



Evaluasi Ekstraksi Fitur GLCM dan LBP Menggunakan Multikernel SVM untuk Klasifikasi Batik

Pulung Nurtantio Andono¹, Eko Hari Rachmawanto²

^{1,2}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro

¹pulung@dsn.dinus.ac.id*, ²eko.hari@dsn.dinus.ac.id

Abstract

Batik as one of Indonesia's cultural heritages has various types, motifs and colors. A batik may have almost the same motif with a different color or vice versa, therefore it requires a classification of batik motifs. In this study, a printed batik was used with various coastal batik motifs in Central Java. The algorithm for classification is selected Support Vector Machine (SVM) with feature extraction of the Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) and Local Binary Pattern (LBP). SVM has the advantage of grouping data with small amounts and short operation times. GLCM as an extractive feature for recognizing batik textures and LBP was chosen to do spot pattern recognition. In the experiment, we have used 160 images of batik motifs which are divided into two, namely 128 training data and 32 testing data. The accuracy results obtained from the SVM, GLCM and LBP algorithms produce 100% accuracy in polynomial, linear and gaussian kernels with distances at GLCM 1, 3, and 5, where at a distance of 1 linear kernel is 78.1%, gaussian 93.7%. At a distance of 3 linear kernels 75%, gaussian 87.5% and at a distance of 5 linear kernels 84.3%, gaussian 87.5%. In the SVM and GLCM algorithms the resulting accuracy is at a distance of 1 with a polynomial kernel 96.8%, linear 68.7%, and gaussian 75%. At distance 3, the polynomial kernel is 100%, linear 71.8%, and gaussian 78.1%, while for distance 5, the polynomial kernel is 87.5%, linear 75%, and gaussian 81.2%.

Keywords: Batik, classification, SVM, KNN, feature extraction.

Abstrak

Batik sebagai salah satu warisan budaya Indonesia, mempunyai bermacam jenis, motif dan warna. Sebuah batik dapat saja memiliki motif yang hampir sama dengan warna yang berbeda maupun sebaliknya, oleh karena itu dibutuhkan klasifikasi motif batik. Dalam penelitian ini digunakan jenis batik cap dengan berbagai motif batik pesisir di Jawa Tengah. Algoritma untuk klasifikasi di pilih *Support Vector Machine (SVM)* dengan ekstraksi fitur *Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)* dan *Local Binary Pattern (LBP)*. SVM memiliki keunggulan dalam mengelompokkan data dengan jumlah kecil dan waktu operasi yang tidak lama. GLCM sebagai ekstraksi ciri untuk mengenali tekstur batik dan LBP di pilih untuk melakukan pengenalan pola titik. Pada percobaan, kami telah menggunakan 160 citra motif batik yang di bagi menjadi dua yaitu 128 data *training* dan 32 data *testing*. Hasil akurasi yang diperoleh dari algoritma SVM, GLCM dan LBP menghasilkan akurasi sebesar 100% pada kernel *polynomial*, *linear* dan *gaussian* dengan jarak pada GLCM 1, 3, dan 5, dimana pada jarak 1 kernel *linear* 78.1%, *gaussian* 93.7%. Pada jarak 3 kernel *linear* 75%, *gaussian* 87.5% dan pada jarak 5 kernel *linear* 84.3%, *gaussian* 87.5%. Pada algoritma SVM dan GLCM akurasi yang dihasilkan pada jarak 1 dengan kernel *polynomial* 96.8%, *linear* 68.7%, dan *gaussian* 75%. Pada jarak 3 dengan kernel *polynomial* 100%, *linear* 71.8%, dan *gaussian* 78.1%, sedangkan untuk jarak 5 pada kernel *polynomial* 87.5%, *linear* 75%, dan *gaussian* 81.2%.

Kata kunci: Batik, klasifikasi, SVM, KNN, ekstraksi fitur.

1. Pendahuluan

Batik merupakan sebuah karya seni yang berasal dari Indonesia yang terkenal dengan cara pembuatannya secara tradisional, sehingga harus selalu dijaga serta dilestarikan [1]. Pada tanggal 2 Oktober 2009, batik dijadikan sebagai warisan dari budaya bangsa Indonesia oleh UNESCO karena termasuk ke dalam salah satu

kesenian tradisional [2]. Batik sebagai bagian budaya Indonesia karena memiliki berbagai macam ciri khas motif tumbuhan, hewan dan kehidupan sehari-hari masyarakat. Jenis batik terbagi menjadi 3 yaitu batik cap, cetak dan tulis. Motif batik cap lebih sukar untuk diidentifikasi karena terdapat pengulangan motif yang jelas, pola gambar yang tidak luwes seperti batik tulis

dan tidak terdapat akhiran lilin pada canting di dalam motif batik. Dengan demikian, perlu adanya proses pengenalan sehingga batik dapat terklasifikasi dengan benar.

Klasifikasi batik dilakukan melalui serangkaian tahapan mulai dari preprosesing hingga proses pengenalan melalui algoritma klasifikasi. Tahapan pengolahan citra yang digunakan untuk mengetahui karakteristik suatu citra yaitu *preprocessing*, segmentasi, ekstraksi, klasifikasi, dan lain-lain. *Preprocessing* yaitu menghilangkan *noise*, meningkatkan kualitas citra, melakukan perbaikan citra serta menentukan bagian citra yang akan di observasi. Segmentasi yaitu melakukan partisi citra menjadi bagian - bagian pokok yang mengandung informasi penting. Segmentasi dilakukan dengan memisahkan objek dan *background* dengan hasil yang diperoleh berupa citra biner. Ekstraksi merupakan bahan pembeda antar objek – objek pada tahap pengambilan ciri pada objek sedangkan klasifikasi merupakan algoritma untuk mengklasifikasikan objek berdasarkan karakteristik dari ciri yang diberikan. Hasil yang akan diperoleh dari algoritma ini yaitu objek akan dikelompokkan ke dalam kelas yang sesuai dengan ciri dari data tersebut.

Proses klasifikasi batik Lasem oleh Irawan dkk, penelitian dilakukan untuk mengklasifikasikan motif batik lasem menggunakan KNN-GLCM-HSV menggunakan 150 dataset. Pada percobaan pertama tingkat akurasi 73,33% dengan persentase data latih sebanyak 90% dan data uji coba sebanyak 10%. Percobaan kedua menghasilkan akurasi sebesar 66,67%, dengan persentase data pelatihan sebanyak 20% dan data pengujian sebanyak 80%. Percobaan ketiga memperoleh akurasi 66% dengan data latih sebanyak 33.33% dan data pengujian sebanyak 66.67% dari total data yang digunakan. Dapat disimpulkan bahwa, persentase data *training* sangat mempengaruhi hasil klasifikasi, semakin banyak data pelatihan, akurasi akan meningkat [3]. Romi Wiryadinata dkk melakukan juga melakukan klasifikasi motif batik Banten menggunakan SVM. Citra yang digunakan pada penelitian tersebut yaitu 20 citra dengan 5 jenis motif batik. Dari total data 120 citra digunakan 60 citra data latih dan 60 citra data uji. Ukuran citra yang digunakan sebesar 4050 x 4043 piksel yang kemudian dilakukan *resize* menjadi 256x256 piksel dan fitur yang digunakan yaitu ekstraksi fitur Histogram dan GLCM sedangkan algoritma menggunakan SVM. Berdasarkan penelitian tersebut diketahui akurasi sebanyak 85% dari SVM orde 1 dan 87,2% dari SVM orde 2 [4]. Penelitian yang dilakukan oleh Irawan maupun Romi masih belum menghasilkan akurasi yang optimal, sehingga terdapat potensi untuk mengembangkan performa algoritma dengan mengimplementasikan *preprosesing* lain yang lebih tepat.

Berdasarkan penelitian yang sudah dilakukan sebelumnya, maka penelitian ini akan menggunakan

ekstraksi fitur *Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* dan *Local Binary pattern (LBP)* dengan metode klasifikasi *Support Vector Machine (SVM)* untuk mengklasifikasi jenis motif batik. Klasifikasi *Support Vector Machine (SVM)* menggunakan hipotesis fungsi *linear* berdimensi tinggi terkait dengan analisis data untuk klasifikasi. SVM akan mencari *hyperplane* (garis pemisah) terbaik yang berfungsi memisah dua buah data yaitu data latih dan data uji [5]. SVM menyimpan sebagian data latih yang digunakan sebagai prediksi dan akan memberikan hasil yang terbaik pada data yang berdimensi tinggi [6].

Berdasarkan metode yang sudah dijelaskan, penulis telah melakukan penelitian dengan menggunakan algoritma SVM untuk melakukan identifikasi, sedangkan metode yang digunakan sebagai ekstraksi ciri berdasarkan tekstur yaitu GLCM dan LBP. Implementasi ketiga metode tersebut menemukan hasil akurasi yang optimal seperti perbandingan dengan penelitian sejenis.

2. Metode Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Pada penelitian ini, data citra yang digunakan yaitu berupa citra motif batik cap, yang di olah dengan menggunakan dua data pengolahan yaitu data latih dan data uji. Dari dua data tersebut dilakukan proses pengambilan *dataset*, dengan cara mengambil citra motif batik dalam penelitian ini menggunakan 8 jenis motif batik yaitu diantaranya batik kawung, lung-lungan, pagi sore, parang, sekar jagad, semarangan, semen rantai dan sogan seperti pada Gambar 1. Pengambilan citra dilakukan di salah satu toko yaitu toko kain New Penny yang berada di Kota Semarang tepatnya di jalan pemuda kemudian di Kampung Batik di Kota Semarang dengan pengambilan gambar di ruang terbuka dan terdapat cahaya lampu pada pukul 12.00 – 15.00 pada tanggal 27 Mei 2019 dan 6 Januari 2020 dengan jarak yang sama yaitu 40 cm dari objek. Teknik Pengambilan citra menggunakan kamera 12 megapiksel yang memiliki resolusi 1334 x 750 piksel pada *iphone 6s plus* sebagai media pengambilan citra yang diambil secara langsung. Waktu pengambilan citra dilakukan pada siang hari puku 13.00 sampai 15.00 di dalam ruangan yang terkena sinar matahari dan terdapat cahaya lampu. Tempat yang digunakan dalam pengambilan motif batik yaitu di toko kain tekstil yang bernama New Penny kemudian di kampung batik. Masing – masing citra dilakukan proses memperkecil piksel dari 3024 x 4032 piksel menjadi 384 x 512 piksel. Dataset yang digunakan pada penelitian ini sebanyak 160 data citra yang dibagi menjadi dua yaitu 128 data latih dan 32 data uji. Dengan melakukan pengambilan citra satu motif sebanyak 15 kali pada posisi yang berbeda.



Gambar 1. Jenis Batik pada Dataset

2.2. Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)

GLCM adalah sebuah teknik untuk mendapatkan nilai statistik orde ke-2 dengan menghitung probabilitas hubungan kedekatan antara dua buah piksel pada jarak (d) dan sudut (θ) tertentu [7]. Jarak Proses kerja dari metode GLCM yaitu dengan membentuk kookurensi pada data citra, selanjutnya menentukan ciri fungsi dari matriks antar piksel tersebut. Kookurasi merupakan kejadian dari banyaknya satu level pada piksel yang saling bertetangga dengan nilai piksel berdasarkan pada jarak dan orientasi sudut. Jarak yang dimaksud dapat berupa piksel sedangkan orientasi berupa derajat. Piksel dapat ditentukan melalui jarak antar piksel yaitu ditentukan sebesar 1 sampai 10 piksel sedangkan orientasi sudut dibentuk dari empat arah sudut yaitu sebesar 0° , 45° , 90° dan 135° [8]. Untuk perhitungan dengan nilai besaran yang dicari yaitu:

- Kontras

Kontras merupakan ukuran keberadaan nilai dari tingkat keabuan disekitar area citra. Terdapat perbedaan tingkat warna atau sekala keabuan pada citra, jika memiliki nilai piksel ketetangga yang sama maka nilai kontras sama dengan 0 [9]. Perhitungan kontras dengan rumus sebagai berikut:

$$Kontras = \sum_{i,j} |i - j|^2 P(i, j) \quad (1)$$

Dengan i adalah baris matriks, j adalah kolom matriks, $P_{(i, j)}$ adalah elemen matriks kookurensi baris (i) dan kolom (j).

- Korelasi

Korelasi merupakan ukuran ketergantungan *linear* dari derajat tingkat keabuan dalam citra yang dapat menunjukkan struktur *linear* gambar pada setiap piksel yang saling bertetangga dengan objek citra. Nilai yang

terdapat pada korelasi antara -1 sampai dengan 1. Rumus perhitungan korelasi sebagai berikut:

$$Korelasi = \sum_{i,j} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)P(i,j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (2)$$

$$\mu_i = \sum_i \sum_j i p_{(i,j)} \quad (3)$$

$$\mu_j = \sum_i \sum_j j p_{(i,j)} \quad (4)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\sum_i \sum_j (i - \mu_i)^2 p_{(i,j)}} \quad (5)$$

$$\sigma_j = \sqrt{\sum_i \sum_j (j - \mu_j)^2 p_{(i,j)}} \quad (6)$$

Dengan i adalah baris matriks, j adalah kolom matriks, $P_{(i, j)}$ adalah elemen matriks kookurensi baris (i) dan kolom (j), μ_i , μ_j adalah rata – rata elemen pada baris dan kolom matriks, σ_i , σ_j adalah standar deviasi pada baris dan kolom matriks.

- Energi

Energi menyatakan ukuran ketidakteraturan aras keabuan didalam citra. Nilainya tinggi jika elemen – elemen GLCM mempunyai nilai yang relative sama. Nilai rendah jika elemen – elemen GLCM dengan 0 atau 1. Rumus perhitungan seperti berikut:

$$Energi = \sum_{i,j} P(i, j)^2 \quad (7)$$

Dimana, i adalah baris matriks, j adalah kolom matriks, $P_{(i, j)}$ adalah elemen matriks kookurensi baris (i) dan kolom (j).

- Homogenity/homogenitas

Homogenitas merupakan ukuran homogenitas (kemiripan) citra. Nilai homogenitas akan bernilai tinggi jika semua piksel memiliki kesamaan nilai.

$$Homogenitas = \sum_{i_1} \sum_{i_2} \frac{P(i_1 i_2)}{1 + |i_1 - i_2|} \quad (8)$$

Dengan i adalah baris matriks, j adalah kolom matriks, $P_{(i, j)}$ adalah elemen matriks kookurensi baris (i) dan kolom (j).

2.3. Local Binary Pattern (LBP)

Local Binary Pattern (LBP) merupakan salah satu metode analisis tekstur yang digunakan untuk pengelompokan data dan model klasifikasi pada *supervised* dan *unsupervised learning* [10]. LBP digunakan sebagai perbandingan antara piksel ketetangga dengan nilai keabuan (*grayscale*) [11]. Pada LBP, terdapat fitur histogram [12] yang berfungsi untuk mengolah data dari piksel yang saling bertetangga dan digunakan sebagai data statistik. *Thresholding* merupakan piksel yang memiliki ketetangga nilai ke- n dengan menggunakan nilai keabuan (*grayscale*) dimana P adalah jumlah piksel tetangga dan R adalah radius.

$$LBPP, R(X_C Y_C) = \sum_{p=0}^{p-1} s(gp - gc) 2^p H \quad (9)$$

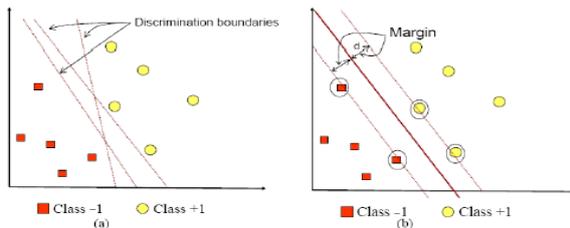
$$s(x) \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (10)$$

Dengan g_c adalah piksel x,y dan g_p adalah piksel tetangga.

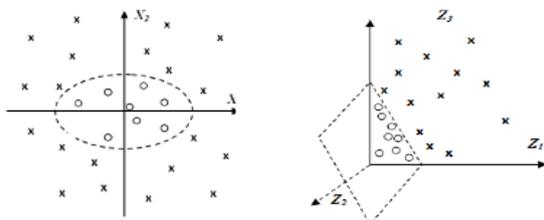
2.4. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah model pembelajaran dengan menggunakan hipotesis berupa fungsi linear yang berdimensi tinggi dalam ruang ciri [13], yang diawasi dengan algoritma pembelajaran terkait analisis data yang digunakan untuk klasifikasi dan analisis regresi. SVM akan memberikan hasil yang baik jika bekerja pada data yang berdimensi tinggi. SVM menggunakan teknik kernel dengan menggunakan data asli dari dimensi asal menjadi dimensi yang berbeda yang relatif lebih tinggi [14]. Sejumlah data yang terpilih akan digunakan dalam klasifikasi dan hanya menyimpan sedikit atau sebagian data latih untuk digunakan sebagai prediksi. Konsep dari SVM yaitu memaksimalkan batas *hyperplane* [15], seperti pada Gambar 2 dan Gambar 3.

SVM *non-linear* merupakan metode kernel *set* data pada fitur awal data secara tidak *linear* [16]. Kernel merupakan fungsi untuk memetakan fitur data yang berdimensi rendah menuju dimensi yang relatif tinggi.



Gambar 2. Batas keputusan yang mungkin untuk set data pada SVM



Gambar 3. Dimensi data pada SVM

Penjelasan algoritma pemetaan kernel pada SVM sebagai berikut:

$$\phi : D^r \rightarrow D^q \tag{11}$$

$$X \rightarrow \phi(X) \tag{12}$$

Persamaan contoh untuk data N sebagai berikut:

$$(\phi(x_1), y_1, \phi(x_2), y_2, \phi(x_N), y_N) \in D^q \tag{13}$$

Dengan ϕ adalah fungsi pemetaan kernel, D adalah data latih, r adalah *set* fitur data lama, q adalah *set* fitur data baru, x adalah data latih, dengan $x_1, x_2, \dots, x_N \in D^r$ yang akan dipetakan pada fitur berdimensi tinggi q . Fungsi dua vektor pada *dot-product* dari dimensi baru dengan memakai dua vektor dimensi berasal dari persamaan sebagai berikut [13]:

$$K(x_i, x_j) = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) \tag{14}$$

Untuk persamaan prediksi *set* data dimensi baru sebagai berikut:

$$f(\phi(x)) = \text{sign}(w \cdot \phi(z) + b) \tag{15}$$

$$f(\phi(x)) = \text{sign}(\sum_{i=1}^N a_i y_i \phi(x_i) \cdot \phi(z) + b) \tag{16}$$

Dengan N adalah jumlah data, x_i adalah *support vector*, z adalah data uji untuk prediksi, b adalah bias, a_i adalah data latih pada indeks ke- i , y_i adalah label pada indeks ke- i . Berikut merupakan fungsi kernel yang digunakan yaitu sebagai berikut [13]:

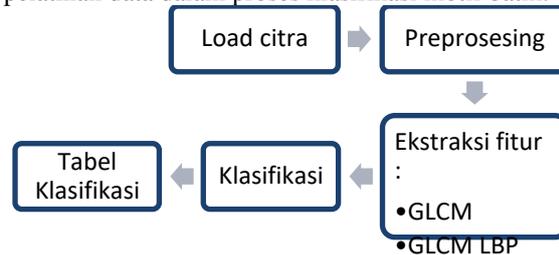
Tabel 1. Jenis Kernel SVM

Jenis Kernel	Definisi
Polynomial	$K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + 1)^p$
Linear	$K(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j$
Gaussian	$K(x_i, x_j) = \exp(-\ x_i - x_j\ ^2)$

Pada Tabel 1, x_i dan x_j merupakan pasangan 2 data *training*, sedangkan p merupakan konstanta dengan nilai lebih dari nol, yang digunakan sebagai fungsi kernel untuk substitusi dot *product* di *feature space* yang sangat tergantung fungsi kernel untuk menentukan fitur baru dimana letak *hyperplane* akan di cari.

2.5. Alur Pelatihan dan Pengujian Data

Gambar 4 berikut ini merupakan alur pada tahap pelatihan data dalam proses klasifikasi motif batik.

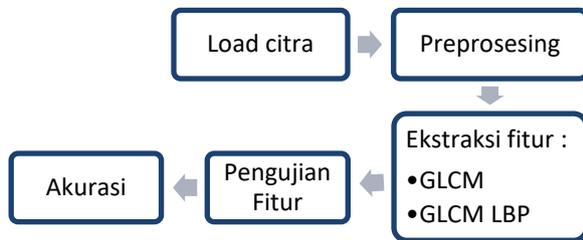


Gambar 4. Alur Tahap Pelatihan

Berikut merupakan rincian dari alur tahap pelatihan data klasifikasi motif batik: (1). Tahapan awal untuk menganalisa citra motif batik yaitu dengan menginput folder citra motif batik yang berisi sebanyak 128 citra. Selanjutnya citra motif batik diubah menjadi ukuran 384 x 512 piksel. (2). Tahap kedua yaitu melakukan preprocessing, dimana citra akan melakukan proses dari RGB ke *Grayscale* untuk mendapatkan citra keabuan dengan menggunakan fungsi bawaan *MatLab* yaitu *rgb2gray*. (3). Tahap ketiga yaitu tahap ekstraksi fitur dengan menggunakan algoritma *Gray Level Co-Occurrence (GLCM)*, *Local Binary Pattern (LBP)* kemudian kedua algoritma tersebut digabungkan menjadi dua GLCM + LBP hanya menggunakan satu ekstraksi fitur saja yaitu GLCM. Pada ekstraksi fitur dengan GLCM setelah melalui proses perhitungan dengan 4 fitur GLCM yaitu kontras, korelasi, energi dan homogenitas. Hasil dari perhitungan ke empat dari fitur tersebut akan menghasilkan kalkulasi parameter GLCM pada citra latih. Ekstraksi fitur menggunakan LBP melalui proses

histogram untuk menghitung jumlah piksel yang saling bertetangga berdasarkan nilai keabuan dengan menggunakan 10 tingkat keabuan. Kemudian untuk gabungan kedua ekstraksi fitur GLCM dan LBP, pertama citra akan di proses melalui fitur GLCM dengan menggunakan perhitungan kontras, korelasi, energi, dan homogenitas. Dan tahap kedua citra akan diproses melalui fitur LBP dengan menggunakan histogram sebagai perhitungan untuk mendapatkan piksel ketetanggaan berdasarkan tingkat keabuan. (4). Tahap ke empat yaitu melalui proses klasifikasi menggunakan *algoritma Support Vector Machine (SVM)*. Pada tahap ini proses mengklasifikasikan citra berdasarkan kelas yang sesuai dengan yang ditentukan. (5). Tahap ke lima yaitu pembuatan tabel fitur menggunakan klasifikasi SVM yang nantinya akan digunakan sebagai prediksi pada tahap pengujian yang berisi nilai dari ekstraksi fitur.

Gambar 5 merupakan gambar pada alur tahap pengujian data:



Gambar 5. Alur Tahap Pengujian

Berikut merupakan rincian dari alur tahap pengujian data klasifikasi motif batik sesuai Gambar 4: (1). Tahapan awal untuk menganalisa citra motif batik yaitu dengan menginput folder citra motif batik yang berisi sebanyak 32 citra. Selanjutnya citra motif batik diubah menjadi ukuran 384 x 512 piksel. (2). Tahap kedua yaitu preprocessing, dimana citra akan melakukan proses dari RGB ke Grayscale untuk mendapatkan citra keabuan dengan menggunakan fungsi bawaan *MatLab* yaitu *rgb2gray*. (3). Tahap ketiga yaitu tahap ekstraksi fitur dengan menggunakan algoritma *Gray Level Co-Occurrence (GLCM)*, *Local Binary Pattern (LBP)* kemudian kedua algoritma tersebut digabungkan menjadi dua GLCM + LBP dan hanya menggunakan satu ekstraksi fitur saja yaitu GLCM. Pada ekstraksi fitur dengan GLCM setelah melalui proses perhitungan dengan 4 fitur GLCM yaitu kontras, korelasi, energi dan homogenitas. Hasil dari perhitungan ke empat dari fitur tersebut akan menghasilkan kalkulasi parameter GLCM pada citra latih. Ekstraksi fitur menggunakan LBP melalui proses histogram untuk menghitung jumlah piksel yang saling bertetangga berdasarkan nilai keabuan dengan menggunakan 10 tingkat keabuan. Kemudian untuk gabungan kedua ekstraksi fitur GLCM dan LBP, pertama citra akan di proses melalui fitur GLCM dengan menggunakan perhitungan kontras, korelasi, energi, dan homogenitas. Dan tahap kedua citra

akan diproses melalui fitur LBP dengan menggunakan histogram sebagai perhitungan untuk mendapatkan piksel ketetanggaan berdasarkan tingkat keabuan. (4). Tahap ke empat yaitu melalui proses pengujian model mat yang sudah di buat dengan mengetahui matriks hasil perhitungan dari masing - masing algoritma yang digunakan. (5). Tahap ke lima yaitu perhitungan akurasi yang akan di peroleh dari algoritma yang sudah digunakan menggunakan perhitungan akurasi.

2.6. Metode Pengujian Hasil

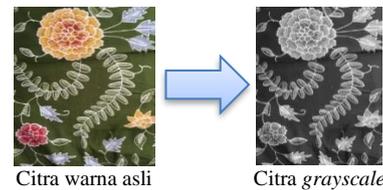
Metode pengujian pada penelitian ini menggunakan akurasi.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (17)$$

Dimana *TP* adalah citra batik yang terkategori benar dengan hasil yang benar secara akurat, *TN* adalah citra batik yang terkategori benar dengan hasil yang salah secara akurat, *FP* adalah citra batik yang terkategori salah dengan hasil yang benar secara akurat, *FN* adalah citra batik yang terkategori salah dengan hasil yang salah secara akurat.

3. Hasil dan Pembahasan

Citra warna atau RGB dari citra batik akan di ubah ke dalam bentuk *Grayscale* seperti ditunjukkan pada Gambar 6, dengan tujuan agar semua citra saat di proses memiliki warna yang sama agar proses selanjutnya bisa menjadi lebih mudah yang kemudian akan digunakan pada perhitungan ekstraksi fitur *Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)* dan *Local Binary Pattern (LBP)*. Proses mengkonversi citra pada *MATLAB* dengan menggunakan fungsi *rgb2gray*.



Gambar 6. Preprosesing Citra (RGBtoGray)

Komparasi filter *linear*, *gaussian* dan *polynomial* dilakukan untuk mengetahui akurasi pada filter. Dalam membentuk matriks awal GLCM, pasangan piksel dihitung dengan menggunakan jarak ketetanggaan ($distance = d$). Perhitungan jarak ketetanggaan ini digunakan sebagai ekstraksi ciri pada citra batik. Jarak ketetanggaan pada penelitian ini yaitu $d=1$, $d=3$, dan $d=5$ dengan tujuan untuk mengkaji akurasi yang dihasilkan, sedangkan jarak (r) yang digunakan adalah 1 piksel. Hasil pengujian dari menggunakan algoritma SVM dengan menggunakan ekstraksi ciri berdasarkan tekstur GLCM dan LBP dari SVM yaitu *polynomial*, *gaussian*, dan *linear*. Hasil diperoleh dari melakukan pengujian terhadap 32 data *testing* dan 128 data *training* dengan menggunakan 8 kelas, seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Perhitungan GLCM

Nama Citra (jpg)	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity
Kawung1.jpg	1.2582	0.6321	0.0873	0.7069
Kawung2.jpg	1.3475	0.6217	0.0857	0.7004
Kawung3.jpg	1.2844	0.6194	0.0826	0.6911
Kawung4.jpg	1.4164	0.5921	0.0854	0.6897
Lung-lungan1.jpg	1.0605	0.8511	0.1566	0.8049
Lung-lungan2.jpg	1.1777	0.8089	0.1507	0.7938
Lung-lungan3.jpg	0.9899	0.8676	0.1909	0.8228
Lung-lungan4.jpg	1.0883	0.8375	0.0955	0.7970
Pagi Sore1.jpg	0.8102	0.7836	0.1244	0.8056
Pagi Sore2.jpg	0.7647	0.8035	0.1214	0.8061
Pagi Sore3.jpg	0.6107	0.8375	0.1286	0.8296
Pagi Sore4.jpg	0.6086	0.8407	0.1333	0.8374
Parang1.jpg	2.9190	0.7393	0.0633	0.6494
Parang2.jpg	2.4827	0.7758	0.0611	0.6520
Parang3.jpg	1.0212	0.9102	0.0854	0.7783
Parang4.jpg	2.2848	0.7904	0.0674	0.6626
Sekar Jagat1.jpg	1.0747	0.9067	0.0884	0.8199
Sekar Jagat2.jpg	1.0054	0.9183	0.0889	0.8180
Sekar Jagat3.jpg	0.8813	0.9269	0.0889	0.8385
Sekar Jagat4.jpg	0.9681	0.9203	0.0807	0.8219
Semarang1.jpg	0.2405	0.9117	0.1710	0.8975
Semarang2.jpg	0.2429	0.9196	0.1562	0.8976
Semarang3.jpg	0.4710	0.8664	0.1610	0.8727
Semarang4.jpg	0.4844	0.8232	0.1838	0.8664
Semen Rantai1.jpg	0.8246	0.7452	0.0965	0.7529
Semen Rantai2.jpg	0.7477	0.7777	0.1094	0.7730
Semen Rantai3.jpg	0.8067	0.7465	0.1004	0.7563
Semen Rantai4.jpg	0.7496	0.7666	0.1264	0.7785
Sogan1.jpg	1.3164	0.7899	0.1041	0.7020
Sogan2.jpg	1.1074	0.8064	0.1228	0.7278
Sogan3.jpg	0.8223	0.8643	0.1113	0.7324
Sogan4.jpg	0.9515	0.8405	0.1115	0.7199

Tabel 3. Hasil klasifikasi Menggunakan Kernel Polynomial

Nama Citra (jpg)	Kelas	Hasil Prediksi
Kawung1.jpg	Kawung	Kawung
Kawung2.jpg	Kawung	Kawung
Kawung3.jpg	Kawung	Kawung
Kawung4.jpg	Kawung	Kawung
Lung-lungan1.jpg	Lung - lungan	Lung-lungan
Lung-lungan2.jpg	Lung – lungan	Lung-lungan
Lung-lungan3.jpg	Lung – lungan	Lung-lungan
Lung-lungan4.jpg	Lung - lungan	Lung-lungan
Pagi Sore1.jpg	Pagi Sore	Pagi Sore
Pagi Sore2.jpg	Pagi Sore	Pagi Sore
Pagi Sore3.jpg	Pagi Sore	Pagi Sore
Pagi Sore4.jpg	Pagi Sore	Pagi Sore
Parang1.jpg	Parang	Parang
Parang2.jpg	Parang	Parang
Parang3.jpg	Parang	Parang
Parang4.jpg	Parang	Parang
Sekar Jagat1.jpg	Sekar Jagat	Sekar Jagat
Sekar Jagat2.jpg	Sekar Jagat	Sekar Jagat
Sekar Jagat3.jpg	Sekar Jagat	Sekar Jagat
Sekar Jagat4.jpg	Sekar Jagat	Sekar Jagat
Semarang1.jpg	Semarang	Semarang
Semarang2.jpg	Semarang	Semarang
Semarang3.jpg	Semarang	Semarang
Semarang4.jpg	Semarang	Semarang
Semen Rantai1.jpg	Semen Rantai	Semen Rantai
Semen Rantai2.jpg	Semen Rantai	Semen Rantai
Semen Rantai3.jpg	Semen Rantai	Semen Rantai
Semen Rantai4.jpg	Semen Rantai	Semen Rantai
Sogan1.jpg	Sogan	Sogan
Sogan2.jpg	Sogan	Sogan
Sogan3.jpg	Sogan	Sogan
Sogan4.jpg	Sogan	Sogan

Berdasarkan Tabel 3, dapat diketahui nilai akurasi yang dihasilkan yaitu 100%.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\%$$

$$= \frac{32}{32} \times 100\%$$

$$= 100\%$$

Untuk perhitungan pada kernel *linear* dan *gaussian* serta perhitungan pada jarak piksel berbeda pada GLCM dan LBP, maka pada Tabel 4 telah disajikan akurasi pada semua hasil penelitian.

Tabel 4. Perbandingan Akurasi (%) pada LBP

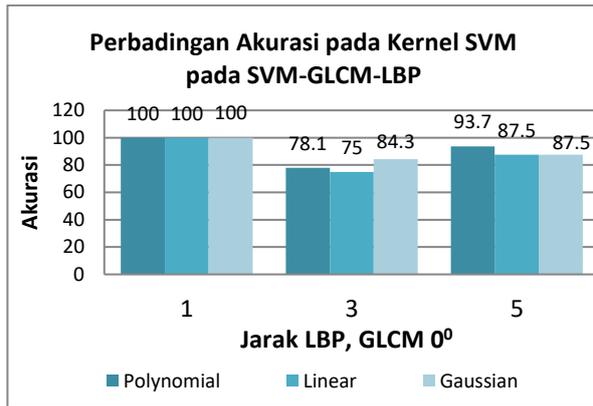
Jenis Kernel	SVM GLCM LBP			SVM GLCM		
	pada (r) LBP = 1					
	1	3	5	1	3	5
<i>Polynomial</i>	100	78.1	93.7	96.8	68.7	75
<i>Linear</i>	100	75	87.5	100	71.8	78.1
<i>Gaussian</i>	100	84.3	87.5	87.5	75	81.2

Berdasarkan hasil percobaan dalam mengklasifikasikan motif batik menggunakan algoritma *Support vector machine (SVM)* dengan ekstraksi fitur *Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)* dan *Local Binary Pattern (LBP)*, diperoleh akurasi paling tinggi pada algoritma SVM dengan ekstraksi fitur GLCM pada sudut 0° dan d= 1, 3 dan 5 serta LBP pada radius 1 yaitu sebanyak 100% dengan menggunakan kernel *polynomial*, *linear*, dan *gaussian*.

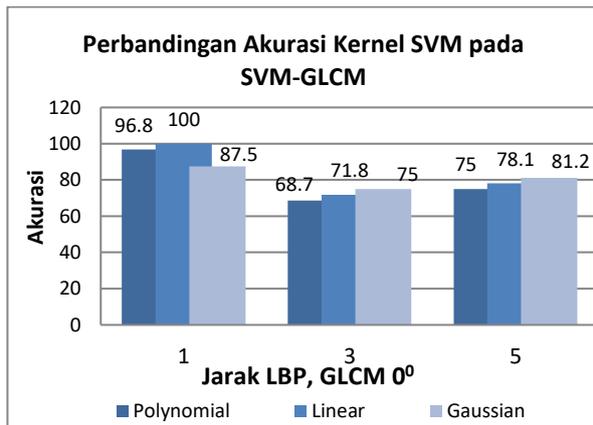
Akurasi terendah di dapatkan pada kernel *linear* dengan ekstraksi fitur GLCM pada sudut 0° dan jarak 3 serta LBP pada radius 1 yaitu sebanyak 75%. Hasil yang diperoleh dari algoritma *Support vector machine (SVM)* dan ekstraksi fitur *Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)* akurasi tertinggi diperoleh dari kernel *polynomial* yaitu sebanyak 100% pada jarak 3, sedangkan akurasi paling rendah diperoleh dari kernel *linear* dengan jarak 1 yaitu sebanyak 68,7% seperti ditunjukkan pada Gambar 7 dan Gambar 8.

Tabel 5. Contoh Perhitungan LBP pada r=1

C	Tingkat keabuan									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Kawung1.jpg	0.341	0.290	0.139	0.200	0.249	0.234	0.192	0.306	0.366	0.599
Kawung2.jpg	0.358	0.282	0.139	0.183	0.236	0.228	0.183	0.305	0.381	0.600
Kawung3.jpg	0.348	0.289	0.137	0.190	0.246	0.226	0.185	0.306	0.371	0.602
Kawung4.jpg	0.355	0.292	0.148	0.176	0.235	0.236	0.187	0.298	0.391	0.590
Lung-lungan1.jpg	0.262	0.293	0.137	0.247	0.378	0.286	0.209	0.306	0.369	0.517
Lung-lungan2.jpg	0.274	0.282	0.110	0.215	0.359	0.301	0.206	0.298	0.402	0.524
Lung-lungan3.jpg	0.242	0.295	0.136	0.251	0.392	0.289	0.219	0.301	0.366	0.514
Lung-lungan4.jpg	0.273	0.270	0.108	0.219	0.384	0.316	0.208	0.287	0.404	0.506
Pagi Sore1.jpg	0.233	0.246	0.186	0.374	0.437	0.280	0.208	0.268	0.325	0.470
Pagi Sore2.jpg	0.220	0.249	0.185	0.374	0.453	0.288	0.204	0.271	0.307	0.466
Pagi Sore3.jpg	0.248	0.244	0.177	0.358	0.432	0.273	0.194	0.267	0.329	0.491
Pagi Sore4.jpg	0.228	0.265	0.182	0.359	0.421	0.276	0.202	0.280	0.318	0.492
Parang1.jpg	0.219	0.254	0.102	0.261	0.622	0.263	0.101	0.291	0.264	0.434
Parang2.jpg	0.279	0.225	0.104	0.259	0.617	0.152	0.103	0.255	0.313	0.466
Parang3.jpg	0.213	0.246	0.108	0.237	0.670	0.217	0.101	0.293	0.245	0.418
Parang4.jpg	0.299	0.230	0.118	0.350	0.520	0.188	0.102	0.248	0.338	0.480
Sekar Jagat1.jpg	0.215	0.250	0.116	0.262	0.399	0.327	0.182	0.289	0.478	0.445
Sekar Jagat2.jpg	0.200	0.241	0.119	0.282	0.418	0.349	0.187	0.288	0.455	0.431
Sekar Jagat3.jpg	0.214	0.240	0.128	0.286	0.429	0.343	0.205	0.280	0.411	0.456
Sekar Jagat4.jpg	0.210	0.241	0.128	0.291	0.446	0.332	0.194	0.276	0.421	0.443



Gambar 7. Grafik Hasil Perbandingan Akurasi Kernel SVM



Gambar 8. Grafik Hasil Perbandingan Akurasi Kernel SVM tanpa LBP

Dari masing – masing nilai GLCM pada jarak 1, 3 dan 5 dengan menggunakan sudut 0°, hasil perhitungan dari nilai LBP pada radius 1 seperti ditunjukkan pada Tabel 5. Seluruh nilai LBP mempunyai nilai keabuan lebih dari 0 dan kurang dari 1. Hasil LBP pada tingkat keabuan 1 sampai 10 digunakan sebagai nilai masukan dalam klasifikasi SVM.

C	Tingkat keabuan									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Semarang1.jpg	0.218	0.280	0.173	0.293	0.413	0.307	0.247	0.292	0.320	0.495
Semarang2.jpg	0.228	0.296	0.173	0.277	0.384	0.295	0.248	0.299	0.337	0.504
Semarang3.jpg	0.219	0.270	0.144	0.290	0.415	0.317	0.234	0.280	0.355	0.492
Semarang4.jpg	0.244	0.292	0.164	0.273	0.359	0.276	0.227	0.295	0.361	0.530
SemenRantai1.jpg	0.268	0.260	0.184	0.295	0.426	0.259	0.177	0.276	0.348	0.512
SemenRantai2.jpg	0.251	0.267	0.190	0.308	0.443	0.270	0.188	0.278	0.336	0.490
SemenRantai3.jpg	0.275	0.261	0.181	0.292	0.415	0.256	0.179	0.274	0.352	0.519
SemenRantai4.jpg	0.275	0.276	0.185	0.279	0.388	0.246	0.180	0.287	0.361	0.530
Sogan1.jpg	0.309	0.287	0.138	0.226	0.419	0.192	0.144	0.298	0.370	0.541
Sogan2.jpg	0.308	0.284	0.156	0.288	0.355	0.202	0.154	0.288	0.376	0.550
Sogan3.jpg	0.306	0.289	0.147	0.222	0.410	0.196	0.147	0.304	0.369	0.543
Sogan4.jpg	0.312	0.290	0.145	0.237	0.389	0.185	0.148	0.299	0.377	0.550

Tabel 6. Perbandingan Akurasi (%) dengan Penelitian Sejenis

SVM-GLCM-LBP (pada makalah ini)	GLCM-KNN [3]	GLCM-SVM (RBF)-PCA [17]	GLCM-HSV-KNN [18]
100	73.33	90	90.5

Berdasarkan Tabel 6, menurut percobaan yang dilakukan oleh [17] dengan jarak fase 5 dan 45 derajat menunjukkan akurasi 90%, sedangkan menurut penelitian yang dilakukan oleh [3], eksperimen dilakukan sebanyak 3 kali. Pada percobaan pertama, akurasinya adalah 73,33% dengan prosentase data pelatihan sebanyak 90% dan pengujian data sebanyak 10%, eksperimen kedua menghasilkan akurasi 66,67%, dengan persentase data pelatihan sebanyak 20% dan pengujian data sebanyak 80%, dan percobaan ketiga mendapat akurasi sebanyak 66% dengan data pelatihan sebanyak 33,33% dan data pengujian sebanyak 66,67% dari total data yang digunakan. Dapat disimpulkan bahwa, persentase data pelatihan sangat mempengaruhi hasil klasifikasi, di mana semakin banyak data pelatihan, akurasi akan meningkat. Pada penelitian yang telah dilakukan oleh [18], klasifikasi batik dengan GLCM-HSV-KNN dan menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 90.5%. Berdasarkan akurasi yang ditunjukkan oleh penelitian terkait, usulan metode dalam makalah ini menghasilkan akurasi tertinggi di banding tiga penelitian terkait yang menggunakan metode dasar berupa SVM. Dalam penelitian ini, LBP terbukti dapat meningkatkan akurasi, seperti yang telah dilakukan oleh [19] menggunakan GLCM-DWT-LBP sebesar 74%, dan GLCM-DWT sebesar 72% dan telah terbukti bahwa penggunaan LBP dapat meningkatkan akurasi.

4. Kesimpulan

Dari hasil Analisa yang telah dilakukan melalui penelitian ini, pada klasifikasi jenis motif batik dengan menggunakan algoritma *Support Vector Machine (SVM)* sebagai algoritma untuk klasifikasi dan ekstraksi fitur menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)* serta *Local Binary Pattern (LBP)*. Penelitian ini menggunakan sudut 0° dan jarak (d) 1, 3, 5 pada GLCM serta LBP dengan radius 1 kemudian

menggunakan tiga kernel dari SVM yaitu *polynomial*, *linear*, dan *gaussian*, maka dapat menarik kesimpulan bahwa penggabungan metode SVM, GLCM dan LBP memiliki tingkat akurasi paling tinggi yaitu sebesar 100% pada kernel *polynomial*, *linear*, dan *gaussian* dengan masing – masing jarak 1, 3, dan 5 dengan sudut 0° pada GLCM.

Hasil terendah dari penggabungan algoritma SVM, GLCM dan LBP yaitu pada jarak 3 yaitu sebanyak 75%. Hasil yang diperoleh dari algoritma *Support vector machine (SVM)* dan ekstraksi fitur *Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)* memperoleh akurasi tertinggi pada kernel *polynomial* yaitu sebanyak 100% pada jarak 3, sedangkan akurasi paling rendah diperoleh dari kernel *linear* dengan jarak 1 yaitu sebanyak 68,7%. Dari hasil perbandingan SVM, GLCM dan LBP dengan SVM GLCM penerapan metode SVM, GLCM dan LBP lebih cocok digunakan sebagai klasifikasi motif batik karena hasil yang diperoleh dengan menggunakan kernel *polynomial* pada SVM dengan masing – masing jarak (d) dari GLCM yaitu 1, 3, dan 5 akurasi yang di dapat 100% semua, serta menghasilkan akurasi terendah yang lebih tinggi daripada menggunakan algoritma SVM dan GLCM. Dari hasil penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa LBP sangat berpengaruh dalam proses deteksi motif batik.

Daftar Rujukan

- [1] T. Handhayani, J. Hendryli, and L. Hiryanto, "Comparison of shallow and deep learning models for classification of Lasem batik patterns," in Proc. - 2017 1st Int. Conf. Informatics Comput. Sci. ICICoS 2017, Semarang, 2018.
- [2] Ardianti, Syaripudin, and Y. A. Gerhana, "Klasifikasi Motif Batik Lampung Menggunakan Ekstraksi Ciri Tepi Canny dan Algoritma Naive Bayes Classifier," Insight, vol. 1, no. 1, pp. 96–102, 2018.
- [3] Candra Irawan, Ericha Nurvia Ardyastiti, De Rosal Ignatius Moses Setiadi, Eko Hari Rachmawanto, and Christy Atika Sari, "A Survey: Effect of the Number of GLCM Features on Classification Accuracy of Lasem Batik Images using K-Nearest Neighbor," in 2018 International Seminar on Research of Information Technology and Intelligent Systems (ISRITI), Yogyakarta, 2019.
- [4] R. Wiryadinata, M. R. Adli, R. Fahrizal, and R. Alfanz, "Klasifikasi 12 Motif Batik Banten Menggunakan Support Vector Machine," Jurnal EECCIS, vol. 13, no. 1, pp. 60-64, 2019.

- [5] Annisa Handayani, Ade Jamal, and Ali Akbar Septiandri, "Evaluasi Tiga Jenis Algoritme Berbasis Pembelajaran Mesin untuk Klasifikasi Jenis Tumor Payudara," *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi (JNTETI)*, vol. 6, no. 4, pp. 394-403, 2017.
- [6] Rizal Fikri, Fitri Arnia, and Rusdha Muharar, "Pengenalan Karakter Tulisan Tangan Jawi Menggunakan Metode New Relative Context dan SVM," *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi (JNTETI)*, vol. 5, no. 3, pp. 233-238, 2016.
- [7] Rakesh Asery, Ramesh Kumar Sunkaria, Lakhana Dev Sharma, and Aman Kumar, "Fog detection using GLCM based features and SVM," in *2016 Conference on Advances in Signal Processing (CASP)*, Pune, India, 2016.
- [8] Gunjan Mukherjee, Arpitam Chatterjee, and Bipan Tudu, "Study on the potential of combined GLCM features towards medicinal plant classification," in *2016 2nd International Conference on Control, Instrumentation, Energy & Communication (CIEC)*, Kolkata, India, 2016.
- [9] Krishna Chaitanya Tatikonda, Chandra Mohan Bhuma, and Srinivas Kumar Samayamantula, "The Analysis of Digital Mammograms Using HOG and GLCM Features," in *2018 9th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT)*, Bangalore, India, 2018.
- [10] Xingyu Li and Konstantinos N. Plataniotis, "Color texture representation using circular-processing based Hue-LBP for histo-pathology image analysis," in *2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Phoenix, USA, 2016.
- [11] Yibo Li and Mingjun Liu, "Aerial Image Classification Using Color Coherence Vectors and Rotation & Uniform Invariant LBP Descriptors," in *2018 IEEE 3rd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC)*, Chongqing, China, 2018.
- [12] Yan Shang, Weimin Hou, Ruihong Wu, and Zhiyong Meng, "Antinoise Rotation Invariant Texture Classification Based on LBP Features of Dominant Curvelet Subbands," in *2008 Second International Symposium on Intelligent Information Technology Application*, Shanghai, China, 2008.
- [13] Zixi Xiang, Xueqiang Lv, and Kai Zhang, "An Image Classification Method Based on Multi-feature Fusion and Multi-kernel SVM," in *2014 Seventh International Symposium on Computational Intelligence and Design*, Hangzhou, China, 2014.
- [14] Chandrashekhar S. Janadri, B. G. Sheeparamatti, and Vishwanath Kagawade, "Multiclass classification of kirlian images using svm technique," in *2017 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*, Udipi, India, 2017.
- [15] Arun Kumar, Alaknanda Ashok, and M. A. Ansari, "Brain Tumor Classification Using Hybrid Model Of PSO And SVM Classifier," in *2018 International Conference on Advances in Computing, Communication Control and Networking (ICACCCN)*, Greater Noida (UP), India, 2018.
- [16] Dongping Tian, Xiaofei Zhao, Zhongzhi Shi, "Support Vector Machine with Mixture of Kernels for Image Classification," in *Intelligent Information Processing VI (IIP 2012)*. Gullin, China: Springer, 2012, pp. 68-76.
- [17] Dinda Aulia Gustian et al., "Classification of Trosro Fabric Using SVM-RBF Multi-class Method with GLCM and PCA Feature Extraction," in *Internasional Seminar on Application for Technology of Information and Communication (ISemantic)*, Semarang, 2019, pp. 7-11.
- [18] Miftahus Sholihin, Siti Mujilawati, and Retno Wardhani, "CLASSIFICATION OF BATIK LAMON Classification of Batik Lamongan Based on Features of Color, Texture and Shape," *Jurnal Ilmiah Kursor*, vol. 9, no. 1, pp. 25-32, Juli 2017.
- [19] Raynaldi Fatih Amanullah, Ade Pujiyanto, Bayu Trisna Pratama, and Kusri Kusri, "DETEKSI MOTIF BATIK MENGGUNAKAN Deteksi Motif Batik Menggunakan Ekstraksi Tekstur dan Jaringan Syaraf Tiruan," in *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia*, Yogyakarta, 2018, pp. 31-36.