KLASIFIKASI BATIK SASIRANGAN BANJAR BERDASARKAN TEKSTUR MENGGUNAKAN METODE GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIKS DAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Muhammad Rizky[1], Ir.Rita Magdalena, M.T[2], Dr.Ir.Jangkung Raharjo[3]
Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom, Bandung, Jawa Barat 40257[123]
rizkymuhammad@telkomuniversity.ac.id[1], ritamagdalena@telkomuniversity.ac.id [2], jangkungraharjo@telkomuniversity.ac.id[3]

Abstrak – Kain sasirangan merupakan kain tradisional kalimantan selatan yang menjadi warisan sacara turun temurun. Kain sasirangan memiliki banyak motif, diantaranya motif abstrak, klasik jumputan, pecah, corak berwarna,kotak kombinasi dan lain-lain. Akan tetapi masih banyak masyarakat di kalimantan selatan yang tidak dapat membedakan kain sasirangan berdasarkan motif yang terdapat pada kain sasirangan tersebut. Pada penelitian ini akan dibuat sistem yang dapat mendeteksi jenis dan motif pada kain sasirangan. Proses pengolahan citra terdiri dari tiga tahap yaitu pre-processing, ekstraksi ciri menggunakan metode Gray Level Co-Occurrence Matriks (GLCM) dan klasifikasi menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). Setelah melalui proses tersebut, data akan diklasifikasi berdasarkan jenis dan motif kain sasirangan. Hasil dari penelitian ini, sistem mampu mengklasifikasi motif dan jenis kain batik sasirangan banjar dengan jumlah data latih 128 dan jumlah data uji 128 dengan akurasi tertinggi 93.75% pada 4 motif kain sutra special menggunakan parameter Correlation, Energy, Homogeneity dan kernel polynomial dengan sudut 0o, 45o, 90o dan rata-rata pada jarak d=1.
Kata Kunci: *GLCM, SVM,* Sasirangan.

Abstract - Sasirangan is a traditional fabric of south Kalimantan which had been inherited from generation to generation. Traditional fabric has many motives, between motif abstrak, klasik jumputan, pecah, corak berwarna,kotak kombinasi and others. But there are still many peoples in South Borneo that can't be differentiate traditional fabrics based on motives. In this study is to design a software system which can detect the type and motif of sasirangan fabric. The image processing process consists of three stages that is pre-processing, feature extraction based on Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) method and clasification based on Support Vector Machine. After going through the process, data will be classified based on the type and motif of sasirangan fabric. The results of this study, the system is able to classify the motifs and types of batik sasirangan banjar fabric with the number of 128 training data and 128 test data with the highest accuracy of 93.75% on 4 special silk fabric motifs using the parameters Correlation, Energy, Homogeneity and polynomial kernels with an angle of 0o, 45o, 90o, 135o and the average at a distance d = 1.
***Key words:** GLCM, SVM, Sasirangan*

1. Pendahuluan

Kain sasirangan merupakan salah satu kain tradisional kalimantan selatan yang menjadi warisan secara turun temurun. Dengan perkembangannya kain ini juga digunakan sebagai pakaian adat yang dipakai oleh kalangan rakyat biasa ataupun keturunan bangsawan. Seperti kain pada umumnya, kain sasirangan memiliki banyak motif, diantaranya motif abstrak, klasik jumputan, pecah, corak berwarna, kotak kombinasi dan lain-lain. Pada masa ini batik sasirangan sangat beragam dan tidak semua motif diketahui oleh masyarakat. Hal inilah yang membuat penulis tertarik melakukan penelitian ini. Sebelumnya Nur Hikmah Maulida melakukan penelitian tentang "Pengenalan kain sasirangan berasarkan tekstur dengan Filter Gabor, Template Machine dan klasifikasi Decision Tree" dengan akurasi terbaik sebesar 73.12% [1]. pada penelitian ini penulis melakukan analisa klasifikasi batik sasirangan banjar menggunakan image processing, dimana memanfaatkan metode Gray Level Co-occurrence Matriks untuk mengolah citra digital yang dapat menganalisa tekstur dan Support Vector Machine untuk proses klasifikasi. Dengan metode ini dihasilkan program yang dapat mengklasifikasikan batik sasirangan banjar berdasarkan tekstur dengan akurasi yang lebih tinggi dari penelitian sebelumnya.

2. Dasar Teori

2.1 *Citra Digital*

Citra digital adalah representasi dari citra dalam bentuk pendekatan berdasarkan sampling dan kuantisasi. Suatu fungsi 2 dimensi f(x,y) menyatakan sebuah citra digital, dimana f adalah amplitudo pada posisi (x,y) yang disebut intensitas grayscale sedangkan x atau y merupakan posisi koordinat. Citra yang ditangkap oleh mesin seperti kamera atau scanner akan dikuantisasi kedalam bentuk nilai diskrit dari 0 sampai 255. Citra digital dibangun dari sejumlah nilai tingkat keabuan yang juga dapat disebut sebagai pixel pada posisi tertentu [2]

2.2 Citra RGB

Citra RGB (Red, Green, Blue) merupakan fungsi untuk sebuah tampilan komputer kerena warna dasar komputer adalah hitam. Citra RGB memiliki piksel warna khusus yaitu Merah, Hijau, Biru. Setiap komponen memiliki rentang nilai 0-255 sehingga terdapat 2553 = 16.777.216 setiap komponen memiliki 8 bit [3].

2.3 Citra Grayscale

Citra Grayscale dibandingkan citra binary memiliki yang lebih banyak. Nilai warna dari hitam ke putih menunjukkan representatif dari setiap piksel pada citra Grayscale Nilainya ditetapkan antara 0 hingga 255 (untuk 256 level derajat keabuan), dengan 0 adalah hitam dan 255 adalah putih [4].

2.4 Gray Level Co-Occurrence Matriks

GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matriks) merupakan sebuah metode teknik untuk mendapatkan ciri statistik dengan menghitung jarak dan sudut tertentu. GLCM dapat diartikan sebagai tabulasi dari data piksel citra dimana digambarkan seberapa sering nilai keabuan dengan kombinasi yang berbeda muncul pada citra [5]. GLCM dihitung sebagai histogram orde kedua dari gray image. GLCM adalah matriks yang dimensinya bergantung pada jumlah gray levels (N) dalam image. GLCM mengandung suatu informasi frekuensi yang terdapat dalam dua kombinasi neighboring pixel dalam suatu grey image. Langkah yang dilakukan menghitung tekstur pada GLCM adalah sebagai berikut [6][7]:

1. Quantization

   Merupakan sebuah konversi nilai grayscale 256 nilai keabuan suatu citra dalam level nilai tertentu. Dimaksudkan untuk mengurangi angka perhitungan dan membuat ringan proses komputasi. Berikut contoh kuantisasi dengan delapan nilai (0 – 7).
2. Co-Occurrence

   kookurensi adalah jumlah kejadian satu level nilai intensitas piksel bertetangga dengan satu level intensitas piksel lain dalam jarak (d) dan orientasi sudut (θ) tertentu. Piksel menyatakan jarak. 4 arah sudut yang dibentuk dalam orientasi dengan interval setiap sudutnya sebesar 45^0 dan ditetapkan sebesar satu piksel jarak antar pikselnya.
3. Symmetric

   Menjadikan nilai-nilai yang sama terjadi pada sel-sel di sisi berlawanan dari diagonal, yang bertujuan untuk membuat matriks simetrikal pada bagian diagonalnya. Dapat juga diartikan sebagai kemunculan posisi piksel yang sama. Apabila terdapat piksel (2,3) maka dapat diorientasikan horizontal piksel (2,3) sama dengan piksel (3,2). Oleh karena itu, Symmetric adalah hasil penjumlahan matrik kookurensi dengan matrik transposenya.
4. Normalization

   Pada tahap ini, semua angka yang ada pada hasil dari matriks symmetric (matriks D) dibagi dengan jumlah seluruh angka pada matriks tersebut. hasil dari pembagian tersebut adalah hasil dari normalisasi.

2.5 Feature Extraction

Untuk mengekstrak fitur ciri statistik orde dua dilakukan dengan cara menggunakan metode GLCM Terdapat 4 fitur ekstraksi ciri tekstur dari metode GLCM sebagai berikut [8][9]:

1. Contras

   Contras merupakan suatu ukuran variasi level keabuan dalam matrix GLCM. Perbedaan nilai intensitas antara piksel yang berdekatan dapat dihitung dengan kontras. Variasi jumlah kuadrat merupakan keterkaitan linear antara level keabuan piksel yang berdekatan.
2. Correlation

   Correlation suatu tekstur yang tidak mirip diukur nilainya akan besar bila acak dan bernilai kecil apabila sama.
3. Energy

   Nilai dari suatu energy menunjukkan homogenitas. Apabila memiliki nilai yang besar, maka tingkat kemiripan akan tinggi. Nilai energy akan muncul pada saat tekstur memiliki citra seragam.
4. Homogeneity

   Homogeneity merupakan sebuah pengukur homogeneity citra digital dalam elemen yang berpasangan yang berarah derajat. 0,1 adalah nilai rentang homogeneity. Nilai variansi yang kecil maka semakin besar nilai homogeneity dan jika tidak memiliki nilai variansi maka bernilai 1.

2.6 Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) berupa fungsi-fungsi linear yang memakai ruang hipotesa sebagai sebuah sistem pembelajaran dalam ruang ciri (feature space) dilatih memakai algoritma yang didasari pada teori optimasi dengan implementasi dari teori statistik yang memiliki dimensi tinggi. SVM mempunyai karakteristik yang dimiliki mesin pembelajaran umumnya yaitu suatu proses menentukan garis pemisah (hyperplane) terbaik diperoleh ukuran margin yang maksimal[10]. Beberapa fungsi kernel yang sering digunakan dalam literatur SVM diantaranya sebagai berikut [11]:

2.7 Multiclass SVM

Dalam penerapannya memiliki dua pendekatan yang bisa digunakan, pertama penggabungan semua data kedalam beberapa kelas sebagai bentuk permasalahan optimal dan yang kedua pendekatan optimasi yang harus diselesaikan menjadi lebih rumit. Metode yang umum dipakai dalam implementasi multiclass SVM adalah sebagai berikut [12]:

- Metode One-Agains-All

  Penggunaan metode OAA, membangun k model SVM biner (k adalah jumlah kelas). Pada model klasifikasi ke-i dilatih dengan keseluruhan data. Contoh, persoalan klasifikasi dengan 3 kelas.

2.8 Kernel Trick dan Non-Linier Clasification SVM

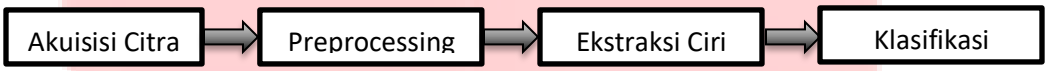
Fungsi kernel adalah untuk memodifikasi. “Apabila transformasi bersifst non-linier dan dimensi dari feature space cukup tinggi, maka data pada input space dapat dipetakan ke feature space yang baru, dimana pattern-pattern tersebut pada probabilitas tinggi dapat dipisahkan secara linier. Funsi-fungsi umum dari kernel antar lain:

- Kernel linier memiliki fungsi yang paling sederhana dari semua fungsi kernel. Kernel ini digunakan untuk klasifikasi teks.
- Kernel radial basis function biasa digunakan untuk data yang sudah valid, merupakan defult tools dari SVM.
- Kernel polynomial merupakan yang sering digunakan untuk klasifikasi gambar.

3. Model Sistem Dan Perancangan

3.1 Desain Sistem

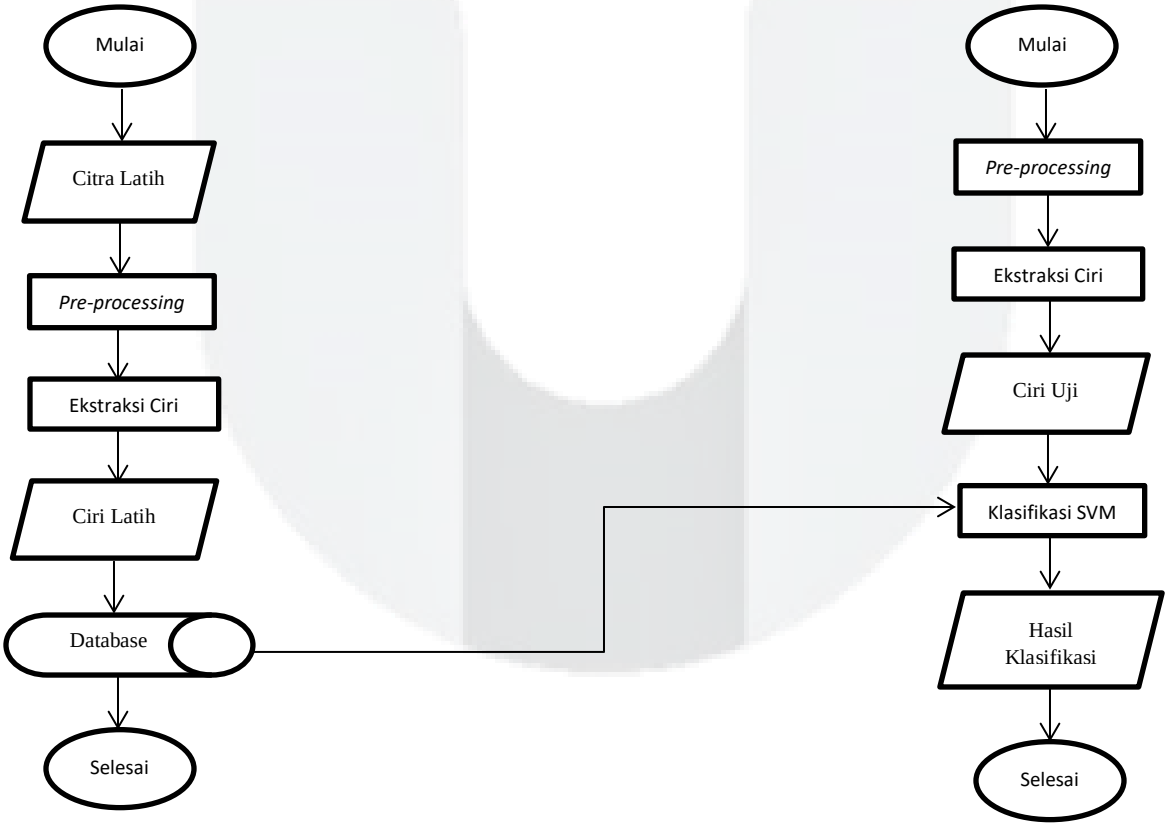
Desain sistem secara umum dapat dilihat pada figure 1.



Gambar 3.1 Blok Diagram Sistem

Pada Gambar 3.1, Pada Tugas Akhir ini akan dibuat sistem dengan langkah awal mengumpulkan citra kain batik sasirangan sebagai data dengan jumlah data citra keseluruhan 256 citra yang akan dibagi menjadi dua bagian yaitu 128 untuk data latih dan 128 untuk data uji. Selanjutnya dilakukan tahap *pre-processing merubah citra* RGB menjadi Grayscale untuk peningkatan kualitas citra. Tahap selanjutnya proses ekstraksi ciri menggunakan GLCM untuk mendapatkan ciri berupa tekstur. Dan tahap terakhir melakukan proses klasifikasi menggunakan SVM untuk menentukan kelas-kelas terhadap motif dan jenis kain batik sasirangan.

Diagram Alur sistem Pelatihan dan Pengujian dapat dilihat sebagai berikut:



Gambar 3.2 Diagram Alur Sistem Pelatihan dan Pengujian

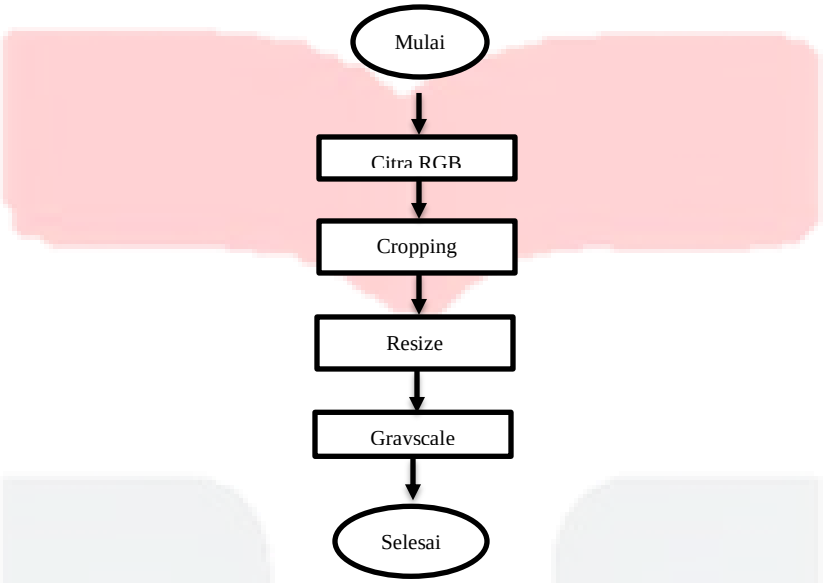
3.2 Akuisisi Citra

Akuisisi citra yaitu pengambilan data citra sebelum masuk kedalam sistem. Data input diperoleh dari

sampel citra batik sasirangan. Pengambilan sampel citra batik sasirangan memiliki ukuran 512x512 pixel dengan jumlah citra keseluruhan 256 yang dibagi menjadi menjadi dua bagian yaitu 128 data latih dan 128 data uji. Terdapat 4 jenis kain sasirangan dengan masing-masing 4 jenis motif dari setiap jenis kain. Setiap motifnya diambil sebanyak 16 citra motif dengan pengambilan citra yang berbeda menggunakan kamera digital dengan format *.jpg. Jenis kain sasirangan yang diambil sebagai sampel yaitu kain katun primisi, katun satin, sutra grand, dan sutra special. Jenis-jenis kain tersebut masing-masing memiliki 4 motif yang berbeda-beda.

3.3 Tahap Pre-Processing

Pada tahap tahap preprocessing sebagai salah satu tahapan paling penting agar proses selanjutnya lebih mudah dilakukan.



Gambar 3.3 Diagram Blog Pre-Processing

3.4 Ekstraksi Ciri

Untuk mendapatkan ciri dari sebuah citra hal yang dilakukan adalah ekstraksi ciri. Proses ekstraksi ciri adalah proses pengambilan informasi-informasi penting yang terdapat pada sebuah citra. Pada proses ini dimungkinkan terjadinya pengurangan jumlah piksel namun informasi penting yang diperlukan masih disimpan untuk proses selanjutnya. Masukan proses ini adalah citra sasirangan yang telah di preprocessing. Analisis tekstur dengan menggunakan metode Gray Level Co-Occurrence Matriks (GLCM).

3.5 Klasifikasi Support Vector Machine

Tujuan dari proses klasifikasi adalah untuk menentukan jenis motif batik sasirangan Banjar berdasarkan tekstur yang didapat dari proses ekstraksi ciri GLCM. Output dari data latih dan data uji pada ekstraksi ciri GLCM menjadi input untuk tahap klasifikasi dengan menggunakan metode SVM. Pengklasifikasian dengan SVM diawali dengan input data latih hasil dari ekstraksi ciri lalu menentukan kernel yang akan dipakai. Data input yang digunakan merupakan data nonlinier maka membutuhkan kernel dengan tujuan pemetaan data pada ruang dimensi awal ke ruang dimensi yang baru yang relatif lebih tinggi. Selanjutnya menentukan metode multiclass SVM. Dan akan dilakukan pelatihan data yang diambil dari database dimana data citra disimpan untuk selanjutnya diproses. Setelah proses pelatihan selesai maka proses yang terakhir adalah pengujian. Proses pengujian akan membandingkan data citra uji dengan data citra latih yang sebelumnya telah diproses.

3.6 Performansi Sistem

Performansi sistem dilakukan untuk menguji performansi sistem agar diketahui parameter performansi sistem berdasarkan dari waktu komputasi dan akurasi yang dijalankan sistem untuk dapat mengklasifikasikan setiap citra.

3.7 Akurasi Sistem

Akurasi adalah ketepatan ukuran sistem dalam hal mengenali masukan yang diberikan sehingga menghasilkan keluaran yang benar. Berikut adalah perhitungan dari akurasi sistem.

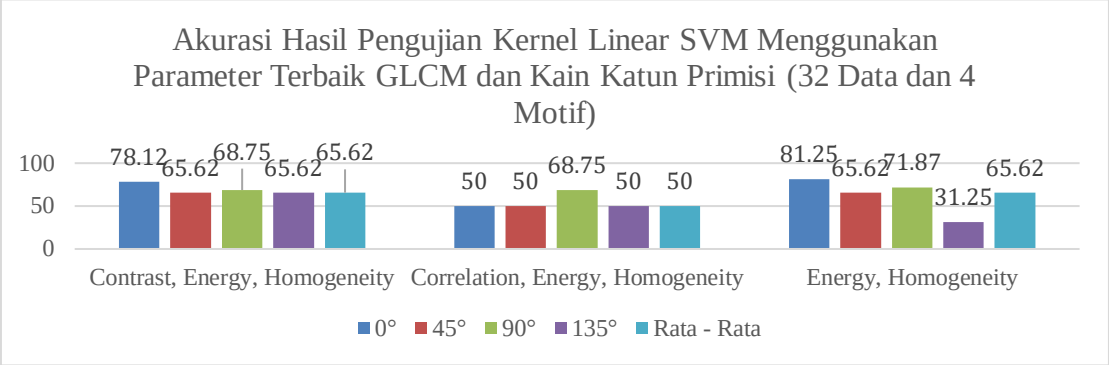
3.8 Waktu Komputasi

Waktu komputasi adalah waktu yang diperlukan sistem untuk melakukan proses. Pada sistem ini, waktu komputasi dihitung dengan menggunakan waktu selesai dikurangi waktu mulai. Sehingga didapatkan waktu komputasi sistem.

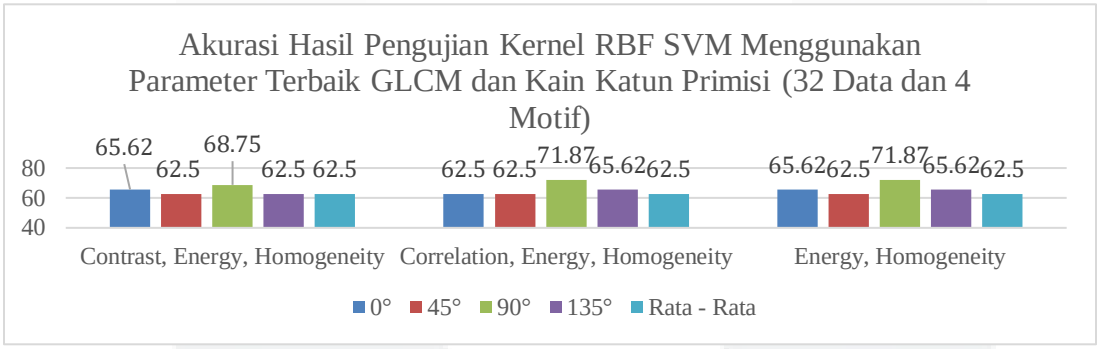
4. Hasil dan Analisis

4.1 Pengujian Kernel SVM dengan Parameter Terbaik GLCM

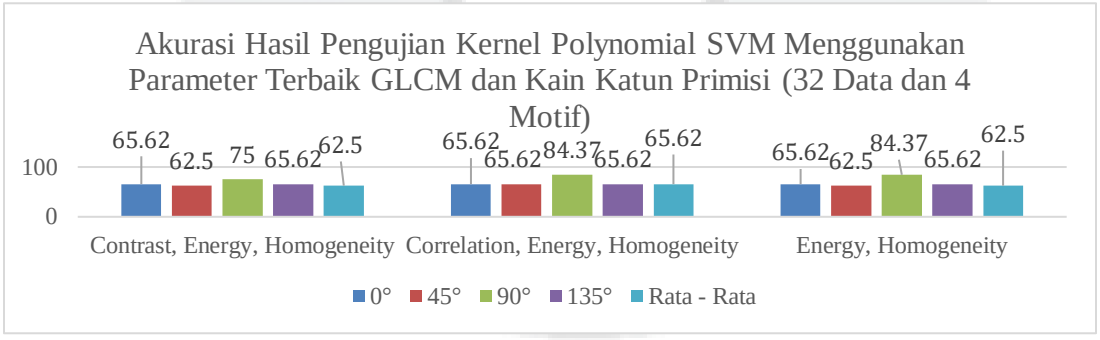
Pada tahap pengujian ini, akan dilakukan pengujian terhadap kernel SVM yaitu kernel linear, rbf, dan polynomial. Untuk pengujian kernel SVM ini akan digunakan parameter terbaik dari GLCM yang telah diuji coba sebelumnya. Parameter terbaik tersebut antara lain (Contrast, Energy, Homogeneity), (Correlation, Energy, Homogenity) dan (Energy, Homogeneity).



Gambar 4.1 Hasil Pengujian Kernel Linier SVM



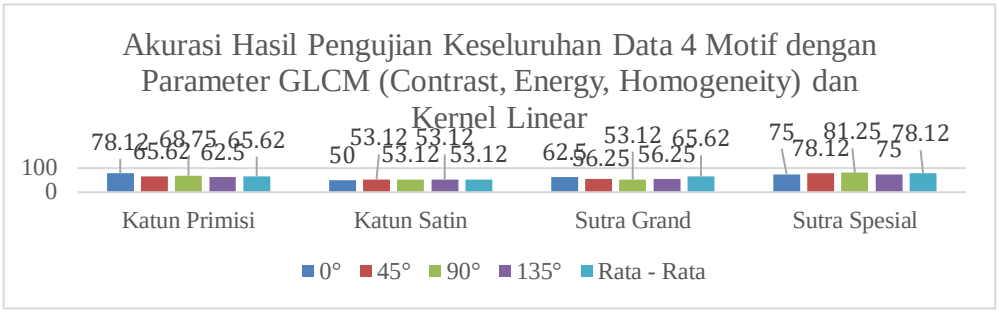
Gambar 4.2 Hasil Pengujian Kernel RBF SVM



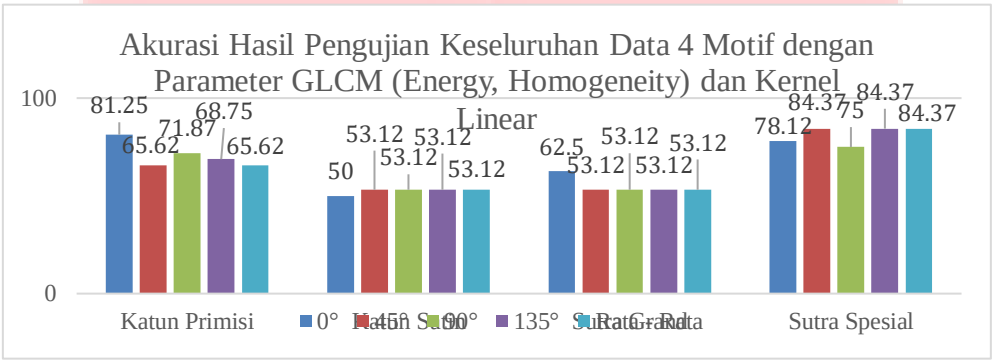
Gambar 4.3 Hasil Pengujian Kernel Polynomial SVM

4.2 Peubahan Jumlah Data Latih dan Uji dengan Parameter Terbaik GLCM

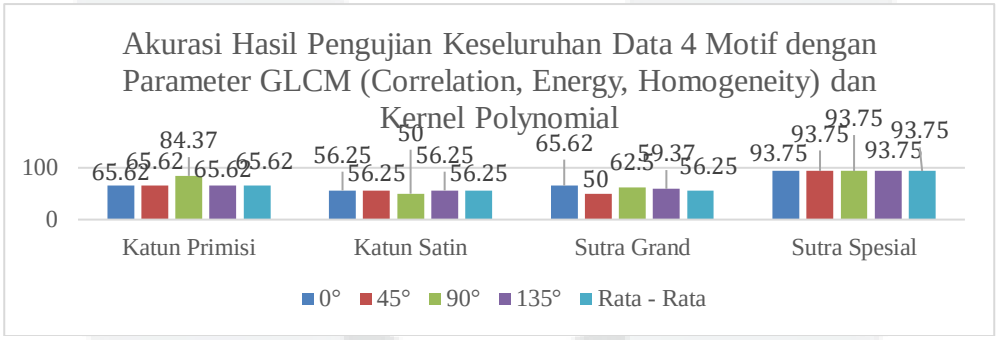
Pada pengujian ini, dilakukan pengujian terhadap keseluruhan data kain batik sasirangan dengan menggunakan parameter dan kernel terbaik yang telah diuji sebelumnya, parameter tersebut yaitu parameter (Contrast, Energy, Homogeneity), (Contras, Correlation, Homogeneity) dan (Energy, Homogeneity) lalu menggunakan kernel Linier dan Polynomial. Setelah dilakukan pengujian terhadap keseluruhan data, lalu dilakukan lagi pengujian dengan melakukan perubahan terhadap jumlah data latih dan data uji, dimana setiap kain batik sasirangan yang pada awalnya memiliki 4 motif dengan 16 data latih dan 16 data uji akan diubah menjadi 2 motif dengan 8 data latih dan 8 data uji.



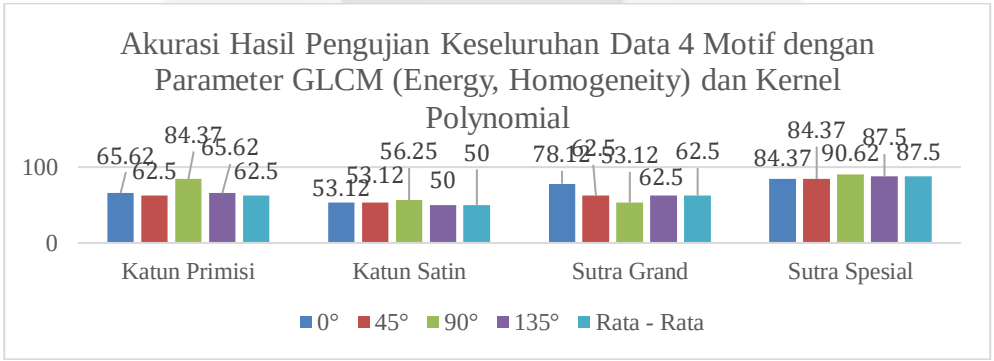
Gambar 4.4 Hasil Pengujian Keseluruhan Data 4 Motif dengan Parameter GLCM (Contras, Energy, Homogenity) dan Kernel Linier



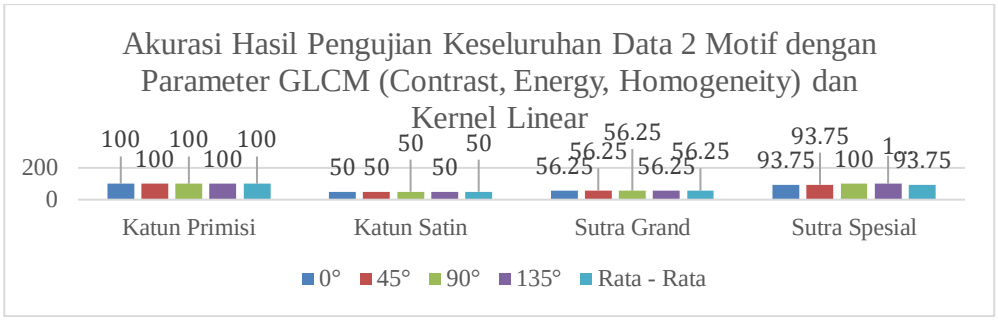
Gambar 4.5 Hasil Pengujian Keseluruhan Data 4 Motif dengan Parameter GLCM (Energy, Homogenity) dan Kernel Linier



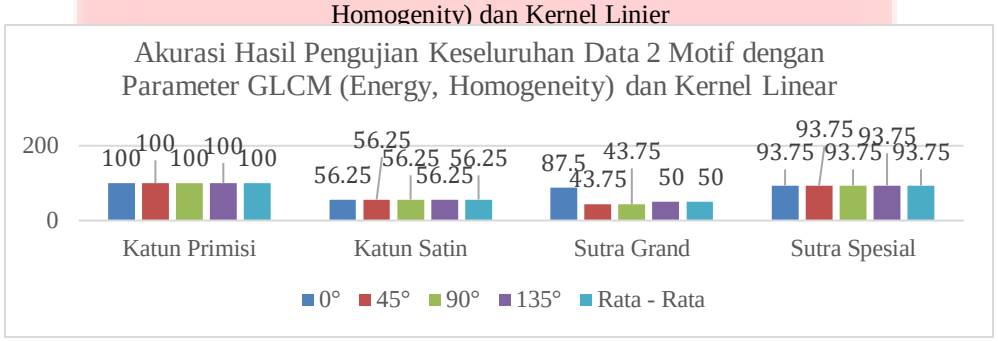
Gambar 4.6 Hasil Pengujian Keseluruhan Data 4 Motif dengan Parameter GLCM (Correlation, Energy, Homogeneity) dan Kernel Polynomial



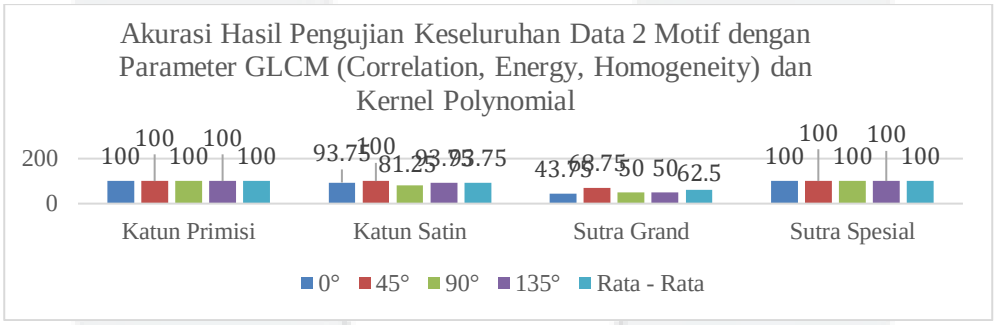
Gambar 4.7 Hasil Pengujian Keseluruhan Data 4 Motif dengan Parameter GLCM (Energy, Homogenity) dan Kernel Polynomial



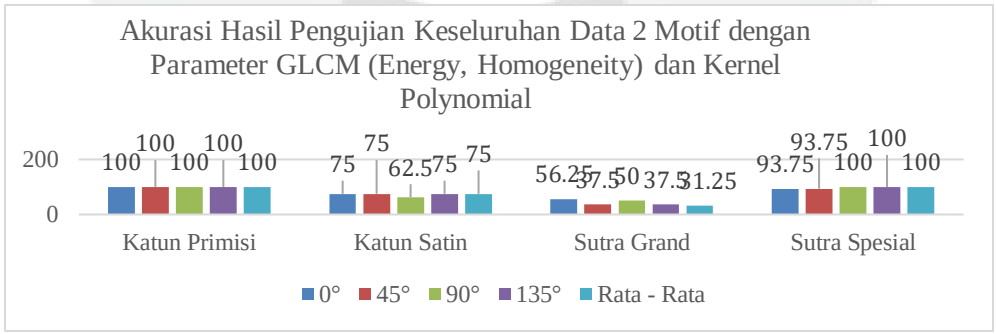
Gambar 4.8 Hasil Pengujian Keseluruhan Data 2 Motif dengan Parameter GLCM (Contras, Energy, Homogenity) dan Kernel Linier



Gambar 4.9 Pengujian Keseluruhan Data 2 Motif dengan Parameter GLCM (Energy, Homogenity) dan Kernel Linier



Gambar 4.10 Pengujian Keseluruhan Data 2 Motif dengan Parameter GLCM (Correlation, Enery, Homogeneity) dan Kernel Polynomial



Gambar 4.11 Pengujian Keseluruhan Data 2 Motif dengan Parameter GLCM (Contras, Energy, Homogenity) dan Kernel Polynomial

Berdasarkan dari hasil pengujian, bahwa untuk pengujian dengan menggunakan parameter dan kernel terbaik yang telah didapatkan sebelumnya dan menggunakan data kain dengan 4 motif dan 2 motif menghasilkan akurasi yang berbeda. Bisa dilihat pada Gambar 4.19, 4.20, 4.21, 4.22, akurasi yang didapatkan dengan menggunakan data

kain 4 motif memiliki akurasi terendah sebesar 50 % dan tertinggi sebesar 93.75 %. Pada Gambar 4.23, 4.24, 4.25, 4.26, akurasi yang didapatkan dengan menggunakan data kain 2 motif memiliki akurasi terendah sebesar 31.25 % dan tertinggi sebesar 100 %. Berdasarkan hasil tersebut, metode ekstraksi ciri GLCM dan klasifikasi SVM akan bekerja dengan baik bila tidak terlalu banyak kelas yang terdapat pada data yang digunakan, semakin sedikit kelas yang digunakan, akurasi yang dihasilkan akan lebih baik. Akurasi yang rendah juga didapatkan hanya terhadap beberapa kain yaitu kain katun satin dan sutra grand. Dilihat dari hal tersebut maka jenis data kain juga berpengaruh terhadap ekstraksi ciri GLCM dan klasifikasi SVM yang mempengaruhi akurasi yang didapatkan.

5. Kesimpulan

5.1 Kesimpulan

Setelah melakukan pengujian dan analisis sistem, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Proses ekstraksi ciri dengan metode GLCM sudah berjalan baik untuk beberapa parameter pada kain batik sasirangan.
2. Sistem sudah mampu mejalankan proes klasifikasi kain batik sasirangan dengan menggunakan metode SVM dibeberapa kernel.
3. Parameter GLCM terbaik GLCM yang didapatkan dan dilakukan untuk pengujian adalah parameter (*Contras, Energy, Homogenity*) dan (*Contras, Correlation, Homogenity*).
4. Kernel terbaik SVM yang didapatkan dan dilakukan pengujian adalah kernel RBF dan Polynomial.
5. Jenis data kain juga mempengaruhi ekstraksi ciri GLCM, klasifikasi SVM, dan akurasi pengujian yang dilakukan.
6. Akurasi terbaik diperoleh sebesar 93.75% pada parameter (*Correlation, Energy, Homogeneity*) dan kernel Polynomial

6.2 Saran

1. penggunaan metode ekstraksi ciri dan klasifikasi yang berbeda.
2. Pengaplikasian pada sistem android atau ios.

Daftar Pustaka

[1] N. H. Maulida, Pengenalan Kain Sasirangan Berdasarkan Tekstur dengan Filter Gabor, Template Matching dan Klasifikasi Decision Tree, Telkom University, Bandung 2019.

[2] Sutoyo, T., S.Si., M.Kom. dkk. 2009. Teori Pengolahan Citra Digital dan Ekstraksi Fitur. Yogyakarta: Graha Ilmu.

[3] Rinaldi Munir. Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik. Bandung, 2004.

[4] D. Putra, Pengolahan Citra Digital, Yogyakarta: Graha Ilmu, 2010.

[5] M. Riadi, Pengolahan Citra Digita, 2016.

[6] Khin Nyein Nyein Hlaing dkk, Myanmar Paper Currency Rocognition Using GLCM and k-NN, 2016.

[7] M. Hall Beyer, Gray Level Co-occurrence Matrix, 2017.

[8] Arief Satrio Wibowo dkk, Simulasi dan Analisis Pengenalan Citra Daging Babi dengan Metode GLCM, Telkom University, Bandung 2015.

[9] H Oceandra. M, Pengukuran Noise Pada Citra Digital Menggunakan Metode Statistik Mean, Median, Kombinasi dan Rekursif Filter UIN-Suska, 2013.

[10] Prasetyo, E, 2014. Data Mining Mengolah Data Menjadi Informasi Menggunakan Matlab. Andi Publisher: Yogyakarta.

[11] Cristianini N, Taylor J.S, 2000, “An Introduction to Support Vector Machine and Other Kernel-Based Learning Methods”, Cambrige Press University.

[12] Hsu, Chih-Wei, Lin, Chih-Jen, 2002 “Comparison of methods for multi-class Support Vector Machines.” IEEE Transactions on Neural Networks, 13(2):415-425.