

# DETEKSI MOTIF BATIK MENGGUNAKAN EKSTRAKSI TEKSTUR DAN JARINGAN SYARAF TIRUAN

Raynaldi Fatih Amanullah<sup>1)</sup>, Ade Pujianto<sup>2)</sup>, Bayu Trisna Pratama<sup>3)</sup>, Kusri<sup>4)</sup>

<sup>1, 2, 3, 4)</sup> Magister Teknik Informatika, Universitas AMIKOM Yogyakarta  
Jl Ring road Utara, Condongcatur, Sleman, Yogyakarta 55281  
Email : [raynaldi.a@students.amikom.ac.id](mailto:raynaldi.a@students.amikom.ac.id)<sup>1)</sup>, [ade.pujianto@students.amikom.ac.id](mailto:ade.pujianto@students.amikom.ac.id)<sup>2)</sup>,  
[bayu.pratama@students.amikom.ac.id](mailto:bayu.pratama@students.amikom.ac.id)<sup>3)</sup>, [kusri@amikom.ac.id](mailto:kusri@amikom.ac.id)<sup>4)</sup>

## Abstrak

Penelitian ini mengusulkan sebuah metode klasifikasi motif batik menggunakan ekstraksi fitur tekstur serta klasifikasi menggunakan jaringan syaraf tiruan (*artificial neural network*).

Metode ekstraksi fitur tekstur yang digunakan adalah *Discrete Wavelet Transform (DWT)*, *Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)* dan *Local Binary Pattern (LBP)*. Ekstraksi fitur dengan *GLCM* dan *DWT* menghasilkan 24 fitur yang terdiri dari 5 jenis fitur *GLCM* dan 4 koefisien energi dalam setiap sub-band channel hasil dekomposisi. Sementara ekstraksi fitur dengan *LBP* dilakukan dengan membentuk histogram dari matrik hasil *LBP*. Fitur-fitur tersebut kemudian menjadi masukan bagi jaringan syaraf tiruan untuk kemudian diklasifikasi dalam 5 jenis batik: buketan, ceplok, kawung, parang dan truntum. Dataset yang digunakan adalah 50 gambar batik (10 untuk setiap motif) yang diambil secara acak di internet.

Pengujian dilakukan dengan membandingkan dua kelompok fitur: *DWT-GLCM* dan *DWT-GLCM-LBP* untuk mengetahui metode ekstraksi fitur yang lebih baik dalam deteksi motif batik. Metode pengujian yang digunakan adalah *K-Fold Cross Validation* dengan hasil berupa *confusion matrix* untuk kemudian dihitung nilai akurasi dan *F-Measure*-nya. Hasil pengujian menunjukkan bahwa penggunaan ekstraksi fitur tekstur *DWT-GLCM-LBP* mampu mencapai akurasi 74% dengan jenis dekomposisi *Daubechies 4 level 3*.

**Kata kunci:** Batik, Klasifikasi, *GLCM*, *DWT*, *LBP*, *ANN*.

## 1. Pendahuluan

### A. Latar Belakang

Batik merupakan kain dengan gaya, warna serta tekstur yang mencerminkan budaya Indonesia. Batik sendiri telah dikenal dunia sejak beberapa abad yang silam oleh bangsa Indonesia. Oleh karena itu batik menjadi salah satu aset kekayaan budaya Indonesia dan telah diakui oleh UNESCO sebagai warisan budaya asli Indonesia pada tanggal 2 Oktober 2009 [1].

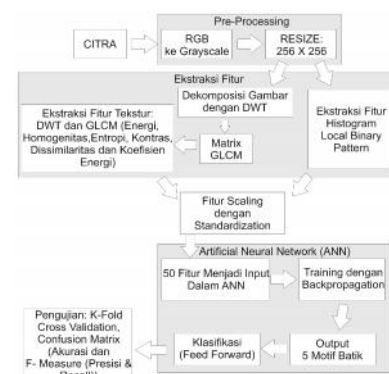
Pola penyusun batik disebut juga dengan motif. Berdasarkan ornamen dan strukturnya, jenis batik dapat diklasifikasikan sesuai motif dasarnya [2]. Setiap daerah di Indonesia memiliki motif batik yang berbeda-beda. Motif batik sendiri secara garis besar terbagi menjadi dua kelompok yaitu jenis motif geometris dan motif non-geometris. Beberapa contoh motif batik di antaranya adalah buketan, ceplok, kawung, parang dan truntum.

Beberapa metode yang telah digunakan dalam melakukan ekstraksi fitur pada batik antara lain: kombinasi *Grey Level Co-Occurance Matrix (GLCM)* dan *Discrete Wavelete Transform (DWT)* [3], kombinasi *Hue Saturation Value (HSV)* dan *Discrete Curvelet Transform* [4], dan kombinasi *Scale Invariant Feature Transform* dan *Support Vector Machine* [5].

### B. Metode Penelitian

Dalam penelitian ini diusulkan sebuah metode klasifikasi motif batik dengan menggunakan metode ekstraksi fitur *Local Binary Pattern (LBP)*, *Discrete Wavelet Transform (DWT)* dan *Gray Level Co-Occurance Matrix (GLCM)*. Hasil dari ekstraksi fitur tersebut akan menjadi masukan bagi jaringan syaraf tiruan (*artificial neural network*). Pengujian dilakukan dengan skema *K-Fold Cross Validation* untuk kemudian dihasilkan *confusion matrix* dan dihitung nilai akurasi, presisi dan *recall*-nya.

Gambar 1 menunjukkan alur penelitian yang digunakan dalam penelitian ini:



Gambar 1. Alur Penelitian

Metode pengumpulan data dalam penelitian ini yaitu:

1. Studi pustaka dengan mengumpulkan berbagai literatur yang berkaitan dengan penelitian baik dari buku-buku maupun penelitian sebelumnya.
2. Pengambilan gambar secara acak dari internet. Penelitian ini menggunakan 50 gambar sebagai *dataset*. 50 gambar tersebut terdiri dari 10 buah gambar untuk masing-masing motif. Gambar-gambar tersebut diambil secara acak dari internet. Gambar-gambar ini selanjutnya akan menjadi *dataset* untuk pengujian menggunakan *K-Fold Cross Validation*.

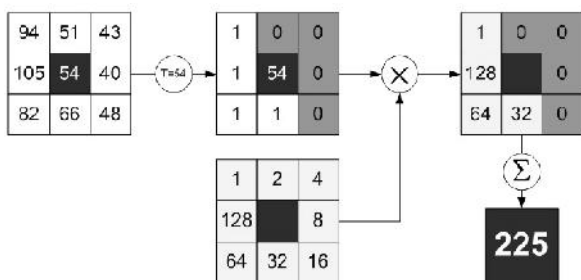
50 gambar tersebut sebelum diekstraksi fiturnya, diproses terlebih dahulu dengan 2 tahap: perubahan ukuran ke 256x256 dan konversi gambar menjadi gambar keabu-abuan (*grayscale*).

Hasil akhir dari penelitian ini berupa pengukuran nilai akurasi dan *F-Measure* dari hasil 2 kombinasi ekstraksi fitur yaitu GLCM-DWT dan GLCM-DWT-LBP untuk mengetahui kombinasi fitur terbaik bagi deteksi motif batik.

## 2. Landasan Teori

### A. Local Binary Pattern (LBP)

LBP merupakan operator yang berguna untuk mendeskripsikan fitur berdasarkan tanda-tanda perbedaan yang ada antara piksel tengah dengan piksel-piksel di sekitarnya [6]. Setiap nilai yang dihasilkan dari citra, nantinya akan diubah menjadi nilai *binary* yang disebut dengan *thresholding*, dengan nilai tengah yang tetap. Gambar 2 menunjukkan proses perhitungan LBP dari langkah awal hingga akhir.



Gambar 2. Perhitungan LBP

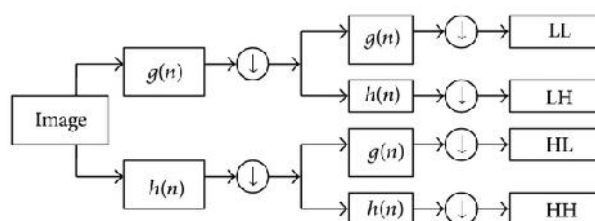
Gambar 2 menunjukkan bagaimana proses perhitungan nilai LBP dimana nilai *threshold* diperoleh dengan cara membandingkan nilai sisi (tepi) dengan nilai tengah. Apabila nilai tepi lebih besar atau sama dengan nilai tengah maka dianggap bernilai 1, namun apabila nilai sisi lebih kecil dari nilai tengah maka akan dianggap bernilai 0. Dengan menggunakan nilai-nilai tersebut dapat dibentuk matrik dengan nilai  $2^n$ , yang mana dari matriks tersebut tidak terdapat nilai tengah. Selanjutnya matrik yang berisi *binary* dikalikan dengan matrik yang berisikan nilai kuadrat, seperti yang terlihat dalam persamaan (1). Setelah mendapatkan hasil dari perkalian

tersebut, maka nilai sisi dijumlahkan untuk memperoleh nilai piksel tengah.

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{n=0}^7 2^n g(I_n - I(x_c, y_c)) \dots (1)$$

### B. Discrete Wavelet Transform (DWT)

DWT membagi sinyal menjadi dua spektrum frekuensi yakni frekuensi tinggi dan frekuensi rendah. Frekuensi tinggi biasa disebut dengan koefisien wavelet sedangkan frekuensi rendah disebut dengan koefisien aproksimasi. Agar dapat menangkap dua spektrum frekuensi tersebut, DWT menggunakan dua *filter*, yaitu *high pass filter* disimbolkan dengan  $g[n]$  yang digunakan untuk menangkap spektrum frekuensi tinggi dan *low pass filter* disimbolkan dengan  $h[n]$  untuk menangkap spektrum frekuensi yang lebih rendah. Koefisien hasil aproksimasi kemudian diproses kembali menggunakan kedua *filter* tersebut hingga mencapai level tertentu [7].



Gambar 3. DWT Satu Level

Gambar 3 memperlihatkan satu level dekomposisi. Mula-mula gambar (*image*) dilewatkan *high pass filter* dan *low pass filter* dan proses *downsampling*. Proses-proses tersebut kembali diulang untuk memperoleh nilai detail aproksimasi (LL), detail horizontal (LH), detail vertikal (LH) dan detail diagonal (HH).

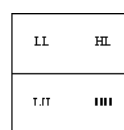
Operasi pemfilteran dan *subsampling* dapat dituliskan sebagai berikut:

$$y_{high}[k] = \sum_n x[n]g[2k - n] \dots (2)$$

$$y_{low}[k] = \sum_n x[n]h[2k - n] \dots (3)$$

Dimana  $y_{high}[k]$  dan  $y_{low}[k]$  merupakan keluaran dari filter *highpass* dan *lowpass*. Sedangkan  $x[n]$  adalah sinyal yang masuk,  $g[n]$  dan  $h[n]$  secara berturut-turut adalah *high pass* dan *low pass filter*.

Hasil dekomposisi pada persamaan 2 adalah berupa aproksimasi sinyal yang memuat separuh dari resolusi waktu sinyal aslinya. Jumlah sampel sinyal juga berkurang menjadi separuh dari aslinya [8].

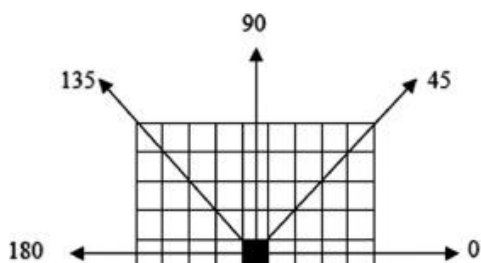


Gambar 4. Hasil Dekomposisi DWT Level 1

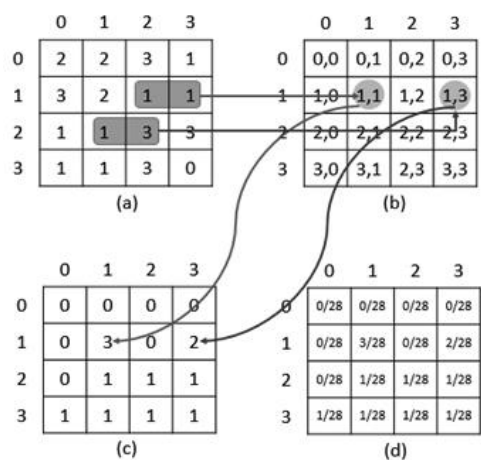
Gambar 4 menunjukkan transformasi citra dua dimensi pada dekomposisi level 1. Setiap level pada proses dekomposisi akan menghasilkan empat *subband* yaitu: detail aproksimasi (LL), detail horizontal (LH), detail vertikal (LH) dan detail diagonal (HH) [9].

C. Gray Level Co-Occurance Matrix (GLCM)

GLCM merupakan suatu matriks yang berbentuk persegi atau bujur sangkar dengan panjang sisi adalah jumlah tingkat keabu-abuan gambar. Matrik tersebut berisikan nilai-nilai probabilitas yang tersusun atas dua piksel, yaitu  $i$  dan  $j$ . Dengan masing-masing nilai yang dibatasi oleh jarak dan arah. Jarak disini dapat berupa sudut 0, 45, 90, 135, 180, 225, 270, 325. Pengambilan sudut piksel gambar ditunjukkan oleh Gambar 5. Sedangkan proses pembentukan matrik GLCM dari matrik keabu-abuan ditunjukkan oleh Gambar 6.



Gambar 5. Arah sudut



Gambar 6. GLCM dengan (a) Matrix Keabu-abuan, (b) GLCM, (c) Co-Occurance matix, (d) nilai probabilitas.

Selanjutnya, setelah matrix terbentuk, maka dilakukannya perhitungan-perhitungan statistik seperti Entropi, Kontras, Homogeneitas, dan Energi. Entropi merupakan ekstraksi fitur yang digunakan untuk mengukur keteracakan dari distribusi intensitas [10]. Formula yang dapat dipakai untuk menghitung entropi ditunjukkan oleh Persamaan (4).

$$Entropi = - \sum_{i_1} \sum_{i_2} p(i_1, i_2) \log p(i_1, i_2) \dots (4)$$

Energi adalah fitur untuk mengukur konsentrasi pasangan intensitas pada matrix *co-occurrence* [10]. Persamaan yang digunakan untuk menghitung energi adalah Persamaan (5) [10]. Nilai energi akan makin membesar bila psangan piksel yang memenuhi syarat matriks intensitas *co-occurrence* terkonsentrasi pada beberapa koordinat dan mengecil bila letaknya menyebar.

$$Energi = \sum_{i_1} \sum_{i_2} p^2(i_1, i_2) \dots (5)$$

Kontras adalah fitur yang digunakan untuk mengukur kekuatan perbedaan intensitas dalam citra [10]. Nilai kontras membesar jika variasi intensitas citra tinggi dan menurun bila variasi rendah. Persamaan yang digunakan untuk mengukur kontras suatu citra ditunjukkan pada Persamaan (6) [10].

$$Kontras = \sum_{i_1} \sum_{i_2} (i_1 - i_2) p(i_1, i_2) \dots (6)$$

Homogenitas digunakan untuk mengukur kehomogenan variasi intensitas citra [10]. Nilai homogenitas akan semakin membesar bila variasi intensitas dalam citra mengecil. Homogenitas dihitung dengan Persamaan (7) [10].

$$Homogenitas = \sum_{i_1} \sum_{i_2} \frac{p(i_1, i_2)}{1 + |i_1 - i_2|} \dots (7)$$

Notasi  $p$  pada Persamaan (4), (5), (6), dan (7) melambangkan probabilitas yang bernilai nol hingga 1, yaitu nilai elemen dalam matriks *co-occurrence*, sedangkan  $i_1$  dan  $i_2$  melambangkan pasangan intensitas yang berdekatan, yang dalam matriks *co-occurrence* masing-masing menjadi nomor baris dan nomor kolom.

D. Artificial Neural Network (ANN)

ANN merupakan jaringan yang memodelkan sistem saraf otak manusia [11] menggunakan neuron yang disusun menurut arsitektur tertentu. Otak manusia sangatlah kompleks, non linear dan memproses informasi secara paralel serta memiliki kemampuan untuk mengorganisasi neuron agar dapat mengenali pola secara efektif [12].

Kemampuan otak itulah yang coba diadopsi oleh ANN. Namun pemodelan pada ANN jauh lebih sederhana dibandingkan otak manusia. ANN menggunakan unit pemrosesan yang sederhana untuk mengenali pola atau melakukan fungsi tertentu. Masing-masing unit pemrosesan menggunakan *state* dinamisnya untuk memproses informasi yang diterimanya. *Neural Network* merespon *input* eksternal yang diberikan melalui *input layer*.

E. K-Fold Cross Validation

Metode *k-Fold Cross Validation* digunakan untuk memvalidasi model *classifier*. Metode ini membagi himpunan menjadi k bagian secara acak dan saling bebas [11]. Data sebanyak (k-1) *fold* digunakan untuk mentraining model sedangkan 1 *fold* digunakan untuk melakukan pengujian. Validasi dilakukan sebanyak k kali hingga semua data dalam dataset diujikan pada model.

F. Confusion Matrix

*Confusion Matrix* merupakan metode yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi. Pada dasarnya metode ini mengandung informasi yang membandingkan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem dengan hasil klasifikasi yang seharusnya[13]. Pada pengukuran kinerjanya, terdapat empat istilah sebagai representasi hasil proses klasifikasi. Keempat istilah tersebut adalah *True Positive (TP)*, *True Negative (TN)*, *False Positive (FP)*, dan *False Negative (FN)* seperti pada Gambar 7.

		Predicted class	
		P	N
Actual Class	P	True Positives (TP)	False Negatives (FN)
	N	False Positives (FP)	True Negatives (TN)

Gambar 7. Confusion Matrix

Berdasarkan Gambar 7 dapat diperoleh nilai akurasi, presisi dan *recall*. Nilai akurasi menggambarkan seberapa akurat sistem mengklasifikasi data secara benar, nilai akurasi diperoleh dari Persamaan (8). Nilai presisi menggambarkan jumlah data kategori positif yang diklasifikasikan secara benar dan dibagi dengan total data yang diklasifikasi positif, dan nilai presisi diperoleh dari Persamaan (9). *Recall* menunjukkan beberapa persen data kategori positif yang terklasifikasi dengan benar oleh sistem, nilai *recall* diperoleh dari Persamaan (10). Sedangkan F-Measure merupakan perhitungan *information retrieval* yang mengkombinasikan *recall* dan *presisi*. Nilai F-Measure diperoleh dari Persamaan (11).

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \dots (8)$$

$$presisi = \frac{TP}{FP + TP} \times 100\% \dots (9)$$

$$recall = \frac{TP}{FN + TP} \times 100\% \dots (10)$$

$$F - Measure = 2 \times \frac{presisi \times recall}{presisi + recall} \dots (11)$$

3. Hasil dan Pembahasan

Terdapat 2 kelompok fitur yang digunakan dalam penelitian ini yaitu LBP dan DWT + GLCM. Ekstraksi fitur dengan LBP menghasilkan 26 fitur yang merupakan histogram dari kemunculan nilai dalam piksel hasil LBP. Sedangkan ekstraksi fitur dengan DWT dan GLCM menghasilkan 24 fitur. 2 jenis fitur tersebut dilakukan dua skenario pengujian: DWT + GLCM tanpa menggunakan LBP dan DWT + GLCM dengan menggunakan LBP. Hal ini dilakukan untuk mengetahui metode ekstraksi fitur mana yang mampu memiliki tingkat hasil uji yang lebih tinggi. Fitur-fitur ini kemudian di normalisasi datanya untuk memperkecil range data sebelum kemudian menjadi input dari algoritma jaringan syaraf tiruan.

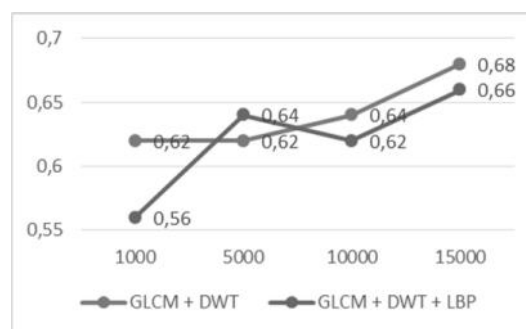
Dalam jaringan syaraf tiruan, digunakan 1 hidden layer yang memiliki 10 neuron dan 1 layer output yang memiliki 5 neuron yang diperoleh dari jumlah motif batik yang dihasilkan.

Pengujian pada 2 perbandingan fitur dilakukan dengan 2 skenario pengujian yaitu perubahan *maximum epoch* dan perubahan jenis dan level dekomposisi. Skema pengujian yang digunakan adalah *K-Fold Cross Validation* dengan nilai K sebesar 10. 50 dataset dibagi ke dalam 10 fold sehingga menghasilkan 5 data uji dan 45 data training. Dari *K-Fold Cross Validation* dihasilkan *Confusion Matrix* untuk kemudian dihitung nilai akurasi dan *F-Measure* (dari nilai presisi dan *recall*).

Dalam setiap skenario pengujian diinisialisasikan nilai learning rate sebesar 0.2, momentum sebesar 0.8, dan ambang batas error sebesar 0.01.

A. Pengujian Perubahan Maximum Epoch

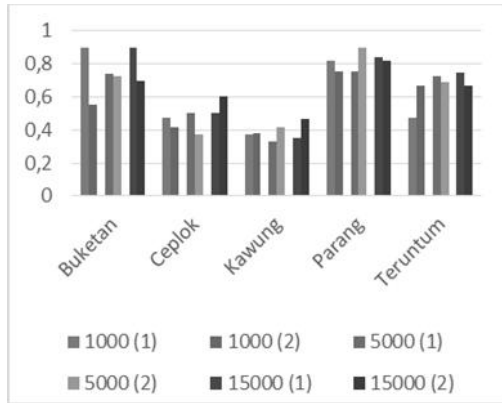
Hasil pengujian dengan skenario pertama yaitu perubahan *maximum epoch* dengan nilai 1000, 5000, 10000 dan 50000 dengan dekomposisi menggunakan Haar level 1 diperoleh hasil akurasi sebagaimana yang ditunjukkan oleh Gambar 8.



Gambar 8. Grafik Akurasi Hasil Penggunaan Fitur Dengan 6 Besaran Maximum Epoch yang Berbeda

Gambar 8 menunjukkan bahwa pada dekomposisi Haar level 1, ekstraksi fitur dengan GLCM + DWT tanpa LBP berhasil dengan lebih baik pada 3 besaran *maximum epoch* yang berbeda.

Selain mengukur nilai akurasi, nilai *F-Measure* juga diukur pada hasil masing-masing motif batik. Gambar 9 yang menunjukkan perbandingan nilai *F-Measure* pada masing-masing *maximum epoch* dengan ekstraksi fitur GLCM + DWT ditunjukkan oleh angka (1) dan DWT + GLCM + LBP ditunjukkan oleh angka (2).

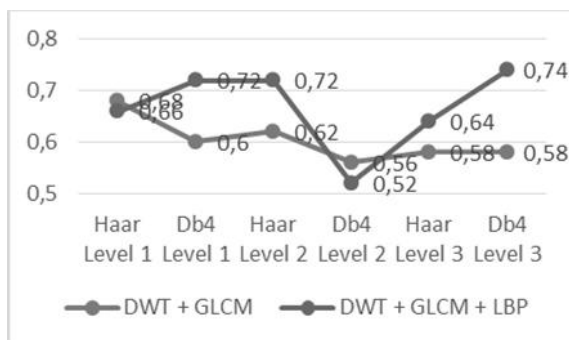


Gambar 9. Nilai *F-Measure* pada masing-masing batik dan fitur

Sebagaimana nilai akurasi, nilai *F-Measure* tertinggi pada masing-masing motif batik juga didominasi oleh hasil ekstraksi fitur dengan GLCM + DWT. Ekstraksi fitur dengan GLCM + DWT + LBP hanya unggul pada motif batik ceplok pada *maximum epoch* 15000, semua *maximum epoch* kawung, dan teruntum pada *maximum epoch* 1000.

#### B. Pengujian Perubahan Jenis dan Level Dekomposisi

Pada skenario pengujian kedua, dilakukan uji coba perubahan jenis dan level dekomposisi untuk mengetahui bagaimana pengaruh jenis dan level dekomposisi terhadap nilai akurasi dan *F-Measure*. Gambar 10 menunjukkan perbandingan nilai akurasi antara ekstraksi fitur dengan GLCM + DWT dan GLCM + DWT + LBP pada level dan jenis dekomposisi tertentu.



Gambar 10. Grafik Perbandingan Nilai Akurasi

Dari Gambar 10 dapat disimpulkan bahwa penggunaan ekstraksi fitur dengan LBP mampu meningkatkan nilai akurasi pada sebagian besar parameter pengujian.

Sedangkan perbandingan nilai *F-Measure* pada masing-masing motif batik dengan ekstraksi fitur DWT + GLCM yang ditunjukkan oleh angka (1) dan DWT + GLCM + LBP yang ditunjukkan oleh angka (2) pada jenis dan level dekomposisi tertentu ditunjukkan oleh Tabel 1 berikut ini dengan penulisan tebal (*bold*) yang menunjukkan nilai yang lebih besar pada jenis dan level dekomposisi tersebut:

Tabel 1. Tabel Nilai *F-Measure* Ekstraksi Fitur pada Jenis dan Level Dekomposisi Tertentu

Jenis Batik	Jenis DWT	Ekstraksi Fitur	Level		
			1	2	3
Buketan	Haar	(1)	<b>0.9</b>	0.56	0.5
		(2)	0.7	<b>0.72</b>	<b>0.67</b>
	Db4	(1)	0.7	0.5	0.54
		(2)	<b>0.78</b>	<b>0.56</b>	<b>0.84</b>
Ceplok	Haar	(1)	0.5	0.52	0.48
		(2)	<b>0.6</b>	<b>0.58</b>	<b>0.55</b>
	Db4	(1)	0.37	0.5	0.47
		(2)	<b>0.73</b>	<b>0.4</b>	<b>0.63</b>
Kawung	Haar	(1)	0.35	0.33	<b>0.5</b>
		(2)	<b>0.47</b>	<b>0.47</b>	0.4
	Db4	(1)	<b>0.45</b>	<b>0.42</b>	0.42
		(2)	0.375	0.31	<b>0.44</b>
Parang	Haar	(1)	<b>0.84</b>	0.85	0.7
		(2)	0.81	<b>0.87</b>	<b>0.8</b>
	Db4	(1)	0.8	0.69	0.8
		(2)	<b>0.82</b>	<b>0.75</b>	<b>0.86</b>
Truntum	Haar	(1)	<b>0.75</b>	0.8	0.7
		(2)	0.67	<b>0.85</b>	<b>0.76</b>
	Db4	(1)	0.6	<b>0.63</b>	0.63
		(2)	<b>0.8</b>	0.5	<b>0.9</b>

Pada tabel 1 dapat dilihat bahwa ekstraksi fitur dengan DWT + GLCM + LBP memperoleh hasil yang lebih baik dengan 23 keunggulan dibanding dengan tanpa LBP yang hanya memperoleh 7 keunggulan. Nilai tertinggi *F-Measure* diperoleh pada motif batik Buketan (Haar level 1) dan Truntum (Daubechies 4 level 3).

#### 4. Kesimpulan dan Saran

Penelitian ini mengusulkan penggunaan metode ekstraksi tekstur serta klasifikasi dengan jaringan syaraf tiruan untuk mengklasifikasi jenis-jenis motif batik. Metode ekstraksi fitur tekstur yang digunakan adalah kombinasi GLCM dan DWT yang dibandingkan dengan GLCM, DWT dan LBP untuk mengetahui kombinasi fitur mana yang memperoleh hasil yang lebih baik.

Dari hasil ujicoba yang telah dilakukan menunjukkan bahwa dengan menggunakan dekomposisi Haar level 1, penggunaan ekstraksi tekstur dengan GLCM dan DWT tanpa LBP mampu memperoleh hasil yang lebih baik dalam berbagai kondisi *maximum epoch* yang berbeda baik dalam nilai akurasi maupun nilai F-Measure. Akan tetapi pada level dekomposisi 2-3 dengan jenis dekomposisi Haar maupun Daubechies 4, kombinasi GLCM, DWT dan LBP terbukti mampu memperoleh nilai akurasi dan F-Measure yang lebih baik dengan nilai akurasi tertinggi diperoleh pada penggunaan jenis dekomposisi Daubechies 4 level 3 dengan nilai akurasi 74%.

Untuk penelitian selanjutnya, dapat digunakan fitur-fitur yang berguna untuk mendeteksi shape (bentuk) seperti edge detection agar dapat meningkatkan hasil akurasi khususnya pada motif-motif batik yang memiliki tingkat kemiripan yang tinggi seperti kawung dan ceplok.

#### Daftar Pustaka

- [1] "Intangible Cultural Heritage," United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization, [Online]. Available: <https://ich.unesco.org/en/RL/indonesian-batik-00170>. [Accessed 11 December 2017].
- [2] H. S. Doellah, *Batik: Pengaruh Zaman dan Lingkungan*, Solo: Batik Danar Hadi, 2002.
- [3] A. E. Minarno, Y. Munarko, A. Kurniawandhani, F. Bimantoro and N. Suciati, "Texture Feature Extraction Using Co-Occurance Matrices of Sub-Band Image For Batik Image Classification," in *International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT)*, Bandung, 2014.
- [4] N. Suciati, A. Kridanto, M. F. Naufal, M. Machmud and A. Y. Wicaksono, "Fast Discrete Curvelet Transform and HSV Color Features For Batik Image Classification," in *International Conference on Information, Communication Technology and System (ICTS)*, Surabaya, 2015.
- [5] R. Azhar, D. Tuwohingide, D. Kamudi, S. and N. Suciati, "Batik Image Classification Using SIFT Feature Extraction, Bag of Features and Support Vector Machine," in *Information Systems International Conference*, Surabaya, 2015.
- [6] E. Prakasa, "Texture Feature Extraction by Using Local Binary Pattern," *Journal of Informatics, Control Systems, and Computers*, vol. 9, no. 2, pp. 45-48, 2015.
- [7] L. F. D., *Conceptual Wavelets in Digital Signal Processing*, United States of America: Space and Signals Technical Publisher, 2009.
- [8] M. Darshana and B. Asim, "Discrete Wavelet Transform Using MATLAB," *International Journal of Computer Engineering and Technology*, vol. 4, no. 2, pp. 252-259, 2013.
- [9] R. Polikar, "Index to Series Of Tutorials to Wavelet Transform By Robi Polikar," [Online]. Available: <http://users.rowan.edu/~polikar/WAVELETS/WTtutorial.html>. [Accessed 11 December 2017].
- [10] A. U., *Pengolahan Citra Digital*, Yogyakarta: Penerbit Graha Ilmu, 2005.
- [11] Suyanto, *Data Mining untuk Klasifikasi dan Klusterisasi Data*, Bandung: Penerbit INFORMATIKA, 2017.
- [12] S. Haykin, *Neural Networks - A Comprehensive Foundation*, 2nd ed, Delhi: Indian Branch, 1999.
- [13] E. Prasetyo, *Data Mining: Konsep dan Aplikasi Menggunakan Matlab*, 1st ed, Yogyakarta: ANDI Publisher, 2012.

#### Biodata Penulis

**Ade Pujianto**, memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom), Jurusan Teknik Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta, lulus tahun 2016. Saat ini sedang menempuh pendidikan Magister di Universitas Amikom Yogyakarta.

**Raynaldi Fatih Amanullah**, memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom), Jurusan Sistem Informasi Universitas AMIKOM Yogyakarta, lulus tahun 2017. Saat ini sedang menempuh pendidikan Magister di Universitas Amikom Yogyakarta.

**Bayu Trisna Pratama**, memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom), Jurusan Teknik Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta, lulus tahun 2017. Saat ini sedang menempuh pendidikan Magister di Universitas Amikom Yogyakarta.

**Kusrini**, memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom), Jurusan Ilmu Komputer Universitas Gajah Mada Yogyakarta, lulus tahun 2002. Memperoleh gelar Magister Komputer (M.Kom) Program Pasca Sarjana Magister Ilmu Komputer Universitas Gajah Mada Yogyakarta, lulus tahun 2006. Memperoleh Gelar Doctor (Dr.) Program Doctoral Ilmu Komputer Universitas Gajah Mada Yogyakarta, lulus tahun 2010. Saat ini menjadi Dosen di Universitas AMIKOM Yogyakarta.