

KLASIFIKASI MOTIF BATIK BERBASIS KEMIRIPAN CIRI DENGAN WAVELET TRANSFORM DAN FUZZY NEURAL NETWORK

A Haris Rangkuti

Computer Science Department, School of Computer Science, Binus University
Jl. K.H. Syahdan No. 9, Palmerah, Jakarta Barat 11480
email : rangku2000@binus.ac.id, rangku2000@gmail.com

ABSTRACT

This paper introduces a classification of the image of the batik process, which is based on the similarity of the characteristics, by combining the method of wavelet transform Daubechies type 2 level 2, to process the characteristic texture consisting of standard deviation, mean and energy as input variables, using the method of Fuzzy Neural Network (FNN). Fuzzyfikasi process will be carried out all input values with five categories: Very Low (VL), Low (L), Medium (M), High (H) and Very High (VH). The result will be a fuzzy input in the process of neural network classification methods. The result will be a fuzzy input in the process of neural network classification methods. For the image to be processed seven types of batik motif is ceplok, kawung, lereng, parang, megamendung, tambal and nitik. The results of the classification process with FNN is rule generation, so for the new image of batik can be immediately known motif types after treatment with FNN classification. For the degree of precision of this method is 86-92%.

Keywords: batik image, wavelet transform, daubechies, Fuzzy neural network, fuzzifikasi, rule generation, batik motif

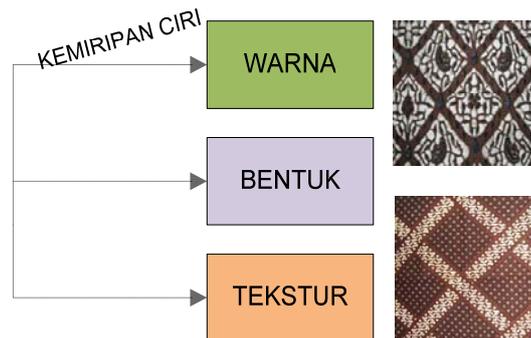
ABSTRAK

Paper ini memperkenalkan proses klasifikasi dari citra batik, yang berbasis pada kemiripan ciri, dengan menggabungkan metode wavelet Transform jenis Daubechies 2 level 2, untuk memproses ciri tekstur yang terdiri dari standard deviasi, mean dan energi sebagai variabel Input, dengan menggunakan metode Fuzzy Neural Network(FNN). Proses fuzzyfikasi akan dilakukan semua nilai input dengan lima kategori yaitu Sangat Rendah (SR), Rendah (R), Sedang (S), Tinggi (T) dan Sangat Tinggi (ST). Hasilnya akan menjadi fuzzy input dalam melakukan proses klasifikasi dengan metode neural network. Untuk citra batik akan diolah tujuh jenis motif batik yaitu motif ceplok, kawung, lereng, parang, megamendung, tambal dan nitik. Hasil dari proses klasifikasi dengan FNN adalah Rule generation, sehingga untuk citra batik yang baru dapat segera diketahui jenis motif batik setelah diolah dengan klasifikasi FNN. Untuk tingkat presisi metode ini adalah 86-92%.

Kata kunci: citra batik, wavelet transform, daubechies, Fuzzy neural network, fuzzifikasi, rule generation, motif batik

PENDAHULUAN

Kain batik merupakan kain dekoratif, di mana mempunyai peranan yang sangat penting dalam melaksanakan upacara tradisional, baik di Jawa ataupun di Indonesia. Bahkan pada beberapa acara kenegaraan, semua tamu undangan harus menggunakan batik. Pada dasarnya batik merupakan warisan budaya Indonesia yang sudah sangat terkenal di hampir seluruh dunia. Namun, terdapat beberapa jenis kain batik menunjukkan motif yang sangat khas dan terjadi berulang-ulang pada seluruh desain. Motif tersebut dapat berfungsi sebagai fitur/ciri dalam mengidentifikasi asal dari kain batik tersebut.



Gambar 1 Bagian Ciri motif batik yang diteliti pada ciri tesktur dan bentuk

Pada dasarnya proses untuk temu kembali citra batik yang berbasis *low-level feature* (ciri) merupakan bidang yang masih banyak untuk diteliti dan diperhatikan dalam pemrosesan citra. Termasuk juga untuk mengantisipasi ledakan tempat penyimpanan citra dalam bentuk *record* dan temu kembali citra dari sekumpulan data citra yang besar menjadi lebih optimal, cepat dan efektif. Salah satu pendekatan yang akan digunakan adalah dengan metode Query by example yang merupakan salah satu turunan dari pengembangan konsep CBIR (Content Base Image Retrieval). Sasaran dari Metode ini adalah untuk dapat mengatasi keterbatasan berbasis teks terhadap metode pengambilan gambar, yang sangat subjektif karena penggunaan kata kunci manusia diciptakan, dan sangat mahal karena proses manual. Klasifikasi citra berbasis konten merupakan tugas penting di bidang pengindeksan dan temu kembali citra. Untuk itu konsep temu kembali citra berbasis isi adalah untuk memberikan hasil temu kembali terbaik sesuai dengan konsep manusia (Rangkuti A H et al, 2012; Park S.B et al, 2003).

Citra dengan tekstur yang berbeda memiliki ciri-ciri yang berbeda. Terkait dengan citra batik, fitur tekstur merupakan fitur penting karena ornamen pada kain batik dapat dilihat sebagai komposisi tekstur yang berbeda. Selain itu motif batik, juga dipengaruhi oleh ciri bentuk yang menjadi bagian-bagian pada setiap motif batik. Sebagai contoh motif lereng dengan pola garis-garis miring, motif parang pola garing miring tetapi akan terdapat lekukan pada setiap ujung atas dan bawah dan beberapa motif lainnya. Penelitian ini akan menambah wawasan dan pengetahuan untuk memahami pola-pola batik berdasarkan ciri-ciri motif batik yaitu tekstur. Ciri-ciri inilah yang menjadi dasar dalam melakukan klasifikasi terhadap citra (Rangkuti et al, 2012; Pahludi PN, 2006).

Terdapat beberapa penelitian yang memfokuskan kepada proses klasifikasi citra berdasarkan tekstur, terutama terhadap ragam citra. Beberapa penelitian yang menggunakan sistem Jaringan saraf tiruan dalam melakukan klasifikasi. Jaringan saraf tiruan lebih disukai untuk klasifikasi karena kemampuan pemrosesan paralel mereka serta pembelajaran dan kemampuan pengambilan keputusan. Selain itu dalam rangka meningkatkan kemampuan dalam mengelompokkan atau mengklasifikasi citra berbasis ciri maka digunakan juga metode pendukung seperti Logika Fuzzy dan wavelet Transform

(Balamurugan V et al, 2009; Sopika J et al, 2003; Ajay KS et al, 2012) . Untuk penelitian ini memfokuskan kepada klasifikasi terhadap citra batik, yang secara umum sudah dilakukan beberapa peneliti pada beberapa tahun belakangan ini. Walaupun menggunakan metode yang hampir sama dalam melakukan klasifikasi atau dengan mengelompokkan citra secara umum (Sanabila HR and Manurung R, 2009; Moertini V. S. & Sitohang B,2005)

Namun pada penelitian sebelumnya terdapat beberapa kelemahan pada hasilnya, di mana tingkat presisi dalam mengelompokkan motif batik masih kurang dari 90 persen. Bahkan juga untuk contoh motif batik yang diteliti juga masih terlalu sedikit. Sehingga gambaran dari kompleksitas terhadap motif batik kurang tergambar dengan jelas. Sasaran penelitian ini untuk menghasilkan keefektifan dalam melakukan klasifikasi berdasarkan kemiripan motif batik secara lebih presisi dan lebih relevan terhadap kelompok citranya. Sehingga akan menjadi lebih mudah untuk mengetahui asal batik dan cerita-cerita budaya yang dimiliki dari setiap motif batik .

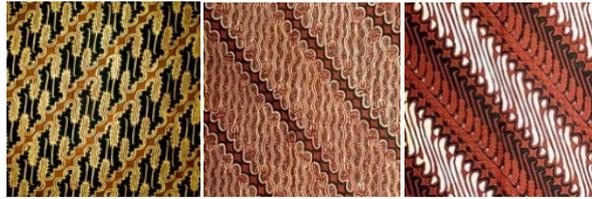
Penelitian ini bertujuan untuk (1) Menghasilkan metodologi dan konsep yang efektif dalam melakukan proses klasifikasi terhadap citra batik, yang didefinisikan secara per kelompok. Citra batik akan diklasifikasi berdasarkan motif dan akan dikelompokkan berdasarkan motif batik. (2) Meningkatkan kecepatan dalam melakukan pengelompokkan citra batik berdasarkan motif, terutama terhadap citra batik yang baru di-*input*. Karena sudah terbentuk *rule generation*, proses pengelompokkan citra menjadi lebih mudah dilakukan. (3) Penggunaan waktu yang efisien dan efektif dalam memproses CBIR pada citra batik yang sudah diklasifikasi berdasarkan kemiripan motif yang terbagi menjadi tujuh kelompok.

Sedangkan urgensi (keutamaan) dari Penelitian ini adalah (1) Meningkatkan kemampuan dalam mengenali motif citra batik, sehingga dapat memberikan informasi secara lebih akurat tentang jenis motif batik. (2) Meningkatkan kinerja temu kembali citra batik dengan melakukan proses klasifikasi dengan Fuzzy Neural Network. (3) Menjadi bahan referensi dalam melakukan temu kembali ciri citra berdasarkan kemiripan yang dapat dikembangkan pada bidang bioinformatika dan *cultural informatic*.

Ruang lingkup penelitian ini adalah (1) Untuk objek penelitian adalah beberapa ragam jenis citra motif batik dengan format citra .JPG, PNG, TIFF, BMP. (2) Proses klasifikasi citra batik dilakukan pada motif tekstur yang dibagi menjadi tiga variabel: Rerata, Standar Deviasi dan Energi. (3) Proses klasifikasi citra Batik berdasarkan motif dengan menggunakan Metode Fuzzy Neural Network. (4) Untuk analisis ciri tekstur pada motif batik digunakan metode wavelet transform dan ciri bentuk dengan menggunakan Invariant Moment. (4) Dalam penelitian ini warna latar belakang tidak menjadi persyaratan mutlak. (5) Ciri tekstur dan bentuk dari citra batik tidak dipengaruhi oleh posisi dan letak dari citra. (6) Boleh dipengaruhi oleh *noise* citra

Pada dasarnya penelitian ini difokuskan pada beberapa motif citra batik yang mempunyai ciri tekstur dan bentuk. Namun penelitian ini dapat dikembangkan pada ciri citra lainnya seperti fenomena alam, kondisi hutan, bentuk bangunan, bentuk wayang, lukisan dan candi (*cultural Informatic*).

Luaran hasil penelitian ini adalah (1) Terbentuk hasil *fuzzyfikasi* pada semua citra batik yang sudah diolah. Di mana untuk proses ini dibagi menjadi lima kategori yaitu *very low, low, middle, high* dan *very high*. (2) Dihasilkan nilai % presisi hasil klasifikasi terhadap tujuh motif batik berdasarkan *data training* dan *data testing*. (3) Terbentuknya peraturan (*Rule Generation*) dari hasil proses klasifikasi dengan Fuzzy Neural Network, sehingga akan dapat mengenali jenis kelompok motif batik, yang baru di-*input*-kan. Dalam penelitian ini, terdapat tujuh jenis motif batik yang menjadi bahan penelitian, seperti motif ceplok, lereng, parang, Megamendung, kawung, nitik dan tambal. Dengan adanya proses klasifikasi citra batik berdasarkan motif maka akan mempermudah proses temu kembali berdasarkan kemiripan ciri dan ini akan dilakukan pada penelitian berikutnya. Secara umum motif batik yang sejenis:



Gambar2 Motif batik jenis lereng dan parang yang sejenis

Tinjauan Pustaka

Secara umum sudah ada beberapa penelitian yang mengembangkan konsep klasifikasi dengan menggunakan metode Neural Network dan Fuzzy Logic. Penelitian ini dilakukan dalam rangka mengembangkan konsep CBIR terhadap citra, dalam rangka meningkatkan prosentase presisi. Dari waktu ke waktu penggunaannya konsep ini berkembang dengan semakin banyak yang menemukan metode-metode baru, termasuk juga menggabungkan beberapa metode untuk menghasilkan tingkat presisi yang tinggi, dimana setiap citra yang akan diteliti akan dikelompokkan dan diklasifikasi terlebih dahulu berdasarkan ciri yang dimiliki. Beberapa peneliti mengusulkan metode klasifikasi citra diantaranya metode klasifikasi berbasis konten menggunakan jaringan saraf tiruan. Gambar-gambar untuk klasifikasi adalah gambar objek yang dapat dibagi menjadi latar depan dan latar belakang.

Untuk menghadapi gambar objek efisien, pada langkah pre-processing kita mengekstrak wilayah objek menggunakan teknik segmentasi wilayah (Park S.B, Lee J W, Kim S K, 2003). Jaringan saraf Fuzzy (FNNs) juga memberikan pendekatan baru untuk klasifikasi data multispektral dan untuk mengekstrak dan mengoptimalkan aturan klasifikasi. Jaringan saraf menangani masalah pada tingkat numerik, sedangkan logika fuzzy berhubungan dengan mereka pada tingkat semantik atau linguistik. NNs mensintesis logika fuzzy dan jaringan saraf (A D Kulkarni, 2001; A D Kulkarni and Sara MC Caslin, 2007).

Metode klasifikasi dilakukan dengan pendekatan kelompok dengan menggunakan konsep neuro-fuzzy. Dengan menggunakan neuro-fuzzy pendekatan pengelompokan berbasis konten dengan pengambilan gambar berbasis 2D dengan menggunakan transformasi wavelet (Balamurugan & Anandhakumar, 2009). Proses klasifikasi terhadap motif kayu sebagai pembuat pencil juga dikembangkan dengan menggunakan pendekatan baru yaitu neuro-fuzzy logic. Pendekatan baru ini akan memudahkan dalam mengetahui pola kayu (*output*) secara efektif dan rendah biaya (Celso A Franca, Adilson Gonzaga, 2010). Namun metode di atas masih belum bisa mengatasi masalah kesenjangan semantik, yaitu masalah perbedaan interpretasi kemiripan citra yang dihasilkan oleh metode tersebut dengan kemiripan citra berdasarkan interpretasi manusia. Kesenjangan semantik terjadi karena terdapat perbedaan yang signifikan terhadap interpretasi. Penelitian ini mengusulkan tahapan pengenalan citra motif batik dengan menggunakan beberapa metode dan sekaligus dibuat klasifikasi terhadap citra batik yang sudah dihitung nilai presisinya berdasarkan data training dan data testing.

Berdasarkan permasalahan di atas terhadap beberapa penelitiannya tentang pemrosesan fitur citra, maka penelitian ini akan merancang konsep klasifikasi untuk mendukung temu kembali citra batik yang mempunyai ornamen dan motif yang sangat khas, unik dan beragam. Dengan mengimplementasikan konsep fuzzy *query* untuk temu kembali seperti proses *query* yang dilakukan dengan menggunakan citra berbasis ciri tekstur antara citra *query* (panggil) terhadap basis data citra batik. Beberapa penelitian yang menggunakan logika fuzzy dalam melakukan klasifikasi, umumnya digunakan untuk merepresentasikan ciri citra, ini bertujuan untuk meningkatkan kinerja pengelompokan citra.

Beberapa penelitian lainnya yang berhubungan citra batik yang menggunakan konsep CBIR yang konvensional, yang mana pencarian untuk temu kembali citra batik menjadi paling relevan

berdasarkan citra contoh, pengenalan motif batik ini kemungkinan untuk pendekatan menjadi lebih fleksible dengan Generalized Hough Transform. Metode ini untuk mengenali penampilan beberapa motif dalam kumpulan citra yang sama (klasifikasi) (Sanabila H et al 2009). Konsep klasifikasi menggambarkan bahwa dalam melakukan klasifikasi dan *cluster* citra batik dapat berdasarkan motif, contrast dan warna didukung dengan algoritma pendukung (Moertini V. S, 2005). Perkembangan penelitian lainnya yang berhubungan dengan temu kembali citra batik yang pada umumnya lebih difokuskan pada metode untuk merepresentasikan ciri citra yaitu tekstur, bentuk dan beberapa difokuskan juga dengan warna. Untuk ciri tekstur pada citra tertentu menggunakan gabungan metode *wavelet transform* yaitu Discrete Wavelet Transform dan Rotated Wavelet Filter (M. Kokare, 2007; Mojsilovic A, 2007; Pratikaningtyas D et al, 2010). Metode ini dikembangkan untuk citra motif batik tertentu, termasuk juga untuk konsep CBIR menggunakan Canberra Distance sedangkan proses klasifikasi citra batik menggunakan *multi layer perception*. Untuk metode yang lain menggunakan konstruksi citra batik dengan menggunakan *codebook* dan *framework keyblock* (Wahyudi et al, 2009; Pahludi PN, 2006; Zhu L and Zhang A, 2003) menggambarkan bahwa untuk klasifikasi motif batik berdasarkan ciri tekstur menggunakan metode transformasi paket *wavelet*. Pada dasarnya semua metode diatas digunakan dalam sistem temu kembali citra motif batik yang mempunyai kedekatan ciri atau mempunyai pola informasi yang hampir sama. Sehingga pengolahan ciri citra menjadi lebih mudah untuk dapat diinterpretasi oleh manusia atau mesin (Komputer) dengan menggunakan beberapa metode.

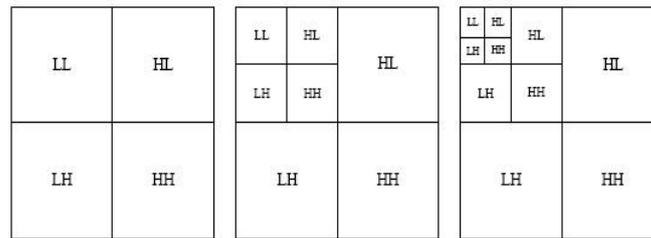
Metode Wavelet Transform

Wavelet merupakan fungsi matematika yang dapat membantu dalam menjabarkan gambar asli menjadi gambar dalam domain frekuensi, yang selanjutnya dapat dibagi menjadi gambar sub-band komponen frekuensi yang berbeda. Setiap komponen dipelajari dengan resolusi disesuaikan dengan skala. Transformasi Wavelet memiliki kelebihan dibanding dengan metode Fourier tradisional dalam menganalisis situasi fisik, di mana sinyal mengandung diskontinuitas dan lonjakan tajam. Paper ini menyajikan ekstraksi ciri dan klasifikasi gambar citra batik dengan menggunakan Daubechies 2 wavelet transform dan jaringan syaraf tiruan propagasi balik. Fitur *wavelet* yang diambil dari gambar tekstur asli dan gambar pelengkap yang sesuai. Fitur yang terdiri dari kombinasi yang berbeda dari gambar sub-band, yang menawarkan strategi yang lebih baik untuk membedakan klasifikasi citra dan meningkatkan tingkat klasifikasi (Ajay KS, Tiwari S, VP Shukla, 2012; Hazra D, 2011).

Terdapat beberapa proses yang dilakukan dengan metode Wavelet Transform yaitu antara lain melakukan Transformasi Fourier dengan memanfaatkan window *function* tidak digunakan lagi. Sehingga puncak tunggal (*single peak*) atau frekuensi yang bernilai negatif tidak dihitung lagi. Lebar window diubah seiring dengan perhitungan transformasi untuk setiap sinyal yang ada (Ini merupakan karakteristik yang paling signifikan dari Wavelet Transform).

Discrete Wavelet Transform (DWT) dikelompokkan menjadi dua yaitu DWT maju dan DWT balik. Pada tahap DWT maju dilakukan proses dekomposisi data citra, yang dimulai dengan melakukan dekomposisi terhadap baris dari data citra yang diikuti dengan operasi dekomposisi terhadap kolom pada koefisien citra keluaran dari tahap pertama. Citra masukan diinterpretasikan sebagai sinyal, didekomposisi menggunakan Lo_D (Low Pass Filter Decomposition) dan Hi_D (High Pass Filter Decomposition) kemudian dilakukan *down sampling* dua. Keluaran berupa sinyal frekuensi rendah dan frekuensi tinggi. Kedua proses tersebut dilakukan sebanyak dua kali, terhadap baris dan terhadap kolom sehingga diperoleh empat subband keluaran yang berisi informasi frekuensi rendah dan informasi frekuensi tinggi. Koefisien aproksimasi mengandung informasi *background* dan Koefisien detail, yaitu detail horizontal, detail vertikal, dan detail diagonal yang mengandung informasi tepian. Transformasi *wavelet* di atas merupakan transformasi *wavelet* level 1, transformasi *wavelet* dengan level yang lebih tinggi didapatkan dengan membagi kembali sub-band residu pelolos rendah (koefisien aproksimasi) menjadi sub-band-sub-band yang lebih kecil.

Berikut ini gambar ilustrasi proses dekomposisi citra :



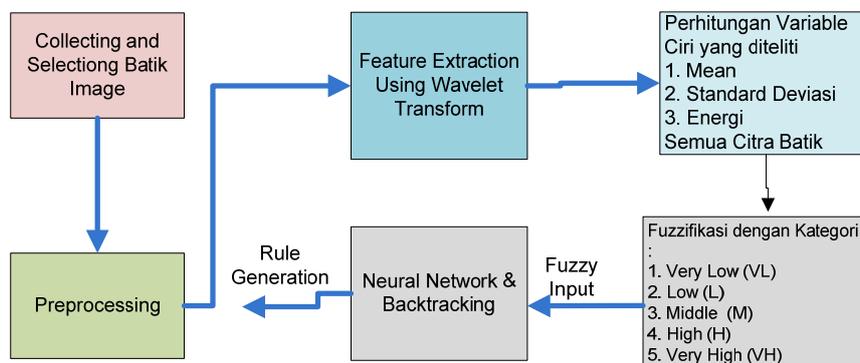
Gambar 3 Dekomposisi Citra pada wavelet diskrete evel 1, 2 dan 3

LH1, HL1, dan HH1 merupakan hasil dekomposisi level 1. LL2 tidak diperlihatkan pada gambar karena langsung didekomposisi lagi menjadi LL2, LH2, HL2 dan HH2 . proses dekomposisi selalu pada citra ujung kiri atas (Pratikaningtyas D et al, 2010; Rahadianti L et al, 2010).

Metodologi Klasifikasi

Kerangka pemikiran untuk analisis sistem temu kembali ciri citra batik berdasar kemiripan dengan mengimplementasikan logika fuzzy yang terdapat pada algoritma Fagin, dapat dilihat pada gambar dibawah ini. Pada dasarnya terdapat lima tahap yang akan dilakukan yaitu: Dalam melakukan klasifikasi terhadap citra batik dengan akan dibagi menjadi lima tahapan utama yaitu: (1) Pengumpulan dan seleksi data citra batik. (2) *Preprocessing* Citra. (3) Ekstraksi Ciri tekstur. (4) Klasifikasi citra batik. (5) Rule Base

Untuk tahapan pertama, di mana dilakukan proses pengumpulan, sekaligus menseleksi seluruh citra batik yang sudah terkumpul. Tahap Kedua dimana seluruh data akan dilakukan preprocessing dengan membuat semua citra berwarna grayscale. Ini bertujuan agar pada saat menjalan ekstraksi ciri tekstur, tidak akan dipengaruhi oleh warna RGB / HSV. Dalam melakukan proses ekstraksi ciri tekstur maka dijabarkan kedalam tiga variabel yaitu: Rerata, Standard Deviasi dan Energi. 3 variabel diatas akan diolah dengan menggunakan Wavelet Transform jenis jenis Daubechies 2 level 2. Untuk koefisien wavelet maka yang dihitung dengan tiga variabel, hanya pada Koefisien Approximation saja. Hasil dari perhitungan koefisien terhadap tiga variabel, akan menjadi nilai inputan pada Proses Klasifikasi citra.



Gambar 4 Tahapan Klasifikasi Citra batik dengan Inputan beberapa variable yang sudah di Ekstraksi

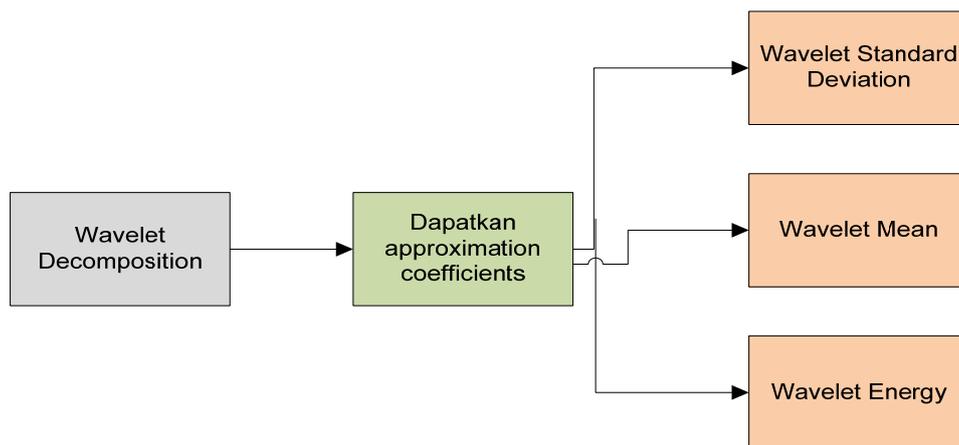
Ekstraksi Ciri Tekstur

Penelitian ini akan menggunakan Image batik untuk diproses dengan menggunakan metode Transformasi Wavelet yang mana fokus dengan *approximation coefficient*. Ada beberapa perintah untuk mendukung proses wavelet yaitu $[C,S]=\text{wavedec2}(i,2,'db2')$, $A = \text{appcoef2}(C,S,'db2',2)$. Catatan : *wavedec* = dekomposisi *Wavelet* , *appcoef* = Koefisien Approximation pada citra

Beberapa variable pendukung dalam menganalisis motif batik seperti :

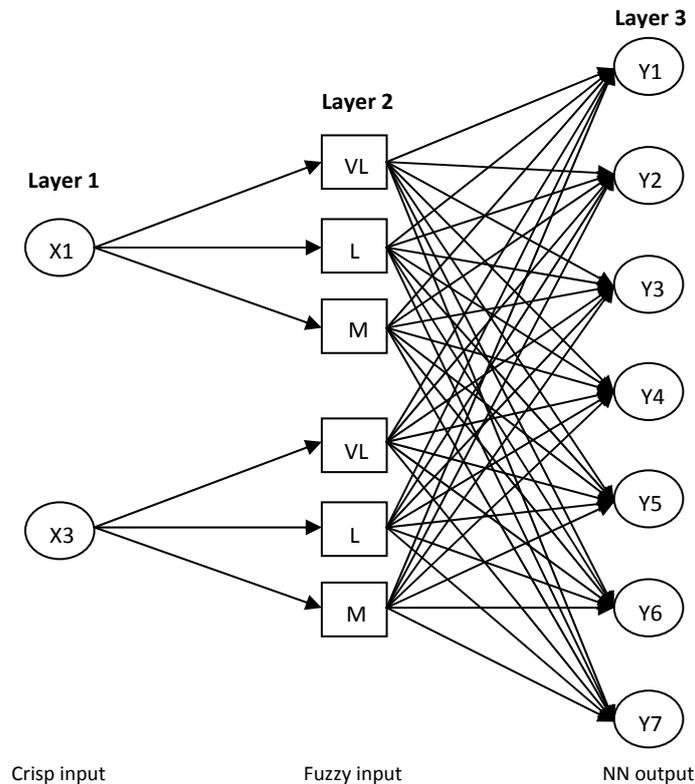
$$\begin{aligned} \text{Wavelet Energy} & : \sum_{i,j} P(i,j)^2 \\ \text{Wavelet Entrophy} & : -\sum_{i,j} P(i,j) \log P(i,j) \\ \text{Standard deviation} & : \left(\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \end{aligned}$$

Beberapa nilai karakteristik yang dihasilkan melalui proses dekomposisi wavelet dengan menghitung hanya koefisien approximation saja. Dari Koefisien tersebut akan dihitung rerata, energi dan standar deviasi.



Gambar 5 The Feature Extraction of Texture using Wavelet transform

klasifikasi Citra Batik



Gambar 6 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan Klasifikasi Citra Batik dengan Input fuzzy

Pada *layer 1*, terdapat tiga buah *crisp input* berupa fitur dari citra batik: *Energy* (X_1), *Mean* (X_2), Standar deviasi (X_3). Ketiga *crisp input* tersebut akan diteruskan ke *layer 2* untuk dilakukan proses *fuzzification* agar menghasilkan *fuzzy input* berupa derajat keanggotaan untuk masing-masing nilai linguistik. Pada proses *fuzzification* tersebut, setiap *crisp input* akan diubah menjadi *fuzzy input* dengan tiga nilai linguistic untuk setiap *crisp input*, yakni *very low* (VL), *Low* (L), *middle* (M), *high* (H) and *Very High* (VH).

Fuzzy input ini akan menjadi input untuk *neural network* yang terletak antara *layer 2* dan *layer 3*. Fungsi keanggotaan yang digunakan pada penelitian ini adalah *triangle membership function*. *Layer 3* memiliki tujuh buah neuron untuk mengklasifikasikan tujuh jenis citra batik: ceplok (CP), kawung (KW), parang (PR), mega mendung (MM), lereng (LR), Tambal(T), Nitik(N). Setiap neuron akan menghasilkan output berupa nilai biner “0” atau “1”. Kombinasi ketujuh bilangan biner pada *layer 3* ini menunjukkan kelas dari pola yang diinputkan ke sistem. Skema pengkodean kelas (target) untuk masing-masing pola batik disajikan oleh Tabel 1.

Tabel 1 Target pada Skema proses Sistem Saraf jaringan Tiruan Pada Motif Citra Batik

Jenis Pola Batik	Skema Pengkodean Kelas Pada Layer 3						
	Nr.1	Nr.2	Nr.3	Nr.4	Nr.5	Nr.6	Nr.7
Ceplok	1	0	0	0	0	0	0
Kawung	0	1	0	0	0	0	0
Lereng	0	0	1	0	0	0	0
Parang	0	0	0	1	0	0	0
Megamendung	0	0	0	0	1	0	0
Tambal	0	0	0	0	0	1	0
Nitik	0	0	0	0	0	0	1

Proses Algoritma Learning

Proses *learning* pada FNN bertujuan untuk memperoleh bobot jaringan yang optimal pada koneksi jaringan antara *layer 2* dan *layer 3*.

Algoritma *learning* dijabarkan di bawah ini.

Set nilai *learning rate* (α);

Set bobot jaringan (w_{ij});

i : indeks neuron pada *layer 2*,

j : indeks neuron pada *layer 3*;

Selama kondisi stop belum terpenuhi, lakukan:

Untuk setiap data latih, lakukan:

1. Hitung fuzzy input untuk variabel Energy (X_1);
2. Hitung fuzzy input untuk variabel Mean (X_2);
3. Hitung fuzzy input untuk variabel Standar deviasi (X_3);

Untuk setiap neuron j di *layer 3*, lakukan:

1. Hitung nilai y_{net_j} pada *layer 3* dengan rumus:

$$y_{net_j} = \sum_{i=1}^7 w_{ij} x_i$$

2. Hitung nilai $y(j)$ pada layer 3 dengan rumus:

$$y_j = \frac{1}{1 + \exp^{-y_{\text{net}j}}}$$

3. Hitung nilai *error* (E) dengan rumus:

$$E_j = \text{Target}_j - y_j$$

4. Hitung nilai MSE_j dengan rumus:

$$MSE_j = \frac{\sum_{j=1}^7 (E_j)^2}{\text{jumlah output neuron}}$$

5. Hitung nilai *delta rule* (δ) dengan rumus:

$$\delta_j = E_j y_j (1 - y_j)$$

Untuk setiap bobot antara layer 2 dan layer 3 (w_{ij}), lakukan:

1. Hitung nilai perubahan bobot (Δw_{ij}) dengan rumus:

$$\Delta w_{ij} = \alpha w_{ij} \delta_j$$

2. Hitung nilai bobot yang baru ($w_{ij}(\text{baru})$) dengan rumus:

$$w_{ij}(\text{baru}) = w_{ij}(\text{lama}) + \Delta w_{ij}$$

Hitung Rata-rata MSE untuk satu epoch (MSE_{epoch}) dengan rumus:

$$MSE_{\text{epoch}} = \frac{\sum_{j=1}^7 MSE_j}{\text{jumlah epoch}}$$

Proses Rule Generation (*Backtracking*)

Gunakan data training kembali untuk melakukan proses *feed forward* pada layer 2 dan layer 3 (bagian *neural network*).

Untuk setiap satu pola data pada data training, melakukan proses sebagai berikut :

Untuk setiap *neuron* pada output layer, cari neuron yang memiliki nilai $f(\text{net})$ atau $y \geq \text{threshold}$. Pada kasus ini, nilai *threshold* diset 0.5. *Neuron-neuron* ini kita sebut *active neuron*.

Untuk setiap *neuron* pada input layer yang terhubung dengan *active neuron* pada output layer tersebut, lakukan proses berikut:

Lakukan penghitungan nilai *activity level* (z) dengan rumus: $z(i,j) = w(i,j) \cdot y(j)$, dimana, w adalah bobot jaringan, y adalah nilai keluaran pada tiap neuron pada output layer, i adalah indeks penomoran neuron pada input layer, dan j adalah indeks penomoran neuron pada output layer.

Selanjutnya, jika sebuah neuron pada input layer memiliki nilai *activity level* (z) yang $\geq \text{threshold}$ (0.5), maka koneksi antara neuron pada input dan output layer tersebut kita sebut *active connection*. Sehingga, untuk satu *active neuron* pada output layer akan memiliki sekumpulan *active connection* yang terhubung dengan neuron pada input layer yang memiliki nilai *activity level* (z) $\geq \text{threshold}$. Satu kesatuan *active connection* untuk satu *active neuron* ini merupakan satu kandidat *rule*.

Setelah semua pola data pada data training dimasukkan ke dalam sistem dan didapat sekumpulan kandidat *rule*, maka sekumpulan kandidat *rule* ini diseleksi kembali untuk membuang *rule* redundan dan *rule* yang bertentangan. *Rule* yang bertentangan itu didefinisikan sebagai kumpulan *rule* yang memiliki antisenden yang sama, tetapi konsekuennya berbeda.

Misalkan terdapat dua kandidat *rule* yang saling bertentangan, *rule* 1: “if *EA* = ‘Low’ and *STD* = ‘Medium’ then class is ‘pola 1’”, *rule* 2: “if *EA* = ‘Low’ and *STD* = ‘Medium’ then class is ‘pola 3’”, maka untuk menentukan *rule* mana yang akan digunakan dilakukan dengan cara menghitung nilai *Degree of significance* (*D*) dengan rumus: $D = \mu_0 \cdot \mu_1 \cdot \mu_2 \dots \mu_n \cdot y_j$ dimana μ nilai fuzzy input (hasil fuzzifikasi) dan y_j adalah nilai keluaran pada *output layer*. Maka, pada contoh di atas, nilai *D* dapat dihitung sebagai berikut:

$$D_{(rule\ 1)} = \mu_{EA}(LOW) \cdot \mu_{STD}(Medium) \cdot y_1$$

$$D_{(rule\ 2)} = \mu_{EA}(LOW) \cdot \mu_{STD}(Medium) \cdot y_3$$

Rule yang memiliki nilai *D* lebih besar, maka *rule* tersebut yang akan digunakan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dengan berdasarkan penelitian yang sudah dilaksanakan, dalam melakukan proses klasifikasi dengan FNN terhadap citra batik berdasarkan kemiripan motif batik maka hasilnya dapat disimpulkan pada tabel 2 :

Tabel 2 Hasil dari Pemrosesan Klasifikasi Citra Batik dengan menggunakan Fuzzy Neural Network

MSE	9,99E-01	9,81E-01
Epoch	279.135	184.800
Arsitektur	3 - 15 - 7	3 - 15 - 10 - 7
Learning Rate	0,2	0,2
% Presisi	86	94

Dalam Tabel 2, menggambarkan hasil resume penelitian dengan jumlah data latih sebanyak 145 citra batik terhadap tujuh motif. Untuk nilai presisi setelah dilakukan *training* dengan arsitektur 3 – 15 – 7 yaitu 3 variabel input (mean, standar deviasi dan Energi), 15 layer, merupakan nilai hasil proses *fuzzifikasi* dengan setiap variabel dibagi menjadi lima kategori: *Very Low*, *Low*, *Middle*, *High* and *Very High*, tujuh layer jumlah *output* yang dihasilkan presisi sebesar 86 persen.

Sedangkan nilai presisi dengan arsitektur 3 – 15 – 10 – 7 yaitu tiga variabel input, 15 layer, merupakan nilai hasil proses *fuzzifikasi*, 10 hidden layer, tujuh layer merupakan jumlah *output* yang dihasilkan presisi sebesar 94 persen.

Dengan menggunakan tipe arsitektur yang berbeda maka dapat disimpulkan proses klasifikasi terhadap data testing dan data uji menjadi lebih maksimal dengan menggunakan tipe arsitektur 3 – 15 – 10 – 7. Walaupun untuk jumlah *hidden layer* yang digunakan mulai dari 10, 15, 20 dan 25 layer. Namun setelah diteliti menjadi lebih maksimal dengan menggunakan *hidden layer* sebanyak 10 layer.

DAFTAR PUSTAKA

- Ajay, K.S., Tiwari, S., Shukla, V. P. (2012). Wavelet Base Multi Class Image Classification using Neural Network. *International journal of Computer Application*, 37(4)
- Balamurugan, V., Anandhakumar, P. (2009). Neuro-Fuzzy Based Clustering Approach for Content Based Image Retrieval Using 2D-Wavelet Transform. *International Journal of Recent Trend in Engineering*, 1(1).
- Franca, C. A., Gonzaga, A. (2010). *Classification of wood plates by neural networks and Fuzzy logic*. University Federal at Sao Carlos.
- Hazra, D. (2011). Texture Recognition with combined GLCM, Wavelet and Rotated Wavelet Features. *International Journal of Computer and Electrical Engineering*, 3(1).
- Kokare, M., Biswas, P. K., Chatterji, B. N. (2007), Texture image retrieval using rotated wavelet filters. *Pattern Recogn. Lett.*, 28, 1240-1249.
- Kulkarni, A. D. (2001). *Computer Vision and Fuzzy Neural System*. Upper Saddle River, NJ: Prentice HALL.
- Kulkarni, A. D., MC Caslin, S. (2006). *Fuzzy Neural Network Models For Multispectral Image Analysis*. USA: Circuit System, Electronics control, Signal Processing.
- Moertini, V. S., Sitohang, B. (2005). Algorithms of Clustering and Classifying Batik Images Based on Color, Contrast and Motif. *PROC. ITB Eng. Science*, 37 B(2), 141-160.
- Mojsilovic A., Popovic M.V., Rackov, D. M. On the selection of an optimal wavelet basis for texture characterization. *IEEE Transactions on Image Processing*, 9, 2043–2050.
- Park S.B., Lee, J. W., Kim, S. K. (2003). Content-based image classification using a neural network. *Pattern Recognition*, 287-300,
- Pahludi, P. N. (2006). *Klasifikasi Citra Berdasarkan Tekstur Menggunakan jaringan Saraf Tiruan Peramabatan Terbalik*.
- Pratikaningtyas, D. et al. (2010). *Klasifikasi batik Menggunakan Metode Transformasi Wavelet*. Paper Skripsi, UNDIP.
- Rahadiani, L., Manurung, R., Murni, A. (2010). *Clustering Batik Images based on Log-Gabor and Colour Histogram Features*. University of Indonesia.
- Rangkuti, A. H., Bahaweres, R. B., Harjoko, A. (2012). Batik image retrieval base on similarity of shape and texture characteristic. *International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems (ICACSIS 2012)*, Universty of Indonesia
- Sanabila, H. R., Manurung, R. (2009). *Recognition of Batik Motifs using the Generalized Hough Transform*. University of Indonesia.
- Sopika, J., Jason, G. (2007). *Neural Network and Fuzzy Logic Approach for Satelite Image Classification: A Review*.
- Wahyudi, Azurat, A., Manurung, M., Murni, A. (2009). *Batik Image Reconstruction Based On Codebook and Keyblock Framework*. University of Indonesia.
- Zhu, L., Zhang, A. (2002). Theory of Keyblock-based Image Retrieval. *ACM Journal*, 1-32.