

## Klasifikasi Citra Batik Menggunakan *Co-Occurrence Matrices* Berbasis *Wavelet Filter*

Badroe Zaman <sup>1</sup>; Khoirudin <sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi Universitas Semarang

<sup>1</sup> badroezaman@usm.ac.id, <sup>2</sup> khoirudin@usm.ac.id

### Abstract

*Batik is the result of cultural arts that contains a philosophical meaning in each of its motifs. Various types of batik motifs create complexity in the recognition of batik image patterns. Classification of images into certain classes is also a problem in the field of pattern recognition. Machine learning is a method that is very developed at this time. Machine learning method is used to identify batik motifs through batik image classification. This study focuses on the image dataset of written batik which has two motifs, namely classical motifs and contemporary motifs. This study shows the experimental results of batik image classification using the Backpropagation Neural Network, Support Vector Machine and k-Nearest Neighbor classification methods. Co-occurrence matrices as wavelet filter-based feature extraction are used for input into batik image classification. The experimental results show that k-NN gets the best accuracy value of 95.56% while BPNN gets an accuracy value of 85.40% and SVM gets an accuracy value of 76.51%. Based on these results, it can be concluded that k-NN is the best method for classifying batik images with co-occurrence matrices as wavelet filter-based feature extraction.*

*Keywords: Batik Classification; Backpropagation Neural Network; K-Nearest Neighbor; Support Vector Machine; Co-occurrence matrices*

### 1. Pendahuluan

Batik adalah salah satu warisan budaya dan identitas nasional yang diakui oleh UNESCO (*United Educational, Scientific, and Culture Organization*) [1]. Motif batik mengandung makna filosofis dan keindahan visual yang dihasilkan dari seni budaya. Motif batik berkembang menurut waktu, tempat dan peristiwa yang menyertai, serta berkembangnya kebutuhan masyarakat. Batik tulis Bakaran dihasilkan dari sebuah daerah yaitu Desa Bakaran yang berada di wilayah Kecamatan Juwana Kabupaten Pati, Jawa Tengah. Batik tulis Bakaran memiliki ciri khas motif batik tulis yaitu motif klasik dan kontemporer. Motif dasar pada batik tulis secara keseluruhan digambarkan dengan jenis pola yang disusun secara berulang. Keberulangan motif batik tulis dapat disusun secara teratur maupun tidak teratur. Motif batik tulis yang beragam jenis menjadikan kompleksitas dalam pengenalan pola citra batik [2].

Pengenalan pola citra batik telah dilakukan oleh beberapa peneliti terdahulu seperti yang telah dilakukan oleh [3] membandingkan kinerja

metode ekstraksi fitur tekstur dalam mengidentifikasi jenis batik. Ekstraksi fitur tekstur menggunakan *Geometric Moment Invariant* dengan menggunakan *K-Nearest Neighbor* sebagai metode klasifikasi menghasilkan nilai akurasi mencapai 80%. Sedangkan akurasi dari metode ekstraksi fitur tekstur *Co-occurrence Matrix* dengan menggunakan *K-Nearest Neighbor* menghasilkan nilai akurasi sebesar 70%. Penelitian yang sama dilakukan oleh [4] untuk menentukan kelas batik menggunakan algoritma klasifikasi *k-Nearest Neighbor* (k-NN) yang diawali tahapan *pre-processing* ekstraksi fitur dengan membandingkan transformasi wavelet *daubechies* level 4 (DB-4) dan transformasi wavelet *gabor*. Hasil yang dicapai transformasi wavelet *daubechies* berbasis *k-Nearest Neighbor* (k-NN) sebesar 100% sedangkan transformasi wavelet *gabor* berbasis *k-Nearest Neighbor* (k-NN) sebesar 54,67%. Penelitian berikutnya dilakukan [5] tentang pengolahan citra untuk ekstraksi fitur warna dan tekstur. Hasil dari pengolahan citra mendapatkan 7 fitur ekstraksi

yaitu rata-rata nilai RGB (*Red, Green, Blue*), luas cacat, dan nilai GLCM (*energy, homogeneity, dan contrast*). Ekstraksi fitur dari pengolahan citra digunakan sebagai masukan metode klasifikasi *k-Nearest Neighbor* (k-NN) yang memberi peningkatan akurasi sebesar 91,25% dengan nilai  $k=3$ .

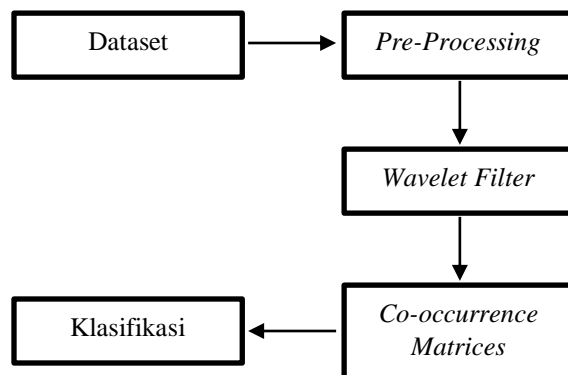
Penelitian yang dilakukan oleh [6] tentang komparasi dari metode klasifikasi citra batik menggunakan *Multi Texton Histogram* sebagai tahapan *pre-processing* ekstraksi fitur. Sedangkan metode klasifikasi yang diterapkan yaitu *k-Nearest Neighbor* (KNN) yang menghasilkan nilai akurasi sebesar 82% dan *Support Vector Machine* menghasilkan akurasi sebesar 76% dengan pengujian yang dilakukan menggunakan 300 citra yang terbagi menjadi 50 kelas dan nilai  $k=5$  pada algoritma *k-Nearest Neighbor* (k-NN). Peneliti lain dilakukan oleh [7] tentang komparasi metode klasifikasi *Backpropagation Neural Network* (BPNN) dan *Recurrent Neural Network* (RNN) dimana nilai akurasi terbaik dicapai oleh model klasifikasi *Backpropagation Neural Network* dengan besar nilai akurasi sebanyak 87,97 %. Penelitian terkini tentang citra batik bakaran dilakukan juga oleh [8] berfokus pada tahap *pre-processing* ekstraksi fitur menggunakan transformasi *wavelet* yang memiliki lebih dari satu filter dan di klasifikasikan dengan metode algoritma *Neural Network*. Dalam penelitian ini dicapai bahwa filter *bior5.5* menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 80,77% lebih tinggi dibandingkan filter lainnya.

Berdasarkan penelitian terkait bahwa kombinasi antara tahapan *pre-processing* dengan metode klasifikasi yang tepat akan menghasilkan nilai akurasi serta ketepatan dalam pemilihan klasifikasi yang lebih baik. Klasifikasi citra dalam penelitian ini diawali dengan tahapan *pre-processing* berupa pengolahan citra batik dengan mengambil *channel Red* dari citra RGB. Selanjutnya *wavelet filter* secara umum merupakan dekomposisi citra pada frekuensi citra *sub-band*. Metode ekstraksi fitur dapat dilakukan secara baik berdasarkan pendekatan statistik atau spektrum oleh *co-occurrence matrices* dengan menggunakan perhitungan statistik didasarkan pada nilai piksel citra asli dan hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak dan

orientasi sudut tertentu. *Backpropagation Neural Network* (BPNN), *Support Vector Machine* (SVM) dan *k-Nearest Neighbor* (k-NN) adalah metode klasifikasi yang termasuk dalam kelas *supervised learning* dimana tujuan dari kelas *supervised learning* sebagai *algoritma machine learning* yang dalam proses belajarnya membutuhkan serangkaian contoh *input-output* yang benar, sebagai supervisor. Pada penelitian ini akan dibahas hasil dari komparasi metode klasifikasi antara BPNN, SVM dan k-NN untuk mencari metode klasifikasi terbaik dalam klasifikasi batik.

## 2. Metodologi

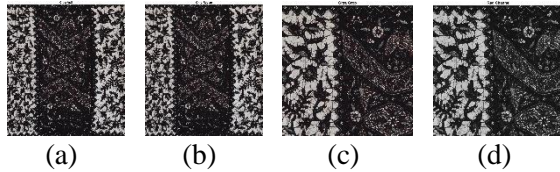
Metode BPNN, SVM dan k-NN digunakan untuk mengklasifikasi motif citra batik. Pada penelitian ini menggunakan ekstraksi fitur berdasarkan *co-occurrence matrices* sebagai input dari klasifikasi. Pre-processing diterapkan untuk meningkatkan performansi dari citra dataset. Gambar 1 menunjukkan diagram alur dari klasifikasi motif citra batik.



Gambar 1. Alur Klasifikasi

### 2.1 Pre-processing

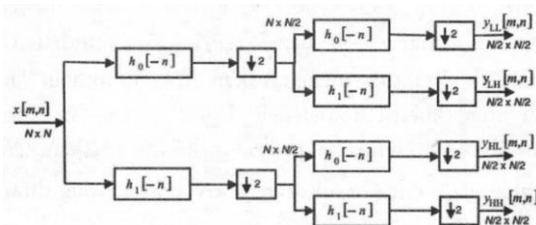
Warna merupakan informasi spasial yang berguna untuk pendeteksian objek dan pengambilan gambar. Pada tahapan *pre-processing*, dataset citra batik dilakukan *resize* dengan skala 0,25 dalam skala faktor 0 – 1. Selanjutnya, dilakukan *cropping* [9] [10] untuk mendapatkan pola primitif dan pola tekstur dari citra batik dengan ukuran resolusi 512x512 piksel. Terakhir, mengambil *channel Red* dari citra RGB. Pada umumnya, nilai intensitas dari komponen red (*red-channel*) lebih tinggi daripada intensitas komponen *green* dan *blue* [8].



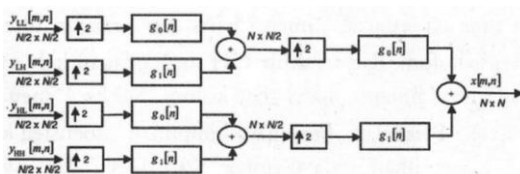
**Gambar 2.** (a) Citra Awal, (b) Citra *Resize*, (c) Citra *Crop*, (d) *Red Channel*

### 2.2 Wavelet Filter

Transformasi wavelet digunakan untuk menguraikan suatu citra menjadi citra *sub-band*. Gambar *sub-band* dapat terdiri dari gambar frekuensi rendah atau gambar frekuensi tinggi. Dari setiap citra *sub-band*, sejumlah fitur tekstur dapat diekstraksi untuk dimanfaatkan dalam klasifikasi [11]. *Wavelet* diperoleh dengan mengiterasi sehimpunan *filter lowpass* (LL) dan *highpass* (HH). *Sub-band* LL1 (level tertinggi) dari koefisien *wavelet* merupakan sebuah aproksimasi dari citra asli pada resolusi rendah yang bergantung pada level *wavelet*. *Discrete Wavelet Transform* atau disingkat dengan DWT dikelompokkan menjadi dua yaitu *Forward Discrete Wavelet Transform* (FDWT) dan *Inverse Discrete Wavelet Transform* (IDWT). Pada citra 2 dimensi (2-D) proses tranformasi dilakukan dengan pada baris terlebih dulu, kemudian dilanjutkan dengan transformasi pada kolom, seperti ditampilkan pada gambar 2 [12].



(a)



(b)

**Gambar 3.** (a) DWT, (b) IDWT

DWT level pertama menghasilkan empat citra yaitu LL1, LH1, HL1, dan HH1 dengan masing-masing ukuran  $\frac{1}{4}$  ( $\frac{1}{2}$  kolom \*  $\frac{1}{2}$  baris) dari ukuran citra asli. DWT level kedua dilakukan proses yang sama dengan pada level pertama, namun citra input pada level kedua adalah citra LL1 hasil dari DWT level 1. Hasil dari proses DWT level 2 juga menghasilkan empat citra yaitu LL2, LH2, HL2, HH2 masing-masing ukuran  $\frac{1}{4}$  dari ukuran citra input LL1.

Indeks  $j(j > 0, j \in \mathbb{Z})$  dimana  $j = 0$  merupakan citra asli dan  $j = J$  adalah level terkecil citra hasil proses DWT. Proses transformasi diawali dengan membagi citra menjadi *block non-overlap*  $2 \times 2$  yang merupakan nilai intensitas piksel pada posisi baris  $m$  dan kolom  $n$ .

$$\begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}$$

Persamaan DWT Haar bekerja secara non-overlapping menggunakan matriks berukuran  $2 \times 2$  sebagai berikut :

$$LL = \frac{1}{2}(a + b + c + d) \quad (1)$$

$$LH = \frac{1}{2}(a + b - c - d) \quad (2)$$

$$HL = \frac{1}{2}(a - b + c - d) \quad (3)$$

$$HH = \frac{1}{2}(a - b - c + d) \quad (4)$$

Persamaan IDWT dilakukan menggunakan sebagai berikut :

$$a = \frac{1}{2}(LL + LH + HL + HH) \quad (5)$$

$$b = \frac{1}{2}(LL + LH - HL - HH) \quad (6)$$

$$c = \frac{1}{2}(LL - LH + HL - HH) \quad (7)$$

$$d = \frac{1}{2}(LL - LH - HL + HH) \quad (8)$$

### 2.3 Co-occurrence Matrices

Fitur tekstur dari citra diekstraksi menggunakan beberapa langkah statistik pada *Gray Level Co-occurrence Matrices* (GLCM). *Co-occurrence Matrices* yaitu jumlah kejadian satu level nilai piksel bertetangga dengan satu level nilai piksel lain dalam jarak ( $d$ ) dan orientasi sudut ( $\theta$ ) tertentu. Gambar 4 menunjukkan ilustrasi dari ekstraksi GLCM. Pengukuran statistik standar dalam GLCM meliputi *angular second moment* (ASM), *contrast*, *inverse different moment* (IDM), entropi, dan korelasi berdasarkan persamaan matematika yang ditampilkan dalam rumus berikut [13].

$$ASM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (P(i,j))^2 \quad (9)$$

$$Contrast = \sum_{n=1}^L n^2 \{ \sum_{|i-j|=n} P(i,j) \} \quad (10)$$

$$IDM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \frac{(P(i,j))^2}{1+(i-j)^2} \quad (11)$$

$$Entropi = - \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (P(i,j)) \log(P(i,j)) \quad (12)$$

$$Korelasi = \frac{\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (i-\mu_i')(i-\mu_j')(P(i,j))}{\sigma_i \sigma_j} \quad (13)$$

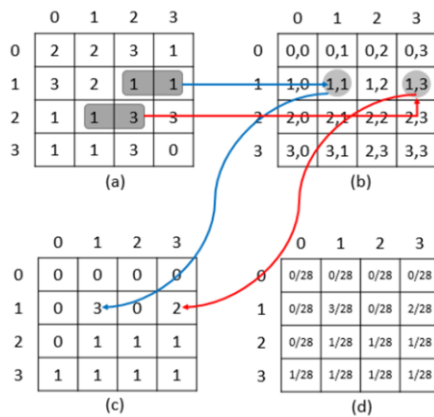
dengan

$$\mu_i' = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L i * P(i,j) \quad (14)$$

$$\mu_j' = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L j * P(i,j) \quad (15)$$

$$\sigma_i^2 = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L P(i,j) (i - \mu_i')^2 \quad (16)$$

$$\sigma_j^2 = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L P(i,j) (i - \mu_j')^2 \quad (17)$$



**Gambar 4.** GLCM Matrix (a) Real image, (b) GLCM index, (c) Co-occurrence Matrix, (d) Probability as

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### 3.1 Dataset

Pada penelitian ini, citra batik terbagi menjadi 2 motif yaitu motif klasik dan motif kontemporer. Dataset citra batik merupakan data privat yang diambil dari beberapa tempat pengrajin batik tulis Bakaran. Sebanyak 900 citra batik tulis terdiri dari 450 citra batik motif klasik dan 450 citra batik motif kontemporer. Contoh dataset citra batik dapat dilihat pada gambar 5 dan gambar 6.



**Gambar 5.** Contoh dataset citra batik motif klasik



**Gambar 6.** Contoh dataset citra batik motif kontemporer

#### 3.2 Hasil Eksperimen

*Cross validation* dilakukan untuk melihat konsistensi kinerja klasifikasi [14]. Percobaan *cross validation* diterapkan dengan membagi dataset menjadi data latih dan data uji. Pembagian dataset diperoleh dengan mengacak citra sebagai data latih dan data uji. Hal ini dimaksudkan untuk mengganti semua data menjadi data pelatihan dan data pengujian. Tabel 1 menggambarkan hasil eksperimen berbasis *wavelet filter* dengan pembagian dataset 50% sebagai data latih dan 50% sebagai data uji serta dilakukan *cross validation* menggunakan *k-fold* dimana nilai *k=10*. Pada percobaan ini, metode klasifikasi k-NN dengan nilai *k=1* menghasilkan nilai akurasi yang lebih baik dari metode klasifikasi lainnya. Nilai akurasi yang didapatkan sebesar 93.78% pada sudut GLCM 135°.



**Tabel 1.** Hasil Akurasi Klasifikasi dari pembagian dataset 50/50

Sudut GLCM	BPNN	k-NN k=1	k-NN k=3	SVM
0	83,11%	91,33%	90,44%	73,33%
45	84,44%	92,89%	90,67%	73,33%
90	76,00%	93,11%	89,33%	54,67%
135	82,44%	<b>93,78%</b>	89,33%	76,00%

Dalam percobaan ini, 900 citra batik dibagi menjadi 60% sebagai data latih dan 40% sebagai data uji. Tabel 2 menunjukkan hasil eksperimen dari pembagian dataset 60/40. Pada percobaan ini, metode klasifikasi k-NN dengan nilai k=1 juga menghasilkan nilai akurasi yang lebih baik dari metode klasifikasi lainnya. Nilai akurasi yang didapatkan sebesar 94.63% pada sudut GLCM 90°.

**Tabel 2.** Hasil Akurasi Klasifikasi dari pembagian dataset 60/40

Sudut GLCM	BPNN	k-NN k=1	k-NN k=3	SVM
0	84,44%	93,33%	92,04%	73,15%
45	85,19%	93,15%	92,22%	73,52%
90	76,11%	<b>94,63%</b>	92,22%	57,96%
135	83,15%	91,30%	89,63%	76,11%

Percobaan selanjutnya, 900 citra batik dibagi menjadi 70% sebagai data latih dan 30% sebagai data uji. Tabel 3 menunjukkan hasil eksperimen dari pembagian dataset 70/30. Dari percobaan ini, metode klasifikasi k-NN dengan nilai k=1 juga masih menghasilkan nilai akurasi yang lebih baik dari metode klasifikasi lainnya. Nilai akurasi yang didapatkan sebesar 95.40% pada sudut GLCM 45°.

**Tabel 3.** Hasil Akurasi Klasifikasi dari pembagian dataset 70/30

Sudut GLCM	BPNN	k-NN k=1	k-NN k=3	SVM
0	84,60%	93,65%	92,38%	73,02%
45	85,40%	<b>95,40%</b>	92,22%	73,97%
90	78,73%	95,24%	93,97%	57,94%
135	83,49%	92,86%	90,48%	76,51%

Dalam percobaan ini, 900 citra batik dibagi menjadi 80% sebagai data latih dan 20% sebagai data uji. Tabel 4 menunjukkan hasil eksperimen dari pembagian dataset 80/20. Dari percobaan ini, metode klasifikasi k-NN dengan nilai k=1 bertahan untuk menghasilkan nilai akurasi yang terbaik dari metode klasifikasi lainnya. Nilai akurasi yang didapatkan sebesar 95.56% pada sudut GLCM 90°.

**Tabel 4.** Hasil Akurasi Klasifikasi dari pembagian dataset 80/20

Sudut GLCM	BPNN	k-NN k=1	k-NN k=3	SVM
0	84,03%	94,03%	92,92%	74,17%
45	83,33%	95,42%	93,06%	73,47%
90	76,39%	<b>95,56%</b>	94,58%	58,47%
135	83,61%	92,64%	89,58%	75,56%

Performa terbaik dari percobaan pembagian data pelatihan dan data pengujian adalah 80% dari data latih dan 20% dari data uji. Akurasi rata-rata dari pembagian data 80/20 adalah 94.41%. Sedangkan pembagian data pelatihan dan data pengujian dengan kinerja terburuk adalah 50% dari data latih dan 50% dari data uji. Rata-rata akurasi dari pembagian data 50/50 hanya 69.33%. Dapat diketahui bahwa untuk mencapai akurasi yang lebih baik, jumlah data latih yang digunakan untuk klasifikasi harus lebih banyak daripada jumlah data uji.

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa rata-rata akurasi tertinggi dicapai dengan menggunakan algoritma *k-Nearest Neighbor* (k-NN) dengan nilai  $k=1$  adalah 94.41% dan nilai  $k=3$  adalah 92.54%. Sedangkan rata-rata akurasi tertinggi dari algoritma *Backpropagation Neural Network* (BPNN) adalah 83.06% dan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) adalah 70.42%. Pada penelitian ini performansi metode klasifikasi k-NN dengan nilai  $k=1$  lebih baik dibandingkan metode klasifikasi lainnya. Tabel 5 menunjukkan rata-rata hasil akurasi klasifikasi menurut pembagian dataset.

**Tabel 5.** Rata-rata hasil Akurasi Klasifikasi menurut pembagian dataset

Pembagian Data	BPNN	k-NN k=1	k-NN k=3	SVM
50/50	81,50%	92,78%	89,94%	<b>69,33%</b>
60/40	82,22%	93,10%	91,53%	70,19%
70/30	83,06%	94,29%	92,26%	70,36%
80/20	81,84%	<b>94,41%</b>	92,54%	70,42%

#### 4. Kesimpulan

Penelitian ini mencoba mengembangkan model yang dapat membantu masyarakat untuk mengklasifikasikan motif batik tulis menggunakan *co-occurrence matrices* berbasis *wavelet filter* untuk ekstraksi fitur tekstur. Selain itu, penelitian ini menggunakan metode klasifikasi perbandingan antara *Backpropagation Neural Network* (BPNN), *Support Vector Machine* (SVM) dan *k-Nearest Neighbor* (k-NN) untuk mencari metode klasifikasi terbaik untuk klasifikasi citra batik. Hasil eksperimen menunjukkan rata-rata hasil akurasi k-NN dengan nilai  $k=1$  adalah 94.41%, lebih tinggi dari rata-rata akurasi metode lainnya. Penelitian ini telah berhasil mencapai akurasi yang memuaskan untuk klasifikasi citra batik.

#### Daftar Pustaka

- [1] UNESCO, "Indonesia Batik," 2009.  
<http://www.unesco.org/culture/ich/en/RL/in-donesian-batik-00170> (accessed Sep. 21, 2021).
- [2] Y. Sari, "Klasifikasi Pengenalan Motif Batik Berbasis Image Retrieval," *Jukung (Jurnal Tek. Lingkungan)*, vol. 4, no. 2, pp. 27–33, 2018, doi: 10.20527/jukung.v4i2.6581.
- [3] N. Luh and W. Sri, "Deteksi Batik Parang

Menggunakan Fitur Co-Occurrence Matrix Dan Geometric Moment Invariant Dengan Klasifikasi KNN," *LONTAR Komput. VOL. 7, NO.1, April 2016*, vol. 7, no. 1, pp. 715–725, 2016.

- [4] K. A. N. Ignatia Dhian E.K.R, "Klasifikasi Batik Menggunakan KNN Berbasis Wavelet," *Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Komun. 2016 (SENTIKA 2016)*, vol. Yogyakarta, no. ISSN : 2089-9815, pp. 615–623, 2016.
- [5] T. Y. Prahudaya and A. Harjoko, "Metode Klasifikasi Mutu Jambu Biji Menggunakan Knn Berdasarkan Fitur Warna Dan Tekstur," *J. Teknosains*, vol. 6, no. 2, p. 113, 2017, doi: 10.22146/teknosains.26972.
- [6] A. E. Minarno, A. S. Maulani, A. Kurniawardhani, F. Bimantoro, and N. Suciati, "Comparison of methods for Batik classification using multi texton histogram," *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.*, vol. 16, no. 3, pp. 1358–1366, 2018, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v16i3.7376.
- [7] A. F. Achmalia, Walid, and Sugiman, "Peramalan Penjualan Semen Menggunakan Backpropagation," *UNNES J. Math.*, vol. 8, no. 1, pp. 92–106, 2019.

- [8] B. Zaman and M. B. Hanif, "EKSTRAKSI FITUR BERBASIS WAVELET FILTER UNTUK MENINGKATKAN KINERJA NEURAL NETWORK PADA CITRA BATIK TULIS," *E-PROSIDING Semin. Nas. Has. Penelit. Lemb. Penelit. DAN Pengabd. Kpd. Masy. Univ. SEMARANG*, pp. 374–380, 2021.
- [9] I. Nurhaida, H. Wei, R. A. M. Zen, R. Manurung, and A. M. Arymurthy, "Texture fusion for batik motif retrieval system," *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 6, no. 6, pp. 3174–3187, 2016, doi: 10.11591/ijece.v6i6.12049.
- [10] Y. Brasilka and D. Andreswari, "Klasifikasi Citra Batik Besurek Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Self Organizing Map ( Som )," vol. 3, no. 2, pp. 132–145, 2015.
- [11] A. E. Minarno, Y. Munarko, A. Kurniawardhani, F. Bimantoro, and N. Suciati, "Texture Feature Extraction Using Co-Occurrence Matrices of Sub-Band Image For Batik Image Classification," *2nd Int. Conf. Inf. Commun. Technol. Texture*, pp. 249–254, 2014.
- [12] Rangkuti, "Content Based Batik Image Classification using Wavelet Transform and Fuzzy Neural Network," *J. Comput. Sci.*, vol. 10, no. 4, pp. 604–613, Apr. 2014, doi: 10.3844/jcssp.2014.604.613.
- [13] A. Kadir and A. Susanto, *Pengolahan Citra*. Yogyakarta, 2012.
- [14] A. Kurniawardhani, A. E. Minarno, and F. Bimantoro, "Efficient texture image retrieval of improved completed robust local binary pattern," *2016 Int. Conf. Adv. Comput. Sci. Inf. Syst. ICACISIS 2016*, pp. 492–497, 2017, doi: 10.1109/ICACISIS.2016.7872781.