

DETEKSI BATIK BOJONEGORO MENGGUNAKAN METODE *GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX* (GLCM) DAN *NAIVE BAYES*

DETECTION OF BATIK BOJONEGORO USING GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM) AND NAIVE BAYES

Desi Dwi Prihatin ^[1], Dr. Ir.Bambang Hidayat,DEA.^[2], Sofia Saidah, S.T, M.T. ^[3]

^{1,2,3} Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom
Jln. Telekomunikasi No.1 Terusan Buah Batu Bandung 40257 Indonesia

¹desidwip18@gmail.com, ²bhidayat@telkomuniversity.ac.id, ³sofiasaidah03@gmail.com

ABSTRAK

Salah satu karya seni dalam kebudayaan Bojonegoro yaitu batik Bojonegoro. Batik Bojonegoro memiliki jenis motif batik yang berbeda-beda maka untuk membedakan batik Bojonegoro tersebut dilakukan perancangan sistem untuk mengklasifikasi jenis batik ke dalam kelas-kelas jenis motif batik. Perancangan sistem dilakukan dalam mendeteksi batik menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence* (GLCM) sebagai ekstraksi ciri untuk proses pengambilan ciri atau inti citra dan *Naive Bayes* sebagai klasifikasi untuk pengelompokan citra berdasarkan jenis batik Bojonegoro.

Proses kinerja kedua sistem tersebut *image processing* agar citra dapat diubah menjadi data berupa angka dengan bentuk keluaran hasil transformasi dalam pengolahan citra digital. Maka penulis melakukan penggabungan kedua sistem agar dapat mengetahui hasil akurasi yang signifikan dengan tujuan untuk mempermudah pengenalan jenis batik Bojonegoro dan mengembangkan sistem dalam mendeteksi citra batik berdasarkan jenis motif batik Bojonegoro menggunakan pengolahan citra digital.

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan, sehingga pada Tugas Akhir ini perancangan sistem dapat mendeteksi batik Bojonegoro berdasarkan jenis kelas motif batik yaitu enam kelas jenis motif batik, dengan komposisi jenis batik meliwis mukti, jenis batik pari sumilak, jenis batik rancak thengul, jenis batik sato gondo wangi dan jenis batik sekar jati. Pengujian dilakukan 60 citra batik dimana masing-masing kelas memiliki enam citra batik. Sehingga didapatkan dari beberapa skenario pengujian parameter orde dua terbaik yaitu *correlation*, *homogeneity* dan *entropy*, arah derajat = 0° dan jarak *pixel* (d)=2 dengan pengujian level kuantisasi maka akurasi terbaik sebesar 85% dengan waktu komputasi 206.6715 detik.

Kata Kunci: Batik Bojonegoro, GLCM, *Naive Bayes*.

ABSTRACT

Batik Bojonegoro is one of art in Bojonegoro's culture. There are some types of Batik Bojonegoro, this to differentiate batik ojongoro is done system design to classify the type of batik into the classes of types batik motifs. The design of the system conducted for detecting batik Bojonegoro using Gray Level Co-Occurrence (GLCM) method is used as the extraction in process of taking main image and Naive Bayes as a classification of grouping the images based on the types of batik Bojonegoro.

Working process of both methods is need many image samples to make the system works well using image processing so that image can be converted into data in the form of numbers with the output of transformation result in digital image process. This project has merged both methods to know the significant accuracy result is the purpose of facilitate the introduction of the types of batik Bojonegoro and developing system in detecting digital image using batik's image based on the type of batik Bojonegoro's pattern.

Based on the tests that have been done, so that in this Final Project the system design can detect Bojonegoro batik based on the type of batik motivo class, namely six classes of batik motif types, with batik composition meliwis mukti, pari sumilak batik type, rancak thengul batik type, sato gondo batik type fragrant and kind of teak teak batik. Testing was carried out 60 images of batik where each class had six images of batik. So that obtained from several

Parathmetro scenarios the order testing is two best correlaci3n namely, homogeneidad and entropy, degree direction = 0° and pixel distance (d) = 2 with nivel quantization testing so the best accuracy is 85% with 206.6715 seconds computation time.

Keywords: Batik Bojonegoro, GLCM, Naive Bayes.

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang Masalah

Masyarakat Indonesia telah mengenal batik sebagai identitas suatu daerah. Batik adalah kesenian menggambar diatas kain yang dalam pembuatannya dilakukan secara khusus. Batik memiliki jenis yang sesuai dengan adat istiadat, kebiasaan, maupun kebudayaan setiap daerah. Kebudayaan setiap daerah memiliki ciri khas tertentu salah satunya adalah batik Bojonegoro.

Salah satu kebudayaan ini menginspirasi masyarakat untuk mengembangkan kerajinan batik khususnya batik khas Bojonegoro. Batik khas Bojonegoro disebut dengan Batik Jonegoroan yang diresmikan pada bulan Desember 2009 oleh Mahfudhoh Suyoto [1]. Kerajinan batik Bojonegoro memiliki nilai seni tinggi yang mengandung suatu makna dan simbolik yang diaplikasikan lewat motif berdasarkan kekayaan alam yang dimiliki Bojonegoro [1].

Proses Ekstraksi ciri yang digunakan dalam Tugas Akhir ini adalah *Gray Level Co-Occurrence* (GLCM) sebagai metode ekstraksi ciri karena dapat menganalisis tekstur pada citra yang dibentuk dari suatu *pixel-pixel* dengan intensitas *grayscale* tertentu [2], sedangkan proses klasifikasi yang digunakan adalah *Naive Bayes* sebagai metode klasifikasi karena menurut *teorema Bayes* memiliki tingkat akurasi yang tinggi dan kecepatan yang baik ketika diterapkan pada data pelatihan dan pengujian yang kecil untuk menentukan estimasi parameter yang diperlukan dalam proses pengklasifikasian [3].

Dalam pengerjaan Tugas Akhir ini, *Gray Level Co-Occurrence* (GLCM) dan *Naive Bayes* diterapkan dalam mendeteksi batik Bojonegoro dengan membagi kelas jenis motif batik Bojonegoro berdasarkan jenis kelas motif batik yaitu enam kelas motif batik. Dimana keseluruhan citra pengujian dilakukan 60 citra batik Bojonegoro, dengan masing-masing kelas memiliki enam citra batik. Sehingga didapatkan dari beberapa skenario pengujian parameter orde dua terbaik yaitu *correlation*, *homogeneity* dan *entropy*, arah derajat = 0° dan jarak *pixel* (d)=2 dengan pengujian level kuantisasi maka akurasi terbaik sebesar 85% dengan waktu komputasi 206.6715 detik.

2. Dasar Teori

2.1 Batik Bojonegoro

Batik merupakan salah satu karya seni budaya Indonesia. Batik adalah kesenian menggambar diatas kain yang menjadi salah satu kebutuhan pokok seluruh masyarakat Indonesia. Batik telah diresmikan oleh *United Nations Educational, Scientific and Curtural Organization* (UNESCO) pada tanggal 2 oktober 2009 [19].

Bojonegoro merupakan salah satu Kabupaten di Provinsi Jawa timur. Salah satu karya seni dalam kebudayaan yaitu batik Bojonegoro. Batik Bojonegoro disebut batik Jonegoroan yang diresmikan oleh Mahfudhoh Suyoto pada 29 Desember 2009 [19]. Munculnya batik Jonegoroan berawal dari ide Ibu Mafudhoh Suyoto yang mengadakan perlombaan pembuatan batik untuk seluruh masyarakat Bojonegoro berdasarkan sumber daya dan wisata Bojonegoro.

2.2 Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

Gray level co-occurrence matrix (GLCM) merupakan metode ekstraksi ciri yang berbasis statistik dengan perhitungan histogram dan probabilitas. GLCM digunakan untuk analisis tekstur yang dibentuk dari suatu citra pada *pixel-pixel* saling berpasangan dengan intensitas tertentu dalam mencari jejak derajat keabuan. Tesktur pada citra merupakan pola yang tersusun teratur yang terbentuk dari susunan *pixel-pixel*. *Pixel-pixel* tersebut berhubungan dengan jarak (d) dan sudut orientasi tertentu (θ). Sudut orientasi (θ) pada GLCM yaitu 0°, 45°, 90° dan 135°. Interpretasi dalam citra memiliki tiga elemen pola dasar adalah tekstur, spectral dan fitur kontekstual [12].

Adapun langkah-langkah untuk membuat matrix *co-occurance* dalam metode GLM sebagai berikut:

- 1 Membuat area kerja matriks.
- 2 Menentukan hubungan spasial antara *pixel* referensi dengan *pixel* tetangaan, untuk menentukan nilai sudut θ dan jarak *pixel* (d).
- 3 Menghitung jumlah *co-occurance* dan mengisikanya pada area kerja.

- 4 Menjumlahkan matrix *co-occurrence* dan mengisikannya pada area kerja
- 5 Normalisasi matrix untuk mengubahnya kebentuk probabilitas.

Berikut langkah – langkah metode GLCM:

1. *Quantization*

Merupakan konversi nilai *grayscale* (256 nilai keabuan) citra kedalam rentang (level–level) nilai tertentu. Tujuan kuantisasi ini adalah mengurangi angka perhitungan dan meringankan proses komputasi. Dalam *quantization* memiliki tiga level yaitu 8,16 dan 32.

2. *Co-occurrence*

Kookurensi berarti kejadian bersama, yaitu jumlah kejadian satu level nilai intensitas *pixel* bertetangga dengan satu level intensitas *pixel* lain dalam jarak *pixel* (d) dan orientasi sudut (θ) tertentu (d, θ). Jarak *pixel* (d) dinyatakan dalam *pixel* dan orientasi dinyatakan dalam derajat. Orientasi dibentuk dalam empat arah sudut dengan interval sudut 45° , yaitu $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$, dan 135° sedangkan jarak *pixel* (d) antar *pixel* ditetapkan sebesar 1 *pixel* [5].

3. *Symmetric*

Symmetric diartikan sebagai kemunculan posisi *pixel* yang sama. Misalkan terdapat *pixel* (2,3). Maka secara orientasi horizontal *pixel* (2,3) sama dengan *pixel* (3,2). Oleh karena itu, *symmetric* adalah hasil penjumlahan matrik kookurensi dengan matrik *transpose* nya sendiri seperti persamaan 2.3. Matrik $D = C + \text{Transpose } C$ [5].

4. *Normalization*

Membagi setiap angka matrik pada matrik D (*symmetric*) dengan jumlah seluruh angka pada matrik tersebut [2].

5. *Feature Extraction*

Feature Extraction merupakan pengestrakkan fitur tekstur. Berikut *Feature Extraction* yang diektrak dalam metode GLCM pada Tugas Akhir ini sebagai berikut [14]:

5.1 *Contrast*

Contrast adalah ukuran intensitas atau variasi derajat keabuan dengan *pixel* yang berbeda dan berdekatan. Bernilai 0 jika kontras gambar bernilai konstanta.

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

5.2 *Correlation*

Correlation adalah ukuran suatu tekstur yang tidak memiliki kemiripan menunjukkan *pixel* menjadi referensi untuk dihubungkan dengan tetangganya. Semakin besar nilainya jika bernilai acak dan semakin kecil nilainya jika bernilai seragam.

$$\frac{\sum_{i,j=0}^{N-1} (i,j) P(i,j) - \mu_i \mu_j}{\sigma_i \sigma_j} \quad (2)$$

5.3 *Energy*

Energy adalah menunjukkan keseragaman antar *pixel* yang memiliki pasangan berulang dalam sebuah citra, nilai *energy* yang tinggi ketika *pixel* mirip dan nilai *energy* yang rendah ketika *pixel* tidak mirip.

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}^2 \quad (3)$$

5.4 *Homogeneity*

Homogeneity adalah menghitung atau mengukur *homogeneity* citra digital dalam elemen yang berpasangan yang berderajat keabuan. Nilai rentang *homogeneity* adalah 0,1. Jika nilai variasi kecil maka semakin besar nilai *homogeneity* dan jika tidak memiliki nilai variasi maka bernilai 1.

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1+(i-j)^2} \quad (4)$$

5.5 *Entropy*

Entropy merupakan sebuah gangguan nilai spasial pada Analisa tekstur. *Entropy* memiliki pola pada 0 dengan menunjukkan jika tekstur kasar maka nilainya lebih besar dan jika tekstur lembut maka nilainya lebih kecil.

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (-\ln P_{i,j}) \quad (5)$$

2.3 Naive Bayes

Teorema bayes dikemukakan oleh seorang pendeta Presbyterian Inggris pada tahun 1763 yang bernama Thomas bayes, kemudian disempurnakan oleh Laplace [11]. Teorema bayes merupakan perhitungan statistik dengan

menghitung probabilitas kemiripan kasus lama dengan kasus baru. *Naive Bayes* merupakan perhitungan teorema bayes paling sederhana yang memiliki tingkat akurasi yang tinggi dan kecepatan yang baik ketika diterapkan pada *database* yang besar [8]. Fungsi dari *Naive Bayes* dapat mengurangi kompleksitas komputasi menjadi multiplikasi sederhana dari probabilitas dan dapat menangani set data yang memiliki banyak atribut. *Naive Bayes* dapat dilakukan untuk mengambil keputusan jika memiliki data awal berupa data pelatihan tahapan pengklasifikasian yang dihitung nilai probabilitas paling besar dijadikan label kelas data masukan tersebut.

Alur algoritma metode *Naive Bayes* adalah sebagai berikut [18]:

- Memasukan data pengetahuan berdasarkan parameter
- Menghitung nilai rata-rata dan standar deviasi dari setiap parameter
- Mencari probabilitas nilai kemunculan dari setiap parameter
- Menghitung kemungkinan dari setiap klasifikasi
- Mencari probabilitas terbesar

Persamaan dari nilai probabilitas *Naive Bayes* sebagai berikut [18]:

$$P(X|Y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

Dimana:

$P(X|Y)$ = Nilai probabilitas kemunculan

π = 3.14

σ^2 = Standar deviasi parameter

σ = Variansi parameter

μ = Rata-rata parameter

e = Exponensial (2,718282)

x = Nilai parameter

Persamaan dari *Naive Bayes* sebagai berikut[6]:

$$P(C_i|X) = \frac{P(X|C_i)P(C_i)}{P(X)} \quad (8)$$

Dimana:

X = Kriteria suatu kasus berdasarkan masukan

C_i = Kelas solusi pola ke-i, dimana i adalah jumlah label kelas

$P(C_i|X)$ = Probabilitas kemunculan label kelas C_i dengan kriteria masukan X

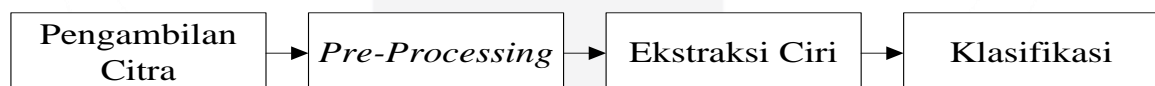
$P(X|C_i)$ = Probabilitas kriteria masukan X dengan label kelas C_i

$P(C_i)$ = Probabilitas label kelas C_i

3. Pembahasan

3.1 Perancangan Sistem

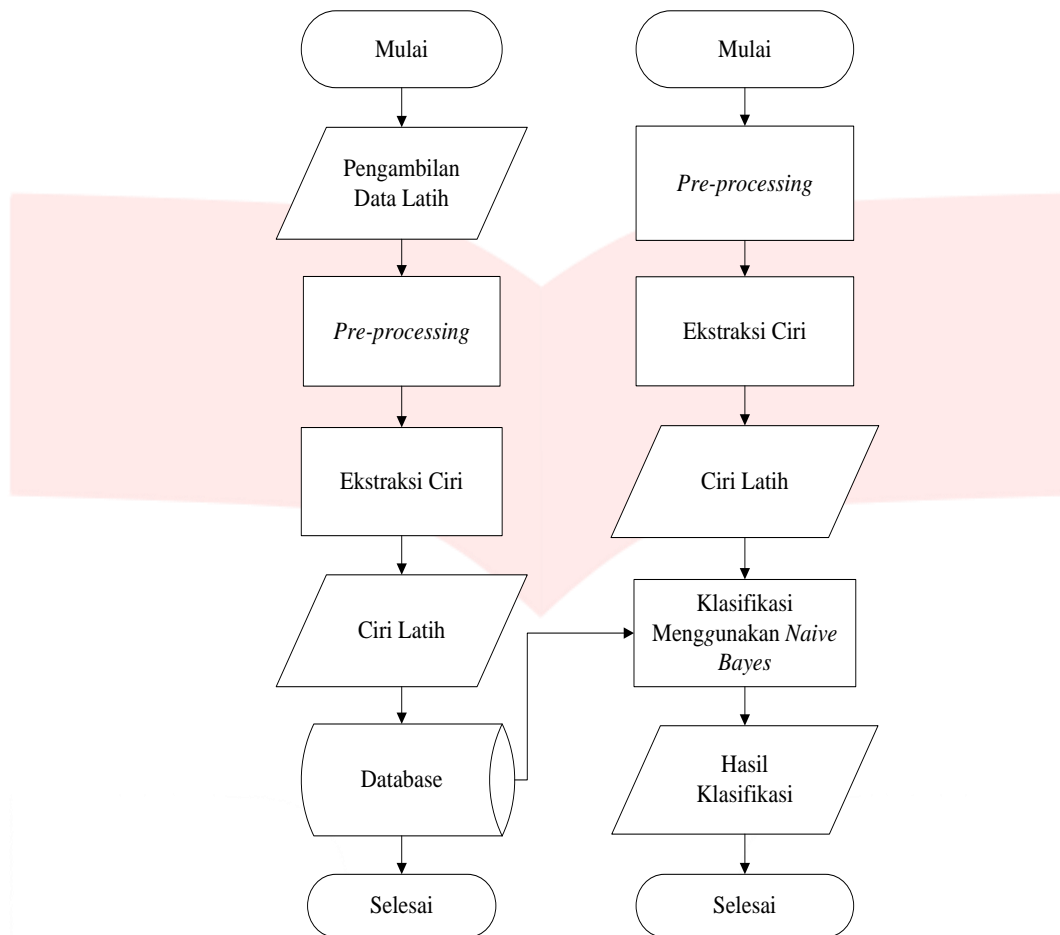
Secara keseluruhan blok diagram tahapan dari proses perancangan sistem direpresentasikan sebagai berikut :



Gambar 3.1 Gambaran Umum Sistem

Berdasarkan Gambar 3.1, sistem yang dibuat pada Tugas Akhir ini yaitu langkah awal mengumpulkan citra jenis batik Bojonegoro sebagai data awal dengan jumlah citra keseluruhan 60 citra batik dimana dibagi menjadi dua bagian yaitu 30 data latih dan 30 data uji. Langkah kedua dilakukan tahap *pre-processing* dengan proses RGB ke *grayscale* untuk meningkatkan kualitas citra dengan. Langkah ketiga ekstraksi ciri untuk pengambilan ciri berupa tekstur, bentuk pola pada citra menggunakan GLCM. Langkah keempat klasifikasi menggunakan *Naive Bayes* untuk menentukan kelas-kelas terhadap jenis motif batik Bojonegoro.

Gambaran umum sistem simulasi dan analisis dari penelitian ini dapat dilihat sebagai berikut.



Gambar 3.2 Diagram Alur Sistem Pelatihan dan Pengujian

3.2 Performasi Sistem

Performasi sistem ini dilakukan jika tahapan data latih dan data uji semua sudah selesai, agar dapat mengetahui sistem kinerja dapat diketahui kelebihan dan kekurangannya sesuai parameter yang dicapai. Berikut di bawah ini beberapa parameter dalam performasi sistem.

3.2.1 Akurasi Sistem

Akurasi sistem adalah ketepatan ukuran pada sistem agar inputan dapat dikenali oleh sistem dengan keluaran yang benar untuk menghitung akurasi sistem tersebut dapat menggunakan rumus:

$$Akurasi = \frac{jumlah\ data\ benar}{jumlah\ data\ uji\ seluruhnya} \times 100\% \quad (9)$$

3.2.2 Waktu Komputasi

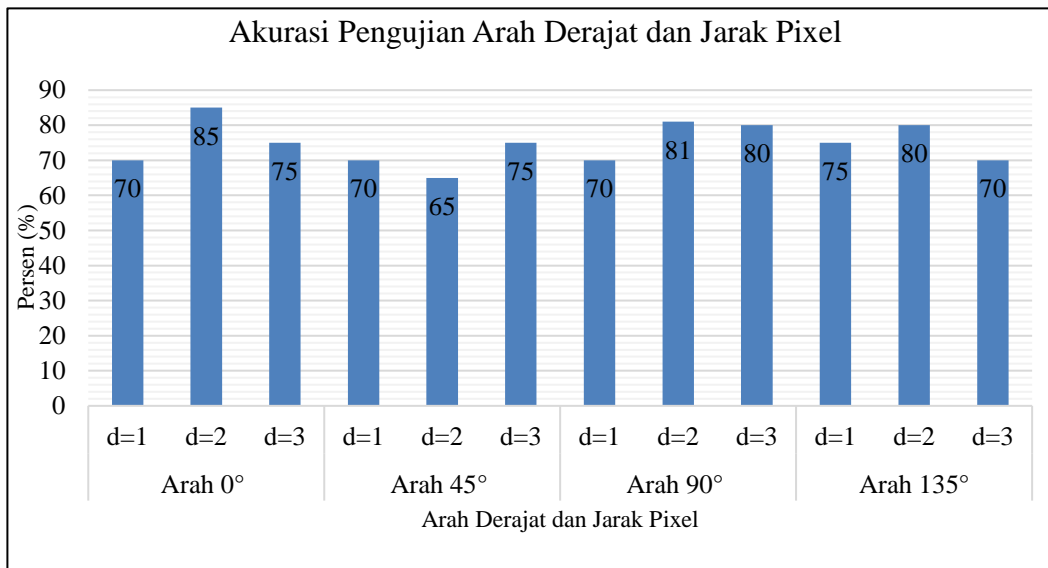
Waktu komputasi adalah waktu yang dibutuhkan dalam pemrosesan sistem. Waktu komputasi yang ditampilkan dalam bentuk detik. Untuk menghitung waktu komputasi dapat menggunakan *toolbox* yang telah tersedia pada Matlab atau dengan menggunakan rumus:

$$Waktu\ Komputasi = waktu\ selesai - waktu\ mulai \quad (10)$$

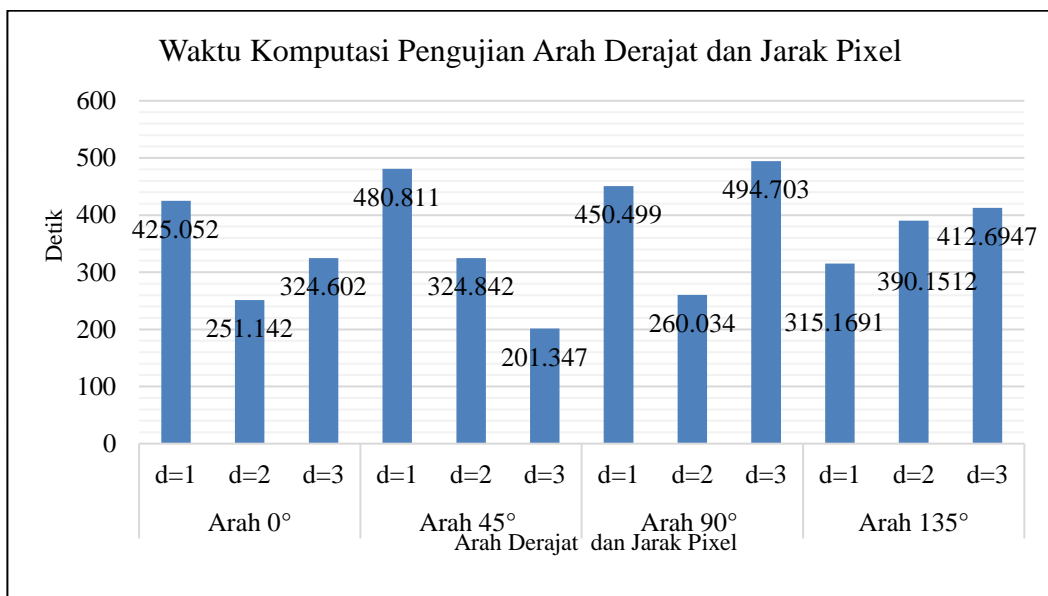
4. Hasil dan Analisis

4.1 Pengujian Pengaruh Parameter Arah dan Jarak *pixel* (d) pada Metode GLCM

Pengujian pengaruh parameter arah derajat dan jarak *pixel* (d) pada metode GLCM, dimana parameter arah menggunakan arah derajat (0°, 45°, 90°, 135°) dan jarak *pixel* (d) menggunakan d=1, d=2 dan d=3.



Gambar 4.1 Pengujian Akurasi Parameter Arah dan Jarak *pixel* (d) terhadap Akurasi

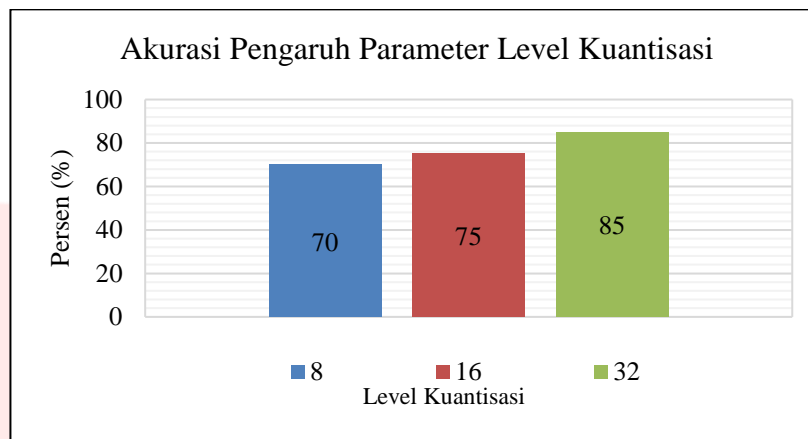


Gambar 4.2 Pengujian Parameter Arah dan Jarak *pixel* (d) terhadap Waktu Komputasi

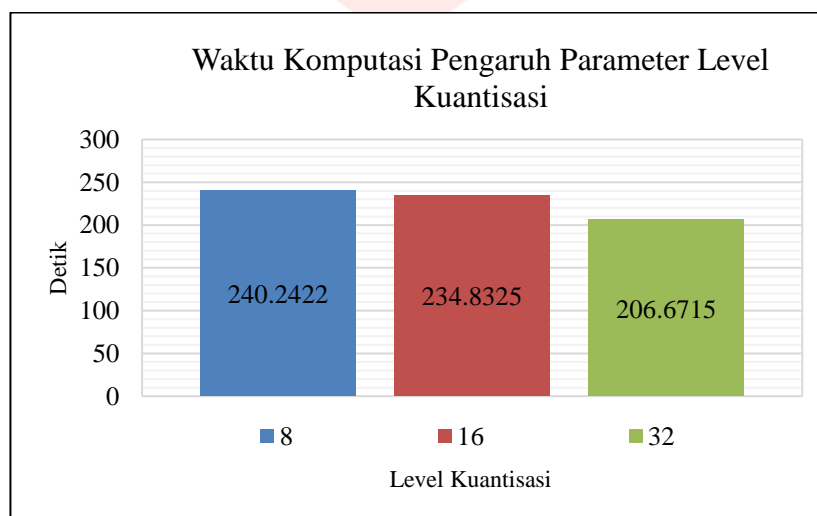
Berdasarkan pada Gambar 4.1 terlihat bahwa pengujian parameter arah dan jarak *pixel* (d) menghasilkan akurasi terbesar yaitu arah derajat 0° dengan jarak *pixel* (d) = 2 sebesar 85% hasil tersebut diperoleh sesuai dengan parameter hasil pengujian pada [20]. Sedangkan akurasi terendah yaitu arah derajat 45° dengan jarak *pixel* (d)=2 sebesar 65%. Berdasarkan pada Gambar 4.2 terlihat bahwa pengujian parameter arah dan jarak *pixel* (d) menghasilkan waktu komputasi terbesar yaitu arah derajat 90° dengan jarak *pixel* (d)=3 sebesar 494.703 detik sedangkan waktu komputasi terkecil yaitu arah derajat 45° dengan jarak *pixel* (d)=3 sebesar 201.347 detik. Sehingga dapat disimpulkan bahwa pengaruh arah mempengaruhi nilai akurasi dan waktu komputasi yang dihasilkan oleh jarak *pixel* (d) yaitu semakin besar arah derajat dan semakin jauh jarak *pixel* (d) yang digunakan maka semakin sedikit ciri citra batik yang terbaca begitu pula semakin dekat jarak *pixel* (d) yang digunakan maka semakin banyak ciri citra batik yang terbaca oleh sistem.

4.2 Pengujian Pengaruh Parameter Level Kuantisasi GLCM

Selanjutnya tahap pengujian terakhir yaitu pengujian pengaruh level kuantisasi pada metode GLCM. Dimana pengujian level kuantisasi (8, 16, 32) arah derajat (0°) dan jarak *pixel* (d)=2*pixel*.



Gambar 4.3 Pengaruh Parameter Level Kuantisasi terhadap akurasi



Gambar 4.4 Pengaruh Parameter Level Kuantisasi terhadap waktu komputasi

Berdasarkan pada grafik Gambar 4.3 dan Gambar 4.4 terlihat bahwa pengujian parameter level kuantisasi menunjukkan hasil akurasi terbesar yaitu level kuantisasi 32 sebesar 85%, sedangkan waktu komputasi terbesar yaitu level kuantisasi 8 sebesar 240.422 detik. Begitupun dengan hasil akurasi terendah yaitu level kuantisasi 8 sebesar 70%, sedangkan waktu komputasi terendah yaitu level kuantisasi 32 sebesar 206.715 detik. Maka dapat disimpulkan bahwa yang memiliki akurasi terbaik dari pengujian parameter level kuantisasi adalah level kuantisasi 32. Sehingga dapat disimpulkan pengaruh dari level kuantisasi bahwa semakin besar nilai kuantisasi hasil akurasi yang dihasilkan semakin besar dengan waktu komputasi semakin cepat maka semakin bagus citra dalam mendeteksi citra keabuan karena semakin mirip dengan citra asli.

5. Kesimpulan

5.1 Kesimpulan

Setelah melakukan pengujian dan analisis pada sistem mendeteksi batik Bojonegoro menggunakan ekstraksi ciri dan klasifikasi pada Tugas Akhir ini, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Perancangan sistem yang dibuat mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan jenis motif batik Bojonegoro menggunakan metode GLCM dan *Naive Bayes* dengan baik.
2. Hasil dari ekstraksi ciri menggunakan lima fitur tekstur pada parameter orde dua mampu menghasilkan nilai yang dapat diklasifikasikan menjadi lima kelas berdasarkan jenis motif batik Bojonegoro yaitu motif batik meliwis mukti, motif batik pari sumilak, motif batik rancak thengul, motif batik sata gondo wangi dan motif batik sekar jati.

3. Performansi sistem yang dihasilkan dalam pengujian pengaruh parameter orde dua dengan beberapa skenario pengujian yang dilakukan didapatkan skenario pengujian terbaik dalam pengujian parameter orde dua kombinasi tiga ciri yaitu *correlation*, *homogeneity* dan *entropy*, dengan hasil akurasi tertinggi sebesar 90%. Pengujian pengaruh parameter arah dan jarak *pixel* (d) didapatkan arah sebesar 0° dan jarak *pixel* (d) sebesar $d=2 \text{ pixel}$ akurasi sebesar 85% dengan waktu komputasi terkecil sebesar 201.347 detik. Sehingga pengaruh arah dan jarak *pixel* (d) semakin besar arah derajat dan semakin jauh jarak *pixel* (d) yang digunakan maka semakin sedikit ciri citra batik yang terbaca, begitu pula semakin dekat jarak *pixel* (d) yang digunakan maka semakin banyak ciri citra batik yang terbaca oleh sistem. Pengujian pengaruh level kuantisasi terbaik didapatkan pada saat level kuantisasi 32 dengan nilai akurasi sebesar 85%, sehingga pengaruh dari level kuantisasi bahwa semakin besar nilai kuantisasi hasil akurasi yang dihasilkan semakin besar dengan waktu komputasi semakin cepat maka semakin bagus citra dalam mendeteksi citra keabuan karena semakin mirip dengan citra asli.

5.1 Saran

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan, untuk pengembangan Tugas Akhir ini dalam penelitian selanjutnya sehingga lebih akurat dalam mendeteksi citra batik. Adapun saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya sebagai berikut:

1. Mengembangkan sistem tanpa butuh waktu komputasi yang lama.
2. Mengembangkan dan menambahkan fitur-fitur lainnya pada metode ekstraksi ciri.
3. Mengembangkan sistem pada aplikasi sistem lainnya seperti *android*.

Daftar Pustaka

- [1]. Tanthowy, H. A, "Ragam Motif Batik Bojonegoro Sebagai Upaya Membangun Identitas Daerah Di Bojonegoro Tahun 2009-2014," 2015.
- [2]. Purba, N. S, "Peranan Teorema Bayes Dalam Pengambilan Keputusan," 2010.
- [3]. Sensuse, D. S, "Perbandingan Algoritma Klasifikasi *Naive Bayes*, *Nearest Neighbour*, dan *Decision Tree* pada Studi Kasus Pengambilan Keputusan Pemilihan Pola Pakaian," 2017.
- [4]. Wijayanto, H, "Klasifikasi Batik Menggunakan Metode *K-Nearest Neighbour* Berdasarkan Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM)," 2015.
- [5]. Ardianti, M, "Klasifikasi Motif Batik Lampung Menggunakan Ekstraksi Ciri Tepi *Canny* dan Algoritma *Naive Bayes Classifier*," 2018.
- [6]. Jiawei Han, M. K, "Data Mining Concept And Techniques," USA, 2012.
- [7]. Gonzales, "Digital Image Processing. 3rd Edition. Pearson Education Internasional," 2002.
- [8]. Dhanashree, G, "Image Quality Analysis Using GLCM," 2004.
- [9]. Purnomo, M. H., & Muntasa, A, "Konsep Pengolahan Citra Digital Dan Ekstraksi Fitur," Yogyakarta.: Graha Ilmu, 2010.
- [10]. Kanan, C & Cottrell, GW, "Color-to-Grayscale: Does the Method Matter in Image Recognition?," Israel, 2012.
- [11]. Kadir, A., & Susanto, A, "Teori Dan Aplikasi Pengolahan Citra," Yogyakarta, 2013.
- [12]. Hall-Beyer, M, "Gray Level Co-Occurrence Matrix," 2005.
- [13]. Berkovitz, B, "Oral Anatomy, Embryology And Histology," London, 2002.
- [14]. Haralick, R. M, "Textural Features For Image Classification," IEEE, Vols. SMC-3, pp. 610-621, 1973.
- [15]. Jiawei Han, M. K, "Data Mining Concept And Techniques," USA, 2012.
- [16]. Andono, Pulung N, "Pengolahan Citra Digital," Yogyakarta : Andi, 2017.
- [17]. D, Putra, "Pengolahan Citra Digital," Yogyakarta : Andi, 2010.
- [18]. Gebejes, A, "Texture Characterization based on Conference of Informatics and Management Sciences," 2013.
- [19]. C.P. Riesmala, A. Rizal, L. Novamizanti, "Pengenal Motif Batik Dengan Analisis Struktur Dan Warna Pada Citra Digital," Skripsi Sarjana pada IT Telkom Bandung: tidak diterbitkan, 2012.
- [20]. IPGS PRadnyana, L Novamizanti, H Fauzi, "Perancangan Sistem Pendeteksi Genangan Air Potensi Perkembangbiakan Nyamuk Melalui Foto Citra Udara Dengan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)," eProceedings of Engineering 2(2) | vol: | issue: |2015.