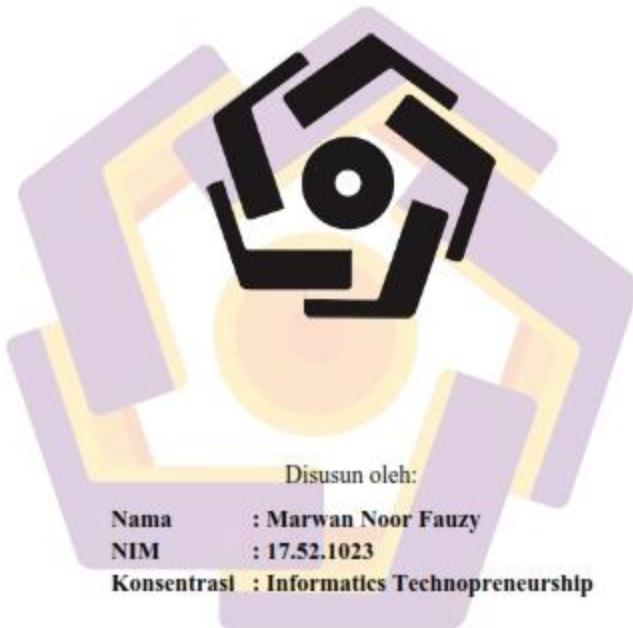


TESIS

PERBANDINGAN TEKSTUR CITRA DALAM KLASIFIKASI MOTIF  
BATIK MENGGUNAKAN METODE GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE  
MATRIX (GLCM) DAN GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX  
(GLRLM)



PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA  
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA  
YOGYAKARTA  
2020

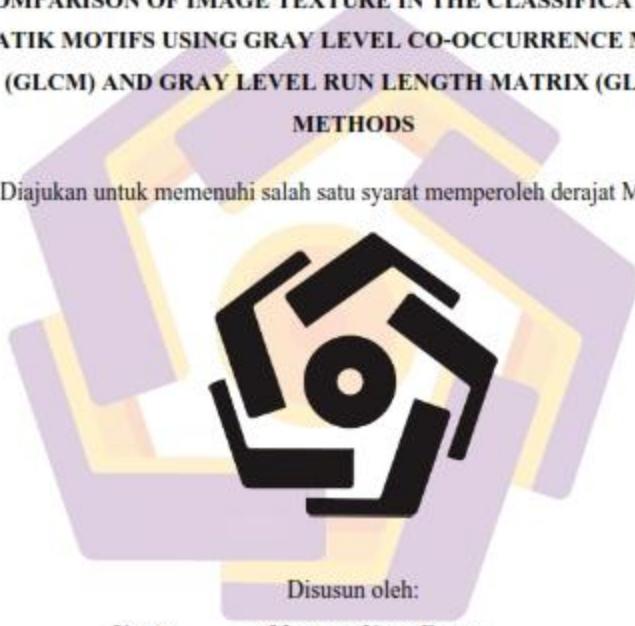
**TESIS**

**PERBANDINGAN TEKSTUR CITRA DALAM KLASIFIKASI MOTIF  
BATIK MENGGUNAKAN METODE GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE  
MATRIX (GLCM) DAN GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX  
(GLRLM)**

**COMPARISON OF IMAGE TEXTURE IN THE CLASSIFICATION OF  
BATIK MOTIFS USING GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX  
(GLCM) AND GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX (GLRLM)**

**METHODS**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh derajat Magister



Disusun oleh:

**Nama : Marwan Noor Fauzy**

**NIM : 17.52.1023**

**Konsentrasi : Informatics Technopreneurship**

**PROGRAM STUDI S2 TEKNIK INFORMATIKA  
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA  
YOGYAKARTA  
2020**

## HALAMAN PENGESAHAN

**PERBANDINGAN TEKSTUR CITRA DALAM KLASIFIKASI MOTIF BATIK  
MENGGUNAKAN METODE GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX  
(GLCM) DAN GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX (GLRLM)**

**COMPARISON OF IMAGE TEXTURE IN THE CLASSIFICATION OF BATIK  
MOTIFS USING GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM)  
AND GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX (GLRLM) METHODS**

Dipersiapkan dan Disusun oleh

**Marwan Noor Fauzy**

**NIM. 17.52.1023**

Telah Diujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis  
Program Studi S2 Teknik Informatika  
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta  
pada hari Selasa, 04 Februari 2020

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan  
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, 04 Februari 2020  
**Rektor**

**Prof. Dr. M. Suyanto, M.M.**  
NIK. 190302001

## HALAMAN PERSETUJUAN

**PERBANDINGAN TEKSTUR CITRA DALAM KLASIFIKASI MOTIF BATIK  
MENGGUNAKAN METODE GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX  
(GLCM) DAN GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX (GLRLM)**

**COMPARISON OF IMAGE TEXTURE IN THE CLASSIFICATION OF BATIK  
MOTIFS USING GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM) AND  
GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX (GLRLM) METHODS**

Dipersiapkan dan Disusun oleh

**Marwan Noor Fauzy**

**17.52.1023**

Telah Diujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis  
Program Studi S2 Teknik Informatika  
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta  
pada hari Selasa, tanggal 4 Februari 2020

Pembimbing Utama

  
**Prof. Dr. Bambang Soedijono WA.**  
NIK. 555126

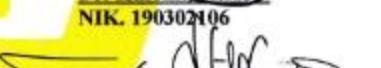
Anggota Tim Pengaji

  
**Prof. Dr. Enia Utami, S.Si, M.Kom.**  
NIK. 190302037

Pembimbing Pendamping

  
**Sudarmawan, M.T.**  
NIK. 190302035

  
**Dr. Kusrimi, M.Kom.**  
NIK. 190302106

  
**Prof. Dr. Bambang Soedijono WA.**  
NIK. 555126

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan  
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, 4 Februari 2020  
**Direktur Program Pascasarjana**



**Dr. Kusrimi, M.Kom.**  
NIK. 190302106

## HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Yang bertandatangan di bawah ini,

**Nama Mahasiswa : MARWAN NOOR FAUZY**  
**NIM : 17.52.1023**  
**Konsentrasi : Informatics Technopreneurship**

Menyatakan bahwa Tesis dengan judul berikut:

**PERBANDINGAN TEKSTUR CITRA DALAM KLASIFIKASI MOTIF  
BATIK MENGGUNAKAN METODE GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE  
MATRIX (GLCM) DAN GRAY LEVEL RUN LENGTH MATRIX  
(GLRLM)**

Dosen Pembimbing Utama : Prof. Dr. Bambang Soedijono, WA.  
Dosen Pembimbing Pendamping : Sudarmawan, M.T.

1. Karya tulis ini adalah benar-benar ASLI dan BELUM PERNAH diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya.
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian SAYA sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Tim Dosen Pembimbing.
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini.
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab SAYA, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta.
5. Pernyataan ini SAYA buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka SAYA bersedia menerima SANKSI AKADEMIK dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi.

Yogyakarta, 04 Februari 2020

Yang Menyatakan,

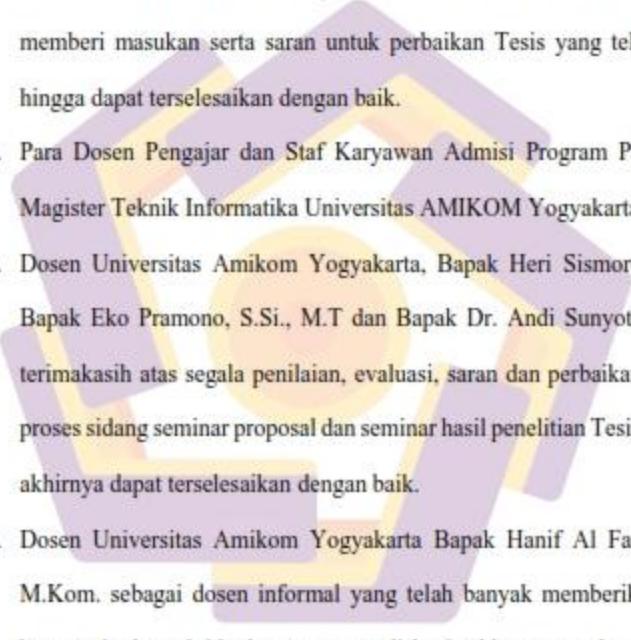


Marwan Noor Fauzy

## **HALAMAN PERSEMBAHAN**

Dengan rasa syukur yang mendalam atas limpahan rahmat dari Allah SWT sehingga Tesis ini telah selesai dengan baik. Dengan selesainya Penulisan dan Penelitian Tesis ini, penulis persembahkan segala perjuangan ini untuk:

1. Teruntuk kedua orang tua tercinta (Marsono dan Tutti Nur Ambarwati) yang senantiasa memberikan kasih sayang yang tak ada batasnya, semoga selalu dalam lindungan-Nya dan kelak mendapatkan mahkota terindah di surga. Terima kasih karena selalu menyayangi dengan kesabaran serta tak pernah lelah mendampingi.
2. Saudara sepengandungan, mas Annas Noor Hakkim, mas Itsnan Noor Mafazy dan adik ku Fuad Noor Akhmady yang telah memberikan banyak warna dalam keluarga, begitu juga mbak Tika Irawati, mbak Hana Permatasari, dek Zahfran dek Qisyah dan dek Bia serta satu ponakan baru dek abim yang baru hadir, semoga kita semua tetap menjadi anak yang berbakti kepada kedua orang tua.
3. Zulfa Oktafiani yang sejauh ini selalu memberikan semangat, dorongan, dan bantuan dari awal perjuangan lulus SMK sampai perjuangan lulus dari Pascasarjana hingga tetep berjuang kelak, semoga selalu diberikan keselamatan, kelancaran dan kesuksesan dalam segala urusan serta segala target pencapaianmu dan semoga memberikan kita kebersamaan yang indah hingga nanti.

- 
4. Kepada kedua dosen pembimbing Tesis saya, Bapak Prof. Dr. Bambang Soedijono WA. dan Bapak Sudarmawan, M.T. terimakasih selalu mendukung, membimbing dan memberikan ilmu yang berguna hingga akhirnya Tesis saya dapat terselesaikan dengan baik.
  5. Kepada Dosen Dewan Penguji Tesis, Ibu Prof. Dr. Ema Utami, S.Si., M.Kom. dan Ibu Dr. Kusrini, M.Kom. terimakasih telah menguji dan memberi masukan serta saran untuk perbaikan Tesis yang telah disusun hingga dapat terselesaikan dengan baik.
  6. Para Dosen Pengajar dan Staf Karyawan Admisi Program Pascasarjana Magister Teknik Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta.
  7. Dosen Universitas Amikom Yogyakarta, Bapak Heri Sismoro, M.Kom, Bapak Eko Pramono, S.Si., M.T dan Bapak Dr. Andi Sunyoto, M.Kom. terimakasih atas segala penilaian, evaluasi, saran dan perbaikan pada saat proses sidang seminar proposal dan seminar hasil penelitian Tesis ini hingga akhirnya dapat terselesaikan dengan baik.
  8. Dosen Universitas Amikom Yogyakarta Bapak Hanif Al Fatta,S.Kom., M.Kom. sebagai dosen informal yang telah banyak memberikan banyak bantuan berbentuk ide dan saran saat diskusi sehingga mendapatkan judul. Dan Bapak Bernadhed, M.Kom yang telah memberikan motivasi dan wejangannya dengan caranya sendiri serta memberikan banyak kesempatan untuk berlatih *public Speaking* saat diberikan kesempatan menjadi asisten dosen.

- 
9. Para Sahabat Penghuni “Grup Pejuang Thes(t)is” Mas Fendy, Mas Reflan, Mas Yoga yang setiap malam kumpul bersama untuk ghibah (80%) dan Tesis (20%) yang telah menjadi keluarga baru saya, teman berjuang mengerjakan thesis, mas fendy yang menyediakan tumpangan menginap, mas reflan yang membantu penggerjaan dan memberikan saran-saran teori dan scripting dalam program dan mas yoga yang membantu memberikan akomodasi dan berbagai informasi tentang teknologi terkini untuk mendapatkan “cuan max”. Terimakasih banyak atas dukungan, bantuan serta pengorbanan kalian hingga Tesis ini dapat terselesaikan dengan baik.
  10. Tidak lupa pula para penghuni “Grup Pejuang Thes(t)is” lainnya yang telah memulai perjuangan Tesis bersama yaitu Mas Yudha, Mas Uli, Mas Fajrian, Mas Zul, Mas Zuhair, Mas Zuhdi dan Mbak Yulita, walau Tesis kita semua sedikit lama tapi kebersamaan untuk selalu saling membantu, saling mengingatkan dan memberi dukungan semangat yang amat luar biasa!
  11. Teman-teman MTI Kelas Eksekutif angkatan XIX, Kelas 17-S2TI-2B1 yang selalu memberikan dukungan dan bantuan serta pengalamannya dalam proses belajar kuliah di kelas MTI Universitas Amikom Yogyakarta
  12. Para pembaca yang budiman, semoga menjadi ilmu yang bermanfaat untuk menggapai kesuksesan abadi.
  13. Terima kasih untuk kampus tercinta Universitas AMIKOM Yogyakarta yang telah menjadi pelabuhan Sarjana Komputer dan Magister Komputer saya. Jutaan orang tidak menyadari bahwa aku cinta ❤️ AMIKOM.

## HALAMAN MOTTO

*"Maka apabila engkau telah selesai (dari sesuatu urusan), tetaplah bekerja keras (untuk urusan yang lain), dan hanya kepada Tuhanmulah engkau berharap."*

(Qur'an Surat Asy-Syarh [94] Ayat 7-8)

*"Allah mengangkat orang-orang beriman di antara kamu dan juga orang-orang yang dikaruniai ilmu pengetahuan hingga beberapa derajat"*

(Qur'an al-Mujadalah ayat 11)

*"Barang siapa yang menghendaki kehidupan dunia maka wajib baginya memiliki ilmu, dan barang siapa yang menghendaki kehidupan Akhirat, maka wajib baginya memiliki ilmu, dan barang siapa menghendaki keduanya maka wajib baginya memiliki ilmu".*

(Hadits Riwayat Turmudzi)

*"Jangan berkata TIDAK BISA sebelum kita pernah mencobanya dan berusaha untuk MERAIHnya. Sebab apapun bisa terjadi bahkan ketika kita sudah akan menyerah di detik terakhir namun Tuhan berkehendak lain."*

( @vendyllicious69 )

## KATA PENGANTAR

Alhamdulillahi Rabbil Alamin, puja dan puji syukur selalu kita panjatkan kehadirat Allah Subhanahu Wa Ta'ala, Dzat yang Maha Mencipta lagi Maha Mengetahui, sehingga tercipta banyak sekali ilmu pengetahuan yang memudahkan kehidupan ini, dan Dzat yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang, sehingga penulis masih diberikan kemampuan dan kesempatan untuk menyelesaikan Tesis dengan judul: **“Perbandingan Tekstur Citra Dalam Klasifikasi Motif Batik Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Dan Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)”**. Tesis ini disusun dalam rangka memenuhi persyaratan menyelesaikan pendidikan Pascasarjana Strata II pada Program Studi Magister Teknik Informatika, Program Pascasarjana, Universitas AMIKOM Yogyakarta.

Dalam melakukan penelitian dan penyusunan laporan Tesis ini penulis telah mendapatkan banyak dukungan dan bantuan dari berbagai pihak. Penulis mengucapkan terima kasih yang tak terhingga kepada:

1. **Tuhan Yang Maha Esa** yang telah melimpahkan rahmat-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan Tesis ini
2. **Prof. Dr. HM. Suyanto, M.M.** selaku Rektor Universitas AMIKOM Yogyakarta yang telah memberikan izin kepada penulis untuk belajar dan menempuh studi lanjut S2 di Universitas AMIKOM Yogyakarta
3. **Dr. Kusrini, M.Kom.** selaku Direktur Program Pascasarjana dan Kepala Program Magister Teknik Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta.
4. **Prof. Dr. Bambang Soedijono WA.** Selaku dosen pembimbing utama
5. **Bapak Sudarmawan, M.T.** selaku Dosen Pembimbing Pendamping

6. Para Dewan Pengaji Tesis **Prof. Dr. Ema Utami, S.Si., M.Kom.** dan **Dr. Kusrini, M.Kom.**
7. **Dosen Pengajar** dan **Staf Karyawan Admisi** Program Pascasarjana Magister Teknik Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta
8. **Kedua Orangtua** dan seluruh keluarga besar tercinta
9. **Para sahabat Fendy Prasetyo Nugroho, Reflan Nuari dan Yoga Dwi Pambudl**, serta seluruh teman-teman MTI Kelas Eksekutif, Angkatan XIX, Kelas 17-S2TI-2B1
10. **Semua Pihak** yang telah membantu penulis menyelesaikan Tesis ini yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu

Tak ada gading yang tak retak. Begitu pula dalam penulisan laporan Tesis ini, penulis menyadari akan kekurangan karena kemampuan penulis. Oleh karena itu saran dan kritik senantiasa diharapkan. Akhir kata semoga laporan penelitian Tesis ini dapat memberikan manfaat, wawasan serta motivasi bagi pembaca.

Yogyakarta, 04 Februari 2020

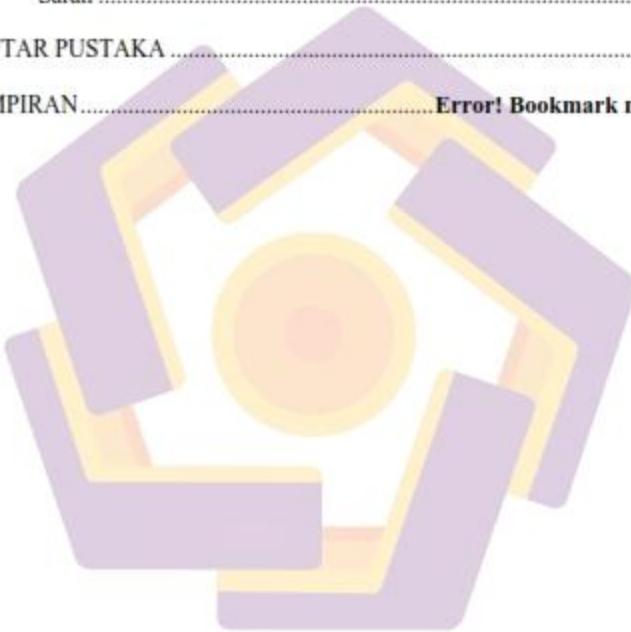
Penulis

## **DAFTAR ISI**

HALAMAN PENGESAHAN .....	iii
HALAMAN PERSETUJUAN .....	iv
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS .....	v
HALAMAN PERSEMBAHAN .....	vi
HALAMAN MOTTO .....	ix
KATA PENGANTAR .....	x
DAFTAR ISI .....	xii
DAFTAR TABEL .....	xv
DAFTAR GAMBAR .....	xvii
<i>ABSTRACT</i> .....	xix
BAB I PENDAHULUAN .....	1
1.1.    Latar Belakang Masalah .....	1
1.2.    Rumusan Masalah .....	3
1.3.    Batasan Masalah .....	4
1.4.    Tujuan Penelitian .....	4
1.5.    Manfaat Penelitian .....	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA .....	6
2.1.    Tinjauan Pustaka .....	6
2.2.    Keaslian Penelitian .....	11
2.3.    Landasan Teori .....	16
2.3.1.    Batik .....	16
2.3.2.    Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) .....	18

2.3.3. Gray Level Run Length Matrix (GLRLM).....	21
<b>BAB III METODE PENELITIAN .....</b>	<b>27</b>
3.1. Jenis, Sifat dan Pendekatan Penelitian.....	27
3.2. Metode Pengumpulan Data.....	29
3.3. Alur Penelitian .....	30
<b>BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>33</b>
4.1. Tahap Awal .....	33
4.2. <i>Pre-Processing</i> .....	34
4.2.1. <i>Scaling</i> .....	34
4.2.2. <i>Grayscale</i> .....	36
4.2.3. Ekstraksi Ciri .....	39
4.2.3.1 <i>Energy</i> .....	43
4.2.3.2 <i>Correlation</i> .....	44
4.2.3.3 <i>Homogeneity</i> .....	47
4.2.3.4 <i>Contrast</i> .....	48
4.2.3.5 <i>Short Run Emphasis (SRE)</i> .....	48
4.2.3.6 <i>Long Run Emphasis (LRE)</i> .....	49
4.2.3.7 <i>Gray Level Non-Uniformity (GLN)</i> .....	50
4.2.3.8 <i>Run Length Non-Uniformity (RLN)</i> .....	51
4.2.3.9 <i>Run Percentage (RP)</i> .....	51
4.2.4. Klasifikasi dengan K-Nearest Neighbor (K-NN) .....	60

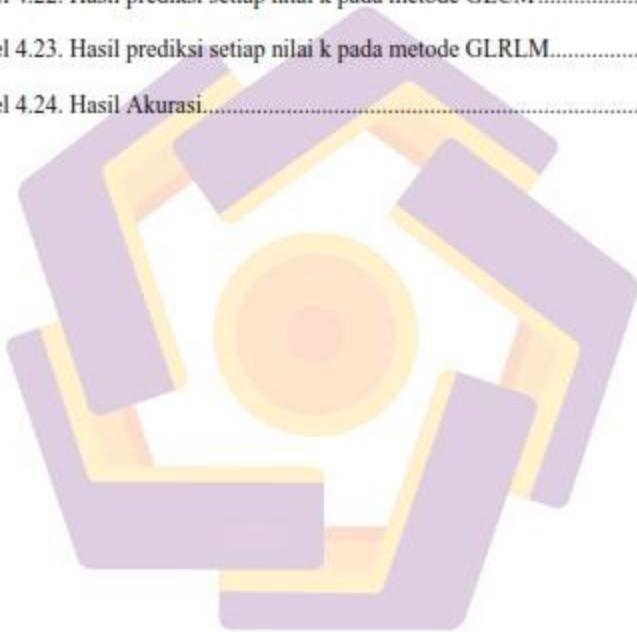
4.2.5.	Penghitungan Akurasi.....	76
4.3.	Penghitungan Akurasi.....	78
4.4.	Performance .....	79
BAB V PENUTUP.....		81
5.1.	Kesimpulan .....	81
5.2	Saran .....	82
DAFTAR PUSTAKA .....		83
LAMPIRAN.....		<b>Error! Bookmark not defined.</b>



## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Matriks Literatur <i>Review</i> Dan Posisi Penelitian .....	11
Tabel 2.2. Matriks citra GLRLM $0^0$ .....	22
Tabel 2.3. Matriks citra GLRLM $45^0$ .....	23
Tabel 2.4. Matriks citra GLRLM $90^0$ .....	23
Tabel 2.5. Matriks citra GLRLM $135^0$ .....	24
Tabel 3.1. Tahapan Pengujian .....	28
Tabel 4.1. Area matriks .....	41
Tabel 4.2. Matriks <i>Grayscale</i> untuk penghitungan <i>energy</i> .....	43
Tabel 4.3. Penghitungan <i>energy</i> .....	44
Tabel 4.4. Matriks <i>Grayscale</i> untuk penghitungan <i>correlation</i> .....	44
Tabel 4.5. Hasil penghitungan <i>correlation</i> .....	46
Tabel 4.6. Hasil penghitungan <i>homogeneity</i> .....	47
Tabel 4.7. Matriks <i>Grayscale</i> untuk penghitungan SRE .....	49
Tabel 4.8. Matriks <i>Grayscale</i> untuk penghitungan LRE .....	49
Tabel 4.9. Matriks <i>Grayscale</i> untuk penghitungan GLN .....	50
Tabel 4.10. Matriks <i>Grayscale</i> untuk penghitungan RLN .....	51
Tabel 4.11. Matriks <i>Grayscale</i> untuk penghitungan RP .....	52
Tabel 4.12. Nilai ekstraksi citra pada algoritma GLCM dan GLRLM .....	55
Tabel 4.13. Penggabungan ekstraksi fitur GLCM maupun GLRLM .....	61
Tabel 4.14. Penghitungan Jarak .....	67
Tabel 4.15. Hasil Pengurutan Jarak .....	69
Tabel 4.16. Penghitungan GLRLM SRE .....	70

Tabel 4.17. Penghitungan GLRLM LRE .....	71
Tabel 4.18. Penghitungan GLRLM GLN .....	72
Tabel 4.19. Penghitungan GLRLM RLN.....	73
Tabel 4.20. Penghitungan GLRLM RP.....	74
Tabel 4.21. Jumlah jarak menggunakan algoritma GLRLM .....	75
Tabel 4.22. Hasil prediksi setiap nilai k pada metode GLCM .....	77
Tabel 4.23. Hasil prediksi setiap nilai k pada metode GLRLM.....	78
Tabel 4.24. Hasil Akurasi.....	79



## **DAFTAR GAMBAR**

Gambar 2.1. Motif Sinom Parijotoh.....	17
Gambar 2.2. Motif Batik Salak Pondoh.....	17
Gambar 2.3. Arah ketetanggaan antara dua piksel.....	18
Gambar 2.4. Citra Grayscale dalam bentuk matriks .....	19
Gambar 2.5. a) Matriks kookurensi; (b) Matriks <i>transpose</i> ; (c) Matriks simetris	19
Gambar 2.6. Matriks simetris.....	20
Gambar 2.7. Proses <i>Grayscale</i> .....	22
Gambar 3.1. Tahapan Pre Processing .....	28
Gambar 3.2. Model Sistem .....	31
Gambar 3.3. Alur Pengujian.....	32
Gambar 4.1. Motif Batik Parijotoh dan Salak Pondoh .....	34
Gambar 4.2. Citra motif batik sebelum dilakukan <i>scalling</i> .....	35
Gambar 4.3. Hasil <i>scalling</i> .....	35
Gambar 4.4. <i>Grayscale Level</i> .....	36
Gambar 4.5. Hasil konversi menjadi citra keabuan .....	37
Gambar 4.6. Sudut dan arah sudut .....	37
Gambar 4.7. Hubungan spasial antar pixel .....	41
Gambar 4.8. Matriks Simetris .....	42
Gambar 4.9. Normalisasi matriks dengan probabilitas .....	42
Gambar 4.10. Time Response pada kedua Algoritma.....	80

## INTISARI

Batik merupakan bagian dari keragaman budaya turun temurun yang harus kita jaga dan dilestarikan karena batik merupakan bagian dari warisan dunia dan telah diakui oleh UNESCO. Tradisi batik sudah menjadi identitas indonesia yang terkenal tidak hanya di kalangan masyarakat namun sudah dikenal di luar negeri. Identifikasi motif batik secara pengelihatan diperlukan pengetahuan yang cukup dengan memperhatikan pola yang terbentuk dari motif batik tersebut. pola dari setiap motif batik memiliki ciri khas tersendiri namun karena kurangnya pemahaman, ilmu serta informasi tentang motif matik sehingga masyarakat luas mengalami kesulitan dalam mengenali dan mengklasifikasi motif batik.

Algoritma GLCM merupakan salah satu metode dalam pengenalan pola, Metode ini merupakan matriks yang terbentuk berdasarkan citra Grayscale dan matriks ini menghitung frekuensi kemunculan suatu nilai piksel horizontal terhadap piksel vertikal yang berselisih maupun secara diagonal. Sedangkan (GLRLM) yaitu sebuah metode untuk mendapatkan fitur statistik Run-length yang dapat menunjukkan tingkat kasar atau halusnya dari sebuah tekstur yang halus cenderung lebih banyak memiliki short runs dengan intensitas tingkat keabuan yang mirip, sedangkan tekstur kasar memiliki lebih banyak long run dengan intensitas tingkat keabuan yang berbeda secara signifikan.

Pada penelitian ini memiliki tujuan membandingkan 2 metode pengenalan pola dalam melakukan klasifikasi pada 2 motif batik khas Sleman, yaitu motif parijotho dan motif salak pondoh dengan dataset 40 citra sebagai data latih dan 25 citra sebagai data latih kemudian dataset tersebut digunakan untuk proses klasifikasi dengan metode K-Nearest Neighbor (KNN). Perangkat lunak pada penelitian ini menggunakan aplikasi matlab R2016a sebagai proses ekstraksi fitur dan digunakan sebagai data dari pengenalan pola pada metode GLCM yaitu pada fitur *energy*, *correlation*, *homogeneity* dan *contrast*. Pada metode GLRLM yaitu fitur *short run emphasis* (SRE), *long run emphasis* (LRE), *Gray level uniformity* (GLE), *run length uniformity* (RLU), dan *run percentage* (RP). Dalam metode pengenalan pola GLCM maupun GLRLM memiliki tingkat akurasi yang berbeda dalam proses klasifikasi motif batik, metode ekstraksi fitur GLCM menghasilkan akurasi terbaik 68% pada nilai  $k=3$  dan  $k=5$  dengan rata-rata kecepatan *response time* sebesar 0,43275325 detik. Sedangkan pada ekstraksi fitur GLRLM menghasilkan akurasi terbaik 72% pada nilai  $k=1$  dan  $k=5$  dengan rata-rata kecepatan response time sebesar 0,045761925 detik.

*Kata Kunci:* batik, ekstraksi fitur, Gray level co-occurrence matrix, Gray level run length matrix, k-nearest neighbor

## ABSTRACT

Batik is part of the diversity of hereditary cultures that we must keep and preserved because batik is part of the world heritage and has been recognized by UNESCO. Batik tradition has become a famous Indonesian identity not only among people but already known abroad. Identification of batik motif in a vision needed sufficient knowledge by observing pattern that formed from batik motif. Pattern of each batik motif has its own characteristic but because of lack of understanding, knowledge and information about the Matic motif so that the wider community has difficulty in recognizing and classifying batik motif.

GLCM algorithm is one of the methods in the introduction of patterns, this method is a matrix formed based on the Grayscale image and the matrix calculates the frequency of the occurrence of a horizontal pixel value against the vertical pixels Adjacent or diagonally. Whereas (GLRLM) is a method to get a Run-length statistical feature that can show the rough or fine level of a subtle texture tends to have more short runs with a similar, Gray-level intensity, Whereas coarse texture has more long runs with significantly different intensity of the levels.

In this study have the purpose of comparing 2 patterns of pattern recognition in classification on 2 typical Sleman batik motif, namely pariyojo motif and Salak Pondoh motif with a DataSet 40 imagery as a training data and 25 imagery as training data then The dataset is used for the classification process with the K-Nearest Neighbor (KNN) method. The software in this study uses MATLAB R2016A application as a feature extraction process and is used as data from the introduction of patterns in the GLCM method of energy, correlation, homogeneity and contrast features. In the GLRLM method are the short run emphasis (SRE), long run emphasis (LRE), Gray level uniformity (GLE), Run length uniformity (RLU), and run percentage (RP). In the method of introduction of GLCM and GLRLM patterns have different levels of accuracy in the process of classification batik motif, the extraction method of GLCM feature produces the best accuracy of 68% at values  $K = 3$  and  $k = 5$  with an average speed response time of 0.43275325 seconds. While the extraction of the GLRLM feature results in the best accuracy of 72% in values of  $k = 1$  and  $k = 5$  with average data response time speed of 0.045761925 seconds.

**Keywords:** batik, feature extraction, Gray level co-occurrence matrix, Gray level run length matrix, k-nearest neighbor

## BAB I

### PENDAHULUAN

#### 1.1. Latar Belakang Masalah

Batik merupakan bagian dari keragaman budaya turun temurun yang harus kita jaga dan dilestarikan karena batik merupakan bagian dari warisan dunia dan telah diakui oleh UNESCO (United Nations Educational, Scientific and Culture Organizations) pada tanggal 2 Oktober 2009. Tradisi batik sudah menjadi identitas indonesia yang terkenal tidak hanya di kalangan masyarakat namun sudah dikenal di luar negeri. Menurut Hamzuri (1985), batik adalah salah satu cara membuat desain pada kain dengan cara menutup bagian-bagian tertentu dari kain dengan malam. Batik memiliki keunikan tersendiri yaitu pada motif dan nilai-nilai yang terkandung pada pola yang terbentuk. Motif batik dibagi menjadi 2 golongan ragam hias, yaitu ragam hias geometris dan ragam hias non-geometris. Ragam geometris diantaranya; garis miring atau parang, garis silang atau ceplok, anyaman dan limar. Pada ragam hias non-geometris diantaranya; semen, lunglungan dan buketan (Djoemena, 1986). Perkembangan motif batik yang semakin meluas diperlukan upaya menjaga kelestarian yaitu dengan cara melakukan pendataan motif batik di seluruh indonesia, langkah tersebut sudah diupayakan oleh kumpulan kelompok yang memiliki perhatian terhadap pelestarian budaya diantaranya dilakukan oleh Inisiatif Budaya Kepulauan Indonesia atau Indonesian Archipelago Culture Initiatives (IACI).

Keanekaraman motif batik di seluruh indonesia memiliki jumlah yang tidak sedikit sehingga banyak orang yang mengalami kesulitan dalam proses mengidentifikasi antara motif satu dengan motif yang lainnya. Identifikasi motif batik secara pengelihatan diperlukan pengetahuan yang cukup dengan memperhatikan pola yang terbentuk dari motif batik tersebut. pola dari setiap motif batik memiliki ciri khas tersendiri namun karena kurangnya pemahaman, ilmu serta informasi tentang motif matik sehingga masyarakat luas mengalami kesulitan dalam mengenali dan mengklasifikasi motif batik.

Dalam proses klasifikasi motif batik diperlukan pengenalan pola yaitu sebuah disiplin ilmu untuk mengklasifikasikan atau menggambarkan sesuatu berdasarkan pengukuran kuantitatif fitur (ciri) atau sifat utama dari suatu obyek (Putra, 2010). Pengenalan pola dapat diterapkan pada pengenalan motif batik yaitu dengan mengimplementasikan ekstraksi fitur tekstur (P. Ashok, 2012).

*Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) merupakan suatu citra sebagai distribusi dari saling-kemunculan (co-occurrence) nilai piksel pada area tertentu, atau mewakili hubungan spasial sudut dan jarak pada area tertentu dan dengan ukuran tertentu (Arnia & Munadi, 2018). Metode ini merupakan matriks yang terbentuk berdasarkan citra Grayscale dan matriks ini menghitung frekuensi kemunculan suatu nilai piksel horizontal terhadap piksel vertikal yang bersebelahan maupun secara diagonal.

*Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) yaitu sebuah metode untuk mendapatkan fitur statistik Run-length yang dapat menunjukkan tingkat kasar atau halusnya dari sebuah tekstur yang halus cenderung lebih banyak memiliki short

runs dengan intensitas tingkat keabuan yang mirip, sedangkan tekstur kasar memiliki lebih banyak long run dengan intensitas tingkat keabuan yang berbeda secara signifikan (Galloway, 1975).

Metode pengolahan pola fitur seperti *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) pernah digunakan oleh peneliti lain untuk mengklasifikasi citra digital. Namun, belum diketahui perbandingan kelebihan dan kekurangan dari masing-masing algoritma dalam mengklasifikasi citra digital motif batik dengan menggunakan ekstraksi fitur tekstur sehingga ini menjadi salah satu alasan penelitian ini dilakukan. Selain untuk membandingkan kedua algoritma, penelitian ini diharapkan dapat dikembangkan dengan mengatasi kekurangan yang ada di masing-masing algoritma.

## 1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang dikemukakan diatas, maka yang menjadi rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

- a. Berapa Akurasi dan *performance* algoritma *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dalam mengklasifikasi citra fitur tekstur pada motif batik?
- b. Berapa Akurasi dan *performance* algoritma *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) dalam mengklasifikasi citra fitur tekstur pada motif batik?
- c. Berapa perbandingan akurasi dan *performance* antara algoritma *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM)?

### 1.3. Batasan Masalah

Batasan-batasan tentang lingkup permasalahan yang harus diselesaikan perlu ditetapkan pada penelitian ini. Berikut batasan masalah yang dimaksud:

- a. Algoritma yang digunakan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM)
- b. Proses ekstraksi fitur tekstur menggunakan 4 fitur GLCM, yaitu energy E, contrast I, correlation C, dan homogeneity H.
- c. Proses ekstraksi fitur tekstur menggunakan 5 fitur GLRLM, yaitu *short run emphasis* (SRE), *long run emphasis* (LRE), *Gray level uniformity* (GLE), *run length uniformity* (RLU), dan *run percentage* (RPC).
- d. Tipe gambar yang digunakan dalam pengujian adalah berekstensi jpg.
- e. Komparasi yang akan dilakukan dalam penelitian ini dari segi akurasi dan performance.
- f. Metode klasifikasi menggunakan metode K-Nearest Neighbor (K-NN)
- g. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra batik motif Sleman sebanyak 65 gambar.
- h. Kelas yang akan digunakan berjumlah 2 kelas yaitu motif batik sinom parijotho dan motif batik salak pondoh.

### 1.4. Tujuan Penelitian

Dengan dilakukannya penelitian mengenai komparasi algoritma *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) dalam mengklasifikasi citra digital fitur tekstur pada motif batik, diharapkan dapat mencapai tujuan penelitian antara lain:

- a. Mengetahui akurasi dan performance algoritma *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dalam mengklasifikasi citra digital fitur tekstur pada motif batik.
- b. Mengetahui akurasi dan performance algoritma *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) dalam mengklasifikasi citra digital fitur tekstur pada motif batik.
- c. Mengetahui perbandingan akurasi dan performance antara *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM).

### **1.5. Manfaat Penelitian**

Adapun manfaat yang didapat dengan dilakukannya penelitian ini:

- a. Mengklasifikasi citra digital fitur tekstur pada motif batik dengan menggunakan algoritma *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM).
- b. Mengetahui kelebihan dan kekurangan antara algoritma *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM).
- c. Diharapkan penelitian ini dapat dikembangkan dengan mengatasi kekurangan yang ada di masing-masing algoritma.

## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1. Tinjauan Pustaka

Dalam penelitian ini digunakan beberapa referensi sumber pustaka berasal dari penelitian sebelumnya yang membahas tentang klasifikasi fitur tekstur citra. Pustaka yang relevan pada penelitian ini ditinjau dari sisi algoritma yang digunakan. Kasus penelitian yang akan dilakukan adalah membandingkan algoritma *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) dalam mengklasifikasi citra digital fitur tekstur pada motif batik.

Penelitian mengenai pengenalan pola motif batik dengan menerapkan algoritma *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) pernah dilakukan oleh Muhammad Adib Naufal (2017) yang berjudul “Implementasi Metode Klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (K-NN) untuk Pengenalan Pola Batik Motif Lampung”. Dalam penelitian ini membangun sebuah aplikasi yang bertujuan untuk tentang bagaimana cara untuk mengenali dan membedakan pola batik motif Lampung dan bukan pola batik motif Lampung menggunakan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (K-NN).

Pada pengujian penelitian ini tahapan pertama yaitu merubah ukuran menjadi 50 x 50 piksel kemudian dikonversi menjadi Grayscale, kemudian menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) untuk mengenali ciri dari sebuah pola dari motif batik dengan orientasi sudut yang digunakan 0°, 45°, 90° dan 135°.

Pengujian dengan metode *K-Nearst Neighbor* (KNN) menggunakan nilai  $k = 3, 5, 7, 9, 11, 13, 15, 17, 19, 21, 23, 25, 27, 29$  sehingga mendapatkan hasil dengan akurasi tertinggi didapatkan pada pengujian di orientasi arah sudut sebesar  $45^\circ$  pada nilai  $k = 17$  yaitu sebesar 98,182%, Tingkat akurasi terendah pada pengujian di orientasi arah sudut sebesar  $0^\circ$  dengan nilai  $k = 29$  yaitu sebesar 69,565%.

Intan Purnamasari, dkk (2017) melakukan penelitian yang berjudul “Pengenalan Ciri Garis Telapak Tangan Menggunakan Ekstraksi Fitur (GLCM) Dan Metode K-NN”. Dalam penelitian ini menggunakan metode ekstraksi fitur tekstur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) bertujuan untuk tentang bagaimana cara untuk dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasi garis telapak tangan menggunakan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (K-NN).

Pada pengujian penelitian ini menggunakan 103 sampel citra dimana 78 citra telapak tangan untuk citra latik dan 26 citra uji dengan ketentuan setiap koresponden mewakili 4 sampel telapak tangan dengan menggunakan fitur ekstraksi GLCM dengan empat fitur ekstraksi yaitu Kontras, Korelasi, Energi, dan Homogeniti serta dengan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dengan nilai  $k=7$ . Sehingga menghasilkan tingkat akurasi sebesar 92,3% menggunakan sudut pengenalan metode GLCM dengan orientasi arah sudut  $90^\circ$ . Perubahan pada sudut GLCM dan besar nilai  $k$  pada klasifikasi KNN akan mempengaruhi besarnya akurasi yang didapat dan kesalahan dalam pengenalan citra dihasilkan dari akuisisi citra dan proses pengolahan yang tidak sempurna.

Penelitian dari Ismi Amalia, dkk (2018) dengan judul “Ekstraksi Fitur Citra Songket Berdasarkan Tekstur Menggunakan Metode *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)*” memiliki tujuan untuk mengklasifikasi citra songket Aceh menggunakan ekstraksi fitur tekstur *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* meliputi fitur *entropy*, *sum average*, *difference entropy* dan *autocorrelation*, untuk proses klasifikasi menggunakan jaringan saraf tiruan.

Penelitian ini menjelaskan proses ekstraksi fitur dengan metode GLCM dan ditampilkan melalui grafik yang dapat membedakan antara citra songket yang satu dengan yang lainnya. Namun pada penelitian ini hanya menghasilkan hasil proses ekstraksi fitur tekstur citra belum sampai dengan klasifikasi sehingga data yang disampaikan hanya data hasil ekstraksi fitur GLCM untuk fitur *entropy*, *sum average*, *difference entropy* dan *autocorrelation*.

Diny Hafizha Amelia, dkk (2018) melakukan penelitian dengan judul “Identifikasi Biometrik Pola Enamel Gigi Menggunakan Metode *Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)* Dan Klasifikasi *K-Nearest Neighbor (K-NN)* Sebagai Aplikasi Forensik Kedokteran Gigi Berbasis Matlab”. Pada penelitian ini bertujuan untuk identifikasi pola enamel gigi bertujuan untuk mempermudah dalam mengidentifikasi korban dalam suatu kecelakaan atau bencana mengingat uniknya pola enamel gigi dari setiap manusia sehingga menjadi salah satu aspek penting dalam penelitian ini.

Proses identifikasi enamel gigi menggunakan data uji sebanyak 200 citra dari 10 sampel citra gigi kemudian diubah menjadi Grayscale dan dioleh menggunakan metode ekstraksi fitur tekstur *Gray Level Run Length Matrix*

(GLRLM) yaitu pada fitur RE (*Short Run Emphasis*), LRE (*Long Run Emphasis*), RLU (*Run Length Uniformity*), GLU (*Grey Level Uniformity*), dan RPC (*Run Percentage*) selanjutnya pada proses klasifikasi menggunakan algoritma *K-Nearsest Neighbor* (KNN) dengan hasil pengujian memperoleh akurasi sebesar 84% pada proses *Grey Level Uniformly* (GLU) sedangkan nilai akurasi paling rendah yang dihasilkan sistem yaitu 63,5% pada *Run Percentage* (RPC). Pada aturan jarak euclidean dengan waktu rata-rata komputasi 0,7707 detik pada orientasi arah sudut  $16^0$  dan nilai  $k=1$ .

Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Mayya Noor Lubis (2018) dengan judul "Deteksi Penyakit Kulit Berdasarkan Tekstur Menggunakan Multilayer Perceptron". Pada penelitian ini memiliki tujuan untuk tindakan preventif yaitu mendeteksi dini penyakit kulit sehingga dapat membantu masyarakat dalam mengenali jenis penyakit kulit. Proses yang dilakukan pada ekstraksi citra menggunakan proses akuisisi citra, preprocessing dan ekstraksi fitur tekstur *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM). Proses selanjutnya yaitu normalisasi data hasil ekstraksi fitur menggunakan Min-Max. Untuk proses mendeteksi jenis penyakit kulit menggunakan jaringan saraf tiruan Multilayer perceptron.

Hasil penelitian ini menggunakan 40 sampel citra sebagai data, penghitungan akurasi dengan menggunakan multilayer perceptron dihasilkan dari rata-rata pengujian dari 4 jenis penyakit, dari setiap jenis penyakit digunakan data sebanyak 10 citra sehingga menghasilkan akurasi 92,5% dalam mendeteksi penyakit kulit melalui citra pada nilai maksimum epoch melebihi 1000.

Pengujian selanjutnya dilakukan oleh Endina Putri Purwandari, dkk (2018) dengan judul “Identifikasi Jenis Bambu Berdasarkan Tekstur Daun dengan Metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* dan *Gray Level Run Length Matrix*”. Pada penelitian ini membangun sebuah aplikasi untuk mendeteksi jenis bambu berdasarkan tekstur daun berbasis konten citra, penentuan ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM) dan penghitungan jarak kemiripan citra uji dengan citra latih menggunakan metode Euclidean Distance. Objek yang digunakan dalam penelitian ini adalah bambu di wilayah Bengkulu yaitu bambu ampel, bambu cina, bambu kuning, bambu mayan, bambu kapal, bambu kerik, bambu gading dan bambu betung.

Hasil penelitian ini adalah data yang digunakan terhadap 8 citra uji yang diambil menggunakan smartphone sehingga mendapatkan hasil identifikasi dengan akurasi 100%. Hasil identifikasi data uji citra memiliki keadaan yang sama dengan citra latih seperti kecerahan, background dan ketajaman gambar sehingga dapat menghasilkan hasil pengujian dengan tingkat akurasi tinggi, namun apabila terdapat perbedaan keadaan saat mengambil citra uji. Pengujian jarak euclidean tiap citra uji untuk 9 fitur dari GLCM dan GLRLM, hasil pengujian dengan metode tersebut menghasilkan tingkat akurasi sebesar 81,25%.

## 2.2. Keaslian Penelitian

Tabel 2.1. Matriks Literatur Review Dan Posisi Penelitian  
 Perbandingan Tekstur Citra Dalam Klasifikasi Motif Batik Menggunakan Metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
1	Implementasi Metode Klasifikasi K-Nearest Neighbor (K-NN) untuk Pengenalan Pola Batik Motif Lampung	Muhammad Adib Naufal (2017)	tentang bagaimana cara untuk mengenali dan membedakan pola batik motif Lampung dan bukan pola batik motif Lampung menggunakan metode klasifikasi <i>K-Nearest Neighbor</i> (K-NN).	Menggunakan metode <i>Gray Level Co-Occurrence Matrix</i> (GLCM) untuk mengenali ciri dari sebuah pola dari motif batik dengan orientasi sudut yang digunakan 00, 450, 900 dan 1350. Pengujian dengan metode <i>K-Nearest Neighbor</i> (KNN) menggunakan nilai $k = 3, 5, 7, 9, 11, 13, 15, 17, 19, 21, 23, 25, 27, 29$ sehingga mendapatkan hasil dengan akurasi tertinggi didapatkan pada pengujian di orientasi arah sudut sebesar 450 pada nilai $k = 17$ yaitu sebesar 98,182%	Disarankan untuk dapat engembangkan proses pengenalan pola batik motif Lampung menggunakan metode ekstraksi fitur lainnya dan menggunakan metode klasifikasi lain serta Pengujian hanya fokus pada akurasinya saja	Metode yang digunakan adalah <i>Gray Level Co-Occurrence Matrix</i> (GLCM). Dengan pengujian menggunakan <i>K-Nearst Neighbor</i> (KNN). Perbedaan dengan penelitian yang akan dibuat adalah belum menjelaskan tentang kelebihan dan kekurangan pada metode tersebut.

Tabel 2.1. (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
2	Pengenalan Ciri Garis Telapak Tangan Menggunakan Ekstraksi Fitur (GLCM) Dan Metode K-NN	Intan Purnamasari, dkk (2017)	untuk tentang bagaimana cara untuk dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasi garis telapak tangan menggunakan metode klasifikasi <i>K-Nearest Neighbor</i> (K-NN)	penelitian ini menggunakan 103 sampel citra dimana 78 citra telapak tangan untuk citra latih dan 26 citra uji dengan ketentuan setiap koresponden mewakili 4 sampel telapak tangan dengan menggunakan fitur ekstraksi GLCM serta dengan metode klasifikasi <i>K-Nearest Neighbor</i> (K-NN) dengan nilai $k=7$ . Tingkat akurasi sebesar 92,3% pada orientasi arah sudut $90^\circ$ .	Disarankan supaya sistem dapat dikembangkan menjadi lebih tangguh, dengan menambahkan fitur ekstraksi lain ataupun menambah Pre-processing dan diperbanyak data training maupun data testing untuk meningkatkan akurasi yang didapat. Pengambilan data training dan data testing dengan kualitas belum maksimal akan mempengaruhi hasil keputusan	Metode yang digunakan adalah <i>Gray Level Co-Occurrence Matrix</i> (GLCM). Dengan pengujian menggunakan <i>K-Nearest Neighbor</i> (KNN). Perbedaan dengan penelitian yang akan menggunakan data training dan data testing dengan kualitas lebih baik dibuat adalah belum menjelaskan tentang kelebihan dan kekurangan pada metode tersebut.

Tabel 2.1. (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
3	Ekstraksi Fitur Citra Songket Berdasarkan Tekstur Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)	Ismi Amalia, dkk (2018)	untuk mengklasifikasi citra songket Aceh menggunakan ekstraksi fitur tekstur <i>Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)</i> meliputi fitur entropy, sum average, difference entropy dan autocorrelation, untuk proses klasifikasi menggunakan jaringan saraf tiruan	Penelitian ini menjelaskan proses ekstraksi fitur dengan metode GLCM dan ditampilkan melalui grafik yang dapat membedakan antara citra songket yang satu dengan yang lainnya.	Penelitian ini hanya menghasilkan hasil proses ekstraksi fitur tekstur citra belum sampai dengan klasifikasi sehingga data yang disampaikan hanya data hasil ekstraksi fitur GLCM untuk fitur entropy, sum average, difference entropy dan autocorrelation.	Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah <i>Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)</i> Perbedaan dengan penelitian yang akan dibuat adalah dilengkapi dengan klasifikasi sehingga ada keputusan yang didapatkan dari penelitian ini.

Tabel 2.1. (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
4	Identifikasi Biometrik Pola Enamel Gigi Menggunakan Metode <i>Gray Level Run Length Matrix</i> (GLRLM) Dan Klasifikasi <i>K-Nearest Neighbor</i> ( <i>K-Nn</i> ) Sebagai Aplikasi Forensik Kedokteran Gigi Berbasis Matlab	Diny Hafizha Amelia, dkk (2018)	identifikasi pola enamel gigi bertujuan untuk mempermudah dalam mengidentifikasi korban dalam suatu kecelakaan atau bencana	Pada penelitian ini menggunakan data uji sebanyak 200 citra dari 10 sampel citra gigi kemudian diolah ekstraksi fitur tekstur dengan GLRLM selanjutnya pada proses klasifikasi menggunakan algoritma <i>K-Nearest Neighbor</i> (KNN) dengan hasil pengujian memperoleh akurasi sebesar 84%	Pada citra latih dilakukan pengujian sebanyak 10 sampel citra sehingga diperlukan skenario pengujian kembali dengan sampel citra latih lebih banyak	Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah <i>Gray Level Run Length Matrix</i> (GLRLM) Perbedaan dengan penelitian yang akan dibuat adalah pengujian citra latih sedikit dan pengujian hanya berfokus kepada akurasi.

Tabel 2.1. (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
5	<i>The Revolution of Information Economics: The Past and The Future</i>	Mayya Noor Lubis (2018)	Untuk tindakan preventif yaitu mendeteksi dini penyakit kulit sehingga dapat membantu masyarakat dalam mengenali jenis penyakit kulit.	Penelitian ini menggunakan 40 sampel citra sebagai data, penghitungan akurasi dengan menggunakan <i>multilayer perceptron</i> dihasilkan dari rata-rata pengujian dari 4 jenis penyakit, dari setiap jenis penyakit digunakan data sebanyak 10 citra sehingga menghasilkan akurasi 92,5%	Pada penelitian ini menggunakan sampel citra hanya 40 citra sehingga apabila menggunakan sampel citra lebih banyak untuk data training akan meningkatkan akurasi	Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah <i>Gray Level Run Length Matrix</i> (GLRLM) Perbedaan dengan penelitian yang akan dibuat adalah sampel citra latih lebih banyak sehingga diharapkan meningkatkan akurasi serta ada pengujian performa dari algoritma GLCM maupun GLRLM.
6	Identifikasi Jenis Bambu Berdasarkan Tekstur Daun dengan Metode <i>Gray Level Co-Occurrence Matrix</i> dan <i>Gray Level Run Length Matrix</i>	Endina Putri Purwandari, dkk (2018)	untuk mendeteksi jenis bambu berdasarkan tekstur daun berbasis konten citra, penentuan ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode <i>GLCM</i> dan <i>GLRLM</i> serta penghitungan jarak kemiripan menggunakan metode <i>Euclidean Distance</i>	penelitian ini adalah data yang digunakan terhadap 8 citra uji yang diambil menggunakan <i>smartphone</i> sehingga mendapatkan hasil identifikasi dengan akurasi 100%. Pengujian jarak euclidean tiap citra uji untuk 9 fitur dari <i>GLCM</i> dan <i>GLRLM</i> , hasil pengujian dengan metode tersebut menghasilkan tingkat akurasi sebesar 81,25%.	Hasil identifikasi data uji citra memiliki keadaan yang sama dengan citra latih seperti kecerahan, background dan ketajaman gambar sehingga dapat menghasilkan hasil pengujian dengan tingkat akurasi tinggi, namun apabila terdapat perbedaan keadaan saat mengambil citra uji	Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah <i>Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix</i> dan <i>Gray Level Run Length Matrix</i> Perbedaan dengan penelitian yang akan dibuat adalah dengan data latih lebih banyak dan pengujian dari setiap algoritma serta melakukan komparasi antar algoritma <i>GLCM</i> dan <i>GLRLM</i> .

## 2.3. Landasan Teori

### 2.3.1. Batik

Menurut Djoemena, Batik adalah seni kreasi membuat bahan sandang dengan motif-motif hias menggu -nakan media malam/ wax di atas bahan kain (Djoemena, 1990). Batik tidak sekedar karya tekstil seperti pada umumnya, namun tekstil unik yang mencer -minkan budaya bangsa yang adiluhung, se-hingga desain-desain baru yang diciptakan sebaiknya masih mencerminkan ikon-ikon visual motif batik tradisional (Irfa'ina Rohana Salma, 2012)

Untuk melestarikan kekayaan budaya, Kabupaten Sleman memiliki 8 batik khas Sleman. Seperti halnya batik dari berbagai daerah lainnya di Indoensia wajib memiliki karakteristik, oleh karena itu batik khas Sleman juga memiliki karakteristik yang dapat dilihat dari motif desainnya, yang terinspirasi dari keberagaman tumbuhan dan hewan khas dari kabupaten sleman serta kondisi geografis di Kabupaten Sleman. Terdapat 8 motif batik khas Sleman yang telah didaftarkan Hak Kekayaan Intelektual (HKI) pada Kementerian Hukum dan HAM, diantaranya yaitu:

a. Motif Batik Sinom Parijoho

Merupakan tanaman asli lereng gunung Merapi, yang saat ini sulit diketemukan bahkan mulai langka. Konon menurut cerita rakyat, tanaman Parijoho berasal dari kayangan dan buahnya banyak diminati kaum bangsawan untuk rujak.



Gambar 2. 1 Motif Sinom Parijortho

b. Motif Batik Salak Pondoh

Salak pondoh merupakan buah khas Sleman yang bernilai produktif sebagai tanaman pertanian dan perkebunan. Mencitrakan semaraknya kehidupan di Sleman yaitu kesuburan, kemakmuran, kesejahteraan yang adil dan merata dalam masyarakat.



Gambar 2. 2 Motif Batik Salak Pondoh

### 2.3.2. Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) merupakan metode analisis tekstur yang diperkenalkan oleh Haralick pada tahun 1973. Metode ini biasanya digunakan dalam pengenalan tekstur, segmentasi citra, analisis warna pada citra, klasifikasi citra, dan pengenalan objek (Ch B Nageswara Rao, 2013).

Komponen utama dalam GLCM adalah arah dan jarak antara dua piksel. Arah ketetanggaan yang mungkin antara dua buah piksel adalah  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ ,  $180^\circ$ ,  $225^\circ$ ,  $270^\circ$ , dan  $315^\circ$  seperti pada gambar 2.3 dibawah ini.



Gambar 2.3 Arah ketetanggaan antara dua piksel

8 arah ketetanggaan antara dua piksel dapat direduksi menjadi 4 arah, yaitu  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$ . Arah  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$  merupakan transpose dari arah  $180^\circ$ ,  $225^\circ$ ,  $270^\circ$ , dan  $315^\circ$  (Ferguson, 2007). Misalkan untuk matriks framework pada arah  $0^\circ$ , tambahkan matriks framework  $0^\circ$  dengan matrik transpose-nya untuk mendapatkan matriks framework pada arah  $0^\circ$  dan  $180^\circ$ .

Langkah awal untuk membuat GLCM adalah membuat matriks framework. Matriks framework merupakan matriks yang menunjukkan hubungan ketetanggaan antara piksel referensi dengan piksel tetangga untuk arah dan jarak tertentu. Matriks framework berukuran  $G \times G$ , dimana  $G$  menyatakan banyaknya tingkat keabuan yang dimiliki oleh sebuah citra Grayscale (Ferguson, 2007).

1	0	2	2
3	2	0	0
1	2	1	1

Gambar 2.4 Citra Grayscale dalam bentuk matriks

Setelah matriks framework dibuat, tentukan arah dan jarak yang diinginkan, kemudian hitung nilai kookurensi dari tiap piksel referensi dengan piksel tetangganya berdasarkan arah dan jarak tersebut. Selanjutnya isikan nilai kookurensi pada matriks framework. Matriks framework yang telah diisi dengan nilai kookurensi selanjutnya akan disebut dengan matriks kookurensi seperti gambar 2.5 dibawah.

1	0	0	0
1	1	1	0
1	1	1	0
0	0	1	0

(a)

1	1	1	0
0	1	1	0
1	1	1	1
0	0	0	0

(b)

2	1	2	0
1	2	2	0
2	2	2	1
0	0	1	0

(c)

Gambar 2.5. a) Matriks kookurensi; (b) Matriks transpose; (c) Matriks simetris

(0,0)	(0,1)	(0,2)	(0,3)
(1,0)	(1,1)	(1,2)	(1,3)
(2,0)	(2,1)	(2,2)	(2,3)
(3,0)	(3,1)	(3,2)	(3,3)

Gambar 2.6 Matriks simetris

Setelah matriks kookurensi menjadi simetris, selanjutnya matriks akan dinormalisasi ke bentuk probabilitas dengan cara membagi masing-masing nilai kookurensi dengan jumlah semua nilai kookurensi yang ada pada matriks seperti pada gambar 2.6 diatas, sehingga hasil penjumlahan semua nilai pada matriks adalah 1.

Langkah selanjutnya setelah proses normalisasi dilakukan adalah menghitung ciri atau fitur statistik GLCM. Beberapa ciri atau fitur statistik yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

#### a. Energy atau Angular Second Moment (ASM)

Energy digunakan untuk mengukur homogenitas sebuah citra, Dimana  $P_{(i,j)}$  menyatakan nilai pada baris  $i$  dan kolom  $j$  pada matriks kookurensi.

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

#### b. Correlation

Correlation digunakan untuk menghitung keterkaitan piksel yang memiliki level keabuan  $i$  dengan piksel yang memiliki level keabuan  $j$ .

$$\text{Correlation} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)}{\sigma_i \sigma_j} P_{i,j} \quad (2)$$

c. *Homogeneity*

*Homogeneity* atau *Inverse Different Moment* (IDM) digunakan untuk mengukur homogenitas citra dengan level keabuan sejenis.

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{1}{1 + (i - j)^2} P_{i,j} \quad (3)$$

d. *Contrast*

*Contrast* digunakan untuk mengukur variasi pasangan tingkat keabuan dalam sebuah citra.

$$\text{Contrast} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i - j)^2 P_{i,j} \quad (4)$$

### 2.3.3. Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)

Gray level run length matrix yang biasa disingkat dengan GLRLM merupakan salah satu metode yang digunakan untuk menganalisa atau mendeskripsikan suatu tekstur dari sebuah objek. Dua buah parameter yang sering digunakan yaitu pada sudut dan panjang tingkat keabuan (Arif Muntasa, 2015).

Ekstraksi tekstur dengan metode GLRLM dilakukan dengan membuat rangkaian pasangan nilai (i,j) pada setiap baris piksel. Perlu kita ketahui maksud dari run length itu sendiri adalah jumlah piksel berurutan dalam arah tertentu yang memiliki derajat keabuan/nilai intensitas yang sama. Jika diketahui sebuah matrik

run length dengan elemen matrik  $q(i, j | \theta)$  dimana  $i$  adalah derajat keabuan pada masing-masing piksel,  $j$  adalah nilai run length, dan  $\theta$  adalah orientasi arah pergeseran tertentu yang dinyatakan dalam derajat.

Orientasi dibentuk dengan empat arah pergeseran dengan interval  $45^\circ$ , yaitu  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$ . Agar lebih jelas berikut akan dijelaskan cara untuk memasangkan nilai run yang terdapat pada citra  $7 \times 5$  piksel, 8 derajat keabuan, dengan arah pergeseran  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$ .

1	1	1	1	1	1	3
1	3	4	4	4	4	2
1	1	3	3	3	5	5
1	1	1	1	3	3	3
3	3	1	1	2	2	5

Citra masukan

Derajat keabuan

Gambar 2.7 Proses *Grayscale*

Untuk elemen matriks citra ( $i, j | \theta^0$ ) dengan ukuran  $7 \times 5$  piksel seperti tampak pada gambar diatas dapat diketahui bahwa ada 35 nilai intensitas/derajat keabuan yang terdapat di dalam citra tersebut, dan pasangan  $(i,j)$  untuk setiap baris yang dihasilkan adalah :

Tabel 2.2. Matriks citra GLRLM  $0^\circ$ 

Gray level (i)	Run length (j)						$g(i   \theta)$
	1	2	3	4	5	6	
1	1	2	0	1	0	1	5
2	1	1	0	0	0	1	2
3	2	1	2	0	0	0	5
4	0	0	0	1	0	0	1
5	1	1	0	0	0	0	2
r(j   θ)	5	5	2	2	0	1	S = 15

Dengan demikian, pada tabel 2.2 dapat diketahui bahwa matrik  $7 \times 5$  dengan arah sudur  $0^\circ$  memiliki 15 pasangan nilai run yang dihasilkan. Untuk elemen matriks citra ( $i, j | 45^\circ$ ) maka pasangan ( $i, j$ ) untuk setiap kolom yang dihasilkan adalah :

Tabel 2. 3 Matriks citra GLRLM  $45^\circ$ 

Gray level (i)	Run length (j)						$g(i   \theta)$
	1	2	3	4	5	6	
1	9	3	0	0	0	0	12
2	3	0	0	0	0	0	3
3	10	0	0	0	0	0	10
4	4	0	0	0	0	0	4
5	3	0	0	0	0	0	3
$r(j   \theta)$	29	3	0	0	0	0	$S = 32$

Dengan demikian, pada tabel 2.3 dapat diketahui bahwa matrik  $7 \times 5$  dengan arah sudur  $45^\circ$  memiliki 32 pasangan nilai run yang dihasilkan.

Untuk elemen matriks citra ( $i, j | 90^\circ$ ) maka pasangan ( $i, j$ ) untuk setiap kolom yang dihasilkan adalah :

Tabel 2. 4. Matriks citra GLRLM  $90^\circ$ 

Gray level (i)	Run length (j)						$g(i   \theta)$
	1	2	3	4	5	6	
1	5	3	0	1	0	0	9
2	3	0	0	0	0	0	3
3	8	1	0	0	0	0	9
4	4	0	0	0	0	0	4
5	3	0	0	0	0	0	3
$r(j   \theta)$	23	4	0	1	0	0	$S = 28$

Dengan demikian, pada tabel 2.4 dapat diketahui bahwa matrik  $7 \times 5$  dengan arah sudur  $90^\circ$  memiliki 28 pasangan nilai run yang dihasilkan.

Untuk elemen matriks citra ( $i, j | 135^\circ$ ) maka pasangan  $(i,j)$  untuk setiap kolom yang dihasilkan adalah :

Tabel 2. 5. Matriks citra GLRLM  $135^\circ$

Gray level (i)	Run length (j)						$g(i   \theta)$
	1	2	3	4	5	6	
1	8	0	1	1	0	0	10
2	3	0	0	0	0	0	3
3	4	3	0	0	0	0	7
4	4	0	0	0	0	0	4
5	3	0	0	0	0	0	3
$r(j   \theta)$	22	3	1	1	0	0	$S = 27$

Dengan demikian, pada tabel 2.5 dapat diketahui bahwa matrik  $7 \times 5$  dengan arah sudur  $135^\circ$  memiliki 27 pasangan nilai run yang dihasilkan.

Berikut variabel-variabel yang terdapat di dari ekstraksi citra dengan menggunakan metode statistikal *Gray Level Run Length Matrix* :

I = nilai derajat keabuan

J = piksel yang berurutan (*run*)

M = Jumlah derajat keabuan pada sebuah gambar

N = Jumlah piksel berurutan pada sebuah gambar

$r(j)$  = Jumlah piksel berurutan berdasarkan banyak urutannya (*run length*)

$g(i)$  = Jumlah piksel berurutan berdasarkan nilai derajat keabuannya

s = Jumlah total nilai *run* yang dihasilkan pada arah tertentu

n = jumlah baris \* jumlah kolom dalam perhitungan diatas n = 35

Dimana varibel-variabel tersebut akan digunakan untuk mencari nilai dari atribut-atribut tekstur sebagai berikut :

1. *Short runs emphasis* (SRE)

SRE mengukur distribusi *short run*. SRE sangat bergantung pada banyaknya *short run* dan diharapkan bernilai kecil pada tekstur halus dan bernilai besar pada terkstur kasar.

$$SRE = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{p(i,j)/s}{j2} = \sum_{j=1}^N \frac{r(j)/s}{j2} \quad (5)$$

2. *Long runs emphasis* (LRE) mengukur distribusi *long run*. LRE sangat bergantung pada banyaknya *long run* dan diharapkan bernilai besar pada tekstur halus dan bernilai kecil pada tekstur kasar.

$$LRE = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N j2p(i,j)/s = \sum_{j=1}^N r(j)j2/s \quad (6)$$

3. *Gray level non-uniformity* (GLN) GLN mengukur persamaan nilai derajat keabuan diseluruh citra dan diharapkan bernilai kecil jika nilai derajat keabuan serupa di seluruh citra.

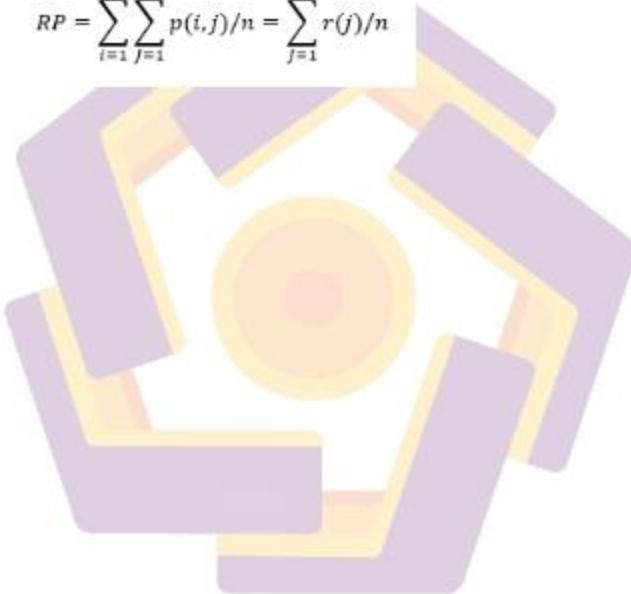
$$GLN = \sum_{i=1}^M \left( \sum_{j=1}^N p(i,j) \right) 2/s = \sum_{i=1}^M g(i) 2/s \quad (7)$$

4. *Run length non-uniformity* (RLN) mengukur persamaan panjangnya *run* diseluruh citra dan diharapkan bernilai kecil jika panjangnya *run* serupa di seluruh citra.

$$RLN = \sum_{j=1}^N (\sum_{l=1}^M p(l,j))2/s = \sum_{j=1}^N r(j)2/s \quad (8)$$

5. *Run percentage* (RP) RP mengukur keserbasamaan dan distribusi *run* dari sebuah citra pada arah tertentu. RP bernilai paling besar jika panjangnya *run* adalah 1 untuk semua derajat keabuan pada arah tertentu.

$$RP = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p(i,j)/n = \sum_{j=1}^N r(j)/n \quad (9)$$



Run Length	Number of Runs	Total Number of Pixels
1	8	16
2	4	16
3	2	16
4	1	16
<b>Total</b>	<b>15</b>	<b>80</b>

## **BAB III**

### **METODE PENELITIAN**

#### **3.1. Jenis, Sifat dan Pendekatan Penelitian**

Dalam menyelesaikan penelitian, dilakukan secara sistematis, dengan tahapan-tahapan metodologi sebagai berikut:

##### **1. Studi pustaka**

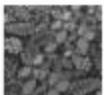
Penelitian dilakukan dengan melakukan studi kepustakaan, dengan mengumpulkan beberapa bahan referensi yang terkait dengan penelitian, baik melalui buku, artikel paper, jurnal, makalah, dan mengunjungi beberapa situs yang terdapat di internet terait dengan pengenalan pola khususnya algoritma yang dapat mengklasifikasi citra pada motif batik.

##### **2. Persiapan alat dan bahan**

Tahapan ini melakukan persiapan tools yang digunakan dalam melakukan analisis pendekripsi pemalsuan image menggunakan MATLAB. Image yang digunakan didapat dari website serta mengambil gambar dari kamera smartphone dan membuat dataset sendiri menggunakan aplikasi Adobe Photoshop.

##### **3. Pemodelan sistem**

Membangun sistem untuk mengklasifikasi motif batik menggunakan algoritma GLCM dan GLRLM, dengan mencari nilai kemiripan citra yang didapat pada image yang di analisis seperti yang ditunjukkan pada gambar nomor 3.1 dibawah.

Image	Pre-processing	Konversi																									
		<table border="1"> <tr><td>2</td><td>1</td><td>2</td><td>0</td><td>1</td></tr> <tr><td>0</td><td>2</td><td>1</td><td>1</td><td>2</td></tr> <tr><td>0</td><td>1</td><td>2</td><td>2</td><td>0</td></tr> <tr><td>1</td><td>2</td><td>2</td><td>0</td><td>1</td></tr> <tr><td>2</td><td>0</td><td>1</td><td>0</td><td>1</td></tr> </table>	2	1	2	0	1	0	2	1	1	2	0	1	2	2	0	1	2	2	0	1	2	0	1	0	1
2	1	2	0	1																							
0	2	1	1	2																							
0	1	2	2	0																							
1	2	2	0	1																							
2	0	1	0	1																							
		<table border="1"> <tr><td>2</td><td>1</td><td>2</td><td>0</td><td>1</td></tr> <tr><td>0</td><td>2</td><td>1</td><td>1</td><td>2</td></tr> <tr><td>0</td><td>1</td><td>2</td><td>2</td><td>0</td></tr> <tr><td>1</td><td>2</td><td>2</td><td>0</td><td>1</td></tr> <tr><td>2</td><td>0</td><td>1</td><td>0</td><td>1</td></tr> </table>	2	1	2	0	1	0	2	1	1	2	0	1	2	2	0	1	2	2	0	1	2	0	1	0	1
2	1	2	0	1																							
0	2	1	1	2																							
0	1	2	2	0																							
1	2	2	0	1																							
2	0	1	0	1																							

Gambar 3. 1 Tahapan Pre Processing

#### 4. Pengujian

Tahapan ini melakukan pengujian akurasi dan kecepatan pada image yang dianalisis dan dikelompokan berdasarkan jenis motif batik. Pada tahapan ini akan dilakukan skenario pengujian untuk menghasilkan pengujian yang ditunjukan pada pada Tabel 3.1 dengan harapan mendapatkan hasil yang lebih akurat.

Tabel 3. 1 Tahapan Pengujian

Tahapan Pengujian
Skenario Data Training 40 citra Data Uji 25 citra

Untuk mendapatkan nilai kecepatan, citra akan diuji sebanyak 3 kali, lalu ketiga waktu tersebut akan dihitung rata-ratanya. Untuk mencari rata-rata kecepatan didapat dengan rumus sebagai berikut:

$$\text{rata - rata} = \frac{\text{Jumlah nilai waktu pengujian (detik)}}{\text{Jumlah data pengujian}} \quad (10)$$

## 5. Analisis hasil

Untuk mengetahui perbandingan antara algoritma *Gray Level Co-Occurrence Matrix* dan *Gray Level Run Length Matrix* dalam klasifikasi motif batik, hasil seluruh citra untuk persentase akurasi dan waktu kecepatan eksekusi akan dijumlahkan, lalu dihitung rata-ratanya. Hasil akan di sajikan dalam bentuk tabel dan grafik garis.

## 6. Kesimpulan

Tahapan akhir yaitu penyampaian kesimpulan atas hasil dari penelitian ini yang telah dilakukan.

### 3.2. Metode Pengumpulan Data

Dalam pelaksanaan penelitian mengklasifikasi citra motif batik ini, tentunya dibutuhkan berbagai komponen pendukung untuk kelancaran penelitian. Salah satu komponen pendukung yang tidak bisa dipisahkan adalah data sebagai bahan uji coba. Salah satu bahan uji coba dalam penelitian ini menggunakan dataset dari website dan mengambil gambar dari kamera smartphone.

Terdapat 65 citra motif yang akan digunakan dalam penelitian ini, namun citra motif batik yang akan digunakan sebagai data training dalam pengujian hanya 40 citra, sedangkan dataset lainnya dilakukan scenario pengujian dimana penggunaan 25 citra data training sebagai data training saja dan untuk skenario yang kedua data training digunakan juga untuk data testing.

### **3.3. Alur Penelitian**

Ada beberapa tahapan dalam melakukan proses klasifikasi citra motif batik. Tahapan-tahapan tersebut secara garis besar dapat dilihat pada pemodelan serta algoritma yang digunakan dalam penelitian ini mengambil referensi dari beberapa penelitian yang sudah ada sebelumnya dengan tambahan pre-proses sebelum citra dilakukan ekstraksi dengan algoritma GLCM dan GLRLM.

#### **3.3.1. Studi Pustaka**

Studi Pustaka merupakan kegiatan untuk mempelajari literatur-literatur dan teori yang mendukung dalam melakukan penelitian ini. Studi Pustaka dilakukan untuk mendapatkan informasi mengenai topik penelitian yang terkait dengan pengenalan pola, algoritma ekstraksi fitur tekstur, citra digital, cropping yang dapat bersumber dari dokumen, buku, paper, jurnal, laporan penelitian, artikel, atau bahan tertulis lainnya yang berupa teori, baik bersifat online source maupun offline source.

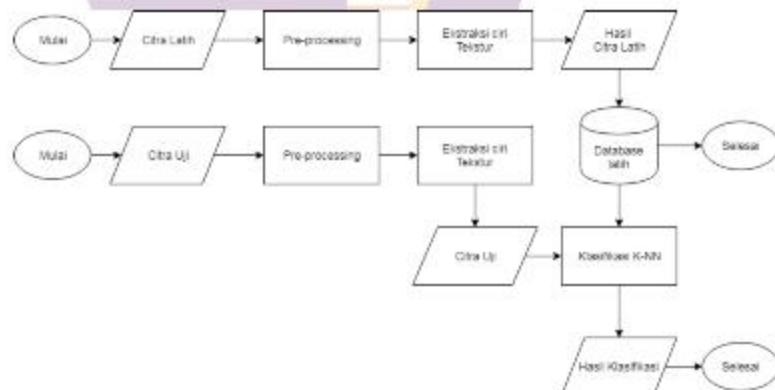
### 3.3.2. Persiapan Alat Dan Bahan Penelitian

Untuk mendukung implementasi dalam penelitian ini diperlukan adanya perangkat keras dan perangkat lunak sebagai alat, berikut ini beberapa alat yang digunakan untuk melakukan penelitian:

- Processor Intel Core i3-4005U, ~ 1,70 GHz
- Memory 8192 MB RAM
- Harddisk 500 GB
- Sistem Operasi Windows 10 pro 64-bit (10.0, Build 14393)
- Matlab 2016b

### 3.3.3. Pemodelan Sistem

Permodelan sistem untuk mengklasifikasi fitur tekstur citra motif batik menggunakan algoritma Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan Gray Level Run Length Matrix (GLRLM). Berikut ini flowchart dalam mengklasifikasi fitur tekstur motif batik.



Gambar 3. 2 Model Sistem

### 3.3.4. Pengujian

Pengukuran akurasi dan performance suatu penelitian sangat penting hal ini dilakukan untuk mendapatkan informasi seberapa tinggi tingkat akurasi dan waktu proses dalam membandingkan beberapa algoritma. Untuk melihat performace, pada penelitian ini akan menghitung waktu rata-rata algoritma dalam melakukan proses klasifikasi fitur tekstur citra motif batik Alur.



Gambar 3.3 Alur Pengujian

Pengukuran akurasi dan *performance* suatu penelitian sangat penting hal ini dilakukan untuk mendapatkan informasi seberapa tinggi tingkat akurasi dan waktu proses dalam membandingkan beberapa algoritma. Begitu juga dengan penelitian ini untuk dapat melihat seberapa tinggi tingkat akurasi dari algoritma yang digunakan, maka akan dihitung persentase kepalsuan pada suatu citra dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$\text{Persentase} = \frac{\text{jumlah kecocokan fitur yang sesuai}}{\text{jumlah kecocokan fitur}} \times 100\% \quad (11)$$

Untuk mendapatkan nilai kecepatan, citra akan diuji sebanyak 3 kali, lalu ketiga waktu tersebut akan dihitung rata-ratanya.

Untuk mencari rata-rata kecepatan didapat dengan rumus sebagai berikut:

$$\text{rata - rata} = \frac{\text{Jumlah nilai waktu pengujian (detik)}}{\text{jumlah data pengujian}} \quad (12)$$

## **BAB IV**

### **HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN**

#### **4.1. Tahap Awal**

Tahapan awal dalam proses penelitian yang dilakukan oleh penulis yaitu dengan melakukan studi literatur dari peneliti terdahulu. Studi literatur didapatkan dari jurnal ilmiah, sehingga diharapkan nantinya hasil algoritma yang didapatkan bisa diterapkan dalam proses klasifikasi motif batik. Berdasarkan penelitian yang sudah dilakukan para peneliti terdahulu ada beberapa algoritma yang bisa digunakan untuk klasifikasi motif batik sebuah tekstur citra yang sudah dilakukan. Pada penelitian ini akan membandingkan algoritma *Gray Level Co-Occurrence Matrix* dan *Gray Level Run Length Matrix* dalam klasifikasi motif batik dari segi akurasi dan kecepatan.

Pengumpulan dataset sebagai salah satu bahan ujicoba dalam penelitian ini digunakan dataset dari pengambilan gambar secara manual serta pengambilan gambar dari internet. Pengumpulan citra batik motif Sleman yaitu pada motif patijoho dan motif batik salak pondoh sebanyak 25 citra dengan format JPEG (Joint Photographic Experts Group) sebagai data training, dan menggunakan data sejumlah 75 citra sebagai data uji. Pengumpulan dataset ini diambil dari berbagai sumber dari internet baik berbentuk motif kain maupun motif pada baju batik.



Gambar 4. 1 Motif Batik Parijoho dan Salak Pondoh

#### 4.2. *Pre-Processing*

##### 4.2.1. *Scalling*

Scalling merupakan proses pengubahan ukuran gambar citra bertujuan agar gambar citra memiliki ukuran yang sama dengan cara memperbesar atau memperkecil ukuran gambar citra. Pada skala penghitungan perubahan ukuran gambar citra dapat menggunakan rumus yaitu menghitung skala perubahan panjang dan lebar, seperti penjelasan rumus pada dibawah

$$nheightfactor = \frac{height}{nheight} \quad (12)$$

$$nwidthfactor = \frac{width}{nwidth} \quad (13)$$

Keterangan :

*nheightfactor* : faktor skala panjang baru

*nwidthfactor* : faktor skala lebar baru

Salah satu contoh citra yang digunakan dalam proses scalling adalah citra dalam dataset bernama img\_p\_02 dengan ukuran 448px X 336px. Pada gambar 4.1 dibawah ini merupakan citra asli yang kita peroleh dan belum dilakukan proses scalling.



Gambar 4. 2. Citra motif batik sebelum dilakukan *scalling*

Pada tahapan selanjutnya yaitu mengubah ukuran skala panjang dan lebar pada citra yang akan dilakukan pengujian. Pada penelitian ini memiliki batas skala yang telah ditentukan yaitu dengan ukuran 200px X 200px. Motif batik merupakan gambar yang memiliki pattern sehingga akan ditemukan perulangan bentuk pada suatu motif batik sehingga tujuan dari scalling agar gambar pada motif batik memiliki identitas dan dapat terbaca dengan mudah oleh sistem saat proses klasifikasi. Pada gambar 4.2 dibawah merupakan hasil dari proses scalling citra menjadi ukuran 200px X 200px.



Gambar 4. 3 Hasil scalling

#### 4.2.2. Grayscale

Pada proses Grayscale citra merupakan citra digital yang hanya memiliki nilai kanal pada setiap pikselnya, dengan kata lain warna Grayscale hanya memiliki warna tingkat keabuan. Warna keabuan pada citra Grayscale yaitu warna dasar atau warna Red (merah), Green (hijau), dan Blue (biru) atau RGB yang memiliki intensitas yang sama. Intensitas pada citra Grayscale disimpan dalam *8 bit integer* yang memberikan 256 kemungkinan yang mana dimulai dari level 0 sampai dengan 255, artinya level 0 berarti warna hitam dan level 255 untuk warna putih.



Gambar 4. 4 Grayscale Level

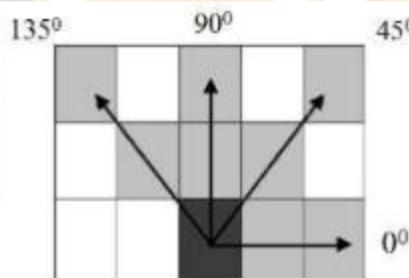
Citra Grayscale memberi kemungkinan warna yang lebih banyak dari pada citra biner, karena ada nilai-nilai lain diantara nilai minimum (biasanya = 0) dan nilai maksimum. Banyaknya kemungkinan minimum dan nilai maksimumnya bergantung pada jumlah bit yang digunakan ( Rafael dan Woods, 2002).

Pada tahapan proses ini adalah proses dimana perubahan gambar citra motif batik diubah menjadi gambar keabuan setelah dilakukan scaling. Hasil dari konversi citra menjadi citra keabuan dapat dilihat pada gambar 4.4.



Gambar 4. 5. Hasil konversi menjadi citra keabuan

Pada tahapan selanjutnya setelah dilakukan konversi menjadi citra keabuan yaitu menentukan arah sudut dari setiap citra yang akan digunakan untuk penelitian. Pengubahan arah sudut karena komponen utama dalam algoritma GLCM dan GLRLM adalah arah dan jarak antara dua piksel. Arah ketetanggaan yang mungkin antara dua buah piksel adalah  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  dan  $135^\circ$ . Dapat dilihat pada gambar 4.5.



Gambar 4. 6. Sudut dan arah sudut

Dalam ilmu yang mempelajari tentang citra digital atau dalam pengenalan suatu objek melalui citra digital, analisis tekstur merupakan hal yang sangat penting penggunaanya. Dengan adanya analisis tekstur, suatu citra dapat dibedakan atau

diklasifikasikan menurut jenisnya maupun karakteristik yang sudah disepakati atau ditentukan sebelumnya. Tekstur adalah karakteristik intrinsik dari suatu citra yang erat hubungannya dengan sebuah tingkat kekasaran (roughness), granularitas (granulation), dan keteraturan (regularity) dari susunan struktural piksel.

Analisis tekstur bekerja berdasarkan hubungan antar piksel yang mempunyai pola ketetanggaan dalam suatu citra digital. Ada beberapa syarat dalam terbentuknya suatu tekstur, yaitu:

1. Adanya pola-pola primitive yang terbentuk dari satu atau lebih piksel pada sebuah citra. Pola-pola yang terbentuk dapat berupa pola titik, garis lurus, garis lengkung, luasan dan lain-lain yang merupakan elemen dasar dalam sebuah bentuk.
2. Pola-pola primitive yang terbentuk muncul berulang-ulang dengan interval dan jarak atau arah tertentu. Dengan begitu sehingga pola-pola tersebut dapat diprediksi atau ditemukan karakteristik dalam pengulangannya.

Terdapat 2 pendekatan yang dapat digunakan dalam menganalisa tekstur dari suatu area, yaitu statistis dan struktural. Dalam pendekatan statistis mempertimbangkan bahwa intensitas dibangkitkan oleh medan acak dua dimensi. Contoh dalam metode statistis ini adalah run length, autokorelasi, co-occurrence, transformasi Fourier, frekuensi tepi, dan metode Law (pengukuran energi tekstur).

Sedangkan untuk pendekatan struktural adalah berkaitan dengan penyusunan bagian-bagian terkecil (primitif) suatu citra. Contoh dalam metode ini adalah model fractal.

#### 4.2.3. Ekstraksi Ciri

Proses Ekstraksi fitur yaitu proses untuk mendapatkan ciri utama yang terdapat pada citra. Citra yang telah diubah menjadi bentuk Grayscale akan menghasilkan matriks. Menurut Christiawan, P (2016) langkah langkah untuk mendapatkan fitur ekstrasi ciri dalam metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* adalah sebagai berikut:

1. Normalisasi suatu citra dengan mengubah rentang nilai intensitas pixel
2. Membuat area kerja matriks.
3. Menentukan hubungan spasial antara piksel refrensi dengan piksel tetangga dengan memberikan nilai untuk sudut ( $^{\circ}$ ), dan jarak (d).
4. Menghitung jumlah kookurensi matriks dan mengisikannya pada area kerja matriks.
5. Menjumlahkan matriks kookurensi dengan matriks transposennya untuk menjadikan matriks yang simetris.
6. Normalisasi matriks untuk mengubahnya ke bentuk probabilitas.
7. Setelah mendapatkan matriks kookurensi tersebut, kemudian dihitung analisa tekstur dengan menggunakan orde-kedua dengan menggunakan parameter seperti Korelasi, Kontras, Homogenitas, dan Energy.

Contoh penghitungan ekstraksi fitur secara manual dengan ukuran 4 x 4

$$\text{Pixel image} = \begin{bmatrix} 15 & 20 & 85 & 85 \\ 18 & 20 & 100 & 90 \\ 30 & 175 & 175 & 200 \\ 180 & 180 & 250 & 251 \end{bmatrix}$$

Langkah berikutnya adalah proses normalisasi citra dengan mengubah rentang nilai intensitas pixel citra dengan rumus min max normalization :

$$I_{i,j} = (I - \text{Min}) \frac{\text{newMax} - \text{newMin}}{\text{Max} - \text{Min}} + \text{newMin} \quad (5)$$

Dimana :

I = Nilai Pixel

Max = nilai maksimal I

Min = nilai minimal I

newMax = nilai baru maksimal

newMin = nilai baru minimal

dari contoh kasus diatas, dari pixer Grayscale terdiri dari 0 – 255 dan akan diubah rentang nilainya menjadi min 0 dan max 3 dengan menggunakan rumus min max normalization, yaitu sebagai berikut :

$$I_{1,1} = (15 - 0) \frac{3 - 0}{255 - 0} + 0 = 0,1764 = 0$$

$$I_{1,2} = (20 - 0) \frac{3 - 0}{255 - 0} + 0 = 0,2352 = 0$$

$$I_{1,3} = (85 - 0) \frac{3 - 0}{255 - 0} + 0 = 1$$

$$I_{3,2} = (175 - 0) \frac{3 - 0}{255 - 0} + 0 = 0,20588 = 2$$

Hasilnya sebagai berikut :

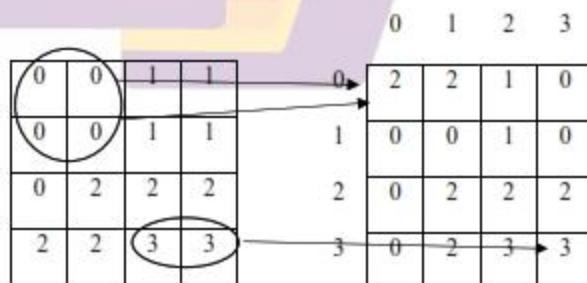
$$\begin{bmatrix} 15 & 20 & 85 & 85 \\ 18 & 20 & 100 & 90 \\ 30 & 175 & 175 & 200 \\ 180 & 180 & 250 & 251 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 3 & 3 \end{bmatrix}$$

Langkah kedua adalah membuat area kerja matriks, karena citra mempunyai empat arah, maka jumlah nilai pixel tetangga dan nilai pixel referensi pada area kerja matriks berjumlah empat. Berikut merupakan area kerja matriks :

Tabel 4. 1 Area matriks

	0	1	2	3
0	0,0	0,1	0,2	0,3
1	1,0	1,1	1,2	1,3
2	2,0	2,1	2,2	2,3
3	3,0	3,1	3,2	3,3

Langkah bertiga menentukan sudut ( $\theta$ ) dan jarak (d) untuk menentukan hubungan spasial antara pixel referensi dengan pixel tetangga, ditentukan dengan sudut ( $\theta$ ) =  $0^\circ$  dan jarak (d) = 1. Sudut orientasi menentukan arah hubungan pixel tetangga dari pixel pixel referensi. Orientasi sudut ( $\theta$ ) yaitu mengarahkan pada arah horizontal.



Gambar 4. 7 Hubungan spasial antar pixel

Pada area kerja matriks, angka 2 pada (0,0) mengartikan bahwa jumlah hubungan pasangan (0,0) pada matriks citra berjumlah 2 pasang, angka 1 pada (3,3) mengartikan bahwa pasangan pixel dengan hubungan (3,3) pada matriks citra berjumlah 1. Langkah berikutnya adalah menambahkan matriks kookurensi tersebut dengan matriks transpose agar mendapatkan matriks yang simetris.

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 3 & 3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}$$

Gambar 4. 8 Matriks Simetris

Selanjutnya proses mendapatkan matriks yang simetris, langkah berikutnya yaitu menormalisasikan matriks tersebut untuk mengubahnya ke bentuk probabilitas. Yaitu dengan cara masing masing sel dibagi dengan jumlah dari seluruh elemen spasial.

$$\begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 24 & 24 & 24 & 24 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 24 & 24 & 24 & 24 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 24 & 24 & 24 & 24 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \\ 24 & 24 & 24 & 24 \end{bmatrix} = \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 0,1667 & 0,0833 & 0,0416 & 0 \\ \hline 0,0833 & 0,1667 & 0 & 0 \\ \hline 0,0416 & 0 & 0,25 & 0,0416 \\ \hline 0 & 0 & 0,0416 & 0,0833 \\ \hline \end{array}$$

Gambar 4. 9 Normalisasi matriks dengan probabilitas

Setelah mendapatkan matriks kookurensi dari citra yang digunakan, maka dapat dihitung ciri yang merepresentasikan citra yang telah digunakan. Untuk ciri yang diekstraksi dari matriks kookurensi citra yang diamati menggunakan 4 fitur

yaitu, energy, homogenitas, korelasi, dan kontras. Korelasi menunjukkan ketergantungan linear Gray tone pada sebuah citra yang diamati. Menurut Dewi, R.K, dkk (2014) untuk  $P_{ij}$  merupakan distribusi probabilitas bersama dari pasangan piksel dengan tingkat keabuan  $i$  dan  $j$  dari matriks korelasi. Untuk adalah rata-rata dari nilai piksel dan merupakan standart deviasi.

Rumus-rumus untuk mencari nilai co-occurrence matriks dalam penghitungan fitur tekstur dapat dihitung dengan menggunakan rumus persamaan sebagai berikut:

#### 4.2.3.1 Energy

Energy digunakan untuk mengukur homogenitas sebuah citra, Dimana  $P_{(i,j)}$  menyatakan nilai pada baris  $i$  dan kolom  $j$  pada matriks korelasi.

Penghitungan manualnya dan data yang diperoleh dari hasil normalisasi dengan probabilitas dapat ditunjukkan pada tabel 4.2 berikut :

Tabel 4. 2 Matriks *Grayscale* untuk penghitungan *energy*

0,1667	0,0833	0,0416	0
0,0833	0,1667	0	0
0,0416	0	0,25	0,0416
0	0	0,0416	0,0833

$$Energy = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} P_{i,j}^2$$

$$Energy = 0,1667^2 + 0,0833^2 + 0,1667^2 + 0^2 + 0,0833^2 + \dots$$

$$\dots + 0,0416^2 + 0,0833^2$$

$$Energy = 0,1458$$

Tabel 4.3 merupakan hasil perhitungan dengan menggunakan rumus energy. Perhitungan dilakukan dengan menjumlahkan hasil keseluruhan perhitungan setiap baris dan kolom pada matriks probabilitas.

Tabel 4. 3. Penghitungan *energy*

	0	1	2	3
0	0.02778889	0.006939	0.001731	0
1	0.00693889	0.027789	0	0
2	0.00173056	0	0.0625	0.001731
3	0	0	0.001731	0.006939
Energy :	0.1458			

#### 4.2.3.2 Correlation

*Correlation* digunakan untuk menghitung keterkaitan piksel yang memiliki level keabuan  $i$  dengan piksel yang memiliki level keabuan  $j$ .

$$\text{Correlation} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)}{\sigma_i \sigma_j} p_{i,j}$$

Penghitungan manualnya seperti dibawah ini :

Tabel 4. 4 Matriks *Grayscale* untuk penghitungan *correlation*

0,1667	0,0833	0,0416	0
0,0833	0,1667	0	0
0,0416	0	0,25	0,0416
0	0	0,0416	0,0833

Berikut contoh perhitungan ekstraksi ciri correlation dengan menggunakan Ms.Excel. Untuk mendapatkan hasil dari fitur ciri correlation perlu didapatkan hasil dari mean ( $\mu_i$ ), varian ( $\sigma_i^2$ ) dan standart deviasi ( $\sigma_i$ ). Berikut perhitungan untuk mendapatkan ketiga nilai tersebut:

$$\text{Correlation} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)}{\sigma_i \sigma_j} p_{i,j}$$

**Mean :**

$$\begin{aligned}\mu i &= (1 * 0,1667) + (1 * 0,0833) + \dots + (2 * 0,0833) + (2 * \\&0,1667) \dots + (3 * 0,0416) + (3 * 0) \dots + (4 * 0,0416) + (4 * 0,0833)\end{aligned}$$

$$\mu i = 2.2908$$

$$\begin{aligned}\mu j &= (1 * 0,1667) + (1 * 0,0833) + \dots + (2 * 0,1667) + (2 * \\&0) \dots + (3 * 0,0416) + (3 * 0) \dots + (4 * 0,0416) + (4 * 0,0833)\end{aligned}$$

$$\mu j = 2.2908$$

**Varian :**

$$\begin{aligned}\sigma i^2 &= ((1 - 2.2908)^2 * 0,1667) + ((1 - 2.2908)^2 * \\&0,0833) + \dots + ((2 - 2.2908)^2 * 0,0833) + ((2 - 2.2908)^2 * \\&0,1667) \dots + ((3 - 2.2908)^2 * 0,0416) + ((3 - 2.2908)^2 * \\&0) \dots + ((4 - 2.2908)^2 * 0,0833)\end{aligned}$$

$$\sigma i^2 = 2.4904$$

$$\begin{aligned}\sigma j^2 &= ((1 - 2.2908)^2 * 0,1667) + ((1 - 2.2908)^2 * \\&0,0833) + \dots + ((2 - 2.2908)^2 * 0,0833) + ((2 - 2.2908)^2 * \\&0,1667) \dots + ((3 - 2.2908)^2 * 0,0416) + ((3 - 2.2908)^2 * \\&0) \dots + ((4 - 2.2908)^2 * 0,0416) + ((4 - 2.2908)^2 * 0,0833)\end{aligned}$$

$$\sigma j^2 = 2.4904$$

*Standart Deviasi :*

$$\sigma i = \sqrt{\sigma i^2} = \sqrt{2.4904} = 1.5781$$

$$\sigma j = \sqrt{\sigma j^2} = \sqrt{2.4904} = 1.5781$$

*Correlation =*

$$\frac{(1 - 2.2908)(1 - 2.2908)(0,1667)}{1.5781 * 1.5781} +$$

$$\frac{(1 - 2.2908)(1 - 2.2908)(0,1667)}{1.5781 * 1.5781} + \dots$$

$$+ \frac{(3 - 2.2908)(1 - 2.2908)(0,0416)}{1.5781 * 1.5781} + \dots$$

$$\dots + \frac{(4 - 2.2908)(1 - 2.2908)(0,0833)}{1.5781 * 1.5781}$$

$$\text{Correlation} = 0,4527$$

Tabel 4. 5. Hasil penghitungan *correlation*

	1	2	3	4
1	0.27775	0.13879	0.06931	0
2	0.014088	0.02819	0	0
3	0.06277	0	0.37722	0.06277
4	0	0	0.48612	0.9734

Gambar 4.5 merupakan hasil dari perhitungan menggunakan rumus correlation yang sebelumnya telah didapatkan nilai mean ( $\mu i$ ), varian ( $\sigma i^2$ ) dan standart deviasi ( $\sigma i$ ).

#### 4.2.3.3 Homogeneity

*Homogeneity* atau *Inverse Different Moment* (IDM) digunakan untuk mengukur homogenitas citra dengan level keabuan sejenis.

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} \frac{1}{1 + (i-j)^2} P_{i,j}$$

Berikut contoh perhitungan ekstraksi ciri homogeneity dengan menggunakan Ms.Excel.

$$\begin{aligned}\text{Homogeneity} &= \frac{0.1667}{1 + |1 - 1|} + \frac{0.0833}{1 + |1 - 2|} + \frac{0.0416}{1 + |1 - 3|} + \dots \\ &\dots + \frac{0.0833}{1 + |2 - 1|} + \frac{0.1667}{1 + |2 - 2|} + \frac{0}{1 + |2 - 3|} + \dots \\ &\dots + \frac{0.0416}{1 + |3 - 1|} + \frac{0}{1 + |3 - 2|} + \frac{0.25}{1 + |3 - 3|} + \dots \\ &\dots + \frac{0}{1 + |4 - 2|} + \frac{0.0416}{1 + |4 - 3|} + \frac{0.0833}{1 + |4 - 4|}\end{aligned}$$

$$\text{Homogeneity} = 0,9483$$

Tabel 4. 6. Hasil penghitungan *homogeneity*

	1	2	3	4
1	0.27775	0.13879	0.06931	0
2	0.014088	0.02819	0	0
3	0.06277	0	0.37722	0.06277
4	0	0	0.48612	0.9734

Gambar 4.6 merupakan hasil perhitungan dengan menggunakan rumus homogeneity. Perhitungan dilakukan dengan menjumlahkan hasil perhitungan keseluruhan setiap baris dan kolom pada matriks probabilitas.

#### 4.2.3.4 Contrast

*Contrast* digunakan untuk mengukur variasi pasangan tingkat keabuan dalam sebuah citra.

$$\text{Contrast} = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i - j)^2 p_{i,j}$$

Berikut contoh perhitungan ekstraksi ciri contrast dengan menggunakan Ms.Excel

$$\begin{aligned}\text{Contrast} &= (|1 - 1|^2 * 0.1667) + (|1 - 2|^2 * 0.1667) \dots \\ &\dots + (|2 - 2|^2 * 0.1667) + (|2 - 3|^2 * 0.1667) + \dots \\ &\dots + (|3 - 1|^2 * 0.1667) + (|1 - 2|^2 * 0.1667) + \dots \\ &\dots + (|4 - 4|^2 * 0.1667)\end{aligned}$$

$$\text{Contrast} = 0,7498$$

Pada perhitungan diatas menggunakan rumus contrast. Perhitungan dilakukan dengan menjumlahkan hasil perhitungan keseluruhan setiap baris dan kolom pada matriks probabilitas.

#### 4.2.3.5 Short Run Emphasis (SRE)

*Short runs emphasis* sangat bergantung pada banyaknya *short run* dan diharapkan bernilai kecil pada tekstur halus dan bernilai besar pada terkstur kasar.

Berikut contoh perhitungan ekstraksi ciri contrast dengan menggunakan penghitungan manual.

Tabel 4. 7. Matriks *Grayscale* untuk penghitungan SRE

Gray level (i)	Run length (j)				g(i   0)
	1	2	3	4	
1	5	3	0	1	9
2	3	0	0	0	3
3	8	1	0	0	9
4	4	0	0	0	4
r(j   0)	20	4	0	1	S = 25

$$SRE = \sum_{l=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{p(i,j)/s}{j^2} = \sum_{j=1}^n \frac{r(j)/s}{j^2}$$

$$SRE = \left(\frac{20/25}{1^2}\right) + \left(\frac{4/25}{2^2}\right) + \left(\frac{0/25}{3^2}\right) + \left(\frac{1/25}{4^2}\right) = 0,856$$

#### 4.2.3.6 Long Run Emphasis (LRE)

*Long run emphasis (LRE)* mengukur distribusi long run. LRE sangat bergantung pada banyaknya long run dan diharapkan bernilai besar pada tekstur halus dan bernilai kecil pada tekstur kasar.

Berikut contoh perhitungan ekstraksi ciri *Long Run Emphasis* dengan menggunakan penghitungan manual.

Tabel 4. 8. Matriks *Grayscale* untuk penghitungan LRE

Gray level (i)	Run length (j)				g(i   0)
	1	2	3	4	
1	5	3	0	1	9
2	3	0	0	0	3
3	8	1	0	0	9
4	4	0	0	0	4
r(j   0)	20	4	0	1	S = 25

$$LRE = \sum_{l=1}^M \sum_{j=1}^N j2p(i,j)/s = \sum_{j=1}^N r(j)j2/s$$

$$LRE = \left(\frac{20.1^2}{25}\right) + \left(\frac{4.1^2}{25}\right) + \left(\frac{0.1^2}{25}\right) + \left(\frac{1.1^2}{25}\right) = 4,865$$

#### 4.2.3.7 Gray Level Non-Uniformity (GLN)

*Gray level non-uniformity* (GLN) mengukur persamaan nilai derajat keabuan diseluruh citra dan diharapkan bernilai kecil jika nilai derajat keabuan serupa di seluruh citra.

Berikut contoh perhitungan ekstraksi ciri *Gray Level Non-Uniformity* dengan menggunakan penghitungan manual.

Tabel 4. 9. Matriks *Grayscale* untuk penghitungan GLN

Gray level (i)	Run length (j)				g(i   θ)
	1	2	3	4	
1	5	3	0	1	9
2	3	0	0	0	3
3	8	1	0	0	9
4	4	0	0	0	4
r(j   θ)	20	4	0	1	S = 25

$$GLN = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N j2p(i,j)/s = \sum_{j=1}^N r(j)j2/s$$

$$GLN = \left(\frac{5^2}{25}\right) + \left(\frac{3^2}{25}\right) + \left(\frac{8^2}{25}\right) + \left(\frac{4^2}{25}\right) + \left(\frac{3^2}{25}\right) + 0 + \left(\frac{1^2}{25}\right) \dots + \left(\frac{1^2}{25}\right) + 0 =$$

$$GLN = 5,7598$$

#### 4.2.3.8 Run Length Non-Uniformity (RLN)

*Run length non-uniformity (RLN)* mengukur persamaan panjangnya run diseluruh citra dan diharapkan bernilai kecil jika panjangnya run serupa di seluruh citra.

Berikut contoh perhitungan ekstraksi ciri *Run length non-uniformity* dengan menggunakan penghitungan manual.

Tabel 4. 10. Matriks *Grayscale* untuk penghitungan RLN

Gray level (i)	Run length (j)				$g(i   0)$
	1	2	3	4	
1	5	3	0	1	9
2	3	0	0	0	3
3	8	1	0	0	9
4	4	0	0	0	4
$r(j   0)$	20	4	0	1	$S = 25$

$$LRN = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N j2p(i,j)/s = \sum_{j=1}^N r(j)j2/s$$

$$LRN = \left(\frac{20^2}{25}\right) + \left(\frac{4^2}{25}\right) + \left(\frac{0^2}{25}\right) + \left(\frac{1^2}{25}\right) = 16.28$$

#### 4.2.3.9 Run Percentage (RP)

*Run percentage (RP)* mengukur keserbasamaan dan distribusi run dari sebuah citra pada arah tertentu. RP bernilai paling besar jika panjangnya run adalah 1 untuk semua derajat keabuan pada arah tertentu.

Berikut contoh perhitungan ekstraksi ciri *Run percentage* dengan menggunakan penghitungan manual.

Tabel 4. 11. Matriks *Grayscale* untuk penghitungan RP

Gray level (i)	Run length (j)				$g(i   \theta)$
	1	2	3	4	
1	5	3	0	1	9
2	3	0	0	0	3
3	8	1	0	0	9
4	4	0	0	0	4
$r(j   \theta)$	20	4	0	1	$S = 25$

$$RP = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{p(i,j)}{n} = \sum_{j=1}^N \frac{r(j)}{n}$$

$$RP = \left(\frac{20}{16}\right) + \left(\frac{4}{16}\right) + \left(\frac{0}{16}\right) + \left(\frac{1}{16}\right) = 0,7582$$

Tahapan selanjutnya yaitu proses ekstraksi fitur untuk mencari nilai-nilai fitur pada algoritma GLCM dan GLRLM. Source code matlab yang digunakan pada proses ekstraksi fitur adalah sebagai berikut:

```
function [out] = GLCM_Features1(glcm_in,pairs)
for k = 1:size_glcm_3 % number glcms
    glcm_sum(k) = sum(sum(glcm(:,:,k)));
    glcm(:,:,k) = glcm(:,:,k)./glcm_sum(k); % Normalize each glcm
    glcm_mean(k) = mean2(glcm(:,:,k)); % compute mean after norm
    glcm_var(k) = (std2(glcm(:,:,k)))^2;

    for i = 1:size_glcm_1
        for j = 1:size_glcm_2
            out.contr(k) = out.contr(k) + (abs(i - j))^2.*glcm(i,j,k); % ekstraksi contrast

            out.energ(k) = out.energ(k) +
            (glcm(i,j,k).^2); % ekstraksi energy

            out.entro(k) = out.entro(k) -
            (glcm(i,j,k)*log(glcm(i,j,k) + eps)); % ekstraksi entropy
        end
    end
end
```

```

    out.homom(k) = out.homom(k) + (glcm(i,j,k)/( 1 + abs(i-j)
)); % ekstraksi homogeneity

end
end
out.maxpr(k) = max(max(glcm(:,:,k)));
end

```

Source code diatas digunakan untuk mencari nilai ekstraksi fitur pada citra menggunakan algoritma GLCM. Ekstraksi fitur pada source code diatas untuk mendapatkan nilai ekstraksi *contrast*, *energy*, *entropy* dan *homogeneity*.

Pada algoritma GLRLM dilakukan pula proses mencari nilai ekstraksi fitur pada citra. Ekstraksi fitur yang dilakukan untuk mencari nilai ekstraksi *Short Run Emphasis (sre)*, *Long run emphasis (lre)*, *Gray level non-uniformity (gln)*, *Run percentage (rp)*, dan *Run length non-uniformity (rln)*.

Source code matlab yang digunakan untuk ekstraksi fitur dengan algoritma GLRLM adalah sebagai berikut :

```

for j=1:p
    for k=1:q-dist1
        mc=mc+1;
        g=newim2(j,k);
        f=newim2(j,k+dist1);
        if (g==f) & (g~=0)
            count=count+1;
            c=count;
            col=count;
            maxcount(mc)=count;
        end
    end
end

```

```

    else grl(g,c)=grl(g,c)+1;col=1;
        count=1;
        c=1;
    end
end
grl(f,col)=grl(f,col)+1;
count=1;
c=1;
end
I=(mx:mn); m=grl(mn:mx,:); ml=m';
maxrun=max(max(maxcount));
S=0; G(gl)=0; R(q)=0;
for u=1:gl
    for v=1:q
        G(u)=G(u)+m(u,v);
        S=S+m(u,v);
    end
end
for ul=1:q
    for vl=1:gl
        R(ul)=R(ul)+ml(ul,vl);
    end
end
[dim,diml]=size(G);
SRE=0; LRE=0; GLN=0; RLN=0; RP=0; LGRE=0; HGRE=0;

for h1= 1:maxrun
    SRE=SRE+(R(h1)/(h1*h1));
    LRE=LRE+(R(h1)*(h1*h1));
    RLN=RLN+(R(h1)*R(h1));
    RP=RP+R(h1);
end
SRE1=SRE/S; LRE1=LRE/S; RLN1=RLN/S;
RP1=RP/n;
for h2=1:gl
    GLN=(GLN+G(h2)^2);
    LGRE=LGRE+(G(h2)/(h2*h2));
    HGRE=HGRE+(h2*h2)*G(h2);
end
GLN1=GLN/S; LGRE1=LGRE/S; HGRE1=HGRE/S;
clc

```

Proses selanjutnya yaitu mendapatkan nilai nilai GLCM dan GLRLM serta melakukan beberapa pengujian untuk mendapatkan nilai konsistenitas. Pada penghitungan ekstraksi citra ini akan digunakan pedoman untuk proses klasifikasi menggunakan *K-Nearest Neighbor*. Nilai ekstraksi citra dapat ditunjukan pada tabel 4.12 dibawah.

Tabel 4.12 Nilai ekstraksi citra pada algoritma GLCM dan GLRLM

IMG	GLCM	Sudut				LABEL	
		0°	45°	90°	135°		
img_pjrt_(1).jpg	Contrast	3,8003	2,3493	3,4726	2,2233	Batik Parijortho	
	Correlation	0,5746	0,7272	0,6075	0,7416		
	Energy	0,0400	0,0743	0,0421	0,0755		
	Homogeneity	0,5777	0,6746	0,5858	0,6784		
	GLRLM	Sudut					
		0°	45°	90°	135°		
		SRE	0,3119	0,2626	0,2772	0,2492	
		LRE	119,6663	305,0172	123,8646	208,2321	
		GLN	3,021,098	2,100,191	3,132,816	2,478,453	
		RLN	742,7775	380,6484	744,9196	486,3399	
img_pjrt_(2).jpg	GLCM	Sudut				Batik Parijortho	
		0°	45°	90°	135°		
		Contrast	1,7005	1,0658	1,8517	1,1387	
		Correlation	0,4701	0,7531	0,4232	0,7363	
	GLRLM	Sudut					
		0°	45°	90°	135°		
		SRE	0,3219	0,2686	0,3281	0,2693	
		LRE	262,7343	247,1937	171,8167	323,0318	
		GLN	2,563,825	2,178,120	2,761,782	2,027,749	
		RLN	630,8783	408,5532	685,5742	381,9222	
img_pjrt_(3).jpg	GLCM	Sudut				Batik Parijortho	
		0°	45°	90°	135°		
		Contrast	0,8088	0,7952	0,9387	0,6051	
		Correlation	0,9267	0,9337	0,9149	0,9495	
	GLRLM	Sudut					
		0°	45°	90°	135°		
		SRE	0,3877	0,3450	0,4254	0,3698	
		LRE	70,8187	168,9690	73,9195	161,6750	
		GLN	2,289,566	1,533,584	2,498,435	1,662,801	
		RLN	783,1249	396,7669	995,8315	499,2462	
		RP	0,2035	0,1361	0,2220	0,1477	

Tabel 4. 12 (Lanjutan)

IMG	GLCM	Sudut				LABEL	
		0°	45°	90°	135°		
img_pjrt_(4).jpg	Contrast	3,4503	2,0134	3,2392	1,9608	Batik Parijortho	
	Correlation	0,4296	0,6523	0,4657	0,6612		
	Energy	0,0355	0,0661	0,0362	0,0666		
	Homogeneity	0,5747	0,6786	0,5795	0,6828		
	GLRLM	Sudut					
		0°	45°	90°	135°		
		SRE	0,3276	0,2734	0,3665	0,2971	
		LRE	76,3481	214,5568	196,7045	252,5264	
		GLN	3,829,505	2,706,184	3,031,375	2,287,799	
		RLN	1,089,386	626,6476	925,5966	487,3107	
	RP	0,1915	0,1352	0,1515	0,1143		
img_pjrt_(5).jpg	GLCM	Sudut				Batik Parijortho	
		0°	45°	90°	135°		
		Contrast	2,8150	2,0940	2,7211	1,8038	
		Correlation	0,6754	0,8052	0,6862	0,8322	
	GLRLM	Sudut					
		0°	45°	90°	135°		
		SRE	0,1942	0,1825	0,1982	0,1888	
		LRE	107,8456	179,2674	117,4694	172,2742	
		GLN	2,947,917	2,547,481	2,858,571	2,728,327	
		RLN	567,5938	468,9776	534,7476	588,3148	
	RP	0,1474	0,1273	0,1429	0,1364		
img_pjrt_(6).jpg	GLCM	Sudut				Batik Parijortho	
		0°	45°	90°	135°		
		Contrast	3,9437	2,2119	4,1894	2,4112	
		Correlation	0,4473	0,6636	0,4142	0,6329	
	GLRLM	Sudut					
		0°	45°	90°	135°		
		SRE	0,1635	0,1511	0,1699	0,1424	
		LRE	194,4864	619,4172	313,6173	1,075,993	
		GLN	2,138,573	1,655,828	1,954,510	1,382,644	
		RLN	277,1726	236,6294	253,5894	177,0972	
	RP	0,1069	0,0827	0,0977	0,0689		

Tabel 4. 12 (Lanjutan)

IMG	GLCM	Sudut				LABEL	
		0°	45°	90°	135°		
img_pjrt_(7).jpg	Contrast	2,0369	1,7030	2,2029	1,4305	Batik Parijortho	
	Correlation	0,8008	0,8331	0,7846	0,8598		
	Energy	0,0524	0,0863	0,0509	0,0909		
	Homogeneity	0,6389	0,6998	0,6299	0,7146		
	GLRLM	Sudut					
		0°	45°	90°	135°		
		SRE	0,1063	0,0818	0,095	0,0866	
		LRE	218,124	1730,2489	453,2277	2169,0476	
		GLN	2072,4638	957,7521	1689,8931	973,7849	
		RLN	268,5396	90,5651	208,9206	118,092	
	RP	0,1036	0,0476	0,0844	0,0483		
		0°	45°	90°	135°		
img_pjrt_(8).jpg	GLCM	Sudut				Batik Parijortho	
		0°	45°	90°	135°		
		Contrast	3,1979	2,0963	2,9983	1,8789	
		Correlation	0,4539	0,6445	0,4869	0,6811	
		Energy	0,0421	0,0688	0,0435	0,0699	
	GLRLM	Sudut					
		0°	45°	90°	135°		
		SRE	0,2555	0,2818	0,3305	0,2672	
		LRE	68,2688	123,4433	48,2250	191,9651	
		GLN	3,724,548	3,414,521	4,685,025	2,724,005	
	RP	898,2171	893,4501	1,510,874	581,9681		
		0,1862	0,1707	0,2343	0,1362		
img_pjrt_(9).jpg	GLCM	Sudut				Batik Parijortho	
		0°	45°	90°	135°		
		Contrast	3,1935	2,1528	3,2540	2,3393	
		Correlation	0,7281	0,8092	0,7231	0,7926	
		Energy	0,0655	0,1228	0,0645	0,1214	
	GLRLM	Sudut					
		0°	45°	90°	135°		
		SRE	0,2309	0,2387	0,2507	0,2372	
		LRE	104,8365	329,2060	84,2922	343,8034	
		GLN	3,244,540	2,383,088	3,611,134	2,401,117	
	RP	742,8382	512,3861	927,6306	516,8804		
		0,1622	0,1191	0,1805	0,1200		

Tabel 4. 12 (Lanjutan)

IMG	GLCM	Sudut				LABEL	
		0°	45°	90°	135°		
img_pnit_(10).jpg	Contrast	0,8589	0,8626	1,0345	0,7044	Batik Parijotho	
	Correlation	0,9162	0,9252	0,8991	0,9389		
	Energy	0,0782	0,1024	0,0751	0,1041		
	Homogeneity	0,7778	0,8082	0,7722	0,8099		
	GLRLM	Sudut					
		0°	45°	90°	135°		
	SRE	0,3053	0,2512	0,2866	0,2866		
	LRE	56,6157	106,1182	73,1141	73,1141		
	GLN	4,104,047	3,164,114	3,697,097	3,697,097		
	RLN	1,155,064	694,6312	938,3860	938,3860		
	RP	0,2052	0,1582	0,1848	0,1848		
img_slk_(1).jpg	GLCM	Sudut				Batik Salak Pondoh	
		0°	45°	90°	135°		
	Contrast	1,2693	0,7310	1,2000	0,7484		
	Correlation	0,5320	0,7801	0,5595	0,7750		
	Energy	0,0816	0,0934	0,0838	0,0944		
	Homogeneity	0,7162	0,7843	0,7237	0,7884		
	GLRLM	Sudut					
		0°	45°	90°	135°		
	SRE	0,3328	0,2933	0,3216	0,3080		
	LRE	130,9838	138,6330	145,1855	160,5063		
	GLN	3,459,166	3,226,401	3,374,019	3,014,279		
	RLN	1,047,430	904,7564	1,087,189	836,9144		
	RP	0,1729	0,1613	0,1687	0,1507		
img_slk_(2).jpg	GLCM	Sudut				Batik Salak Pondoh	
		0°	45°	90°	135°		
	Contrast	2,0928	1,2766	1,7492	1,2630		
	Correlation	0,7356	0,8052	0,7786	0,8070		
	Energy	0,1994	0,2843	0,2105	0,2837		
	Homogeneity	0,7792	0,8305	0,7960	0,8304		
	GLRLM	Sudut					
		0°	45°	90°	135°		
	SRE	0,3559	0,3320	0,3865	0,3332		
	LRE	57,1022	79,0678	55,4682	78,7407		
	GLN	2,041,303	1,896,792	2,290,531	1,959,590		
	RLN	644,3727	592,7404	874,5180	679,3384		
	RP	0,2082	0,1934	0,2337	0,1999		

Tabel 4. 12 (Lanjutan)

IMG	GLCM	Sudut				LABEL	
		0°	45°	90°	135°		
img_slk_(3).jpg	Contrast	1,8139	1,1819	1,7837	1,1170	Batik Salak Pondoh	
	Correlation	0,5358	0,7464	0,5443	0,7608		
	Energy	0,0628	0,0745	0,0626	0,0748		
	Homogeneity	0,6517	0,7248	0,6538	0,7314		
	GLRLM	Sudut					
		0°	45°	90°	135°		
		SRE	0,1369	0,1272	0,2196	0,0743	
		LRE	3,239,758	13,995,57	1,066,335	12,205,77	
		GLN	646,9194	277,6320	1,199,403	310,6703	
		RLN	49,8964	32,4304	168,3848	38,3584	
	RP	0,0316	0,0120	0,0599	0,0140		
		0°	45°	90°	135°		
img_slk_(4).jpg	IMG	Sudut				LABEL	
		0°	45°	90°	135°		
		Contrast	0,3093	0,2438	0,2818	0,2298	
		Correlation	0,6947	0,7849	0,7219	0,7971	
	GLRLM	Sudut					
		0°	45°	90°	135°		
		SRE	0,2661	0,2680	0,2831	0,2411	
		LRE	98,1197	256,1779	63,5542	259,9005	
		GLN	3,392,363	2,846,0250	3,995,931	2,736,8431	
		RLN	817,1631	740,5399	1,032,305	607,1634	
	RP	0,1696	0,1422	0,1998	0,1368		
		0°	45°	90°	135°		
img_slk_(5).jpg	IMG	Sudut				LABEL	
		0°	45°	90°	135°		
		Contrast	2,3615	1,4428	2,3113	1,5288	
		Correlation	0,4452	0,6438	0,4568	0,6227	
	GLRLM	Sudut					
		0°	45°	90°	135°		
		SRE	0,1830	0,1189	0,2185	0,1270	
		LRE	664,9936	817,3567	419,6069	329,7337	
		GLN	1,572,124	1,299,5094	1,974,585	1,686,3138	
		RLN	213,1603	140,7715	285,7634	165,9822	
	RP	0,0786	0,0650	0,0987	0,0843		
		0°	45°	90°	135°		

#### 4.2.4. Klasifikasi dengan K-Nearest Neighbor (K-NN)

Proses Klasifikasi dengan *K-Nearest Neighbor* merupakan proses klasifikasi terhadap sekumpulan data berdasarkan data yang sudah terkласifikasi. Proses ini memiliki tujuan agar dapat memprediksi kelas dari objek yang sudah diberikan label. Cara kerja dari klasifikasi *K-Nearest Neighbor* yaitu dengan mencari kelompok K objek dalam data latih dengan pendekatan nilai yang paling dekat atau mirip dengan data baru atau data uji. Klasifikasi ini hanya berdasarkan jarak terpendek yang didapatkan menggunakan *Euclidean Distance*. Langkah langkah untuk melakukan klasifikasi yaitu dengan menentukan nilai k terlebih dahulu dengan parameter bernilai ganjil, misal 1,3,5,7,9,11. Selanjutnya menghitung jarak nilai antara data latih dengan data uji menggunakan rumus perhitungan jarak *Euclidean Distance*.

$$\text{Euclidean Distance} = \sqrt{\sum_{k=1}^n |(X_{ik} - X_{jk})|^2}$$

Hasil dari proses ekstraksi fitur dapat dilihat pada tabel 4.13 penggabungan ekstraksi fitur GLCM maupun GLRLM dibawah ini.

Tabel 4. 13 Penggabungan ekstraksi fitur GLCM maupun GLRLM

IMG	GLCM	Sudut				GLRLM	Sudut				LABEL
		0°	45°	90°	135°		0°	45°	90°	135°	
img_prjt_(1).jpg	Contrast	3,800	2,349	3,473	2,223	SRE	0,312	0,263	0,277	0,249	Batik Parijortho
	Correlation	0,575	0,727	0,607	0,742	LRE	119,666	305,017	123,865	208,232	
	Energy	0,040	0,074	0,042	0,076	GLN	3,021,098	2,100,191	3,132,817	2,478,453	
	Homogeneity	0,578	0,675	0,586	0,678	RLN	742,778	380,648	744,920	486,340	
						RP	0,151	0,105	0,157	0,124	
img_prjt_(2).jpg	IMG	Sudut				GLRLM	Sudut				LABEL
		0°	45°	90°	135°		0°	45°	90°	135°	
	Contrast	1,701	1,066	1,852	1,139	SRE	0,322	0,269	0,328	0,269	Batik Parijortho
	Correlation	0,470	0,753	0,423	0,736	LRE	262,734	247,194	171,817	323,032	
	Energy	0,076	0,087	0,074	0,086	GLN	2,563,826	2,178,120	2,761,783	2,027,749	
img_prjt_(3).jpg	Homogeneity	0,674	0,751	0,665	0,744	RLN	630,878	408,553	685,574	381,922	Batik Parijortho
						RP	0,128	0,109	0,138	0,101	
	IMG	Sudut				GLRLM	Sudut				LABEL
		0°	45°	90°	135°		0°	45°	90°	135°	
	Contrast	0,809	0,795	0,939	0,605	SRE	0,388	0,345	0,425	0,370	Batik Parijortho
	Correlation	0,927	0,934	0,915	0,950	LRE	70,819	168,969	73,920	161,675	
	Energy	0,081	0,122	0,078	0,124	GLN	2,289,566	1,533,584	2,498,436	1,662,801	
	Homogeneity	0,794	0,825	0,785	0,829	RLN	783,125	396,767	995,832	499,246	
						RP	0,204	0,136	0,222	0,148	
	IMG	Sudut				GLRLM	Sudut				LABEL
		0°	45°	90°	135°		0°	45°	90°	135°	
	Contrast	3,450	2,013	3,239	1,961	SRE	0,328	0,273	0,367	0,297	

Tabel 4. 13 (Lanjutan)

	Correlation	0,430	0,652	0,466	0,661	LRE	76,348	214,557	196,705	252,526	Batik Parijortho	
	Energy	0,035	0,066	0,036	0,067	GLN	3,829,506	2,706,185	3,031,375	2,287,800		
	Homogeneity	0,575	0,679	0,579	0,683	RLN	1,089,386	626,648	925,597	487,311		
						RP	0,192	0,135	0,152	0,114		
	IMG	GLCM	Sudut				GLRLM	Sudut				
img_prjt_(5).jpg			0°	45°	90°	135°		0°	45°	90°	135°	LABEL
Contrast	2,815	2,094	2,721	1,804	SRE	0,194	0,183	0,198	0,189			
Correlation	0,675	0,805	0,686	0,832	LRE	107,846	179,267	117,469	172,274			
Energy	0,043	0,057	0,044	0,059	GLN	2,947,918	2,547,481	2,858,571	2,728,327			
Homogeneity	0,638	0,703	0,643	0,718	RLN	567,594	468,978	534,748	588,315			
img_prjt_(6).jpg	IMG	GLCM	Sudut				GLRLM	Sudut				LABEL
			0°	45°	90°	135°		0°	45°	90°	135°	
	Contrast	3,944	2,212	4,189	2,411	SRE	0,164	0,151	0,170	0,142	Batik Parijortho	
	Correlation	0,447	0,664	0,414	0,633	LRE	194,486	619,417	313,617	1,075,994		
	Energy	0,064	0,087	0,063	0,086	GLN	2,138,573	1,655,829	1,954,510	1,382,644		
img_prjt_(7).jpg	IMG	GLCM	Sudut				GLRLM	Sudut				LABEL
			0°	45°	90°	135°		0°	45°	90°	135°	
	Contrast	2,037	1,703	2,203	1,431	SRE	0,106	0,082	0,095	0,087	Batik Parijortho	
	Correlation	0,801	0,833	0,785	0,860	LRE	218,124	1,730,249	453,228	2,169,048		
	Energy	0,052	0,086	0,051	0,091	GLN	2,072,464	957,752	1,689,893	973,785		
			Homogeneity				RLN	RP				
								0,104	0,048	0,084	0,048	

Tabel 4. 13 (Lanjutan)

IMG	GLCM	Sudut				GLRLM	Sudut				LABEL
		0°	45°	90°	135°		0°	45°	90°	135°	
img_prjt_(8).jpg	Contrast	3,198	2,096	2,998	1,879	SRE	0,256	0,282	0,331	0,267	Batik Parijoho
	Correlation	0,454	0,645	0,487	0,681	LRE	68,269	123,443	48,225	191,965	
	Energy	0,042	0,069	0,044	0,070	GLN	3,724,549	3,414,521	4,685,026	2,724,006	
	Homogeneity	0,599	0,688	0,608	0,699	RLN	898,217	893,450	1,510,875	581,968	
						RP	0,186	0,171	0,234	0,136	
img_prjt_(9).jpg	IMG	Sudut				GLRLM	Sudut				LABEL
		0°	45°	90°	135°		0°	45°	90°	135°	
	Contrast	3,194	2,153	3,254	2,339	SRE	0,231	0,239	0,251	0,237	Batik Parijoho
	Correlation	0,728	0,809	0,723	0,793	LRE	104,837	329,206	84,292	343,803	
	Energy	0,066	0,123	0,065	0,121	GLN	3,244,541	2,383,088	3,611,134	2,401,118	
img_prjt_(10).jpg	Homogeneity	0,632	0,706	0,629	0,696	RLN	742,838	512,386	927,631	516,880	Batik Parijoho
						RP	0,162	0,119	0,181	0,120	
	IMG	Sudut				GLRLM	Sudut				LABEL
		0°	45°	90°	135°		0°	45°	90°	135°	
	Contrast	0,859	0,863	1,035	0,704	SRE	0,305	0,251	0,287	0,287	Batik Parijoho
	Correlation	0,916	0,925	0,899	0,939	LRE	56,616	106,118	73,114	73,114	
	Energy	0,078	0,102	0,075	0,104	GLN	4,104,048	3,164,114	3,697,098	3,697,098	
	Homogeneity	0,778	0,808	0,772	0,810	RLN	1,155,064	694,631	938,386	938,386	
						RP	0,205	0,158	0,185	0,185	
img_slk_(1).jpg	IMG	Sudut				GLRLM	Sudut				LABEL
		0°	45°	90°	135°		0°	45°	90°	135°	
	Contrast	1,269	0,731	1,200	0,748	SRE	0,333	0,293	0,322	0,308	
	Correlation	0,532	0,780	0,560	0,775	LRE	130,984	138,633	145,186	160,506	

Tabel 4. 13 (Lanjutan)

	Energy	0,082	0,093	0,084	0,094	GLN	3.459,167	3.226,402	3.374,019	3.014,279	Batik Salak Pondoh
	Homogeneity	0,716	0,784	0,724	0,788	RLN	1.047,431	904,756	1.087,189	836,914	
						RP	0,173	0,161	0,169	0,151	
IMG	GLCM	Sudut				GLRLM	Sudut				LABEL
		0°	45°	90°	135°		0°	45°	90°	135°	
img_slk_(2).jpg	Contrast	2,093	1,277	1,749	1,263	SRE	0,356	0,332	0,387	0,333	Batik Salak Pondoh
	Correlation	0,736	0,805	0,779	0,807	LRE	57,102	79,068	55,468	78,741	
	Energy	0,199	0,284	0,211	0,284	GLN	2,041,304	1,896,793	2,290,532	1,959,590	
	Homogeneity	0,779	0,830	0,796	0,830	RLN	644,373	592,740	874,518	679,338	
						RP	0,208	0,193	0,234	0,200	
IMG	GLCM	Sudut				GLRLM	Sudut				LABEL
		0°	45°	90°	135°		0°	45°	90°	135°	
img_slk_(3).jpg	Contrast	1,814	1,182	1,784	1,117	SRE	0,137	0,127	0,220	0,074	Batik Salak Pondoh
	Correlation	0,536	0,746	0,544	0,761	LRE	3,239,758	13,995,572	1,066,336	12,205,778	
	Energy	0,063	0,074	0,063	0,075	GLN	646,919	277,632	1,199,403	310,670	
	Homogeneity	0,652	0,725	0,654	0,731	RLN	49,896	32,430	168,385	38,358	
						RP	0,032	0,012	0,060	0,014	
IMG	GLCM	Sudut				GLRLM	Sudut				LABEL
		0°	45°	90°	135°		0°	45°	90°	135°	
img_slk_(4).jpg	Contrast	0,309	0,244	0,282	0,230	SRE	0,266	0,268	0,283	0,241	Batik Salak Pondoh
	Correlation	0,695	0,785	0,722	0,797	LRE	98,120	256,178	63,554	259,901	
	Energy	0,267	0,254	0,274	0,258	GLN	3,392,364	2,846,025	3,995,931	2,736,843	
	Homogeneity	0,856	0,885	0,865	0,890	RLN	817,163	740,540	1,032,306	607,163	
						RP	0,170	0,142	0,200	0,137	

Tabel 4. 13 (Lanjutan)

IMG	GLCM	Sudut				GLRLM	Sudut				LABEL
		0°	45°	90°	135°		0°	45°	90°	135°	
img_slk_(5).jpg	Contrast	2,361	1,443	2,311	1,529	SRE	0,183	0,119	0,219	0,127	Batik Salak Pondoh
	Correlation	0,445	0,644	0,457	0,623	LRE	664,994	817,357	419,607	329,734	
	Energy	0,058	0,100	0,059	0,099	GLN	1,572,125	1,299,509	1,974,586	1,686,314	
	Homogeneity	0,619	0,712	0,625	0,707	RLN	213,160	140,772	285,763	165,982	
						RP	0,079	0,065	0,099	0,084	



Dalam membedakan citra satu dengan citra lainnya penggunaan perhitungan jarak sangat penting penggunaanya. Perhitungan jarak digunakan untuk menentukan tingkat kesamaan (similarity degree) atau ketidaksamaan (dissimilarity degree) dari dua buah vektor fitur Untuk mendapatkan hasil klasifikasi menggunakan KNN langkah pertama yaitu menentukan parameter k, Langkah berikutnya adalah menghitung jarak antara citra uji dengan semua citra training dengan menggunakan perhitungan jarak *Euclidean Distance*.

Hitung jarak terdekat data testing pada gambar data uji yang pertama dengan

$$\text{persamaan } \sqrt{\sum_{k=1}^n |(X_{ik} - X_{jk})|^2} \text{ pada data latih record ke 1.}$$

$$D(1,1) =$$

$$\sqrt{(4.25 - 3.80)^2 + (2.94 - 2.35)^2 + (4.33 - 3.47)^2 + (2.93 - 2.22)^2 + (0.72 - 0.57)^2 + (0.80 - 0.73)^2 + (0.71 - 0.61)^2 + (0.80 - 0.74)^2 + (0.06 - 0.04)^2 + (0.12 - 0.07)^2 + (0.06 - 0.04)^2 + (0.12 - 0.08)^2 + (0.70 - 0.58)^2 + (0.64 - 0.67)^2 + (0.70 - 0.59)^2}$$

$$D(1,1) =$$

$$\sqrt{(0.21 + 0.35 + 0.74 + 0.50 + 0.02 + 0.01 + 0.01 + 0.00 + 0.00 + 0.00 + 0.00 + 0.00 + 0.00 + 0.00 + 0.00)}$$

$$D(1,1) = \sqrt{1.86} \approx 1.36$$

Proses selanjutnya yaitu mengurutkan data testing berdasarkan hasil jarak terdekat dari nilai yang paling kecil ke nilai yang paling besar. Dalam perhitungan tingkat kesamaan yang menghasilkan sebuah nilai (*score*) itulah menjadi dasar dua buah vektor dikatakan mirip atau tidak. Penghitungan jarak dapat ditunjukkan pada tabel

Tabel 4.14 Penghitungan Jarak

IMG	Cont 0	Cont 45	Cont 90	Cont 135	Corr 0	Corr 45	Corr 90	Corr 135	Ener 0	Ener 45	Ener 90	Ener 135	Hom 0	Hom 45	Hom 90	Hom 135	TOTAL	KUADRAT	KELAS
img_prjt_(1).jpg	0,207	0,353	0,744	0,500	0,020	0,006	0,011	0,004	0,000	0,002	0,000	0,002	0,003	0,001	0,002	0,001	1,856	1,362	Parijortho
img_prjt_(2).jpg	6,529	3,524	6,167	3,211	0,060	0,002	0,082	0,005	0,000	0,001	0,000	0,001	0,002	0,001	0,002	0,001	19,590	4,426	Parijortho
img_prjt_(3).jpg	11,881	4,613	11,535	5,408	0,045	0,017	0,042	0,021	0,000	0,000	0,000	0,000	0,026	0,015	0,023	0,016	33,642	5,800	Parijortho
img_prjt_(4).jpg	0,649	0,864	1,201	0,940	0,082	0,023	0,060	0,020	0,001	0,003	0,001	0,003	0,004	0,001	0,003	0,000	3,854	1,963	Parijortho
img_prjt_(5).jpg	2,076	0,721	2,605	1,270	0,002	0,000	0,001	0,001	0,000	0,004	0,000	0,004	0,000	0,000	0,000	0,000	6,683	2,585	Parijortho
img_prjt_(6).jpg	0,097	0,535	0,021	0,270	0,072	0,019	0,087	0,029	0,000	0,001	0,000	0,001	0,003	0,000	0,004	0,000	1,141	1,068	Parijortho
img_prjt_(7).jpg	4,923	1,538	4,546	2,250	0,007	0,001	0,006	0,003	0,000	0,001	0,000	0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	13,277	3,644	Parijortho
img_prjt_(8).jpg	1,119	0,717	1,787	1,106	0,069	0,025	0,050	0,015	0,000	0,003	0,000	0,003	0,001	0,000	0,001	0,000	4,896	2,213	Parijortho
img_prjt_(9).jpg	1,128	0,625	1,169	0,350	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	3,272	1,809	Parijortho
img_prjt_(10).jpg	11,539	4,328	10,893	4,956	0,040	0,015	0,036	0,018	0,000	0,000	0,000	0,000	0,021	0,011	0,019	0,012	31,888	5,647	Parijortho
img_prjt_(11).jpg	11,526	4,680	9,258	4,570	0,000	0,000	0,017	0,001	0,007	0,000	0,005	0,000	0,018	0,008	0,009	0,008	30,107	5,487	Parijortho
img_prjt_(12).jpg	4,812	2,780	5,281	2,516	0,028	0,005	0,024	0,008	0,000	0,001	0,000	0,002	0,000	0,000	0,000	0,000	15,457	3,932	Parijortho
img_prjt_(13).jpg	6,534	2,714	6,730	2,671	0,002	0,004	0,002	0,004	0,007	0,000	0,007	0,000	0,015	0,009	0,015	0,009	18,724	4,327	Parijortho
img_prjt_(14).jpg	0,042	0,111	0,370	0,198	0,002	0,001	0,000	0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,726	0,852	Parijortho
img_prjt_(15).jpg	5,723	1,920	3,754	1,677	0,002	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	0,003	0,001	0,002	0,001	13,087	3,618	Parijortho
img_prjt_(16).jpg	8,806	3,807	9,753	3,546	0,043	0,008	0,029	0,006	0,002	0,000	0,002	0,000	0,005	0,005	0,006	0,004	26,022	5,101	Parijortho
img_prjt_(17).jpg	12,296	5,924	13,416	5,916	0,006	0,000	0,001	0,000	0,040	0,008	0,043	0,008	0,028	0,020	0,031	0,021	37,758	6,145	Parijortho
img_prjt_(18).jpg	10,164	4,293	10,645	4,420	0,001	0,007	0,001	0,008	0,000	0,002	0,000	0,002	0,006	0,004	0,007	0,005	29,564	5,437	Parijortho
img_prjt_(19).jpg	3,022	1,380	3,756	1,139	0,000	0,000	0,001	0,000	0,009	0,000	0,009	0,000	0,012	0,007	0,013	0,006	9,353	3,058	Parijortho
img_prjt_(20).jpg	9,569	4,468	11,051	4,637	0,001	0,004	0,004	0,005	0,034	0,005	0,038	0,005	0,033	0,022	0,037	0,023	29,935	5,471	Parijortho
img_prjt_(21).jpg	3,041	0,945	3,103	1,143	0,002	0,000	0,002	0,000	0,000	0,004	0,000	0,004	0,000	0,000	0,000	0,000	8,246	2,872	Parijortho

Tabel 4. 14 (Lanjutan)

img_prjt_(22).jpg	2,327	0,078	0,063	0,212	0,132	0,009	0,050	0,012	0,000	0,003	0,000	0,004	0,009	0,003	0,003	0,004	2,910	1,706	Parijotho
img_prjt_(23).jpg	0,309	0,018	0,171	0,048	0,079	0,033	0,070	0,028	0,000	0,000	0,000	0,000	0,003	0,001	0,003	0,000	0,763	0,874	Parijotho
img_prjt_(24).jpg	2,389	0,782	2,659	1,294	0,004	0,009	0,003	0,003	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	7,144	2,673	Parijotho
img_prjt_(25).jpg	0,364	0,839	0,864	0,665	0,077	0,021	0,055	0,026	0,001	0,003	0,001	0,003	0,004	0,000	0,004	0,001	2,927	1,711	Parijotho
img_btk_(1).jpg	2,435	1,330	2,321	1,335	0,037	0,025	0,043	0,024	0,000	0,000	0,000	0,000	0,001	0,000	0,001	0,000	7,553	2,748	salak
img_btk_(2).jpg	0,691	0,342	0,642	0,135	0,000	0,000	0,000	0,001	0,002	0,003	0,002	0,002	0,000	0,000	0,000	0,000	1,821	1,350	salak
img_btk_(3).jpg	6,194	2,313	5,751	2,384	0,002	0,000	0,001	0,000	0,003	0,000	0,003	0,000	0,006	0,003	0,004	0,003	16,670	4,083	salak
img_btk_(4).jpg	0,919	1,202	1,988	0,882	0,055	0,000	0,029	0,000	0,001	0,004	0,001	0,005	0,002	0,000	0,001	0,000	5,089	2,256	salak
img_btk_(5).jpg	20,190	5,239	11,308	4,334	0,058	0,029	0,030	0,025	0,003	0,005	0,004	0,006	0,001	0,001	0,000	0,001	41,235	6,421	salak
img_btk_(6).jpg	8,919	4,893	9,829	4,762	0,034	0,001	0,023	0,001	0,000	0,001	0,000	0,001	0,007	0,007	0,008	0,007	28,492	5,338	salak
img_btk_(7).jpg	4,678	2,777	6,687	2,781	0,000	0,000	0,005	0,000	0,019	0,027	0,022	0,026	0,021	0,016	0,026	0,016	17,101	4,135	salak
img_btk_(8).jpg	5,962	3,102	6,509	3,289	0,032	0,003	0,027	0,002	0,000	0,002	0,000	0,002	0,000	0,000	0,000	0,001	18,934	4,351	salak
img_btk_(9).jpg	15,575	7,286	16,429	7,294	0,000	0,000	0,000	0,000	0,042	0,018	0,045	0,019	0,049	0,033	0,053	0,035	46,878	6,847	salak
img_btk_(10).jpg	3,588	2,251	4,095	1,965	0,073	0,025	0,064	0,033	0,000	0,000	0,000	0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	12,096	3,478	salak
img_btk_(11).jpg	14,647	6,516	15,146	6,529	0,015	0,010	0,016	0,011	0,003	0,000	0,003	0,000	0,035	0,021	0,032	0,023	43,008	6,558	salak
img_btk_(12).jpg	12,183	5,576	12,510	5,304	0,002	0,009	0,002	0,007	0,005	0,000	0,005	0,000	0,021	0,014	0,019	0,012	35,667	5,972	salak
img_btk_(13).jpg	9,763	4,256	11,311	4,544	0,010	0,005	0,017	0,006	0,029	0,002	0,031	0,003	0,030	0,016	0,035	0,018	30,076	5,484	salak
img_btk_(14).jpg	12,031	5,615	13,127	5,481	0,013	0,004	0,018	0,004	0,002	0,000	0,002	0,000	0,023	0,015	0,022	0,015	36,372	6,031	salak
img_btk_(15).jpg	11,758	5,353	11,303	5,109	0,001	0,000	0,000	0,001	0,023	0,012	0,023	0,011	0,025	0,018	0,024	0,018	33,680	5,803	salak

Pada tabel 4.14 terdapat kolom total digunakan untuk menjumlahkan seluruh jarak dari tiap tiap ekstraksi selanjutnya pada kolom kuadrat yaitu merupakan hasil kuadrat dari total tiap ekstraksi, pada kolom kuadrat tersebut merupakan hasil penghitungan jarak pada tiap-tiap ekstraksi citra. Langkah selanjutnya yaitu mencari jarak terdekat dengan mengurutkan dari seluruh table data uji.. Hasil dari pengurutan dapat dilihat pada tabel 4.15

Tabel 4. 15. Hasil Pengurutan Jarak

IMG	Ener 0	Ener 45	Ener 90	Ener 135	Hom 0	Hom 45	Hom 90	Hom 135	TOTAL	KUADRAT
img_prjt_(1).jpg	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,726	0,852
img_prjt_(2).jpg	0,000	0,000	0,000	0,000	0,003	0,001	0,003	0,000	0,763	0,874
img_prjt_(6).jpg	0,000	0,001	0,000	0,001	0,003	0,000	0,004	0,000	1,141	1,068
img_prjt_(8).jpg	0,002	0,003	0,002	0,002	0,000	0,000	0,000	0,000	1,821	1,350
img_prjt_(15).jpg	0,000	0,002	0,000	0,002	0,003	0,001	0,002	0,001	1,856	1,362
img_prjt_(19).jpg	0,000	0,003	0,000	0,004	0,009	0,003	0,003	0,004	2,910	1,706
img_bk_(3).jpg	0,001	0,003	0,001	0,003	0,004	0,000	0,004	0,001	2,927	1,711
img_bk_(8).jpg	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	3,272	1,809
img_bk_(11).jpg	0,001	0,003	0,001	0,003	0,004	0,001	0,003	0,000	3,854	1,963
img_bk_(15).jpg	0,000	0,003	0,000	0,003	0,001	0,000	0,001	0,000	4,896	2,213

Penghitungan jarak diatas merupakan langkah untuk mengklasifikasi motif batik menggunakan algoritma GLCM. Pada proses untuk mengklasifikasi motif batik menggunakan algoritma GLRLM juga diperlakukan proses yang sama yaitu dengan mencari jarak terdekat dari data uji pada seluruh data training. Penghitungan jumlah jarak menggunakan algoritma GLRLM dapat dilihat pada tabel 4.16, tabel 4.17, tabel 4.18, tabel 4.19, tabel 4.20, dan tabel 4.21.

Tabel 4. 16 Penghitungan GLRLM SRE

<b>IMG</b>	<b>SRE 0</b>	<b>SRE 45</b>	<b>SRE 90</b>	<b>SRE 135</b>	<b>JUMLAH</b>
img_prjt_(1).jpg	0,02	0,01	0,01	0,01	0,04
img_prjt_(2).jpg	0,02	0,01	0,02	0,01	0,06
img_prjt_(3).jpg	0,05	0,02	0,05	0,04	0,16
img_prjt_(4).jpg	0,02	0,01	0,03	0,01	0,08
img_prjt_(5).jpg	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
img_prjt_(6).jpg	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
img_prjt_(7).jpg	0,00	0,01	0,01	0,01	0,04
img_prjt_(8).jpg	0,00	0,00	0,02	0,01	0,04
img_prjt_(9).jpg	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01
img_prjt_(10).jpg	0,02	0,00	0,01	0,00	0,04
img_prjt_(11).jpg	0,01	0,03	0,01	0,03	0,08
img_prjt_(12).jpg	0,03	0,01	0,02	0,02	0,07
img_prjt_(13).jpg	0,01	0,00	0,01	0,00	0,02
img_prjt_(14).jpg	0,05	0,02	0,03	0,02	0,12
img_prjt_(15).jpg	0,00	0,01	0,01	0,01	0,02
img_prjt_(16).jpg	0,01	0,00	0,01	0,01	0,03
img_prjt_(17).jpg	0,01	0,00	0,00	0,00	0,01
img_prjt_(18).jpg	0,02	0,02	0,02	0,01	0,07
img_prjt_(19).jpg	0,00	0,01	0,00	0,00	0,01
img_prjt_(20).jpg	0,00	0,00	0,01	0,01	0,03
img_prjt_(21).jpg	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
img_prjt_(22).jpg	0,01	0,02	0,02	0,01	0,05
img_prjt_(23).jpg	0,00	0,00	0,00	0,01	0,01
img_prjt_(24).jpg	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
img_prjt_(25).jpg	0,01	0,01	0,00	0,01	0,03
img_btk_(1).jpg	0,00	0,01	0,02	0,01	0,03
img_btk_(2).jpg	0,00	0,01	0,00	0,01	0,02
img_btk_(3).jpg	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
img_btk_(4).jpg	0,00	0,00	0,02	0,00	0,03
img_btk_(5).jpg	0,01	0,00	0,00	0,00	0,02
img_btk_(6).jpg	0,03	0,01	0,02	0,02	0,07
img_btk_(7).jpg	0,03	0,03	0,04	0,02	0,13
img_btk_(8).jpg	0,00	0,00	0,00	0,01	0,02
img_btk_(9).jpg	0,01	0,01	0,01	0,00	0,03
img_btk_(10).jpg	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01
img_btk_(11).jpg	0,00	0,01	0,00	0,01	0,03
img_btk_(12).jpg	0,00	0,01	0,00	0,01	0,03
img_btk_(13).jpg	0,00	0,01	0,00	0,00	0,01

Tabel 4. 17 Penghitungan GLRLM LRE

<b>IMG</b>	<b>LRE 0</b>	<b>LRE 45</b>	<b>LRE 90</b>	<b>LRE 135</b>	<b>JUMLAH</b>
img_pjkt_(1).jpg	34.408,95	111.192,10	38.470,39	5.902.224,39	6.086.295,83
img_pjkt_(2).jpg	16.300,39	81.511,79	6.616,03	3.889.482,12	3.993.910,34
img_pjkt_(3).jpg	2.445,13	146.995,48	58.901,25	2.882.924,18	3.091.266,05
img_pjkt_(4).jpg	3.047,10	92.477,48	19.099,41	3.080.805,32	3.195.429,30
img_pjkt_(5).jpg	9.017,12	120.010,21	32.303,48	1.101.517,21	1.262.848,02
img_pjkt_(6).jpg	1.036.221,18	10.387,50	2.031.471,82	482.791,23	3.560.871,74
img_pjkt_(7).jpg	12.896.821,59	1.509,80	13.492.190,34	391.397,38	26.781.919,11
img_pjkt_(8).jpg	1.737,51	166.973,25	9.370,24	2.316.092,56	2.494.173,55
img_pjkt_(9).jpg	236.416,99	149.810,64	113.694,94	1.505.448,02	2.005.370,59
img_pjkt_(10).jpg	105,74	145.719,40	60.046,90	2.740.901,43	2.946.773,47
img_pjkt_(11).jpg	461.208.877,49	42.014,83	449.059.608,36	142.049,84	910.452.550,52
img_pjkt_(12).jpg	39.995,20	113.179,09	84.193,70	1.205.430,74	1.442.798,73
img_pjkt_(13).jpg	3.432.254,96	71.652,05	303.227,76	672.170,58	4.479.305,35
img_pjkt_(14).jpg	541,78	158.103,57	92.238,06	16.066.457,67	16.317.341,08
img_pjkt_(15).jpg	26.091.432,10	8.408,32	16.572.699,85	1.039.015,30	43.711.555,57
img_pjkt_(16).jpg	172,96	119.321,61	68.104,19	10.017.295,90	10.204.894,65
img_pjkt_(17).jpg	483.268,84	4.989,66	965.897,22	2.900.389,18	4.354.544,89
img_pjkt_(18).jpg	77.701.811,47	4.119,37	129.424.674,89	404.846,00	207.535.451,73
img_pjkt_(19).jpg	1.895.128,88	1.603.380,20	5.528.193,17	608.791,00	9.635.493,24
img_pjkt_(20).jpg	543.713,48	13.570,46	374.706,08	1.444.567,70	2.376.557,71
img_pjkt_(21).jpg	1.677.293,08	9.981,75	1.549.131,22	1.948.696,50	5.185.102,55
img_pjkt_(22).jpg	1.052.800,77	676.230,58	300.335,46	214.636,23	2.244.003,03
img_pjkt_(23).jpg	27.537.519,86	138.041,82	23.486.713,83	5.129.666,47	56.291.941,98
img_pjkt_(24).jpg	2.552.345,57	109.928,25	2.113.086,98	220.482,65	4.995.843,46
img_pjkt_(25).jpg	4.070.741,23	74.765,28	63.796,61	3.567.763,39	7.777.066,51
img_btk_(1).jpg	197.002,38	28.109,88	45.782,52	2.267.208,68	2.538.103,45
img_btk_(2).jpg	361.345,01	318.028,44	1.771.685,85	172.307,84	2.623.367,14
img_btk_(3).jpg	6.630,60	121.609,06	48.072,18	4.485.435,60	4.661.747,44
img_btk_(4).jpg	411,98	170.891,04	93.288,03	9.076.308,87	9.340.899,93
img_btk_(5).jpg	688.797,25	58.778,85	5.770,92	1.911.848,78	2.665.195,81
img_btk_(6).jpg	365,28	97.427,57	59.469,89	8.222.658,91	8.379.921,65
img_btk_(7).jpg	3.759,17	150.783,88	109.489,78	160.254,18	424.287,01
img_btk_(8).jpg	192.544.791,35	370.900,73	139.273.207,18	3.054,86	332.191.954,13
img_btk_(9).jpg	18.675,19	155.051,03	20.871,67	7.844.004,51	8.038.602,40
img_btk_(10).jpg	486.975,08	1.422,23	5.570,70	961.333,38	1.455.301,39
img_btk_(11).jpg	118.297,20	37.246,41	20.033,60	1.975.693,93	2.151.271,14
img_btk_(12).jpg	1.706.941,47	318.009,04	1.098.127,73	335.081,10	3.458.159,34
img_btk_(13).jpg	469.082,67	31.094,98	133.185,36	21.330,84	654.693,85

## 4.17. (Lanjutan)

img_btk_(14).jpg	24.779.278,34	5.732.905,70	2.490.447,27	4.009,26	33.006.640,57
img_btk_(15).jpg	20.120.721,29	725.508,90	24.775.763,09	150.836,69	45.772.829,97

Tabel 4. 18 Penghitungan GLRLM GLN

IMG	GLN 0	GLN 45	GLN 90	GLN 135	JUMLAH
img_prjt_(1).jpg	504.542,00	1.657.694,10	636.156,03	457.355,18	3.255.747,31
img_prjt_(2).jpg	399.906,99	839.936,32	120.332,60	621.227,08	1.981.403,00
img_prjt_(3).jpg	1.630.519,07	426.583,76	326,09	404.410,78	2.461.839,70
img_prjt_(4).jpg	1.174.229,49	6.835,64	188.503,07	540.758,45	1.910.326,64
img_prjt_(5).jpg	2.041.091,11	34.496,86	63.627,49	1.214.499,44	3.353.714,89
img_prjt_(6).jpg	4.424.141,80	547.304,19	1.271.342,62	1.563.411,13	7.806.199,74
img_prjt_(7).jpg	6.164.843,56	957.160,90	1.861.155,96	1.528.905,79	10.512.066,20
img_prjt_(8).jpg	952.580,10	528.919,76	155.793,69	857.486,00	2.494.779,56
img_prjt_(9).jpg	3.212.767,66	92.644,02	600.213,08	1.021.755,05	4.927.379,81
img_prjt_(10).jpg	1.219.861,71	79.882,66	28.312,87	615.555,89	1.943.613,13
img_prjt_(11).jpg	7.107.773,01	1.485.434,68	2.360.518,81	1.733.470,85	12.687.197,36
img_prjt_(12).jpg	2.547.145,46	2.551,72	49.060,43	908.336,90	3.507.094,51
img_prjt_(13).jpg	5.203.973,36	146.076,00	66.064,06	1.339.897,23	6.756.010,65
img_prjt_(14).jpg	869.397,17	6.708.134,19	3.759.458,46	44.426,78	11.381.416,60
img_prjt_(15).jpg	5.312.148,68	62.742,53	1.294.767,25	1.519.572,22	8.189.230,68
img_prjt_(16).jpg	97.530,42	2.930.556,42	2.197.463,21	177.702,80	5.403.252,85
img_prjt_(17).jpg	1.964.198,33	23.104,30	385.952,18	921.266,91	3.294.521,72
img_prjt_(18).jpg	5.927.605,84	456.389,83	1.882.873,84	1.791.091,32	10.057.960,82
img_prjt_(19).jpg	3.773.780,62	698.183,24	817.445,63	1.457.530,31	6.746.939,81
img_prjt_(20).jpg	1.747.694,58	14.714,05	265.956,60	1.414.506,56	3.442.871,79
img_prjt_(21).jpg	2.988.427,89	30.204,63	618.999,79	1.293.290,25	4.930.922,57
img_prjt_(22).jpg	2.793.672,23	766.269,84	198.898,78	1.639.738,39	5.398.579,23
img_prjt_(23).jpg	5.372.284,92	1.571.875,02	1.405.075,96	932.567,99	9.281.803,89
img_prjt_(24).jpg	3.184.666,53	245.146,88	522.361,35	1.585.659,44	5.537.834,20
img_prjt_(25).jpg	4.044.305,21	287.677,44	49.000,16	872.064,06	5.253.046,86
img_btk_(1).jpg	1.155.403,99	41.236,65	3.694,26	1.249.005,40	2.449.340,30
img_btk_(2).jpg	1.392.165,66	256.328,15	327.567,12	1.690.893,22	3.666.954,15
img_btk_(3).jpg	201.709,67	1.192.768,03	457.278,49	832.005,76	2.683.761,96
img_btk_(4).jpg	196.650,92	7.478.669,41	2.092.211,24	380.559,07	10.148.090,64
img_btk_(5).jpg	2.626.559,58	88.169,33	151.222,52	991.744,51	3.857.695,94
img_btk_(6).jpg	172.972,39	2.336.975,36	1.778.007,56	138.106,92	4.426.062,24
img_btk_(7).jpg	2.628.385,74	618.176,01	439.277,20	1.247.796,90	4.933.635,85
img_btk_(8).jpg	6.415.431,45	417.185,39	1.877.418,44	1.874.603,21	10.584.638,50
img_btk_(9).jpg	1.261,87	4.625.204,67	1.115.101,36	362.277,35	6.103.845,25
img_btk_(10).jpg	2.283.099,24	16.714,22	29,75	1.454.189,02	3.754.032,24

## 4.18. (Lanjutan)

img_btk_(11).jpg	1.513.997,61	1.673,63	14.407,68	1.299.281,05	2.829.359,96
img_btk_(12).jpg	3.715.619,01	344.486,82	462.303,04	1.752.095,65	6.274.504,53
img_btk_(13).jpg	2.458.111,60	109.105,62	110.840,45	1.805.425,42	4.483.483,10
img_btk_(14).jpg	5.086.703,31	1.274.769,94	786.900,81	1.750.043,51	8.898.417,57
img_btk_(15).jpg	4.748.263,70	424.379,55	1.404.075,93	1.643.285,81	8.220.004,99

Tabel 4. 19 Penghitungan GLRLM RLN

IMG	RLN 0	RLN 45	RLN 90	RLN 135	JUMLAH
img_prjt_(1).jpg	15.087,60	203.803,67	67.258,12	30.009,40	316.158,79
img_prjt_(2).jpg	9.011,10	153.743,04	24.001,45	30.017,33	216.772,91
img_prjt_(3).jpg	11.387,69	493.306,90	74.118,97	29.991,21	608.804,77
img_prjt_(4).jpg	1.079,00	68.828,31	747,53	29.989,44	100.644,28
img_prjt_(5).jpg	67.098,46	1.402,23	5.704,28	30.011,20	104.216,17
img_prjt_(6).jpg	164.626,08	17.738,08	24.925,40	30.022,11	237.311,68
img_prjt_(7).jpg	226.911,51	38.050,35	36.019,86	30.024,23	331.005,96
img_prjt_(8).jpg	94,48	269.978,13	2.463,53	29.996,61	302.532,76
img_prjt_(9).jpg	103.595,73	74.315,01	5.047,36	30.005,72	212.963,83
img_prjt_(10).jpg	17.552,81	85.234,86	3.096,33	29.992,52	135.876,52
img_prjt_(11).jpg	137.198,46	64.215,87	8.835,66	30.031,88	240.281,87
img_prjt_(12).jpg	64.041,64	69.997,66	83.462,81	30.009,71	247.511,81
img_prjt_(13).jpg	183.427,96	1.382,93	173,15	30.018,23	215.002,27
img_prjt_(14).jpg	356.974,58	1.407.481,61	619.265,44	29.982,07	2.413.703,69
img_prjt_(15).jpg	215.377,02	20.249,75	37.937,34	30.033,83	303.597,93
img_prjt_(16).jpg	54.318,64	548.306,93	383.261,28	29.996,65	1.015.883,50
img_prjt_(17).jpg	86.341,59	1.171,86	12.985,40	30.021,97	130.520,83
img_prjt_(18).jpg	216.153,02	48.284,96	37.334,12	30.040,48	331.812,59
img_prjt_(19).jpg	182.265,72	20.596,64	22.432,88	30.038,02	255.333,27
img_prjt_(20).jpg	104.057,99	12.821,64	14.624,02	30.030,64	161.534,28
img_prjt_(21).jpg	141.419,84	6.372,40	21.452,90	30.027,28	199.272,42
img_prjt_(22).jpg	123.714,77	51.677,70	7.095,67	30.043,53	212.531,67
img_prjt_(23).jpg	194.434,26	68.384,03	24.417,38	30.012,24	317.247,90
img_prjt_(24).jpg	136.824,46	6.717,20	9.257,58	30.043,43	182.842,66
img_prjt_(25).jpg	138.085,45	18.299,33	2.512,67	30.018,75	188.916,19
img_btk_(1).jpg	71.721,18	19.598,26	497,89	30.025,37	121.842,70
img_btk_(2).jpg	38.144,86	6.835,62	1.373,81	30.044,36	76.398,65
img_btk_(3).jpg	10.876,20	85.717,32	24.831,49	30.014,77	151.439,77
img_btk_(4).jpg	38.087,23	1.211.752,93	146.628,19	29.999,28	1.426.467,63
img_btk_(5).jpg	139.079,32	503,96	4.284,74	30.027,55	173.895,57
img_btk_(6).jpg	161.022,75	629.985,09	371.997,77	30.001,81	1.193.007,42
img_btk_(7).jpg	2.163,05	7.646,70	9.907,65	29.993,01	49.710,41

## 4.19. (Lanjutan)

img_btk_(8).jpg	221.887,73	15.647,16	35.584,97	30.050,78	303.170,63
img_btk_(9).jpg	56.197,40	545.872,87	144.525,58	30.002,95	776.598,80
img_btk_(10).jpg	131.557,46	59,44	3.722,95	30.034,48	165.374,34
img_btk_(11).jpg	108.376,92	6.659,54	2.531,34	30.027,14	147.594,93
img_btk_(12).jpg	198.019,84	23.945,21	18.502,61	30.041,45	270.509,11
img_btk_(13).jpg	157.163,09	13.023,51	6.984,25	30.049,01	207.219,85
img_btk_(14).jpg	194.132,33	48.273,67	23.289,26	30.050,60	295.745,86
img_btk_(15).jpg	172.769,41	13.900,76	30.594,35	30.044,81	247.309,34

Tabel 4. 20. Penghitungan GLRLM RP

IMG	RP 0	RP 45	RP 90	RP 135	JUMLAH
img_prjt_(1).jpg	0,00	0,00	0,00	0,01	0,01
img_prjt_(2).jpg	0,00	0,00	0,00	0,01	0,01
img_prjt_(3).jpg	0,00	0,02	0,00	0,01	0,03
img_prjt_(4).jpg	0,00	0,00	0,00	0,01	0,01
img_prjt_(5).jpg	0,00	0,00	0,00	0,01	0,01
img_prjt_(6).jpg	0,01	0,00	0,00	0,01	0,01
img_prjt_(7).jpg	0,01	0,00	0,00	0,01	0,02
img_prjt_(8).jpg	0,00	0,02	0,00	0,01	0,03
img_prjt_(9).jpg	0,00	0,01	0,00	0,01	0,02
img_prjt_(10).jpg	0,00	0,01	0,00	0,01	0,02
img_prjt_(11).jpg	0,02	0,00	0,01	0,01	0,03
img_prjt_(12).jpg	0,00	0,01	0,01	0,01	0,02
img_prjt_(13).jpg	0,01	0,00	0,00	0,01	0,01
img_prjt_(14).jpg	0,00	0,02	0,01	0,01	0,03
img_prjt_(15).jpg	0,01	0,00	0,00	0,01	0,02
img_prjt_(16).jpg	0,00	0,01	0,01	0,01	0,02
img_prjt_(17).jpg	0,00	0,00	0,00	0,01	0,01
img_prjt_(18).jpg	0,02	0,00	0,00	0,01	0,03
img_prjt_(19).jpg	0,01	0,00	0,00	0,01	0,02
img_prjt_(20).jpg	0,00	0,00	0,00	0,01	0,01
img_prjt_(21).jpg	0,01	0,00	0,00	0,01	0,01
img_prjt_(22).jpg	0,01	0,00	0,00	0,01	0,01
img_prjt_(23).jpg	0,01	0,00	0,00	0,01	0,03
img_prjt_(24).jpg	0,01	0,00	0,00	0,01	0,01
img_prjt_(25).jpg	0,01	0,00	0,00	0,01	0,02
img_btk_(1).jpg	0,00	0,00	0,00	0,01	0,01
img_btk_(2).jpg	0,00	0,00	0,00	0,01	0,01
img_btk_(3).jpg	0,00	0,00	0,00	0,01	0,01
img_btk_(4).jpg	0,00	0,02	0,01	0,01	0,03

## 4.20. (Lanjutan)

img_btk_(5).jpg	0,01	0,00	0,00	0,01	0,01
img_btk_(6).jpg	0,00	0,01	0,00	0,01	0,02
img_btk_(7).jpg	0,01	0,01	0,01	0,01	0,04
img_btk_(8).jpg	0,02	0,00	0,00	0,01	0,03
img_btk_(9).jpg	0,00	0,01	0,00	0,01	0,02
img_btk_(10).jpg	0,01	0,00	0,00	0,01	0,01
img_btk_(11).jpg	0,00	0,00	0,00	0,01	0,01
img_btk_(12).jpg	0,01	0,00	0,00	0,01	0,02
img_btk_(13).jpg	0,01	0,00	0,00	0,01	0,01
img_btk_(14).jpg	0,01	0,00	0,00	0,01	0,02
img_btk_(15).jpg	0,01	0,00	0,00	0,01	0,02

Tabel 4. 21 Jumlah jarak menggunakan algoritma GLRLM

IMG	JUMLAH					TOTAL	KUADRAT	KELAS
	SRE	LRE	GLN	RLN	RF			
img_prjt_(1).jpg	0,04	6.080.295,83	3.255.747,31	316.158,79	0,01	9.058.201,98	3107,764788	Parijoho
img_prjt_(2).jpg	0,06	3.993.910,34	1.981.403,00	216.772,91	0,01	6.192.086,32	2488,390306	Parijoho
img_prjt_(3).jpg	0,16	3.091.266,05	2.461.839,70	608.804,77	0,03	6.161.910,71	2482,319622	Parijoho
img_prjt_(4).jpg	0,08	3.195.429,30	1.910.326,64	100.644,28	0,01	5.206.400,31	2281,753778	Parijoho
img_prjt_(5).jpg	0,00	1.262.848,02	3.353.714,89	104.216,17	0,01	4.720.779,10	2172,735393	Parijoho
img_prjt_(6).jpg	0,00	3.560.871,74	7.800.199,74	237.311,68	0,01	11.604.383,17	3406,520683	Parijoho
img_prjt_(7).jpg	0,04	26.781.919,11	10.512.000,20	331.003,96	0,02	37.624.991,33	6133,921366	Parijoho
img_prjt_(8).jpg	0,04	2.494.173,35	2.494.779,56	302.532,76	0,03	5.291.485,93	2300,323006	Parijoho
img_prjt_(9).jpg	0,01	2.005.370,39	4.927.379,81	212.963,83	0,02	7.145.714,26	2673,146882	Parijoho
img_prjt_(10).jpg	0,04	2.940.773,47	1.943.613,13	135.876,52	0,02	5.020.263,18	2241,932912	Parijoho
img_prjt_(11).jpg	0,08	910.452.550,52	12.687.197,30	240.281,87	0,03	923.380.029,80	30387,16884	Parijoho
img_prjt_(12).jpg	0,07	1.442.798,73	3.307.094,51	247.511,81	0,02	5.197.405,14	2279,781819	Parijoho
img_prjt_(13).jpg	0,02	4.479.303,33	6.756.010,65	215.002,27	0,01	11.450.318,30	3383,831895	Parijoho
img_prjt_(14).jpg	0,12	10.317.341,08	11.381.416,60	2.413.703,09	0,03	30.112.401,53	5487,482258	Parijoho
img_prjt_(15).jpg	0,02	43.711.355,37	8.189.230,68	303.397,93	0,02	52.204.384,23	7225,26015	Parijoho
img_prjt_(16).jpg	0,03	10.204.894,65	5.403.252,85	1.015.883,30	0,02	16.624.031,05	4077,257786	Parijoho
img_prjt_(17).jpg	0,01	4.354.544,89	3.294.521,72	130.520,83	0,01	7.779.587,46	2789,191183	Parijoho
img_prjt_(18).jpg	0,07	207.535.451,73	10.057.900,82	331.812,59	0,03	217.925.225,24	14762,29065	Parijoho
img_prjt_(19).jpg	0,01	9.635.493,24	6.746.939,81	255.333,27	0,02	16.637.760,34	4078,941816	Parijoho
img_prjt_(20).jpg	0,03	2.378.557,71	3.442.871,79	161.534,28	0,01	5.980.963,82	2445,000912	Parijoho
img_prjt_(21).jpg	0,00	5.185.102,55	4.930.922,57	199.272,42	0,01	10.315.297,56	3211,743094	Parijoho
img_prjt_(22).jpg	0,05	2.244.003,03	5.398.579,23	212.531,67	0,01	7.855.114,00	2802,097629	Parijoho
img_prjt_(23).jpg	0,01	56.291.941,98	9.281.803,89	317.247,90	0,03	65.890.993,81	8117,326765	Parijoho
img_prjt_(24).jpg	0,00	4.995.843,46	5.337.834,20	182.842,66	0,01	10.710.520,33	3273,009079	Parijoho
img_prjt_(25).jpg	0,03	7.777.006,31	5.253.046,86	188.916,19	0,02	13.219.029,61	3635,798343	Parijoho

#### 4.21. Lanjutan

img_btk_(1).jpg	0,03	2.538.103,45	2.449.340,30	121.842,70	0,01	5.109.280,49	2260.373080	salak
img_btk_(2).jpg	0,02	2.623.307,14	3.060.954,15	76.398,85	0,01	6.306.719,97	2523.238012	salak
img_btk_(3).jpg	0,00	4.661.747,44	2.683.701,96	151.439,77	0,01	7.496.949,19	2738.055731	salak
img_btk_(4).jpg	0,03	9.340.899,93	10.148.090,64	1.426.467,83	0,03	20.915.458,26	4573.342133	salak
img_btk_(5).jpg	0,02	2.665.195,81	3.857.095,94	173.895,57	0,01	6.090.787,34	2587.815108	salak
img_btk_(6).jpg	0,07	8.379.921,65	4.426.002,24	1.193.007,42	0,02	13.998.991,40	3741.522004	salak
img_btk_(7).jpg	0,13	424.287,01	4.933.633,85	49.710,41	0,04	5.407.633,45	2325.431883	salak
img_btk_(8).jpg	0,02	332.191.954,13	10.584.638,50	303.170,63	0,03	343.079.763,30	18522.41246	salak
img_btk_(9).jpg	0,03	8.038.802,40	6.103.845,25	776.598,80	0,02	14.919.046,50	3862.518155	salak
img_btk_(10).jpg	0,01	1.455.301,39	3.754.032,24	103.374,34	0,01	3.374.707,99	2318.341046	salak
img_btk_(11).jpg	0,03	2.151.271,14	2.829.359,90	147.394,93	0,01	5.128.220,07	2264.558093	salak
img_btk_(12).jpg	0,03	3.458.159,34	6.274.504,53	270.509,11	0,02	10.003.173,02	3162.779318	salak
img_btk_(13).jpg	0,01	654.093,85	4.483.483,10	207.219,85	0,01	5.345.390,83	2312.011426	salak
img_btk_(14).jpg	0,01	33.006.640,37	8.898.417,57	295.745,86	0,02	42.200.804,03	6496.214592	salak
img_btk_(15).jpg	0,01	45.772.829,97	8.220.004,99	247.309,34	0,02	54.240.144,33	7364.790854	salak

Tahapan berikutnya setelah mendapatkan nilai jarak, yaitu proses mengurutkan sesuai dengan jarak *Euclidean Distance*. Proses mencari jarak terdekat bertujuan untuk menghitung kemiripan nilai dari data uji dan data training.

Hasil dari pengurutan dapat dilihat pada tabel 4.22

#### 4.2.5. Penghitungan Akurasi

Lakukan proses penghitungan untuk citra pengujian pertama hingga citra pengujian ke-25 agar mendapatkan nilai jarak terdekat dengan mengurutkan nilai terkecil. Langkah berikutnya untuk melakukan klasifikasi yaitu dengan menentukan nilai  $k$  terlebih dahulu dengan parameter bernilai ganjil, misal 1,3,5,7,9,11. Kemudian ambil nilai  $k$  yang akan diujikan. Misalkan nilai  $k=3$ . Hasil prediksi awal yang paling banyak keluar pada  $k$  yang diambil merupakan hasil prediksi dari data yang diujikan. Lakukan langkah-langkah yang sama pada nilai  $k$  yang lainnya hingga diketahui hasil prediksi. Tabel 4.23 dan tabel 4.24 merupakan hasil prediksi

yang keluar setelah dilakukan jarak terdekat dengan masing-masing nilai k pada metode GLCM dan GLRLM.

Tabel 4. 22. Hasil prediksi setiap nilai k pada metode GLCM

IMG	Prediksi Awal	K=1	K=3	K=5	K=7	K=9	K=11	K=13	K=15
1	Parijortho	P	P	P	P	P	P	P	P
2	Parijortho	S	P	P	P	P	P	P	P
3	Parijortho	P	P	P	P	P	P	P	P
4	Parijortho	P	P	P	P	P	P	P	P
5	Parijortho	P	P	P	S	P	P	P	P
6	Parijortho	P	P	P	P	P	P	P	P
7	Parijortho	S	P	P	P	P	P	P	P
8	Parijortho	P	P	P	P	P	P	P	P
9	Parijortho	S	P	P	P	P	P	P	P
10	Parijortho	P	P	P	P	P	P	P	P
11	Parijortho	S	S	S	S	P	P	P	P
12	Parijortho	S	S	P	P	P	P	P	P
13	Parijortho	S	P	P	P	P	P	P	P
14	Parijortho	S	S	S	S	S	P	S	P
15	Parijortho	P	P	P	S	P	P	P	P
16	Salak	P	P	P	P	P	P	P	P
17	Salak	P	P	P	P	P	P	P	P
18	Salak	S	S	S	S	S	P	S	P
19	Salak	P	S	P	P	P	P	P	P
20	Salak	P	P	P	P	P	P	P	P
21	Salak	S	S	S	S	S	P	S	P
22	Salak	P	S	S	P	P	P	P	P
23	Salak	P	P	P	P	P	P	P	P
24	Salak	S	P	P	P	P	P	P	P
25	Salak	S	S	S	P	P	P	P	P
Prosentase Akurasi		48%	68%	68%	52%	64%	60%	64%	60%

Keterangan : P = Motif Parijortho

S = Motif Salak

Tabel 4. 23 Hasil prediksi setiap nilai k pada metode GLRLM

IMG	Prediksi Awal	K=1	K=3	K=5	K=7	K=9	K=11	K=13	K=15
1	Parijortho	S	S	P	P	P	P	P	P
2	Parijortho	P	S	P	P	P	P	P	P
3	Parijortho	P	P	P	P	P	P	P	P
4	Parijortho	S	S	S	S	P	P	P	P
5	Parijortho	P	P	P	P	P	P	P	P
6	Parijortho	P	P	P	P	P	P	P	P
7	Parijortho	P	P	P	P	P	P	P	P
8	Parijortho	P	P	P	P	P	P	P	P
9	Parijortho	S	S	S	P	P	P	P	P
10	Parijortho	P	P	P	P	P	P	P	P
11	Parijortho	P	P	P	P	P	P	P	P
12	Parijortho	P	P	P	P	P	P	P	P
13	Parijortho	P	P	P	P	P	P	P	P
14	Parijortho	P	P	P	P	P	P	P	P
15	Parijortho	S	S	S	S	P	P	P	P
16	Salak	P	P	P	P	P	P	P	P
17	Salak	S	S	S	P	P	P	P	P
18	Salak	S	S	S	P	P	P	P	P
19	Salak	P	P	P	P	P	P	P	P
20	Salak	S	P	P	P	P	P	P	P
21	Salak	S	S	P	S	S	P	P	P
22	Salak	P	P	S	P	S	P	P	P
23	Salak	S	S	S	P	P	P	P	P
24	Salak	P	S	S	S	P	S	P	P
25	Salak	S	P	S	S	P	P	P	P
Prosentase Akurasi		72%	68%	72%	64%	68%	64%	60%	60%

#### 4.3. Penghitungan Akurasi

Penghitungan akurasi pada penelitian ini diperlukan untuk mengetahui seberapa tinggi tingkat akurasi dari klasifikasi motif batik.

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{jumlah data benar}}{\text{jumlah data keseluruhan}} \times 100\%$$

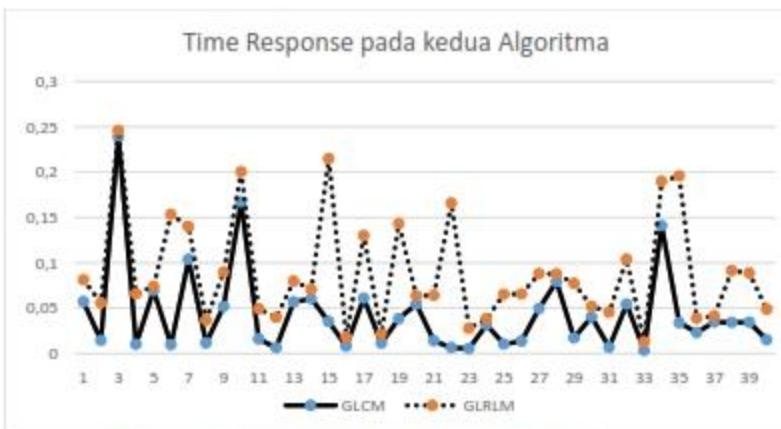
Tabel 4. 24 Hasil Akurasi

Prosentase Akurasi	K=1	K=3	K=5	K=7	K=9	K=11	K=13	K=15
GLCM	48%	68%	68%	52%	64%	60%	64%	60%
GLRLM	72%	68%	72%	64%	68%	64%	60%	60%

Pada tabel 4.24 diatas menghasilkan nilai akurasi yang dilakukan 25 pengujian terhadap data uji dengan menggunakan metode GLCM sehingga menghasilkan akurasi terbaik 68% pada nilai k=3 dan k=5. Sedangkan pada ekstraksi fitur GLRLM menghasilkan akurasi terbaik 72% pada nilai k=1 dan k=5.

#### 4.4. Performance

Perbandingan dari kedua algoritma ini tidak hanya diukur pada akurasinya saja namun performance dari tiap proses ekstraksi fitur juga diperhatikan. Penghitungan performance pada penelitian ini berfokus pada time response pada tiap proses ekstraksi, rangkuman dari penghitungan waktu ditunjukan gambar 4.10



Gambar 4. 10 Time Response pada kedua Algoritma

Pada gambar diatas menunjukkan perbedaan time response dari kedua algoritma pada setiap proses ekstraksi fitur. Rata-rata pada setiap algoritma menunjukkan perbedaan yang tidak signifikan yaitu pada algoritma GLCM rata-rata membutuhkan waktu 0.043275325 detik saat mengekstraksi citra dan algoritma GLRLM rata-rata membutuhkan waktu 0.045761925 detik.

## **BAB V**

### **PENUTUP**

#### **5.1. Kesimpulan**

Berdasarkan hasil ujicoba yang telah dilakukan maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut.

1. Dalam pengujian pengenalan pola dengan metode ekstraksi fitur algoritma *Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)* menggunakan fitur *energy*, *contrast*, *correlation* dan *homogeneity* menghasilkan nilai akurasi dalam klasifikasi motif batik khas sleman menggunakan nilai  $k=1, 3, 5, 7, 9, 11, 13$  dan  $15$  sehingga menghasilkan tingkat akurasi terbaik sebesar  $68\%$  pada nilai  $k=3$  dan pada nilai  $k=5$ .
2. Dalam pengujian pengenalan pola dengan metode ekstraksi fitur algoritma *Gray Level Run Length Matrix (GLRLM)* menggunakan fitur *short run emphasis (SRE)*, *long run emphasis (LRE)*, *Gray level uniformity (GLE)*, *run length uniformity (RLU)*, dan *run percentage (RP)* menghasilkan nilai akurasi dalam klasifikasi motif batik khas sleman menggunakan nilai  $k=1, 3, 5, 7, 9, 11, 13$  dan  $15$  sehingga menghasilkan tingkat akurasi terbaik sebesar  $72\%$  pada nilai  $k=1$  dan pada nilai  $k=5$
3. Perbandingan dari kedua algoritma ini juga diukur performance pada response time dari tiap proses ekstraksi fitur. Rata-rata pada setiap proses ekstraksi fitur pada algoritma GLCM membutuhkan waktu  $0.043275325$

detik dan pada algoritma GLRLM rata-rata membutuhkan waktu 0.045761925 detik.

## 5.2 Saran

Saran berdasarkan hasil penelitian saat ini untuk peneliti berikutnya adalah:

1. Diharapkan pada penelitian berikutnya dapat menambahkan ekstraksi fitur lainnya selain ekstraksi bentuk.
2. Diharapkan pada penelitian berikutnya dapat menambahkan uji training dan data pengujian sehingga mendapatkan akurasi klasifikasi yang lebih akurat.
3. Diharapkan pada penelitian berikutnya menggunakan dataset yang berasal dari motif batik dengan kondisi motif yang mirip dan motif campuran antara motif parijoto dan motif salak pondoh.
4. Diharapkan pada penelitian selanjutnya dapat menggunakan algoritma klasifikasi yang lain, seperti menggunakan SVM, Jaringan Syaraf Tiruan dan lain-lainnya agar mendapatkan hasil akurasi dan proses kecepatan yang lebih optimal.

## **DAFTAR PUSTAKA**

### **PUSTAKA BUKU**

- Hamzuri, 1985, Batik Klasik (Classical Batik), Djambatan, Jakarta
- Djoemena, Nian S., 1986, Ungkapan Sehelai Batik, Djambatan, Jakarta
- Putra, Darma, 2010. Pengolahan Citra Digital, CV. Andi Offset, Yogyakarta
- Arnia F., Munadi, K, 2018, Pengantar Teknik Pengolahan Citra dan Visi Komputer, Penerbit Ombak, Yogyakarta.
- Muntasa A., 2015, Pengenalan pola : aplikasi untuk pengenalan wajah, analisis tekstur objek, pengenalan plat nomor kendaraan dan segmentasi pembuluh darah. Graha Ilmu, Yogyakarta
- Djoemena, Nian S. (1990), Ungkapan Se-helai Batik: Its Mystery and Meaning, Djambatan, Jakarta.

### **PUSTAKA MAJALAH, JURNAL ILMIAH ATAU PROSIDING**

- Babu, P. Ashok. 2012. Texture Segmentation by Using Haar Wavelets and Kmeans Algorithm. Associate Professor, Narsimha Reddy Engineering College, Hyderabad, A.P., INDIA. Online, Volume 1.
- Galloway, 1975, Texture analysis using Gray level run lengths, Computer Graphics and Image Processing, Vol. 4, hal. 172–179.
- Purnamasari, I, Sutojo, T, 2017, Pengenalan Ciri Garis Telapak Tangan Menggunakan Ekstraksi Fitur (GLCM) Dan Metode K-NN, Jurnal VOI (Voice Of Informatics), E-ISSN : 2579-3489, Vol 6, No 1, Hal 32-41

Amalia, I., Indrawati, Amin, Y.M., 2018, Ekstraksi Fitur Citra Songket Berdasarkan Tekstur Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM), Jurnal Infimedia, P-ISSN: 2527-9858, Vol. 3 No. 2 Desember 2018

Amelia, D. H., Hidayat, B., Malinda, Y., Identifikasi Biometrik Pola Enamel Gigi Menggunakan Metode Gray Level Run Length Matrix (GlrLm) Dan Klasifikasi K-Nearest Neighbor (K-Nn) Sebagai Aplikasi Forensik Kedokteran Gigi Berbasis Matlab, E-Proceeding of Engineering, Vol.5, No.1 Maret 2018

Rao, C.N., Sastry, S.S., Mallika, K., Tiong, H.S. & Mahalakshmi, K.B, 2013, Co-occurrence matrix and its statistical features as an approach for identification of phase transitions of mesogens, International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology 2: 4531-4538.

Ferguson, J.R. 2007, Using the Gray-level co-occurrence matrix to segment and classify radar imagery, Tesis, University of Nevada.

Salma, I.R., Eskak, E., 2012, Kajian Estetika Desain Batik Khas Sleman "Semarak Salak", Dinamika Kerajinan dan Batik, Vol. 32, No. 2, Desember 2012.

#### **PUSTAKA LAPORAN PENELITIAN**

Naufal, M. A, 2017, Implementasi Metode Klasifikasi K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Pengenalan Pola Batik Motif Lampung, Skripsi, Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung, Bandar Lampung.