonlinier dengan memprediksi fungsi kepadatan probabilitas (PDF) dataset menggunakan estimasi kepadatan probabilitas Parzen. Ciarelli (Ciarelli et al., 2009) mengubah versi Specht dari arsitektur PNN ke konfigurasi yang digambarkan pada Gambar 3 untuk mengkategorikan teks dengan beberapa kelas label (multi-label). Output dari summation layer digunakan untuk memilih kategori kelas yang paling sesuai berdasarkan ambang batas yang telah ditentukan. Jika hasilnya melebihi ambang batas, teks termasuk dalam kategori keluaran lapisan penjumlahan, dan sebaliknya. Gambar 3 mengilustrasikan arsitektur PNN awal dan modifikasi:



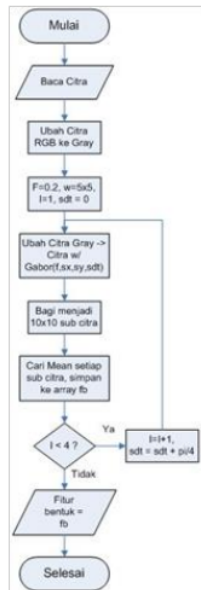
Gambar 4. Blok Diagram Sistem Klasifikasi Impresi

Metode ekstraksi fitur tekstur dapat dilihat pada gambar 5.



Gambar 5. Flowchart Ekstraksi Fitur Tekstur

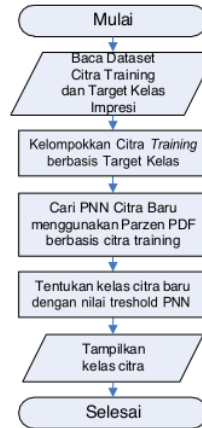
Metode ekstraksi fitur tekstur dapat dilihat pada Gambar 6.



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

2.6 Metode Pengujian

Untuk evaluasi multi label, digunakan uji Tanimoto *distance (tanimoto_j)* 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:

$$tanimoto_{jj} = \frac{|P_j \cap C_j|}{|P_j \cup C_j|} = \frac{|P_j \cap C_j|}{|P_j| + |C_j| - |P_j \cap C_j|}$$

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* τ . 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 (C _j)	Predicted(P _j)
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 $P_i=3$ (Feminin, Dewasa, Kalem) dan nilai aktual $C_j=2$ (Dewasa, Kalem). Nilai kedua kondisi actual dan predicted yang beririsan (memiliki kelas sama) $P_i \cap C_j = 2$ yaitu dewasa dan kalem. Dengan demikian nilai tanimoto nya adalah sebagai berikut:

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

Fitur hasil reduksi *singular value decomposition* (SVD) di atas memiliki jumlah vector fitur yang lebih sedikit jika dibandingkan

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

11

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 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)

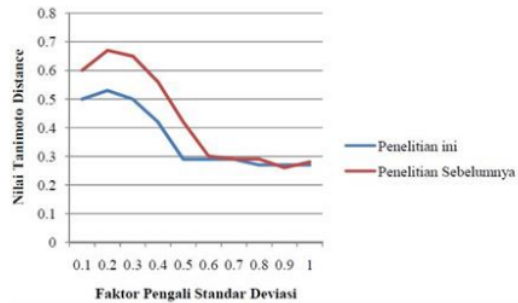
Tabel 3. Jumlah Fitur Hasil Reduksi SVD rentang 10-90

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

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

3.2 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.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan yang diambil dari serangkaian pengujian terhadap metode dan algoritma yang diajukan dalam penelitian ini adalah dengan mengekstraksi fitur bentuk dan tekstur dan mereduksinya menggunakan dekomposisi nilai singular, dihasilkan klasifikasi citra pengujian batik yang sebanding dengan karya sebelumnya dan merata. stabil. selama t_2 jarak tanimoto. Dengan jumlah informasi fitur yang ditentukan sebesar 90% dari nilai awal sebelum reduksi, total vektor fitur yang diperoleh adalah 11 dimensi, lebih kecil dari 14 dimensi penelitian sebelumnya, dengan nilai akurasi jarak Tanimoto sebesar 0,27, yaitu 0,01 lebih akurat. dari penelitian sebelumnya (0,26), untuk 81 gambar pelatihan dan pengujian. Akibatnya, mungkin juga untuk menyimpulkan bahwa vektor fitur warna yang diusulkan dalam penelitian sebelumnya tidak berpengaruh.

Usulannya adalah bahwa selama proses pencarian jarak tanimoto, komposisi pengganda ambang dan standar deviasi dapat disetel secara otomatis hingga nilai rata-rata jarak tanimoto terpendek ditentukan.

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 (JCISIM)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 ICACSI, p 79
- Specht D. .F. 1990. *Probabilistic Neural Network*. Neural Network, Vol. 3, pp. 109-118.

Kesimpulan yang diambil dari serangkaian pengujian terhadap metode dan algoritma yang diajukan dalam penelitian ini adalah dengan mengekstraksi fitur bentuk dan tekstur dan mereduksinya menggunakan de

ORIGINALITY REPORT

13%	9%	2%	8%
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	Submitted to Universitas Muhammadiyah Ponorogo Student Paper	5%
2	Submitted to UIN Sultan Syarif Kasim Riau Student Paper	2%
3	heyitsmelatanza.blogspot.com Internet Source	1%
4	nanik.if.its.ac.id Internet Source	1%
5	repository.its.ac.id Internet Source	1%
6	research.pps.dinus.ac.id Internet Source	1%
7	ejournal.unitomo.ac.id Internet Source	1%
8	citeseerx.ist.psu.edu Internet Source	<1%

9

kkn.unnes.ac.id

Internet Source

<1 %

10

de.slideshare.net

Internet Source

<1 %

11

I Gede Rusdy Mahayana Putra, Made Windu Antara Kesiman, Gede Aditra Pradnyana, I Made Dendi Maysanjaya. "IDENTIFIKASI CITRA UKIRAN ORNAMEN TRADISIONAL BALI DENGAN METODE MULTILAYER PERCEPTRON", SINTECH (Science and Information Technology) Journal, 2021

Publication

<1 %

12

www.cnbcindonesia.com

Internet Source

<1 %

Exclude quotes On

Exclude matches Off

Exclude bibliography On