

# KLASIFIKASI MOTIF BATIK SOLO MENGGUNAKAN *HISTOGRAM OF ORIENTED GRADIENT* DAN *LEARNING VECTOR QUANTIZATION*

## *BATIK SOLO PATTERN CLASSIFICATION USING HISTOGRAM OF ORIENTED GRADIENT AND LEARNING VECTOR QUANTIZATION*

Reyhan Radifan Jordy<sup>1</sup>, Ir. Rita Magdalena, M.T.<sup>2</sup>, Ledy Novamizanti S.Si.,M.T.<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

<sup>1</sup>[reyhanjordy@gmail.com](mailto:reyhanjordy@gmail.com) <sup>2</sup>[ritamagdalenat@telkomuniversity.co.id](mailto:ritamagdalenat@telkomuniversity.co.id) <sup>3</sup>[yunendah@telkomuniversity.ac.id](mailto:yunendah@telkomuniversity.ac.id)

---

### Abstrak

Batik merupakan salah satu warisan nenek moyang nusantara yang telah diakui dunia. Batik sudah merupakan bagian dari masyarakat Indonesia sejak dulu. Batik-batik tersebut memiliki motif dan ciri khas yang berbeda-beda. Karena nilai budaya dan sejarah yang tinggi, penulis membuat simulasi sistem yang dapat mendeteksi jenis motif batik untuk memudahkan pengenalan jenis motif batik. Proses yang dilakukan dalam perancangan ini dengan mengambil citra motif batik dengan menggunakan kamera digital kemudian dilakukan *preprocessing* dengan *resize* citra, lalu mengubah citra RGB menjadi *grayscale*, setelah itu menggunakan *edge detection (Canny algorithm)*. Setelah tahap *preprocessing* selesai selanjutnya melakukan ekstraksi ciri dengan menggunakan *Histogram Of Oriented Gradient* dan mengklasifikasikannya dengan menggunakan *Learning Vector Quantization*. Setelah dilakukan pengujian sistem klasifikasi motif batik dengan 18 citra latih (6 citra untuk masing masing batik) dan 30 citra uji (10 citra untuk masing masing batik) dengan parameter HOG dan LVQ yang berbeda didapatkan nilai akurasi sebesar 90% dan waktu komputasi rata rata 2,6591 detik

**Kata kunci :** Batik, Histogram Of Oriented Gradient, Learning Vector Quantization

---

### Abstract

*Batik is one of the ancestral heritage of the archipelago that has been recognized world. Batik has been part of Indonesian society since the first. Batik has different motives and characteristics. Due to high cultural and historical values, the authors make simulations of systems that can detect types of batik motifs to facilitate the introduction of types of batik motifs. The process undertaken in this design by taking the image of batik motif by a digital camera then preprocessing by resizing the image, then changing the RGB image to grayscale, then using edge detection (Canny algorithm). After the preprocessing stage is complete, then perform feature extraction using Histogram Of Oriented Gradient and classify it using Learning Vector Quantization. After testing the batik motif classification system with 18 training images (6 images for each batik) and 30 test images (10 images for each batik) with different HOG and LVQ parameters, the accuracy value was 90% and the average computing time was 2,6591 seconds*

**Keywords :** Batik, Histogram Of Oriented Gradient, Learning Vector Quantization

---

## 1. Pendahuluan

### 1.1 Latar Belakang

Batik adalah kain bergambar yang pembuatannya secara khusus dengan menuliskan atau menerakan malam pada kain itu, kemudian pengolahannya diproses dengan cara tertentu yang memiliki kekhasan. Batik Indonesia, oleh UNESCO (*United Nations Educational, Scientific, and Culture Organization*) sebagai Warisan Kemanusiaan untuk Budaya Lisan dan Nonbendawi sejak 2 Oktober 2009 [1].

Pada penelitian sebelumnya, dilakukan oleh Dwi Permana Putra dengan judul “Pengenalan Motif Batik Solo Dengan Filter 2D Gabor Wavelet dan Jaringan Saraf Tiruan Kohonen” secara keseluruhan mendapatkan akurasi sistem aplikasi dari motif batik yang diuji sebesar 90,86%. Metode ekstraksi ciri yang digunakan adalah filter 2D Gabor Wavelet dan metode klasifikasi yang digunakan adalah jaringan saraf tiruan.

Dalam penelitian ini penulis akan merancang simulasi berbasis pengolahan citra digital menggunakan metode ekstraksi ciri *Histogram of Oriented Gradient (HOG)* untuk mendapatkan karakteristik ciri motif batik. HOG itu sendiri memiliki karakteristik mencari nilai *gradient* dari daerah tertentu dari suatu *image*, kemudian akan diklasifikasikan menggunakan metode *Learning Vector Quantization* yang memiliki sifat mencari jarak antara vektor-vektor input.

## 2. Dasar Teori

### 2.1 Citra Digital

Citra digital adalah gambar dua dimensi yang dapat ditampilkan pada layar monitor komputer sebagai himpunan berhingga (diskrit) nilai digital yang disebut Pixel (*picture elements*). Pixel adalah elemen citra digital yang memiliki nilai yang menunjukkan intensitas warna.

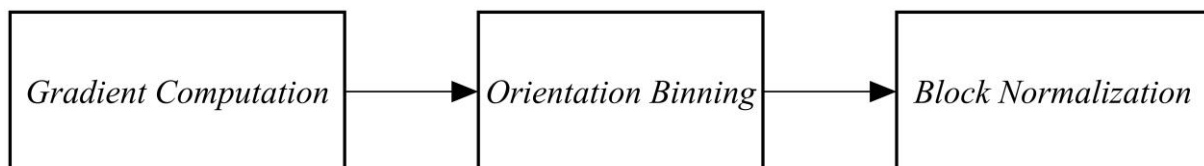
Berdasarkan cara penyimpanan atau pembentukannya, citra digital dapat dibagi menjadi dua jenis, jenis pertama adalah citra digital yang dibentuk oleh kumpulan pixel dalam array dua dimensi. Citra jenis ini disebut citra bitmap (*bitmap image*) atau citra raster (*raster image*). Jenis citra yang kedua adalah citra yang dibentuk oleh fungsi-fungsi geometri dan matematika. Jenis citra ini disebut grafik vektor (*vector graphic*) [3].

### 2.2 Batik

Batik merupakan salah satu karya seni kekayaan Indonesia. Sebagai karya seni, batik bukan hanya sekedar kain-kain yang bergambar motif, hiasan dan pewarnaan dan teknik yang lebih khas. Lebih jauh lagi, batik adalah ragam hias dan pewarnaan tersebut merupakan refleksi yang berseni terhadap masyarakat Indonesia menyimpan konsep artistik yang tidak dibuat semata-mata hanya untuk keindahan. Batik tidak hanya sekedar indah, tetapi juga bermakna. Keindahan batik bukan hanya pemuas mata, melainkan gambaran nilai-nilai norma, adat, tabu, agama, dan lain sebagainya. Keindahan tersebut tersirat pada motif-motif yang digunakan pada seni batik ini [2].

### 2.3 HOG

*Histogram of Oriented Gradient* (HOG) adalah salah satu metode ekstraksi ciri yang digunakan dalam *image processing* untuk mendeteksi suatu objek. Tahap awal pada teknik ini yaitu menghitung nilai *gradient* dalam daerah tertentu pada suatu citra. Untuk memperoleh informasi pembeda maka citra akan dibagi menjadi *cells* dan setiap *cells* membentuk histogram dari sebuah *gradient*, membentuk blok dari setiap histogram dan terakhir melakukan normalisasi pada tiap blok [6][8][10].



Gambar 2.1 Langkah-langkah dalam HOG

### 2.4 Learning Vector Quantization

*Learning Vector Quantization* (LVQ) adalah metoda klasifikasi pola yang terawasi (*supervised*). Vektor input tersebut akan dikelompokkan dalam kelas yang sama. Suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor input. Jika dua vektor input mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor input tersebut ke dalam kelas yang sama. Setelah pembelajaran, lapisan LVQ membagi vektor input dengan penempatan lapisan LVQ ke kelas yang sama sebagai unit output yang mempunyai vektor bobot (vektor referensi) terdekat dengan vektor input. Arsitektur jaringan syaraf LVQ pada dasarnya sama dengan Kohonen *Self Organizing Map* (tanpa suatu struktur yang diasumsikan untuk output). Jaringan syaraf tiruan LVQ terdiri dari *layer* input, *layer* kompetitif (*Layer* tersembunyi, *hidden layer*) dan *layer* output seperti yang terlihat pada masing-masing output mempunyai kelas yang telah diketahui [11].

Model persamaan untuk LVQ adalah seperti berikut ini :

Pemetaan  $F_1$

$$y_1 = 1; |x - w_1| < |x - w_2| \quad (2.1)$$

$$y_1 = 0; |x - w_1| > |x - w_2| \quad (2.2)$$

Demikian pula dengan  $F_2$  akan memetakan  $Y_{in2}$  ke  $y_2$

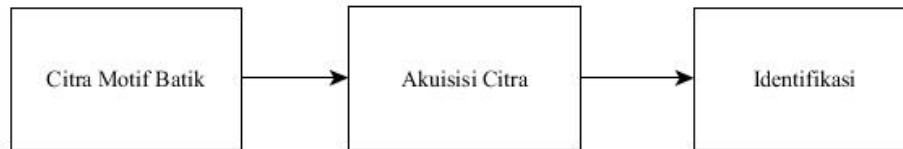
Pemetaan  $F_2$

$$y_2 = 1; |x - w_2| < |x - w_1| \quad (2.3)$$

$$y_2 = 0; |x - w_2| > |x - w_1| \quad (2.4)$$

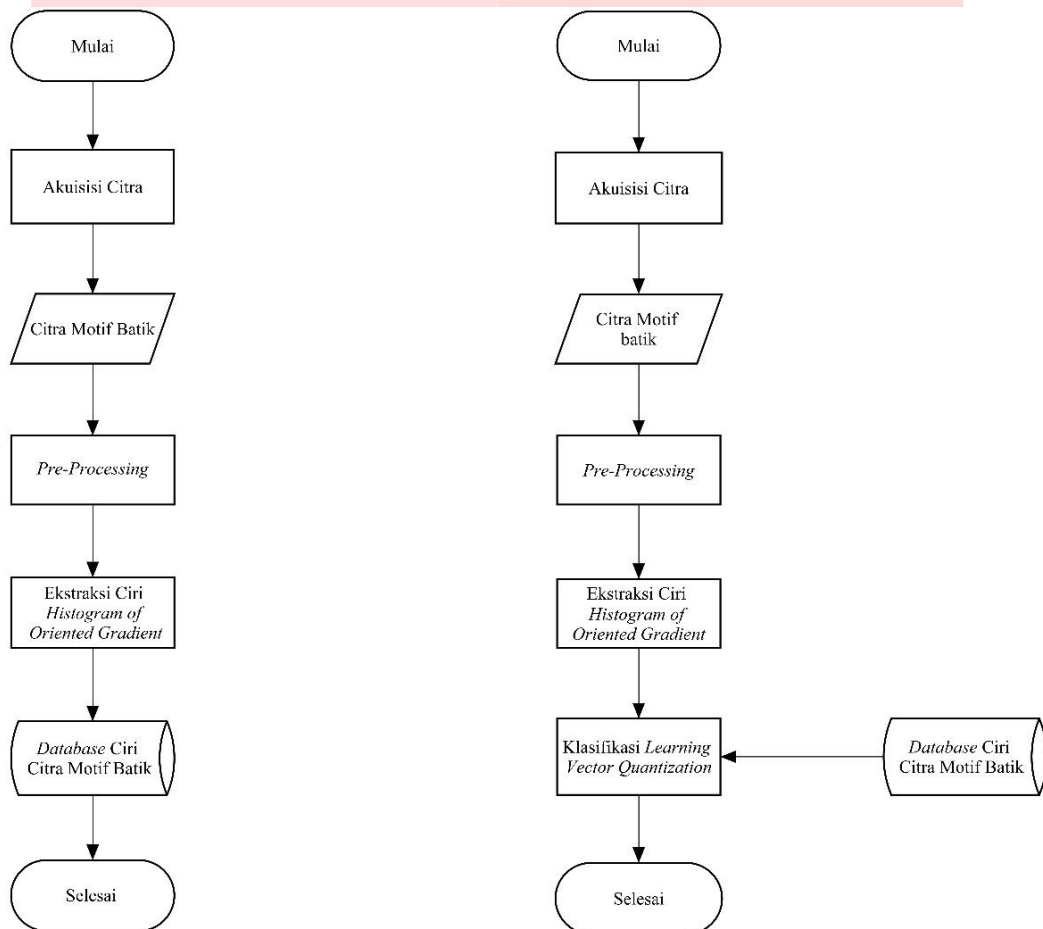
### 2.5 Perancangan Sistem

Pada pengerjaan tugas akhir ini dilakukan secara bertahap, berikut adalah gambaran umum sistem untuk mengklasifikasi motif batik Solo, dibutuhkan diagram blok yang dapat menggambarkan sistem secara umum seperti pada Gambar 2.2



**Gambar 2.2** Diagram Blok Sistem

Setelah mendapatkan data latih dan data uji, maka tahap kedua adalah membuat *database* sebagai dasar sistem klasifikasi batik menggunakan data latih yang diperoleh. *Flowchart* database dan klasifikasi bisa dilihat pada gambar 2.3.



**Gambar 2.3** Flowchart Sistem

Dari *flowchart database* dapat dilihat bahwa pembuatan *database* melewati tahap *preprocessing*. Pada tahap *preprocessing* ini gambar akan diresize dari  $4096 \times 3072$  menjadi  $409 \times 307$  dan dilakukan perubahan piksel menjadi citra grayscale. Setelah itu dilakukan pendeteksian tepi menggunakan metode Canny. Ekstraksi ciri dilakukan menggunakan metode HOG yang nantinya akan menghasilkan ciri gambar. Kemudian cirinya dikelompokkan sesuai dengan bentuk batik dalam *database*. *Database* yang dibuat inilah yang akan menjadi dasar dalam proses klasifikasi ini.

Tahap yang berikutnya adalah tahap klasifikasi. Pada tahap ini akan ditentukan jenis batik dari data uji. Dari *flowchart* klasifikasi dapat dilihat bahwa proses klasifikasi pola batik melewati tahap *preprocessing* dan ekstraksi ciri sama seperti saat membuat *database*. Klasifikasi menggunakan metode *Learning Vector Quantization* untuk mencari data dengan nilai ciri paling dekat dengan data uji dengan menggunakan informasi ciri dari *database* yang telah dibuat, baru kemudian mendapatkan informasi berupa pola batik dari data uji yang digunakan.

### 3. Pengujian Sistem

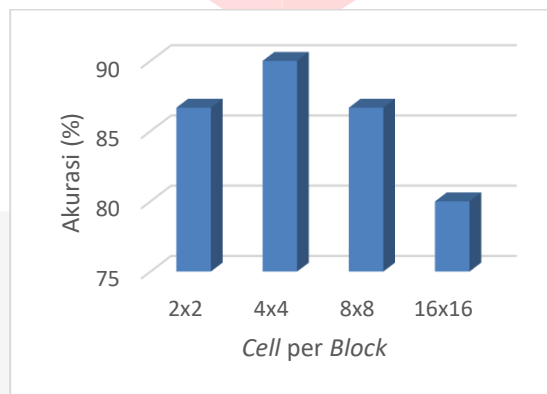
#### 3.1 Pengujian HOG dengan berbagai parameter dalam sistem HOG yang berbeda

Pada pengujian ada 2 parameter yang akan diuji pada sistem ini yaitu pengaruh jumlah *cell per block*, dan jumlah *bin* per histogram.

##### 3.1.1 Pengaruh *Cell per Block*

**Tabel 3.1** Pengaruh *Cell per Block* Terhadap Waktu Komputasi

Cell per Block	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
2x2	86,6667	81,188
4x4	90	79,775
8x8	86,6667	85,339
16x16	80	80,637



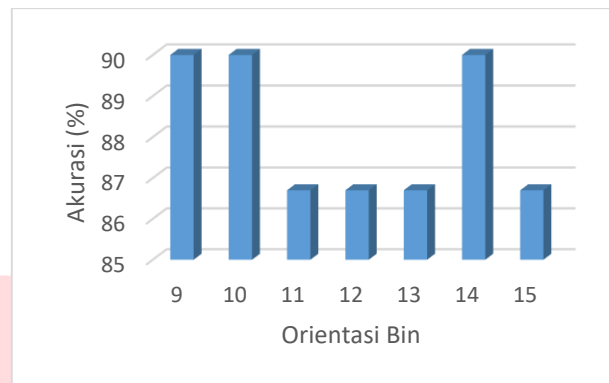
**Gambar 3.1** Pengaruh *Cell per Block* Terhadap Akurasi

Pada Gambar 3.1, dapat diperhatikan bahwa perubahan *cell per block* memiliki akurasi dan waktu komputasi terbaik pada ukuran 4x4. Hal ini dikarenakan jika ukuran *cell per block* semakin kecil maka pola batik akan semakin sulit untuk diidentifikasi, sedangkan jika menggunakan ukuran 2x2 maka terlalu banyak ciri yang diambil sehingga menghasilkan ciri yang hampir sama dengan antar kelasnya.

##### 3.1.2 Pengaruh Orientasi Bin

**Tabel 3.2** Pengaruh Orientasi Bin Terhadap Waktu Komputasi

Bin	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)
9	90	79,775
10	90	80,344
11	86,7	80,408
12	86,7	80,541
13	86,7	81,674
14	90	81,843
15	86,7	81,983



**Gambar 3.2** Pengaruh Orientasi Bin Terhadap Akurasi

Pada Gambar 3.2, dapat dilihat bahwa akurasi terbaik terdapat pada 9, 10, 14 yaitu 90% tetapi jika dilihat pada Tabel 3.2, waktu komputasi tercepat ada pada orientasi 9 bin, dan untuk perubahan orientasi bin terhadap akurasi relatif stabil dan tidak terlalu jauh perbedaannya.

### 3.2 Pengujian Sistem Dengan Parameter Nilai Epoch Yang Berbeda

Hasil pengujian dengan parameter nilai epoch yang berbeda menggunakan *cell* per *block* 4x4 dan 9 orientasi bin yang berbeda dapat dilihat hasilnya pada tabel 3.3.

**Tabel 3.3** Tabel Performansi LVQ pada epoch yang berbeda

No.	Epoch	Waktu Komputansi (s)	Performansi	Epoch terbaik
1	100	0:00:19	0,118	75
2	200	0:00:50	0,0784	79
3	300	0:01:04	0,0784	137
4	400	0:01:22	0,0784	186
5	500	0:01:47	0,0492	414
6	600	0:01:59	0,0392	536
7	700	0:02:32	0,0392	354
8	800	0:02:59	0,0392	455
9	900	0:03:12	0,0392	74
10	1000	0:03:52	0,0392	203

Parameter performansi terbaik adalah parameter yang mendekati nilai 0. Pada Tabel 3.3 dapat dilihat dengan menggunakan epoch mulai dari 600-1000 sudah mendapatkan nilai yang stabil yaitu 0,0392, tetapi untuk nilai *epoch* di angka 600 memiliki waktu komputasi yang kecil dikarenakan iterasi yang digunakan lebih sedikit.

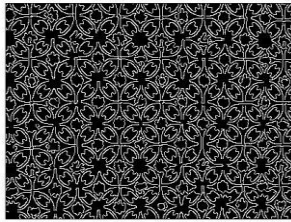
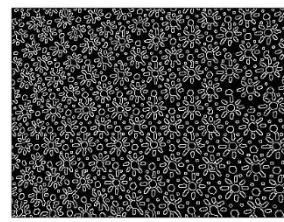
### 3.3 Akurasi Keseluruhan Sistem

Akurasi keseluruhan sistem dari pengujian yang dilakukan untuk setiap motif batik dapat dilihat pada tabel 3.4.

**Tabel 3.4** Akurasi Motif Batik

Jenis Batik	Akurasi (%)
Kawung	70
Parang	100
Truntum	100

Dari pengujian sistem pada tabel 4.5, hanya kawung yang memiliki akurasi yang rendah yaitu 60% dikarenakan pada saat pengklasifikasian LVQ lebih mendekati motif truntum karena memiliki ciri yang hampir sama.

**Gambar 3.3.** Ciri Motif Batik Kawung**Gambar 3.4.** Ciri Motif Batik Truntum

#### 4 Kesimpulan

Kesimpulan yang bisa diambil dari hasil pengujian dan analisis terhadap sistem klasifikasi motif batik Solo dengan menggunakan ekstraksi ciri HOG dan klasifikasi LVQ ini adalah sebagai berikut:

1. Perancangan sistem dengan metode klasifikasi *Learning Vector Quantization* dan ekstraksi ciri *Histogram of Oriented Gradient* menghasilkan akurasi yang baik yaitu 90% dan waktu komputasi rata-rata 2,6591 detik.
2. Pada pengujian sistem akurasi terbaik didapatkan pada motif batik parang dan truntum yaitu sebesar 100% untuk masing masing motif batik, tetapi untuk motif batik kawung hanya mendapatkan akurasi sebesar 70% dikarenakan pada saat pengklasifikasian LVQ lebih mendekati motif truntum karena memiliki ciri yang hampir sama.
3. Pada pengujian parameter ekstraksi ciri *cell per block*, ditentukan penggunaan *block size* 4×4 lebih optimum untuk pengujian dengan nilai akurasi mencapai 90%, dikarenakan jika ukuran *cell per block* semakin kecil maka pola batik akan semakin sulit untuk diidentifikasi, sedangkan jika menggunakan ukuran 2×2 maka terlalu banyak ciri yang diambil sehingga menghasilkan ciri yang hampir sama dengan antar kelasnya.
4. Pada pengujian orientasi bin, dapat dilihat tidak terlalu berpengaruh karena memiliki akurasi yang berdekatan. Akan tetapi agar performa sistem lebih maksimal lebih baik menggunakan 9 orientasi bin dengan akurasi mencapai 90% dan waktu komputasi 79,775 detik.
5. Pada pengujian parameter nilai epoch, dapat dilihat penggunaan nilai epoch 600-1000 mendapatkan *performance* yang stabil yaitu 0,0392.

#### Daftar Pustaka

- [1] Jordy, Reyhan Radifan. "Klasifikasi Motif Batik Solo Menggunakan *Histogram of Oriented Gradient* dan *Learning Vector Quantization*". 7 Agustus 2018. <https://ich.unesco.org/en/decisions/4.COM/13.44>.
- [2] Doellah, Santosa. 2002. *Batik: Pengaruh Zaman Dan Lingkungan*. Surakarta : Danar Hadi.
- [3] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods. 2008, *Digital Image Processing Third Edition*. New Jersey : Pearson Prentice Hall.
- [4] Kadir, Abdul dan Adhi Susanto. 2013. *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*. Yogyakarta : Andi.
- [5] Putra, Darma. 2009. *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta : Andi
- [6] James A. Freeman & David M. Skapura, *Neural Networks Algorithms, Application, and Programming Techniques*, Addison-Wesley , California, Publishing Company, 1991.
- [7] Jalee, Asad. (2015). *Why Does Everyone Have a Different Voice*.
- [8] C. Li, L. Guo and Y. Hu, "A New Method Combining HOG and Kalman Filter for Video-based Human Detection and Tracking".

- [9] S. Guzman, "*Car Detection Methodology in Outdoor Environment Based on Histogram of Oriented Gradient (HOG) and Support Vector Machine (SVM)*".
- [10] F. Irawan, "*Deteksi Mobil pada Citra Digital Menggunakan C-HOG dan Support Vector Machine*," Palembang, 2015.
- [11] Lowe DG., 2004. *Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints*, University of British Columbia, Canada.
- [12] Dalal, Navneet and Bill Triggs, *Histogram of Oriented Gradients for Human Detection*, Montbonnot 38334, France, INRIA Rhone-Alps.
- [13] P. Schneider, B. Hammer, and M. Biehl (2009). *Adaptive Relevance Matrices in Learning Vector Quantiation*. Neural Computation.

