

**KLASIFIKASI KAIN SONGKET LOMBOK MENGGUNAKAN
GLCM DAN MOMENT INVARIANT SERTA LINEAR
DISCRIMINANT ANALYSIS (LDA)**

Tugas Akhir
Untuk Memenuhi sebagian persyaratan
mencapai derajat Sarjana S-1 Program Studi Teknik Informatika



Oleh:

NURHALIMAH

F1D 015 063

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS MATARAM

2020

TUGAS AKHIR

**KLASIFIKASI KAIN SONGKET LOMBOK MENGGUNAKAN
GLCM DAN MOMENT INVARIANT SERTA LINEAR
DISCRIMINANT ANALYSIS (LDA)**

Oleh:

NURHALIMAH

F1D 015 063

Telah diperiksa dan disetujui oleh Tim Pembimbing:

1. Pembimbing Utama



**Prof. Dr. Eng. I Gede Pasek Suta Wijaya, S.T., M.T.
NIP. 19731130 200003 1 001**

Tanggal: 29 Mei 2020

2. Pembimbing Pendamping



**Fitri Bimantoro, S.T., M.Kom.
NIP. 19860622 201504 1 002**

Tanggal: 29 Mei 2020

Mengetahui,

Ketua Program Studi Teknik Informatika

Fakultas Teknik

Universitas Mataram



**Prof. Dr. Eng. I Gede Pasek Suta Wijaya, S.T., M.T.
NIP. 19731130 200003 1 001**

TUGAS AKHIR

KLASIFIKASI KAIN SONGKET LOMBOK MENGGUNAKAN GLCM DAN MOMENT INVARIANT SERTA LINEAR DISCRIMINANT ANALYSIS (LDA)

Oleh:

NURHALIMAH

F1D 015 063

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji
Pada tanggal 21 Mei 2020
dan dinyatakan telah memenuhi syarat mencapai derajat Sarjana S-1
Program Studi Teknik Informatika

Susunan Tim Penguji

1. Penguji I



Gibran Satya Nugraha, S.Kom., M.Eng.
NIP. 19920323 201903 1 012

Tanggal: 28 Mei 2020

2. Penguji II



Dr. Eng. Budi Irmawati, S.Kom., MT.
NIP. 19721019 199903 2 001

Tanggal: 28 Mei 2020

3. Penguji III



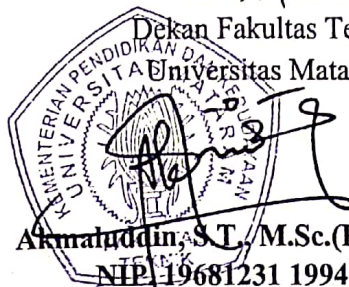
Ramaditia Dwiyanaputra, S.T., M.Eng.
NIP.

Tanggal: 27 Mei 2020

Mataram, 04 Juni 2020

Dekan Fakultas Teknik

Universitas Mataram



Akmaluddin, S.T., M.Sc.(Eng.), Ph.D.
NIP. 19681231 199412 1 001

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Saya yang bertanda tangan di bawah ini bahwa dalam skripsi ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu perguruan tinggi, dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Mataram, Juni 2020

Nurhalimah

PRAKATA

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Pengasih dan Penyayang atas segala berkat, bimbingan, dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan Tugas Akhir dengan judul “Klasifikasi Kain Songket Lombok Menggunakan GLCM dan *Moment Invariant* serta *Linear Discriminant Analysis* (LDA)”.

Tugas Akhir ini dilaksanakan di Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Mataram. Tujuan dari tugas akhir ini adalah mengklasifikasi songket Lombok berdasarkan fitur tekstur menggunakan metode GLCM dan fitur bentuk menggunakan metode *Moment Invariant* serta *Linear Discriminant Analysis* (LDA) untuk metode klasifikasinya, serta menganalisis akurasi metode yang diusulkan dalam pengklasifikasian songket Lombok berdasarkan fitur tekstur dan bentuk. Tugas Akhir ini merupakan salah satu persyaratan kelulusan guna mencapai gelar kesarjanaan di Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Mataram.

Dalam penulisan skripsi ini tentunya tidak lepas dari kekurangan, baik aspek kualitas maupun aspek kuantitas dari materi penelitian yang disajikan. Semua ini didasarkan dari keterbatasan yang dimiliki penulis. Penulis menyadari bahwa skripsi ini jauh dari sempurna sehingga penulis membutuhkan kritik dan saran yang bersifat membangun untuk kemajuan teknologi di masa yang akan datang. Akhir kata semoga tidaklah terlampau berlebihan, bila penulis berharap agar karya ini dapat bermanfaat bagi pembaca.

Mataram, Juni 2020

Penulis

UCAPAN TERIMA KASIH

Tugas Akhir ini dapat diselesaikan berkat bimbingan dan dukungan ilmiah maupun materil dari berbagai pihak, oleh karena itu pada kesempatan ini penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang setulus-tulusnya kepada:

1. Ayahanda dan ibunda tercinta yang telah mendukung dan menyediakan segala kebutuhan selama perkuliahan hingga penelitian ini berakhir.
2. Bapak Prof. Dr. Eng. I Gede Pasek Suta Wijaya, S.T., M.T. selaku dosen pembimbing pertama yang telah memberikan bimbingan dan arahan kepada penulis selama penyusunan tugas akhir ini sehingga dapat terselesaikan dengan baik.
3. Bapak Fitri Bimantoro, S.T., M.Kom., selaku dosen pembimbing pendamping yang telah memberikan bimbingan dan arahan selama menyusun tugas akhir ini.
4. Bapak Gibran Satya Nugraha, S.Kom., M.Eng., Ibu Dr. Eng. Budi Irmawati, S.Kom., M.T., dan Bapak Ramaditia Dwiyanaputra, S.T., M.Eng. selaku dosen penguji yang telah memberikan kritik dan saran yang bersifat membangun dalam menyelesaikan tugas akhir ini.
5. Bapak Satriadi selaku pemilik *art shop* songket yang telah menyediakan songket untuk pengumpulan data.
6. Yadin Akhmalagani, Muhammad Imam Syarwani, rekan-rekan mahasiswa Program Studi Teknik Informatika khususnya angkatan 2015, grup Penguasa, grup Pejuang Wisuda TI15 yang telah membantu, memberi dukungan serta motivasi selama proses pengerjaan tugas akhir ini.
7. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu, yang telah memberikan bimbingan kepada penulis dalam menyelesaikan tugas akhir ini.

Semoga Tuhan Yang Maha Esa memberikan imbalan yang setimpal atas bantuan yang diberikan kepada penulis.

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR	iv
PRAKATA.....	v
UCAPAN TERIMA KASIH	vi
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR GAMBAR.....	ix
DAFTAR TABEL.....	xi
DAFTAR LAMPIRAN.....	xii
ABSTRAK.....	xiii
ABSTRACT.....	xiv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
1.6 Sistematika Penulisan.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI	5
2.1 Tinjauan Pustaka	5
2.2 Songket.....	6
2.3 Pengenalan Pola	7
2.4 <i>Moment Invariant</i>	8
2.5 Tekstur Citra.....	10
2.6 <i>Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)</i>	10
2.7 <i>Linear Discriminant Analysis (LDA)</i>	12
2.8 Evaluasi Hasil Klasifikasi	12
BAB III METODE PENELITIAN	14
3.1 Alat dan Bahan	14
3.2 Studi Literatur	14
3.3 Rancangan Penelitian	15

3.4	Perancangan Sistem	16
3.5	Tahap <i>Preprocessing</i>	18
3.6	Tahap Ekstraksi Fitur	19
3.6.1	Ekstraksi Fitur Tekstur dengan Metode GLCM	20
3.6.2	Ekstraksi Fitur Bentuk dengan Metode <i>Moment Invariant</i>	29
3.7	Tahap Klasifikasi	31
3.8	Teknik Pengujian	35
BAB IV PEMBAHASAN		38
4.1	Pengumpulan Data	38
4.2	<i>Preprocessing</i>	38
4.3	Ekstraksi Fitur	39
4.4	Pelatihan dengan LDA	41
4.5	Pengujian dengan LDA	41
4.6	Tampilan Sistem.....	42
4.7	Pengujian dan Hasilnya.....	44
4.7.1	Pengaruh Resolusi Citra terhadap Akurasi	44
4.7.2	Pengaruh Rotasi terhadap Akurasi.....	48
4.7.3	Fitur-fitur GLCM dan <i>Moment Invariant</i> yang Paling Efektif.....	50
4.7.4	Klasifikasi Menggunakan Fitur yang Paling Efektif	51
BAB V PENUTUP		53
5.1	Kesimpulan	53
5.2	Saran.....	53
DAFTAR PUSTAKA		
LAMPIRAN		

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Songket Lombok motif subahnale	7
Gambar 2. 2 Model pengenalan pola[15]	7
Gambar 2. 3 Arah dalam GLCM	10
Gambar 3. 1 Diagram alir rancangan penelitian	15
Gambar 3. 2 Blok diagram sistem	17
Gambar 3. 3 Proses cropping.....	19
Gambar 3. 4 Proses resizing	19
Gambar 3. 5 Hasil konversi dari RGB ke grayscale	19
Gambar 3. 6 Diagram alir ekstraksi fitur (a) Ekstraksi fitur tekstur. (b) Ekstraksi fitur bentuk.....	20
Gambar 3. 7 Contoh matriks citra 3-bit	20
Gambar 3. 8 Matriks GLCM 7x7.....	21
Gambar 3. 9 Pembentukan matriks GLCM sudut 0°	21
Gambar 3. 10 Arah matriks GLCM (a) sudut 45° . (b) sudut 90° . (c) sudut 135°	22
Gambar 3. 11 Hasil pembentukan matriks GLCM (a) $\theta = 0^\circ d = 1$. (b) $\theta = 45^\circ d = 1$. (c) $\theta = 90^\circ$	22
Gambar 3. 12 Matriks GLCM yang telah dinormalisasi	23
Gambar 4. 1 Pembentukan matriks GLCM sudut 0°	39
Gambar 4. 2 Pembentukan matriks GLCM sudut 45°	39
Gambar 4. 3 Pembentukan matriks GLCM sudut 90°	40
Gambar 4. 4 Pembentukan matriks GLCM sudut 135°	40
Gambar 4. 5 Normalisasi matriks GLCM sudut 0°	40
Gambar 4. 6 Hasil ekstraksi fitur GLCM	40
Gambar 4. 7 Hasil ekstraksi fitur moment invariant.....	41
Gambar 4. 8 Proses pelatihan dengan LDA.....	41
Gambar 4. 9 Proses pengujian dengan LDA.....	41
Gambar 4. 10 Tampilan pilih citra.....	42
Gambar 4. 11 Tampilan ekstraksi ciri.....	43
Gambar 4. 12 Tampilan klasifikasi.....	43
Gambar 4. 13 Grafik pengaruh resolusi citra terhadap hasil akurasi	45
Gambar 4. 14 Grafik nilai presisi dan recall berdasarkan resolusi citra	46

Gambar 4. 15 Grafik pengaruh resolusi citra terhadap waktu komputasi dalam satuan detik	47
Gambar 4. 16 Grafik pengaruh rotasi terhadap hasil klasifikasi.....	49
Gambar 4. 17 Grafik nilai presisi dan recall berdasarkan rotasi citra.....	50
Gambar 4. 18 Grafik nilai akurasi, presisi dan recall sebelum dan sesudah seleksi fitur	52

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Confusion matrix	13
Tabel 3. 1 Data dummy hasil ekstraksi IDM dan contrast.....	31
Tabel 3. 2 Confusion matrix dengan data dummy	36
Tabel 4. 1 Contoh citra songket Lombok	38
Tabel 4. 2 Pengaruh resolusi citra terhadap hasil akurasi.....	44
Tabel 4. 3 Nilai presisi dan recall berdasarkan resolusi citra	45
Tabel 4. 4 Pengaruh resolusi citra terhadap waktu komputasi dalam satuan detik	46
Tabel 4. 5 Pengaruh rotasi terhadap hasil klasifikasi.....	48
Tabel 4. 6 Nilai presisi dan recall berdasarkan rotasi citra.....	49
Tabel 4. 7 Seleksi fitur moment invariant (1: Moment 1, 2: Moment 2, 3: Moment 3, 4: Moment 4, 5: Moment 5, 6: Moment 6, 7: Moment 7).....	50
Tabel 4. 8 Seleksi fitur GLCM (1:Contrast, 2:IDM, 3:Entropy, 4:Energy, 5:Correlation)	51
Tabel 4. 9 Hasil klasifikasi fitur moment invariant+GLCM yang paling efektif	52

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Proses seleksi fitur Moment Invariant dan GLCM	54
--	----

ABSTRAK

Songket adalah salah satu warisan budaya Indonesia yang masih terjaga hingga kini. Salah satu daerah yang terkenal dengan tenun songketnya adalah Lombok. Songket Lombok memiliki motif yang beragam, unik, dan indah. Pengetahuan masyarakat akan motif-motif songket Lombok masih minim dan perbedaan antara motif yang satu dengan motif yang lain masih belum diketahui. Informasi mengenai ciri-ciri jenis songket Lombok belum didokumentasi dengan baik. Oleh karena itu, dibutuhkan sistem yang dapat melakukan klasifikasi terhadap songket Lombok secara otomatis. Dalam penelitian ini, dikembangkan suatu sistem yang dapat mengklasifikasi songket Lombok berdasarkan fitur tekstur dan fitur bentuk menggunakan *Linear Discriminant Analysis* (LDA). Metode GLCM digunakan dalam proses ekstraksi fitur tekstur dan metode *Moment Invariant* digunakan dalam proses ekstraksi fitur bentuk. Total data yang digunakan dalam penelitian ini adalah 1000 citra dari 10 motif songket Lombok yang dibagi menjadi data latih dan data uji. Akurasi tertinggi sebesar 98.33%. Diperoleh pada fitur GLCM dengan resolusi citra 300x300 piksel menggunakan fitur paling efektif: IDM, *Entropy*, dan *Energy*.

Kata Kunci: Klasifikasi Citra, Songket Lombok, *Linear Discriminant Analysis* (LDA), GLCM, *Moment Invariant*.

ABSTRACT

Songket is one of Indonesia's cultural heritage that is still maintained today. One area that is famous for its songket weaving in Lombok. Lombok Songket has diverse, unique, and beautiful motifs. Public knowledge of Lombok songket motifs is still minimal and the difference between one motif with another is still unknown. Information about the characteristics of the Lombok songket type has not been well documented. Therefore, we need a system that can classify Lombok songket automatically. In this study, a system was developed that could classify Lombok songket based on texture features and shape features using Linear Discriminant Analysis (LDA). The GLCM method is used in the texture feature extraction process and the Moment Invariant method is used in the feature extraction process. The total data used in this study is 1000 images from 10 Lombok songket motifs which are divided into training data and test data. The highest accuracy is 98.33%. Obtained on the GLCM feature with 300x300 pixel image resolution using the most effective features: IDM, Entropy, and Energy.

Keywords: Image Classification, Lombok Songket, Linear Discriminant Analysis (LDA), GLCM, Moment Invariant.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia memiliki warisan budaya yang sangat beragam jenisnya, mulai dari bahasa hingga tarian. Songket adalah salah satu warisan budaya Indonesia yang masih terjaga hingga kini. Songket adalah jenis kain tenunan tradisional Melayu dan Minangkabau di Indonesia, Malaysia, dan Brunei. Songket digolongkan dalam keluarga tenunan brokat. Songket ditenun dengan tangan dengan benang emas dan perak dan pada umumnya dikenakan pada acara-acara resmi[1].

Daerah yang terkenal dengan kain tenun songket salah satunya adalah Lombok. Pembuatan songket Lombok dapat dijumpai di Desa Sukarare, Kecamatan Jonggat, Kabupaten Lombok Tengah, Nusa Tenggara Barat. Songket Lombok sudah dikenal luas bahkan merambah pasar dunia. Songket Lombok memiliki motif yang beragam, unik, dan indah. Perbedaan antara motif yang satu dengan motif yang lainnya dapat dilihat dari susunan serat serta kembang tengah yang menjadi ciri khas pada setiap motif.

Pengetahuan masyarakat akan motif-motif songket Lombok masih minim dan perbedaan antara motif yang satu dengan motif yang lain masih belum diketahui. Kurangnya pendataan secara komputerisasi menjadi penyebab hal tersebut dan belum adanya aplikasi yang dapat menganalisis songket Lombok yang dapat membantu masyarakat untuk mendapatkan informasi. Pada tahun 2018 telah dilakukan penelitian untuk pengenalan motif songket Melayu menggunakan metode ekstraksi fitur *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dengan akurasi 97% untuk GLCM dan 82% untuk PCA. Pada penelitian tersebut digunakan 5 motif songket Melayu dengan masing-masing motif terdiri dari 20 citra dengan sudut pengambilan citra sebesar 50° searah jarum jam[2].

Motif songket dapat diklasifikasikan menjadi beberapa kelas berdasarkan fitur tekstur menggunakan berbagai macam metode. Salah satu metode untuk ekstraksi fitur tekstur adalah *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). GLCM adalah metode ekstraksi ciri yang menggunakan perhitungan tekstur pada orde kedua yaitu memperhitungkan pasangan dua piksel citra asli. Pada penelitian sebelumnya telah

dilakukan pengenalan dan klasifikasi citra tekstil tradisional dengan menggunakan deteksi *tepi canny*, *local color histogram* dan *Co-occurrence matrix*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai rata-rata hasil yang dikenal sesuai dengan kelompok tekstil adalah 88.03%. Nilai tertinggi menggunakan ekstraksi ciri tekstur sebesar 99.37%[3]. Hal ini menunjukkan bahwa GLCM sebagai metode ekstraksi ciri tekstur memberikan hasil yang sangat baik.

Selain tekstur, fitur yang dapat diekstrak dari songket adalah fitur bentuk. Metode untuk ekstraksi fitur bentuk salah satunya adalah *Moment Invariant*. Metode *Moment Invariant* adalah metode ekstraksi ciri bentuk yang nilainya tidak berubah terhadap perlakuan rotasi, translasi, pencerminan dan penskalaan. Pada penelitian sebelumnya, penggunaan *Moment Invariant* pada klasifikasi motif batik telah memberikan hasil yang sangat baik. Nilai akurasi tertinggi yang didapat mencapai 100%. Citra uji yang digunakan sebanyak 40 citra dari motif batik yang digunakan dengan ukuran citra 256x256 piksel yang dikenai *preprocessing* biner, *opening* dan *closing* terlebih dahulu[4].

Pada pengenalan pola ada beberapa metode untuk klasifikasi salah satunya adalah *Linear Discriminant Analysis* (LDA). LDA bertujuan untuk mengklasifikasikan objek ke salah satu dari dua atau lebih kelompok berdasarkan berbagai fitur yang menggambarkan kelas atau kelompok. Metode LDA memiliki beberapa keunggulan dibandingkan metode yang lain seperti relatif mudah diimplementasikan karena hanya memiliki *co-occurent* dan nilai rata-rata global (μ) dari *Eigen Analysis*, model klasifikasi yang telah banyak diimplementasikan dengan LDA *classifier* mendapatkan hasil yang baik dengan waktu komputasi yang pendek. LDA juga memiliki fungsi untuk memaksimalkan diskriminasi antar kelas dan meminimalkan persebaran dalam kelas[5]. Oleh karena itu, metode LDA dapat digunakan dalam sistem klasifikasi songket Lombok.

Berdasarkan uraian tersebut, maka dalam penelitian ini akan dibangun sistem klasifikasi songket Lombok. Metode yang digunakan adalah *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi fitur tekstur dan metode *Moment Invariant* untuk ekstraksi fitur bentuk. Hasil ekstraksi tersebut akan diklasifikasikan menggunakan metode *Linear Discriminant Analysis* (LDA). Perbedaan dari penelitian sebelumnya[2] yaitu data yang digunakan lebih banyak yaitu sebanyak 1000 citra dari 10 motif songket Lombok dengan sudut pengambilan citra sebesar 90° dengan jarak 70 cm.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, rumusan masalah pada penelitian ini yaitu:

1. Bagaimana memeriksa fitur-fitur GLCM dan *Moment Invariant* yang paling efektif dalam sistem klasifikasi songket Lombok?
2. Bagaimana performa dari sistem klasifikasi songket Lombok dengan *Linear Discriminant Analysis* (LDA) menggunakan metode GLCM dan *Moment Invariant*?
3. Apakah metode GLCM dan *Moment Invariant* efektif pada sistem klasifikasi songket Lombok?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Citra yang digunakan berupa citra songket Lombok dengan format JPEG dengan ukuran maksimal 300x300 piksel.
2. Citra songket diperoleh dari pengambilan gambar pada kain songket dengan 10 motif dengan beberapa warna.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui fitur-fitur GLCM dan *Moment Invariant* yang paling efektif dalam sistem klasifikasi songket Lombok.
2. Mengetahui performa dari metode yang diusulkan dalam pengklasifikasian songket Lombok.
3. Mengetahui efektifitas dari lima fitur GLCM dan tujuh nilai *Moment Invariant* dalam pengklasifikasian songket Lombok.

1.5 Manfaat Penelitian

Dengan adanya penelitian diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Dapat mengetahui tingkat keberhasilan dari penggunaan metode LDA untuk klasifikasi dan metode GLCM serta *Moment Invariant* sebagai ekstraksi fitur pada songket Lombok.

2. Dapat memberikan pengetahuan baru mengenai metode LDA, GLCM dan *Moment Invariant* yang digunakan dalam proses pengklasifikasian songket Lombok.
3. Hasil penelitian diharapkan dapat digunakan sebagai referensi untuk penelitian selanjutnya.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan laporan penelitian tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan tentang latar belakang dari penelitian, rumusan masalah yang dihadapi dalam penelitian, batasan masalah yang digunakan selama penelitian, tujuan dan manfaat dari penelitian, serta sistematika penulisan laporan penelitian.

2. BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

Bab ini menjelaskan tentang penelitian-penelitian sebelumnya yang mendukung penelitian ini dan beberapa teori penunjang yang digunakan untuk membantu proses pelaksanaan penelitian.

3. BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini menjelaskan bagaimana penelitian dilaksanakan mulai dari perancangan sistem hingga proses klasifikasi. Bab ini meliputi alat dan bahan, studi literatur, proses rancangan penelitian, perancangan sistem, tahap ekstraksi fitur, tahap klasifikasi, serta tahap pengujian.

4. BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini berisi hasil penelitian serta pembahasan dari penelitian yang telah dilakukan.

5. BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisi tentang kesimpulan dan saran berdasarkan hasil dari pembahasan yang didapatkan.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

2.1 Tinjauan Pustaka

Pada penelitian terdahulu yang terkait dengan penelitian ini adalah penelitian tentang pengenalan motif songket Melayu yang dibangun menggunakan ekstraksi fitur *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) memiliki hasil akurasi 97% untuk GLCM dan 82% untuk PCA[2]. Penelitian serupa telah dilakukan membahas tentang pengenalan dan klasifikasi citra tekstil tradisional dengan menggunakan deteksi tepi *canny*, *local color* histogram dan *Co-occurrence matrix*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa nilai rata-rata hasil yang dikenal sesuai dengan kelompok tekstil adalah 88.03%. Nilai tertinggi menggunakan ekstraksi ciri tekstur sebesar 99.37% [3]. Penelitian ini menunjukkan bahwa GLCM sangat baik digunakan dalam ekstraksi fitur tekstur. Penelitian selanjutnya adalah penelitian tentang pengenalan jenis batik tulis dan batik cap menggunakan GLCM sebagai ekstraksi fitur. Hasil akurasi dari penelitian ini adalah sebesar 90% [6]. Penelitian lain yang telah dilakukan yaitu tentang klasifikasi motif kain batik menggunakan GLCM untuk ekstraksi fitur tekstur. Hasil akurasi yang diperoleh pada sudut 0° sebesar 74.2%, sudut 45° sebesar 64.5%, sudut 90° sebesar 66.65% dan 135° sebesar 67.5%. Penggabungan seluruh nilai fitur menghasilkan akurasi pada tahap pelatihan sebesar 80.65% dan pada tahap pengujian sebesar 77.14% [7].

Penelitian lain tentang penggunaan *Moment Invariant* untuk klasifikasi motif batik telah berhasil dilakukan dengan nilai akurasi tertinggi yang didapat mencapai 100%. Citra uji yang digunakan sebanyak 40 citra dari motif batik yang digunakan dengan ukuran citra 256x256 piksel yang dikenai *preprocessing* biner, *opening* dan *closing* terlebih dahulu [4]. Penelitian selanjutnya tentang penggunaan *Moment Invariant* dalam pengenalan pola tulisan tangan suku kata aksara sasak yang menggunakan data *input* sejumlah 2700 data telah berhasil dilakukan dengan akurasi 89,76% pada pengujian pertama dan 92,52% pada pengujian kedua [8].

Penelitian berikutnya menggunakan metode LDA yang digunakan dalam proses klasifikasi citra. Terdapat penelitian terdahulu tentang klasifikasi jenis pohon mangga. Hasil penelitian menunjukkan keberhasilan menggunakan metode klasifikasi LDA dengan akurasi sebesar 90% [9]. Penelitian lain yang mendukung proses pengklasifikasian

menggunakan metode LDA yaitu penelitian pengklasifikasian ras manusia melalui citra wajah menggunakan metode LDA memberikan akurasi sebesar 82% dengan menggunakan 90 sampel citra latih dan 90 citra uji[10]. Penelitian selanjutnya yang menggunakan metode LDA untuk klasifikasi yaitu tentang pendeteksi jenis autisme pada anak usia dini menghasilkan akurasi sebesar 88%[11]. Selanjutnya Penelitian mengenai pengenalan wajah dengan metode LDA juga telah berhasil dilakukan, dimana tingkat akurasi yang diperoleh sampai 98,33% dari 66 citra wajah dari 22 orang[12]. Hasil akurasi dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode klasifikasi LDA memberikan hasil yang sangat baik sebagai metode klasifikasi.

Dari pemaparan tersebut, maka dalam penelitian ini akan dibangun sistem klasifikasi songket Lombok. Metode yang digunakan adalah *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi fitur tekstur. Dari penelitian sebelumnya metode GLCM memiliki tingkat keberhasilan tertinggi sebesar 99.37%. Untuk ekstraksi fitur bentuk digunakan metode *Moment Invariant* yang mana pada penelitian sebelumnya *Moment Invariant* memiliki tingkat keberhasilan lebih dari 80%. Sedangkan untuk klasifikasi digunakan metode *Linear Discriminant Analysis* (LDA) yang mampu memperoleh tingkat akurasi tertinggi hingga 98,33%.

2.2 Songket

Songket adalah jenis kain tenunan tradisional Melayu dan Minangkabau di Indonesia, Malaysia, dan Brunei. Songket digolongkan dalam keluarga tenunan brokat. Songket ditenun dengan tangan dengan benang emas dan perak dan pada umumnya dikenakan pada acara-acara resmi[1]. Songket Lombok adalah salah satu songket Indonesia yang terkenal dengan keunikan motifnya. Kain tenun Lombok dipercaya memiliki nilai yang sakral dan tidak sembarang orang bisa mengenakannya. Motif dan makna sangat disesuaikan dengan kondisi pemakainya. Di Lombok penerapan motif kain tenun biasanya disesuaikan dengan fungsinya. Kain tenun yang dibuat khusus untuk tujuan kelengkapan upacara, ragam hiasannya akan berbeda dengan kain tenun yang dibuat dengan tujuan untuk menghias diri semata. Khusus kain tenun yang dibuat untuk kelengkapan upacara, biasanya motif dan warnanya memiliki arti lambang simbolis tertentu. Karena diharapkan tuahnya mampu mendatangkan kebaikan-kebaikan tersendiri bagi pemakainya[13]. Songket Lombok memiliki banyak motif diantaranya yaitu, motif Subahnale, Kristal, Kembang Komak, Bulan Bekurung, Keke, Nanas, Enggok. Motif ini

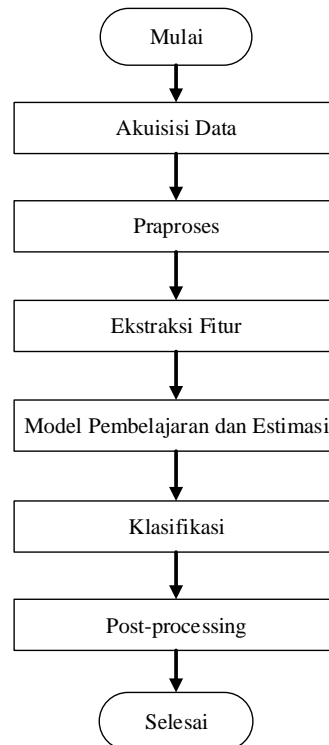
dipengaruhi oleh kebudayaan yang ada pada masyarakat Lombok. Salah satu motif songket Lombok yang paling terkenal adalah motif *subahnale* yang diambil dari bahasa arab *Subhanallah* yang berarti maha suci Allah. *Subahnale* diucapkan oleh masyarakat Lombok sebagai ungkapan pujian kepada Allah SWT. Pujian ini banyak terdengar pada saat masyarakat sedang *nembang*. *Nembang* merupakan kegiatan membaca cerita lama yang tertulis dalam naskah dalam bentuk lagu. Kata *Subahnale* sering digunakan sebagai kata awalan dalam memulai sebuah cerita[14].



Gambar 2. 1 Songket Lombok motif subahnale

2.3 Pengenalan Pola

Pattern recognition atau pengenalan pola merupakan salah satu bidang dalam ilmu komputer yang memetakan suatu data ke dalam konsep tertentu yang telah didefinisikan sebelumnya. Secara umum, desain model dari pengenalan pola digambarkan dalam diagram alir yang tertuang pada Gambar 2.2.



Gambar 2. 2 Model pengenalan pola[15]

Seperti terlihat pada Gambar 2.2, terdapat beberapa proses dalam pengenalan pola yakni dimulai dari akuisisi data yang merupakan tahap penentuan variabel-variabel fisik yang akan digunakan. Selanjutnya tahap praproses yang merupakan tahap penghilangan *noise* dari citra kemudian ekstraksi fitur yang bertujuan untuk menemukan fitur atau ciri khusus yang dimiliki oleh suatu objek. Model pembelajaran yaitu tahap pemetaan antara suatu kategori dengan fiturnya. Setelah itu tahap klasifikasi merupakan tahap klasifikasi suatu citra sesuai dengan fitur yang dimilikinya. Tahap terakhir yaitu *postprocessing* atau tahap validasi terhadap hasil klasifikasi[15].

2.4 *Moment Invariant*

Moment Invariant merupakan fungsi *non-linear* yang *invariant* terhadap rotasi, translasi dan skala dalam *moment* geometri citra. Jika ada sebuah citra dengan nilai intensitas adalah $f(x,y)$ nilai x sebagai baris dan y sebagai kolom maka *Moment Invariant* yang mentransformasikan fungsi citra $f(x,y)$ pada sistem diskrit. Mekanismenya dilakukan dengan menghitung *moment* citra dan *moment* pusat citra menggunakan Persamaan (2-1)[8].

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{W-1} x \sum_{y=0}^{H-1} y x^p y^q f(x, y) \quad (2-1)$$

dimana:

m = *Moment* Citra

p, q = Orde *Moment*

f = Nilai intensitas warna citra

x, y = Koordinat piksel

H, W = Tinggi dan lebar citra

Moment citra yang *invariant* terhadap translasi citra adalah dengan orde $m_{00}, m_{01}, m_{02}, m_{03}, m_{10}, m_{11}, m_{12}, m_{20}, m_{21}, m_{31}$. Selanjutnya, ditentukan koordinat pusat citra berdasarkan *moment* citra yang dihitung dengan menggunakan Persamaan (2-2) dan Persamaan (2-3).

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad (2-2)$$

$$\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (2-3)$$

$m00$ adalah jumlah total piksel yang membentuk obyek, sedangkan $m10$ dan $m11$ adalah pusat massa obyek. Selanjutnya untuk memperoleh *moment invariant* terhadap rotasi maka *moment* pusat diperoleh dengan menggunakan Persamaan (2-4).

$$\mu_{pq} = \sum_x x \sum_y y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q \quad (2-4)$$

dimana:

μ = *Moment* pusat

\bar{x}, \bar{y} = Pusat citra

Moment pusat yang terbentuk sensitif terhadap transformasi rotasi dan penskalaan. Maka dari itu dilakukan normalisasi terhadap *moment* pusat (μ_{pq}) melalui Persamaan (2-5) dan Persamaan (2-6).

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^\gamma} \quad (2-5)$$

$$\gamma = \left(\frac{p+q}{2} \right) + 1 \quad (2-6)$$

Berdasarkan normalisasi *moment* pusat dapat dihitung tujuh *vector moment invariant* dengan Persamaan (2-7) sampai dengan Persamaan (2-13).

$$\varphi 1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad (2-7)$$

$$\varphi 2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \quad (2-8)$$

$$\varphi 3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \quad (2-9)$$

$$\varphi 4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad (2-10)$$

$$\begin{aligned} \varphi 5 = & (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ & + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})^2[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 \\ & - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad (2-11)$$

$$\begin{aligned} \varphi 6 = & (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ & + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \end{aligned} \quad (2-12)$$

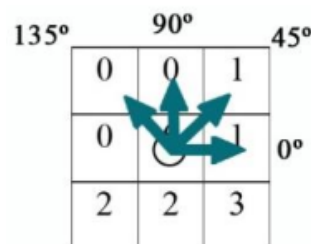
$$\begin{aligned} \varphi_7 = & (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \\ & \eta_{03})^2] + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - \\ & (\eta_{21} - \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad (2-13)$$

2.5 Tekstur Citra

Tekstur adalah keteraturan pola-pola tertentu yang terbentuk dari susunan piksel-piksel dalam citra. Pola-pola yang teratur muncul secara berulang-ulang dengan interval jarak dan arah yang tertentu. Suatu permukaan tak berwarna dalam suatu citra dapat mengandung informasi tekstur bila permukaan itu mempunyai pola-pola tertentu seperti permukaan kayu bekas di gergaji, permukaan batu, hamparan pasir, kumpulan biji-bijian, dan sebagainya. Informasi tekstur dapat digunakan untuk membedakan sifat permukaan suatu benda dalam citra yang berhubungan dengan kasar dan halus, sifat-sifat spesifik dari kekasaran dan kehalusan permukaan tersebut, yang sama sekali lepas dari warna permukaan tersebut[16].

2.6 Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

GLCM pertama kali diperkenalkan dengan nama *Gray-Tone Spatial-Dependence Matrix*. GLCM adalah matriks yang menggambarkan frekuensi munculnya pasangan dua piksel dengan intensitas tertentu dalam jarak d dan orientasi arah dengan sudut θ tertentu dalam citra. Jarak dinyatakan dalam piksel, biasanya 1, 2, 3 dan seterusnya. Orientasi sudut dinyatakan dalam derajat, yaitu 0° , 45° , 90° dan 135° . Adapun arah sudut dalam matriks GLCM dapat dilihat pada Gambar 2.3[17].



Gambar 2. 3 Arah dalam GLCM

GLCM adalah metode ekstraksi fitur tekstur statistik orde kedua. Dimana pasangan piksel dengan nilai-nilai spesifik dan dalam hubungan spasial yang ditentukan terjadi dalam suatu gambar dimasukkan ke dalam matriks dan fitur statistik diekstraksi dari matriks ini. Perhitungan memberikan fungsi yang menjadi ciri tekstur suatu gambar. Jumlah baris dan kolom dalam matriks sama dengan jumlah tingkat abu-abu, G , dalam

gambar. Elemen matriks $P(i, j)$ adalah entri dalam matriks dependensi spasial *gray-tone* yang dinormalisasi. Fitur-fitur dari GLCM adalah sebagai berikut[18]:

1. *Contrast*

$$Contrast = \sum_{n=0}^{G-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^G \sum_{j=1}^G P(i, j) \right\} \quad (2-14)$$

2. *Inverse Difference Moment*

$$IDM = \sum_{i=1}^{G-1} \sum_{j=1}^{G-1} \frac{1}{1+(i-j)^2} P(i, j) \quad (2-15)$$

3. *Entropy*

$$Entropy = - \sum_{i=1}^{G-1} \sum_{j=1}^{G-1} P(i, j) \times \log(P(i, j)) \quad (2-16)$$

4. *Correlation*

$$Correlation = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i, j) \frac{(i-\mu)(j-\mu)}{\sigma^2} \quad (2-17)$$

Dimana

$$\mu = \sum_{i,j=0}^{N-1} iP(i, j) \quad (2-18)$$

$$\sigma = \sum_{i,j=0}^{N-1} P(i, j)(i - \mu)^2 \quad (2-19)$$

5. *Energy*

$$Energy = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} P(i, j)^2 \quad (2-20)$$

6. *Auotocorrelation*

$$Autocorrelation = \sum_{i=0}^{G-1} \sum_{j=0}^{G-1} (i, j)P(i, j) \quad (2-21)$$

7. *Mean Square Error (MSE)*

Mean Squared Error (MSE) mengukur rata-rata kesalahan kuadrat antara gambar asli (I) dan gambar yang direkonstruksi (K).

$$MSE = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2 \quad (2-22)$$

8. *Peak Signal to Noise Ratio*

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{MAX_1^2}{MSE} \right) \quad (2-23)$$

9. *Normalized Correlation (NC)*

$$NC = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n I(i, j) \times K(i, j)}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n I(i, j)^2} \quad (2-24)$$

10. Mean Difference

$$\text{Mean Difference} = E[|I - K|] \quad (2-25)$$

11. Maximum Difference (MD)

$$MD = \text{MAX} [|I(i - j) - K(i - j)|] \quad (2-26)$$

12. Normalized Absolute Error (NAE)

$$NAE = \frac{\sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} |I(i-j) - K(i-j)|}{\sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} |I(i-j)|} \quad (2-27)$$

Dari fitur-fitur tersebut, 5 fitur yang paling relevan untuk digunakan adalah *Contrast*, *Inverse Difference Moment*, *Entropy*, *Correlation*, *Energy*[6][19][20][21].

2.7 Linear Discriminant Analysis (LDA)

LDA adalah salah satu metode yang digunakan pada statistik, pengenalan pola untuk menemukan kombinasi linear dari fitur yang menjadi ciri atau memisahkan lebih dari sama dengan dua kelas objek. Kombinasi yang dihasilkan dapat digunakan sebagai pengklasifikasi linear. Tujuan LDA adalah untuk mengklasifikasikan objek ke salah satu dari dua atau lebih kelompok berdasarkan berbagai fitur yang menggambarkan kelas atau kelompok. Secara umum, menetapkan objek untuk salah satu dari sejumlah kelompok yang telah ditentukan berdasarkan pengamatan yang dilakukan pada objek. Matriks kovarian dalam kelas S_W , dan matriks kovarian antar kelas S_B didefinisikan masing-masing sebagai berikut[5]:

$$S_W = \sum_{i=1}^c \sum_{x_k \in X_i} (x_k - \mu_i) (x_k - \mu_i)^T \quad (2-28)$$

$$S_B = \sum_{i=1}^c N_i (\mu_i - \mu)^T (\mu_i - \mu) \quad (2-29)$$

dimana:

X_k = image ke-k

N_i = adalah jumlah sampel pada kelas X_i

c = jumlah kelas

μ = image rata-rata dari kelas

μ_i = image rata-rata pada kelas-i

2.8 Evaluasi Hasil Klasifikasi

Pada penelitian ini, dilakukan evaluasi terhadap hasil klasifikasi dengan menghitung nilai *True Positive*, *True Negative*, *False Positive* dan *False Negative*. *True*

Positive adalah banyaknya hasil klasifikasi benar untuk suatu kelas yang bernilai *positive*. *True Negative* adalah banyaknya hasil klasifikasi benar untuk suatu kelas yang bernilai *negative*. *False Positive* adalah banyaknya hasil klasifikasi salah untuk suatu kelas yang bernilai *positive*. *False Negative* adalah banyaknya hasil klasifikasi salah untuk suatu kelas yang bernilai *negative*. Keempat nilai tersebut dapat dihitung dengan *confusion matrix* pada Tabel 2.1[17]. Nilai-nilai inilah yang kemudian digunakan untuk menghitung parameter-parameter evaluasi hasil klasifikasi.

Tabel 2. 1 *Confusion matrix*

Kelas Sebenarnya	Hasil Klasifikasi	Positif	Negatif
	Positif	TP	FN
	Negatif	FP	TN

Akurasi dapat diartikan sebagai proporsi dari dua kelas (positif dan negatif) dari jumlah total kelas yang diujikan. Berikut ini persamaan (2-30) untuk menghitung nilai akurasi.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \quad (2-30)$$

Recall adalah proporsi dari kelas positif yang diklasifikasi dengan benar. Berikut persamaan (2-31) akan menunjukkan perhitungan untuk nilai *recall*.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2-31)$$

Presisi adalah proporsi dari kelas positif yang diklasifikasikan benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diklasifikasikan positif. Persamaan (2-32) menunjukkan perhitungan untuk presisi.

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2-32)$$

BAB III

METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini akan dibangun sebuah sistem yang digunakan untuk mengklasifikasi songket Lombok menggunakan fitur GLCM dan *Moment Invariant* dan pengklasifikasian LDA. Terdapat 9 sub bagian dari metode penelitian ini yaitu alat dan bahan, studi literatur, rancangan penelitian, perancangan sistem, tahap *preprocessing*, tahap ekstraksi fitur, tahap klasifikasi, teknik pengujian dan jadwal penelitian.

3.1 Alat dan Bahan

Alat dan bahan yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Laptop (Intel Celeron N4000 dengan RAM 4GB)
- b. Sistem operasi Windows 10 Pro 64-bit
- c. Kamera DSLR Canon
- d. Anaconda3 2019.03 (Python 3.7.3 64-bit)
- e. Citra songket Lombok sebanyak 1000 citra dari 10 motif yaitu Anggrek, Cangkir, Kabut, Keke, Keke Ngangak, Klukus Ulah, Kupu-kupu, Lembang, Nanas, Subahnale Rante dengan format JPEG dengan ukuran maksimal 300x300 piksel. Jumlah citra setiap motif yaitu 100 citra. Akuisisi citra menggunakan kamera digital dengan jarak 70 cm dengan sudut 90°. Hasil dari akuisisi citra adalah citra berukuran 5184x3456 piksel. Setelah itu, citra hasil akuisisi akan dikenai proses *cropping* dan *di-resize* menjadi 64x64 piksel, 128x128 piksel, 256x256 piksel dan 300x300 piksel. Pembagian data latih dan data uji adalah 70% untuk data latih dan 30% untuk data uji. Sehingga total data latih yang digunakan yaitu 700 citra yang terdiri dari 70 citra untuk masing-masing motif. Sedangkan untuk total data uji yang digunakan yaitu 300 citra yang terdiri dari 30 citra untuk masing-masing motif.

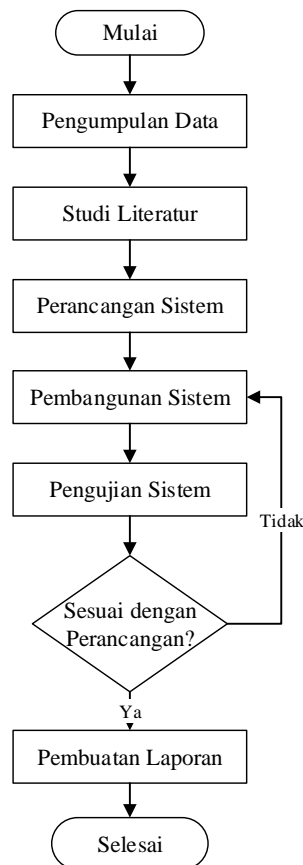
3.2 Studi Literatur

Studi literatur pada penelitian ini dilakukan dengan mempelajari buku-buku, jurnal-jurnal penelitian sebelumnya serta sumber lain yang berkaitan dengan permasalahan yang diangkat pada penelitian ini. Adapun materi yang dipelajari dalam studi literatur berkaitan dengan ekstraksi fitur tekstur menggunakan GLCM, ekstraksi

fitur bentuk menggunakan *Moment Invariant*, serta klasifikasi citra menggunakan klasifikasi LDA serta materi lain yang berkaitan dengan penelitian yang dilakukan.

3.3 Rancangan Penelitian

Rancangan penelitian yang akan dilakukan pada penelitian ini digambarkan pada diagram alir pada Gambar 3.1.



Gambar 3. 1 Diagram alir rancangan penelitian

Secara sederhana cara kerja diagram alir pada Gambar 3.1 dapat dijelaskan sebagai berikut:

- Pengumpulan Data

Tahap pertama dari rancangan penelitian ini adalah pengumpulan data. Pengumpulan data dilakukan dengan datang langsung ke *art shop* songket yang berada di desa Sukarare. Informasi mengenai motif-motif songket Lombok diperoleh dari hasil wawancara dengan pemilik *art shop*. Data yang dikumpulkan terdiri atas 10 motif songket Lombok yaitu Angrek, Cangkir, Kabut, Keke, Keke Ngangak, Klukus Ulah, Kupu-kupu, Lelang, Nanas, Subahnale Rante. Untuk pengambilan citra songket, kamera yang digunakan adalah kamera DSLR Canon EOS 600D. Jarak pengambilan

citra adalah 70 cm. Data yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 1000 citra songket Lombok. Data untuk setiap motif songket masing-masing berjumlah 100 citra.

- Studi Literatur

Tahap kedua adalah melakukan studi literatur untuk mempelajari cara pembangunan dan prinsip kerja dari metode yang digunakan yaitu metode LDA untuk klasifikasi. GLCM dan *Moment Invariant* untuk ekstraksi fitur citra.

- Perancangan Sistem

Tahap ketiga adalah melakukan perancangan sistem. Pada tahap ini, sistem dirancang agar dapat melakukan klasifikasi songket dengan metode yang digunakan yaitu GLCM dan *Moment Invariant* untuk ekstraksi fitur citra dan metode LDA digunakan sebagai metode klasifikasi.

- Pembangunan sistem

Tahap keempat adalah memulai pembangunan sistem dengan metode yang digunakan. Pada penelitian ini, metode yang digunakan adalah GLCM dan *Moment Invariant* untuk ekstraksi fitur citra dan metode LDA digunakan sebagai metode klasifikasi.

- Pengujian sistem

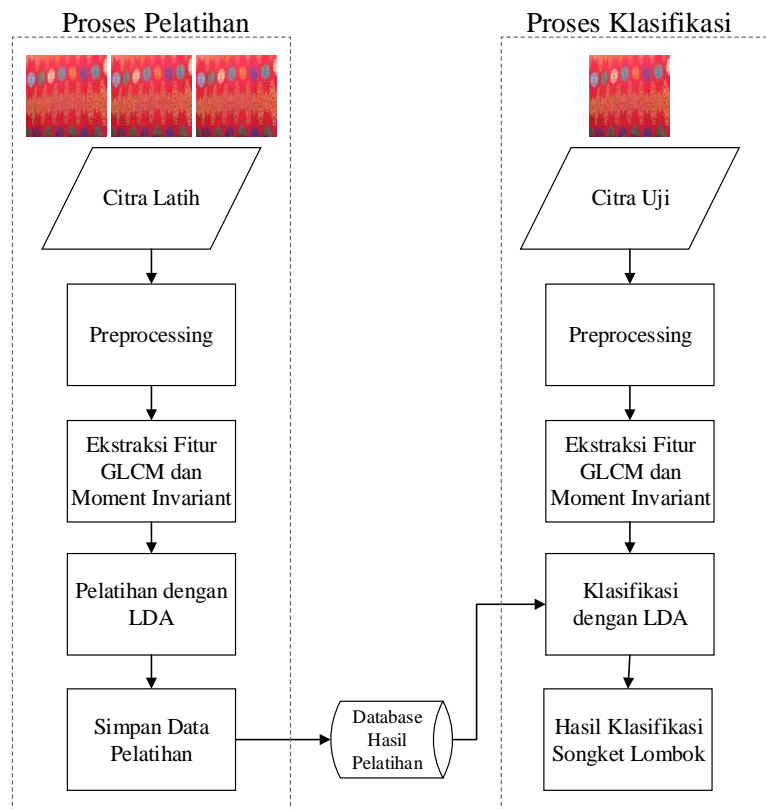
Setelah pembangunan sistem selesai, tahap kelima adalah melakukan pengujian sistem. Sistem dikatakan berhasil jika sudah sesuai dengan perancangan dan dapat mengenali motif songket Lombok dengan tepat. Jika sistem yang telah dibangun berhasil maka akan dilanjutkan ke tahap enam. Namun, jika sistem belum berhasil maka langkah selanjutnya kembali ke pembangunan sistem.

- Pembuatan laporan

Langkah terakhir yang dilakukan setelah pengujian sistem memberikan hasil yang tepat adalah pembuatan laporan. Pembuatan laporan dari awal pengumpulan data sampai akhir pembuatan sistem.

3.4 Perancangan Sistem

Pada perancangan sistem dijelaskan bagaimana sistem dirancang mulai dari tahap pelatihan hingga sistem dapat mengklasifikasikan songket Lombok. Proses perancangan sistem disajikan pada Gambar 3.2.



Gambar 3. 2 Blok diagram sistem

Gambar 3.2 menggambarkan proses perancangan dari sistem yang akan dibangun. Terdapat 2 tahapan utama pada proses perancangan sistem yaitu:

a. Proses pelatihan

Tahap-tahap proses pelatihan dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. *Input* citra songket Lombok untuk pelatihan. Citra yang dimasukkan ke dalam sistem merupakan citra yang telah di-*crop* dan di-*resize* menjadi 4 ukuran berbeda yaitu 64x64 piksel, 128x128 piksel, 256x256 piksel dan 300x300 piksel. Proses *resizing* dilakukan agar waktu komputasi yang dibutuhkan sistem tidak besar. Selain itu, 4 ukuran berbeda dari citra tersebut akan menjadi salah satu parameter pada skenario pengujian sistem. Proses *cropping* dan *resize* dilakukan di luar sistem untuk menghemat waktu komputasi di dalam sistem. Total citra yang digunakan pada proses pelatihan adalah 700 citra yang terdiri dari 70 citra untuk masing-masing motif.
2. Tahap *preprocessing* merupakan tahap awal pengolahan citra asli sebelum citra tersebut diekstraksi pada proses pelatihan maupun proses klasifikasi. Karena proses *cropping* dan *resizing* dilakukan diluar sistem, maka pada *preprocessing* yang dilakukan di dalam sistem adalah proses *grayscale*.

3. Ekstraksi fitur yang dilakukan pada penelitian ini dibagi menjadi dua, yaitu ekstraksi fitur tekstur dan fitur bentuk. Ekstraksi fitur tekstur dilakukan menggunakan metode GLCM sedangkan ekstraksi fitur bentuk dilakukan menggunakan metode *Moment Invariant*.
4. Pelatihan dengan LDA dilakukan untuk mendapatkan nilai dari *training sample* yang dapat digunakan untuk mengklasifikasikan citra songket Lombok.
5. *Database* hasil pelatihan berisi nilai dari *training sample* yang dihasilkan dari tahap pelatihan dengan LDA.

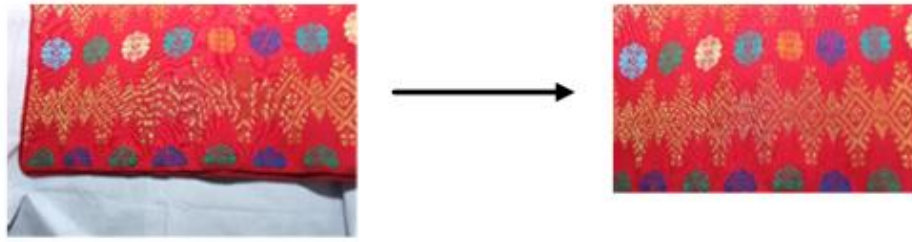
b. Proses Klasifikasi

Tahap-tahap proses klasifikasi dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. *Input* citra songket Lombok untuk pelatihan. Citra yang dimasukkan ke dalam sistem merupakan citra yang telah di-*crop* dan di-*resize* menjadi 4 ukuran berbeda yaitu 64x64 piksel, 128x128 piksel, 256x256 piksel dan 300x300 piksel. Proses *resizing* dilakukan agar waktu komputasi yang dibutuhkan sistem tidak besar. Selain itu, 4 ukuran berbeda dari citra tersebut akan menjadi salah satu parameter pada skenario pengujian sistem. Proses *cropping* dan *resize* dilakukan di luar sistem untuk menghemat waktu komputasi di dalam sistem. Total citra yang digunakan pada proses klasifikasi adalah 300 citra yang terdiri dari 30 citra untuk masing-masing motif.
2. Tahap *preprocessing* yang dilakukan di dalam sistem pada proses klasifikasi sama dengan *preprocessing* pada proses pelatihan yaitu proses *grayscale*.
3. Ekstraksi fitur yang dilakukan pada penelitian ini dibagi menjadi dua, yaitu ekstraksi fitur tekstur dan fitur bentuk. Ekstraksi fitur tekstur dilakukan menggunakan metode GLCM sedangkan ekstraksi fitur bentuk dilakukan menggunakan metode *Moment Invariant*.
4. Tahap klasifikasi dilakukan dengan metode LDA untuk membedakan motif citra songket Lombok. Data hasil pelatihan dimuat untuk dibandingkan dengan data uji.
5. Keluaran akhir dari proses klasifikasi berupa jenis motif songket Lombok.

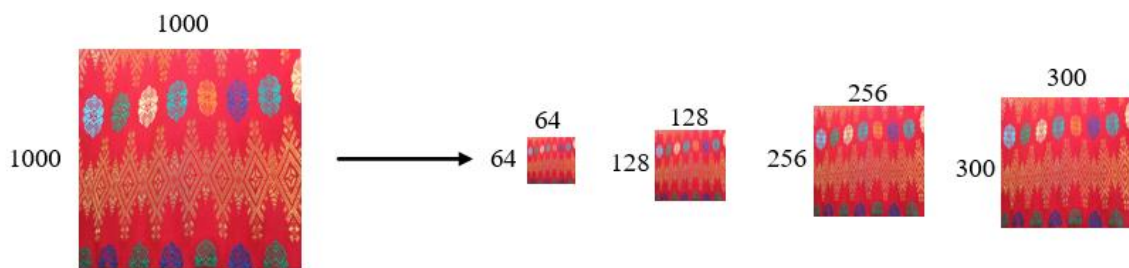
3.5 Tahap *Preprocessing*

Pada penelitian ini, *preprocessing* yang dilakukan terdiri dari proses *cropping*, *resizing*, dan konversi warna citra. *Cropping* dilakukan untuk mengambil citra yang dibutuhkan dan membuang bagian yang tidak dibutuhkan. Contoh *cropping* dapat dilihat pada Gambar 3.3.



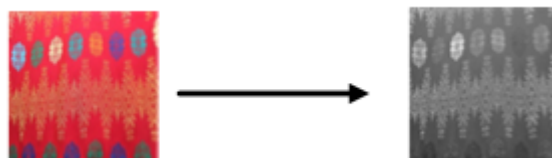
Gambar 3. 3 Proses *cropping*

Resizing dilakukan untuk mengubah resolusi citra menjadi 64x64 piksel, 128x128 piksel, 256x256 piksel dan 300x300 piksel. Gambar 3.4 adalah contoh *resizing* citra. Proses *cropping* dan *resizing* dilakukan diluar sistem.



Gambar 3. 4 Proses *resizing*

Setelah resolusi citra diubah, selanjutnya ruang warna citra dikonversi dari RGB menjadi ruang warna *grayscale*. Proses ini merupakan proses pertama yang dilakukan di dalam sistem setelah *input* citra. Berikut ini merupakan contoh hasil konversi dari ruang warna RGB menjadi *grayscale*.

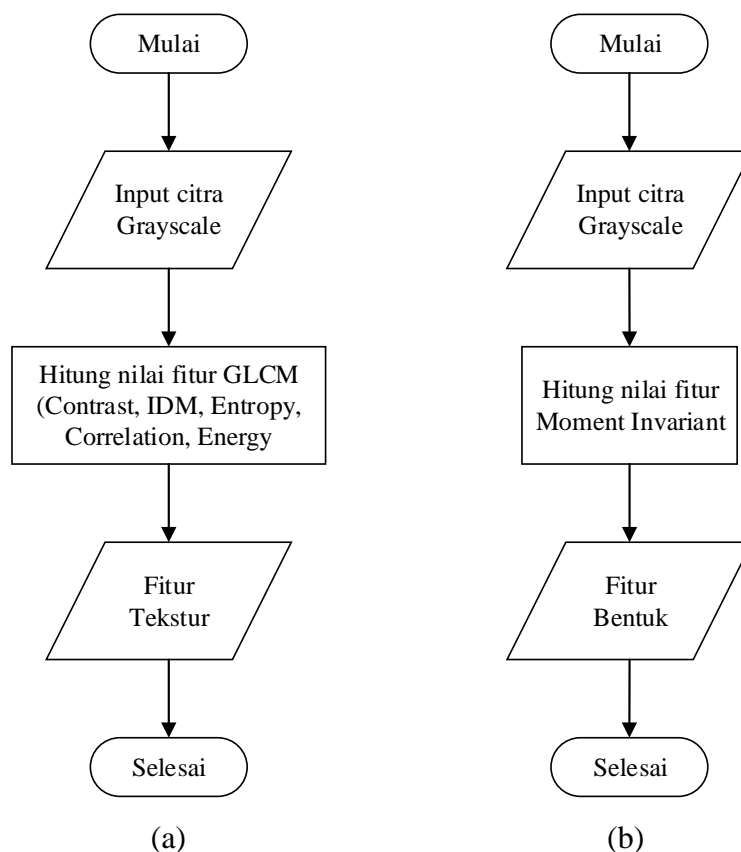


Gambar 3. 5 Hasil konversi dari RGB ke *grayscale*

Proses *cropping*, *resizing*, dan konversi ruang warna yang dilakukan pada citra dilakukan untuk mempermudah proses ekstraksi fitur yang akan dilakukan pada citra. Tahap *preprocessing* ini dilakukan terhadap 10 motif citra songket Lombok yang ada.

3.6 Tahap Ekstraksi Fitur

Terdapat dua jenis fitur yang akan diekstraksi pada tahap ini yaitu, fitur tekstur dan fitur bentuk. Fitur tekstur diekstraksi dengan menggunakan metode GLCM sedangkan untuk fitur bentuk akan diekstraksi menggunakan metode *Moment Invariant*. Diagram alir ekstraksi fitur dapat dilihat pada Gambar 3.6.



Gambar 3. 6 Diagram alir ekstraksi fitur (a) Ekstraksi fitur tekstur. (b) Ekstraksi fitur bentuk

3.6.1 Ekstraksi Fitur Tekstur dengan Metode GLCM

Proses ekstraksi fitur dengan metode GLCM dibagi menjadi dua tahap, yaitu pembentukan matriks GLCM dan perhitungan nilai fitur GLCM.

a. Pembentukan matriks GLCM

Misalkan terdapat citra *grayscale* dengan matriks seperti pada Gambar 3.7.

$$A = \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 4 & 4 \\ \hline 0 & 0 & 4 & 4 \\ \hline 0 & 2 & 2 & 2 \\ \hline 2 & 2 & 7 & 7 \\ \hline \end{array}$$

Gambar 3. 7 Contoh matriks citra 3-bit

Dari matriks di atas dibentuk matriks GLCM dengan orientasi sudut 0° , 45° , 90° , 135° . Adapun langkah-langkah pembentukan matriks GLCM sebagai berikut:

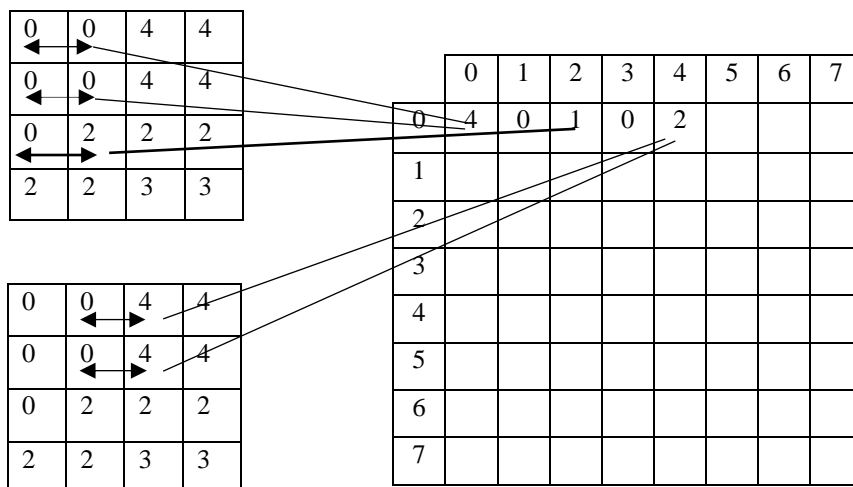
- 1) Langkah pertama yaitu membuat matriks dengan ordo $n \times n$ dimana n sama dengan nilai elemen terbesar dari matriks A . Dalam hal ini, nilai elemen terbesar matriks A adalah 7, maka dibuat matriks ukuran 7×7 dengan indeks dimulai dari 0 seperti terlihat pada Gambar 3.8.

$B =$

	0	1	2	3	4	5	6	7
0								
1								
2								
3								
4								
5								
6								
7								

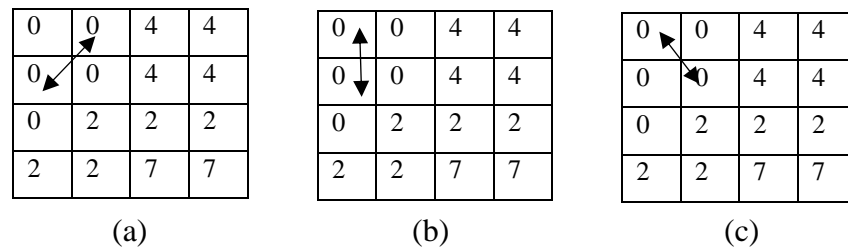
Gambar 3. 8 Matriks GLCM 7x7

- 2) Penentuan nilai matriks B yang dimulai dari elemen $(0,0)$. Untuk mengisi matriks B dilakukan iterasi terhadap setiap 2 blok matriks A untuk mengecek nilai elemennya. Sebagai contoh, membuat matriks GLCM dengan sudut 0° , maka arah iterasi yang dilakukan yaitu horizontal (sesuai dengan arah sudut matriks GLCM).
- 3) Iterasi pertama dilakukan untuk mengecek jumlah matriks ketetanggaan yang bernilai $(0,0)$. Iterasi dimulai dari elemen $(0,0)$ dan $(0,1)$ pada matriks A . Pengecekan berlaku dua arah, artinya elemen $(0,0)$ dan $(0,1)$ dicek sebanyak dua kali dengan arah berlawanan. Jumlah matriks ketetanggaan dengan nilai $(0,0)$ ditulis pada matriks B elemen $(0,0)$. Selanjutnya geser satu blok ke kanan untuk mengecek elemen matriks $(0,1)$ dan $(0,2)$. Lakukan pengecekan hingga elemen $(0,6)$ dan $(0,7)$ kemudian pindah ke baris selanjutnya. Gambar 3.9 menunjukkan proses pembentukan matriks GLCM pada sudut 0° .



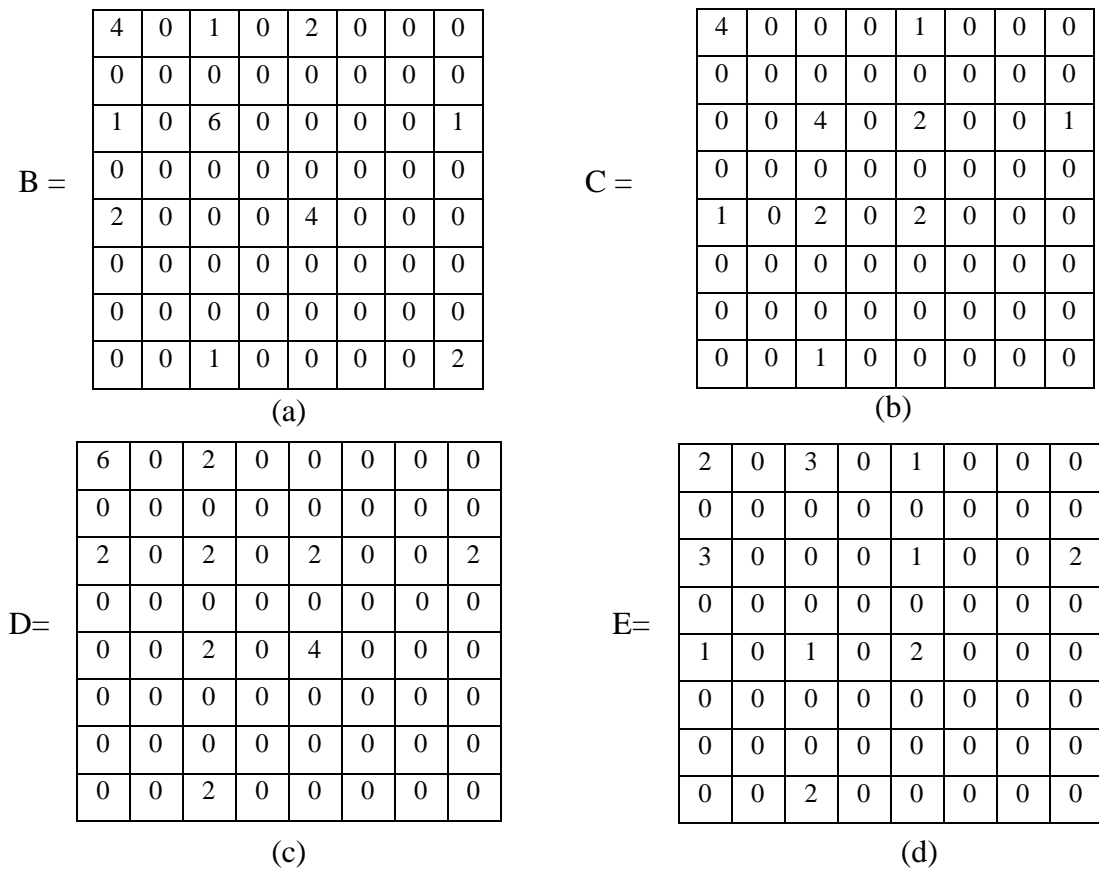
Gambar 3. 9 Pembentukan matriks GLCM sudut 0°

- 4) Iterasi selanjutnya dilakukan untuk mengecek jumlah matriks ketetanggaan yang bernilai (0,1) untuk diisi pada matriks B elemen (0,1), begitu seterusnya hingga elemen terakhir pada matriks B .
- 5) Hal yang sama dilakukan untuk membuat matriks GLCM dengan sudut 45° , 90° dan 135° namun dengan arah yang berbeda. Matriks GLCM sudut 45° dibuat dengan arah diagonal-kanan (*right-diagonal*), sudut 90° dengan arah vertikal, sedangkan sudut 135° dibuat dengan arah diagonal-kiri (*left-diagonal*) seperti yang terlihat pada Gambar 3.10.



Gambar 3. 10 Arah matriks GLCM (a) sudut 45° . (b) sudut 90° . (c) sudut 135°

- 6) Didapatkan empat buah matriks GLCM terlihat pada Gambar 3.11.



Gambar 3. 11 Hasil pembentukan matriks GLCM (a) $\theta = 0^\circ$ $d = 1$. (b) $\theta = 45^\circ$ $d = 1$. (c) $\theta = 90^\circ$ $d = 1$. (d) $\theta = 135^\circ$ $d = 1$

7) Matriks GLCM tersebut, kemudian dinormalisasi agar jumlah seluruh elemennya sama dengan 1. Normalisasi dilakukan dengan menjumlahkan seluruh nilai elemen, kemudian hasil penjumlahan tersebut akan digunakan sebagai pembagi pada setiap elemen matriks. Misalnya pada matriks B jumlah seluruh nilai elemen adalah 24, maka elemen (0,0) dengan nilai elemen 4 dibagi dengan 24. Hasilnya adalah $4/24=0.167$. Gambar 3.12 menunjukkan hasil normalisasi terhadap matriks B .

$$F = \begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|c|} \hline 0.167 & 0 & 0.041 & 0 & 0.083 & 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline 0.041 & 0 & 0.25 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.041 \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline 0.083 & 0 & 0 & 0 & 0.167 & 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0.041 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.083 \\ \hline \end{array}$$

Gambar 3. 12 Matriks GLCM yang telah dinormalisasi

Proses normalisasi menghasilkan 4 matriks GLCM normal yang kemudian akan digunakan pada tahap selanjutnya.

b. Perhitungan nilai fitur GLCM

Matriks GLCM yang telah dihasilkan pada tahap sebelumnya digunakan untuk menghitung 5 fitur GLCM yang terdiri atas *Contrast*, *Inverse Difference Moment* (IDM), *Entropy*, *Correlation*, *Energy*. Contoh perhitungan 5 fitur ini menggunakan nilai dari matriks F adalah sebagai berikut:

1) *Contrast*

Untuk menghitung nilai *contrast*, digunakan Persamaan (2-14).

$$\begin{aligned} Contrast = & ((0 - 0)^2 * 0.167) + ((0 - 1)^2 * 0) + ((0 - 2)^2 * 0.041) + ((0 - 3)^2 * 0) + ((0 - 4)^2 * 0.083) + ((0 - 5)^2 * 0) + ((0 - 6)^2 * 0) + ((0 - 7)^2 * 0) \\ & + ((1 - 0)^2 * 0) + ((1 - 1)^2 * 0) + ((1 - 2)^2 * 0) + ((1 - 3)^2 * 0) + ((1 - 4)^2 * 0) + ((1 - 5)^2 * 0) + ((1 - 6)^2 * 0) + ((1 - 7)^2 * 0) + ((2 - 0)^2 * 0.041) \\ & + ((2 - 1)^2 * 0) + ((2 - 2)^2 * 0.25) + ((2 - 3)^2 * 0) + ((2 - 4)^2 * 0) + ((2 - 5)^2 * 0) + ((2 - 6)^2 * 0) + ((2 - 7)^2 * 0.041) + ((3 - 0)^2 * 0) + ((3 - 1)^2 * 0) \\ & + ((3 - 2)^2 * 0) + ((3 - 3)^2 * 0) + ((3 - 4)^2 * 0) + ((3 - 5)^2 * 0) + ((3 - 6)^2 * 0) + ((3 - 7)^2 * 0) + ((4 - 0)^2 * 0.083) + ((4 - 1)^2 * 0) + ((4 - 2)^2 * 0) \\ & + ((4 - 3)^2 * 0) + ((4 - 4)^2 * 0.167) + ((4 - 5)^2 * 0) + ((4 - 6)^2 * 0) + ((4 - 7)^2 * 0) + ((5 - 0)^2 * 0) + ((5 - 1)^2 * 0) + ((5 - 2)^2 * 0) + \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& ((5-3)^2 * 0) + ((5-4)^2 * 0) + ((5-5)^2 * 0) + ((5-6)^2 * 0) + ((5-7)^2 * \\
& 0) + ((6-0)^2 * 0) + ((6-1)^2 * 0) + ((6-2)^2 * 0) + ((6-3)^2 * 0) + ((6- \\
& 4)^2 * 0) + ((6-5)^2 * 0) + ((6-6)^2 * 0) + ((6-7)^2 * 0) + ((7-0)^2 * 0) + \\
& ((7-1)^2 * 0) + ((7-2)^2 * 0.041) + ((7-3)^2 * 0) + ((7-4)^2 * 0) + ((7- \\
& 5)^2 * 0) + ((7-6)^2 * 0) + ((7-7)^2 * 0.083)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\text{Contrast} &= 0 + 0 + 0.164 + 0 + 1.328 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + \\
& 0 + 0 + 0 + 0.164 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 1.025 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + \\
& 0 + 0 + 0 + 1.328 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + \\
& 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 1.025 + 0 + 0 + 0 + 0 + \\
& 0 = 5.034
\end{aligned}$$

2) Inverse Difference Moment

Untuk menghitung nilai *Inverse Difference Moment*, digunakan Persamaan (2-15).

$$\begin{aligned}
IDM &= \left(\frac{1}{1+(0-0)^2} 0.167\right) + \left(\frac{1}{1+(0-1)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(0-2)^2} 0.041\right) + \left(\frac{1}{1+(0-3)^2} 0\right) + \\
& \left(\frac{1}{1+(0-4)^2} 0.083\right) + \left(\frac{1}{1+(0-5)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(0-6)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(0-7)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(1-0)^2} 0\right) + \\
& \left(\frac{1}{1+(1-1)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(1-2)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(1-3)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(1-4)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(1-5)^2} 0\right) + \\
& \left(\frac{1}{1+(1-6)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(1-7)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(2-0)^2} 0.041\right) + \left(\frac{1}{1+(2-1)^2} 0\right) + \\
& \left(\frac{1}{1+(2-2)^2} 0.25\right) + \left(\frac{1}{1+(2-3)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(2-4)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(2-5)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(2-6)^2} 0\right) + \\
& \left(\frac{1}{1+(2-7)^2} 0.041\right) + \left(\frac{1}{1+(3-0)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(3-1)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(3-2)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(3-3)^2} 0\right) + \\
& \left(\frac{1}{1+(3-4)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(3-5)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(3-6)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(3-7)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(4-0)^2} 0.083\right) + \\
& \left(\frac{1}{1+(4-1)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(4-2)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(4-3)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(4-4)^2} 0.167\right) + \left(\frac{1}{1+(4-5)^2} 0\right) + \\
& \left(\frac{1}{1+(4-6)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(4-7)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(5-0)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(5-1)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(5-2)^2} 0\right) + \\
& \left(\frac{1}{1+(5-3)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(5-4)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(5-5)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(5-6)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(5-7)^2} 0\right) + \\
& \left(\frac{1}{1+(6-0)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(6-1)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(6-2)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(6-3)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(6-4)^2} 0\right) + \\
& \left(\frac{1}{1+(6-5)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(6-6)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(6-7)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(7-0)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(7-1)^2} 0\right) + \\
& \left(\frac{1}{1+(7-2)^2} 0.041\right) + \left(\frac{1}{1+(7-3)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(7-4)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(7-5)^2} 0\right) + \left(\frac{1}{1+(7-6)^2} 0\right) + \\
& \left(\frac{1}{1+(7-7)^2} 0.083\right)
\end{aligned}$$

$$0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0.090 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0.130 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0.057 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0.090 = 1.719$$

4) *Correlation*

Untuk menghitung nilai *correlation*, digunakan persamaan (2-17). Sebelum menghitung *correlation*, perlu dihitung nilai μ dengan persamaan (2-18) dan σ dengan Persamaan (2-19).

$$\begin{aligned} \mu = & (0 * 0.167) + (0 * 0) + (0 * 0.041) + (0 * 0) + (0 * 0.083) + (0 * 0) + \\ & (0 * 0) + (0 * 0) + (1 * 0) + (1 * 0) + (1 * 0) + (1 * 0) + (1 * 0) + (1 * 0) + \\ & (1 * 0) + (1 * 0) + (2 * 0.041) + (2 * 0) + (2 * 0.25) + (2 * 0) + (2 * 0) + \\ & (2 * 0) + (2 * 0) + (2 * 0.041) + (3 * 0) + (3 * 0) + (3 * 0) + (3 * 0) + (3 * \\ & 0) + (3 * 0) + (3 * 0) + (3 * 0) + (4 * 0.083) + (4 * 0) + (4 * 0) + (4 * 0) + \\ & (4 * 0) + (4 * 0.167) + (4 * 0) + (4 * 0) + (5 * 0) + (5 * 0) + (5 * 0) + (5 * \\ & 0) + (5 * 0) + (5 * 0) + (5 * 0) + (5 * 0) + (6 * 0) + (6 * 0) + (6 * 0) + (6 * \\ & 0) + (6 * 0) + (6 * 0) + (6 * 0) + (6 * 0) + (7 * 0) + (7 * 0) + (7 * 0.041) + \\ & (7 * 0) + (7 * 0) + (7 * 0) + (7 * 0) + (7 * 0.083) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mu = & 0 + \\ & 0.082 + 0 + 0.5 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0.082 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + \\ & 0.332 + 0 + 0 + 0 + 0.668 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + \\ & 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0.287 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0.581 = \\ & 2.532 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \sigma = & (0.167 * (0 - 2.532))^2 + (0 * (0 - 2.532))^2 + (0.041 * (0 - 2.532))^2 + \\ & (0 * (0 - 2.532))^2 + (0.083 * (0 - 2.532))^2 + (0 * (0 - 2.532))^2 + (0 * (0 - \\ & 2.532))^2 + (0 * (0 - 2.532))^2 + (0 * (1 - 2.532))^2 + (0 * (1 - 2.532))^2 + (0 * \\ & (1 - 2.532))^2 + (0 * (1 - 2.532))^2 + (0 * (1 - 2.532))^2 + (0 * (1 - 2.532))^2 + \\ & (0 * (1 - 2.532))^2 + (0 * (1 - 2.532))^2 + (0.041 * (2 - 2.532))^2 + (0 * (2 - \\ & 2.532))^2 + (0.25 * (2 - 2.532))^2 + (0 * (2 - 2.532))^2 + (0 * (2 - 2.532))^2 + (0 * \\ & (2 - 2.532))^2 + (0 * (2 - 2.532))^2 + (0.041 * (2 - 2.532))^2 + (0 * (3 - \\ & 2.532))^2 + (0 * (3 - 2.532))^2 + (0 * (3 - 2.532))^2 + (0 * (3 - 2.532))^2 + (0 * \\ & (3 - 2.532))^2 + (0 * (3 - 2.532))^2 + (0 * (3 - 2.532))^2 + (0 * (3 - 2.532))^2 + \\ & (0.083 * (4 - 2.532))^2 + (0 * (4 - 2.532))^2 + (0 * (4 - 2.532))^2 + (0 * (4 - \\ & 2.532))^2 + (0.167 * (4 - 2.532))^2 + (0 * (4 - 2.532))^2 + (0 * (4 - 2.532))^2 + \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& \left(0 \frac{(5-2.532)(1-2.532)}{4.974^2}\right) + \left(0 \frac{(5-2.532)(2-2.532)}{4.974^2}\right) + \left(0 \frac{(5-2.532)(3-2.532)}{4.974^2}\right) + \\
& \left(0 \frac{(5-2.532)(4-2.532)}{4.974^2}\right) + \left(0 \frac{(5-2.532)(5-2.532)}{4.974^2}\right) + \left(0 \frac{(5-2.532)(6-2.532)}{4.974^2}\right) + \\
& \left(0 \frac{(5-2.532)(7-2.532)}{4.974^2}\right) + \left(0 \frac{(6-2.532)(0-2.532)}{4.974^2}\right) + \left(0 \frac{(6-2.532)(1-2.532)}{4.974^2}\right) + \\
& \left(0 \frac{(6-2.532)(2-2.532)}{4.974^2}\right) + \left(0 \frac{(6-2.532)(3-2.532)}{4.974^2}\right) + \left(0 \frac{(6-2.532)(4-2.532)}{4.974^2}\right) + \\
& \left(0 \frac{(6-2.532)(5-2.532)}{4.974^2}\right) + \left(0 \frac{(6-2.532)(6-2.532)}{4.974^2}\right) + \left(0 \frac{(6-2.532)(7-2.532)}{4.974^2}\right) + \\
& \left(0 \frac{(7-2.532)(0-2.532)}{4.974^2}\right) + \left(0 \frac{(7-2.532)(1-2.532)}{4.974^2}\right) + \left(0.041 \frac{(7-2.532)(2-2.532)}{4.974^2}\right) + \\
& \left(0 \frac{(7-2.532)(3-2.532)}{4.974^2}\right) + \left(0 \frac{(7-2.532)(4-2.532)}{4.974^2}\right) + \left(0 \frac{(7-2.532)(5-2.532)}{4.974^2}\right) + \\
& \left(0 \frac{(7-2.532)(6-2.532)}{4.974^2}\right) + \left(0.083 \frac{(7-2.532)(7-2.532)}{4.974^2}\right)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
Correlation &= 0.043 + 0 + 0.002 + 0 + (-0.012) + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + \\
&0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0.002 + 0 + 0.003 + 0 + 0 + 0 + 0 + (-0.0039) + 0 + \\
&0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + (-0.012) + 0 + 0 + 0 + 0.0145 + 0 + 0 + 0 + \\
&0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + \\
&(-0.0039) + 0 + 0 + 0 + 0 + 0.067 = 0.0993
\end{aligned}$$

5) *Energy*

Untuk menghitung nilai *Energy*, digunakan Persamaan (2-20).

$$\begin{aligned}
Energy &= (0.167)^2 + (0)^2 + (0.041)^2 + (0)^2 + (0.083)^2 + (0)^2 + (0)^2 + \\
&(0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0.041)^2 + \\
&(0)^2 + (0.25)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0.041)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + \\
&(0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0.083)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + \\
&(0.167)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + \\
&(0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + \\
&(0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0.041)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0)^2 + (0.083)^2
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
Energy &= 0.028 + 0 + 0.002 + 0 + 0.007 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + \\
&0 + 0 + 0 + 0.002 + 0 + 0.063 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0.002 + 0 + 0 + 0 + 0 + \\
&0 + 0 + 0 + 0 + 0.007 + 0 + 0 + 0 + 0.028 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + \\
&0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0.002 + 0 + 0 + 0 + \\
&0 + 0.007 = 0.333
\end{aligned}$$

3.6.2 Ekstraksi Fitur Bentuk dengan Metode *Moment Invariant*

Ekstraksi fitur dengan metode *Moment Invariant* dilakukan untuk memperoleh 7 buah fitur nilai *Moment Invariant*. Berikut adalah contoh ekstraksi fitur dengan metode *Moment Invariant* pada suatu citra yang memiliki ukuran piksel 4x4.

$$A = \begin{array}{c|cccc} & \begin{array}{c} x \\ y \end{array} & 1 & 2 & 3 & 4 \\ \hline 1 & 0 & 0 & 4 & 4 \\ 2 & 0 & 0 & 4 & 4 \\ 3 & 0 & 0 & 2 & 2 \\ 4 & 2 & 2 & 7 & 7 \end{array}$$

1. Dari citra piksel 4x4 dilanjutkan dengan mencari *moment* citra menggunakan Persamaan (2-1).

Diperoleh:

$$m_{00} = 1^0 \cdot 1^0 \cdot 0 + 2^0 \cdot 1^0 \cdot 0 + 3^0 \cdot 1^0 \cdot 0 + 4^0 \cdot 1^0 \cdot 2 + 1^0 \cdot 2^0 \cdot 0 + 2^0 \cdot 2^0 \cdot 0 + 3^0 \cdot 2^0 \cdot 0 + 4^0 \cdot 2^0 \cdot 2 + 1^0 \cdot 3^0 \cdot 4 + 2^0 \cdot 3^0 \cdot 4 + 3^0 \cdot 3^0 \cdot 2 + 4^0 \cdot 3^0 \cdot 7 + 1^0 \cdot 4^0 \cdot 4 + 2^0 \cdot 4^0 \cdot 4 + 3^0 \cdot 4^0 \cdot 2 + 4^0 \cdot 4^0 \cdot 7 = 38$$

$$m_{01} = 1^0 \cdot 1^1 \cdot 0 + 2^0 \cdot 1^1 \cdot 0 + 3^0 \cdot 1^1 \cdot 0 + 4^0 \cdot 1^1 \cdot 2 + 1^0 \cdot 2^1 \cdot 0 + 2^0 \cdot 2^1 \cdot 0 + 3^0 \cdot 2^1 \cdot 0 + 4^0 \cdot 2^1 \cdot 2 + 1^0 \cdot 3^1 \cdot 4 + 2^0 \cdot 3^1 \cdot 4 + 3^0 \cdot 3^1 \cdot 2 + 4^0 \cdot 3^1 \cdot 7 + 1^0 \cdot 4^1 \cdot 4 + 2^0 \cdot 4^1 \cdot 4 + 3^0 \cdot 4^1 \cdot 2 + 4^0 \cdot 4^1 \cdot 7 = 125$$

$$m_{10} = 1^1 \cdot 1^0 \cdot 0 + 2^1 \cdot 1^0 \cdot 0 + 3^1 \cdot 1^0 \cdot 0 + 4^1 \cdot 1^0 \cdot 2 + 1^1 \cdot 2^0 \cdot 0 + 2^1 \cdot 2^0 \cdot 0 + 3^1 \cdot 2^0 \cdot 0 + 4^1 \cdot 2^0 \cdot 2 + 1^1 \cdot 3^0 \cdot 4 + 2^1 \cdot 3^0 \cdot 4 + 3^1 \cdot 3^0 \cdot 2 + 4^1 \cdot 3^0 \cdot 7 + 1^1 \cdot 4^0 \cdot 4 + 2^1 \cdot 4^0 \cdot 4 + 3^1 \cdot 4^0 \cdot 2 + 4^1 \cdot 4^0 \cdot 7 = 108$$

2. Nilai pusat arah horizontal dihitung menggunakan Persamaan (2-2) sedangkan untuk nilai pusat arah vertikal menggunakan Persamaan (2-3), diperoleh hasil yaitu:

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}} = \frac{108}{38} = 2.842$$

$$\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}} = \frac{125}{38} = 3.289$$

3. Selanjutnya menghitung *moment* pusat citra dengan Persamaan (2-4), sehingga dihasilkan *moment* pusat citra sebagai berikut:

- $\mu_{02} = (1 - 2.842)^0(1 - 3.289)^2 + (2 - 2.842)^0(1 - 3.289)^2 + (3 - 2.842)^0(1 - 3.289)^2 + (4 - 2.842)^0(1 - 3.289)^2 + (1 - 2.842)^0(2 - 3.289)^2 + (2 - 2.842)^0(2 - 3.289)^2 + (3 - 2.842)^0(2 - 3.289)^2 + (4 - 2.842)^0(2 - 3.289)^2 + (1 - 2.842)^0(3 - 3.289)^2 + (2 - 2.842)^0(3 - 3.289)^2 + (3 - 2.842)^0(3 - 3.289)^2 + (4 - 2.842)^0(3 - 3.289)^2 + (1 - 2.842)^0(4 - 3.289)^2 + (2 - 2.842)^0(4 - 3.289)^2 + (3 - 2.842)^0(4 - 3.289)^2 + (4 - 2.842)^0(4 - 3.289)^2 = 29.9603$
- $\mu_{03} = (1 - 2.842)^0(1 - 3.289)^3 + (2 - 2.842)^0(1 - 3.289)^3 + (3 - 2.842)^0(1 - 3.289)^3 + (4 - 2.842)^0(1 - 3.289)^3 + (1 - 2.842)^0(2 - 3.289)^3 + (2 - 2.842)^0(2 - 3.289)^3 + (3 - 2.842)^0(2 - 3.289)^3 + (4 - 2.842)^0(2 - 3.289)^3 + (1 - 2.842)^0(3 - 3.289)^3 + (2 - 2.842)^0(3 - 3.289)^3 + (3 - 2.842)^0(3 - 3.289)^3 + (4 - 2.842)^0(3 - 3.289)^3 + (1 - 2.842)^0(4 - 3.289)^3 + (2 - 2.842)^0(4 - 3.289)^3 + (3 - 2.842)^0(4 - 3.289)^3 + (4 - 2.842)^0(4 - 3.289)^3 = 108.0000$

$$3.289)^3 + (2 - 2.842)^0(2 - 3.289)^3 + (3 - 2.842)^0(2 - 3.289)^3 + (4 - 2.842)^0(2 - 3.289)^3 + (1 - 2.842)^0(3 - 3.289)^3 + (2 - 2.842)^0(3 - 3.289)^3 + (3 - 2.842)^0(3 - 3.289)^3 + (4 - 2.842)^0(3 - 3.289)^3 + (1 - 2.842)^0(4 - 3.289)^3 + (2 - 2.842)^0(4 - 3.289)^3 + (3 - 2.842)^0(4 - 3.289)^3 + (4 - 2.842)^0(4 - 3.289)^3 = -55.1987$$

- $\mu_{11} = (1 - 2.842)^1(1 - 3.289)^1 + (2 - 2.842)^1(1 - 3.289)^1 + (3 - 2.842)^1(1 - 3.289)^1 + (4 - 2.842)^1(1 - 3.289)^1 + (1 - 2.842)^1(2 - 3.289)^1 + (2 - 2.842)^1(2 - 3.289)^1 + (3 - 2.842)^1(2 - 3.289)^1 + (4 - 2.842)^1(2 - 3.289)^1 + (1 - 2.842)^1(3 - 3.289)^1 + (2 - 2.842)^1(3 - 3.289)^1 + (3 - 2.842)^1(3 - 3.289)^1 + (4 - 2.842)^1(3 - 3.289)^1 + (1 - 2.842)^1(4 - 3.289)^1 + (2 - 2.842)^1(4 - 3.289)^1 + (3 - 2.842)^1(4 - 3.289)^1 + (4 - 2.842)^1(4 - 3.289)^1 = 4.3174$
- $\mu_{12} = (1 - 2.842)^1(1 - 3.289)^2 + (2 - 2.842)^1(1 - 3.289)^2 + (3 - 2.842)^1(1 - 3.289)^2 + (4 - 2.842)^1(1 - 3.289)^2 + (1 - 2.842)^1(2 - 3.289)^2 + (2 - 2.842)^1(2 - 3.289)^2 + (3 - 2.842)^1(2 - 3.289)^2 + (4 - 2.842)^1(2 - 3.289)^2 + (1 - 2.842)^1(3 - 3.289)^2 + (2 - 2.842)^1(3 - 3.289)^2 + (3 - 2.842)^1(3 - 3.289)^2 + (4 - 2.842)^1(3 - 3.289)^2 + (1 - 2.842)^1(4 - 3.289)^2 + (2 - 2.842)^1(4 - 3.289)^2 + (3 - 2.842)^1(4 - 3.289)^2 + (4 - 2.842)^1(4 - 3.289)^2 = -10.2464$
- $\mu_{20} = (1 - 2.842)^2(1 - 3.289)^0 + (2 - 2.842)^2(1 - 3.289)^0 + (3 - 2.842)^2(1 - 3.289)^0 + (4 - 2.842)^2(1 - 3.289)^0 + (1 - 2.842)^2(2 - 3.289)^0 + (2 - 2.842)^2(2 - 3.289)^0 + (3 - 2.842)^2(2 - 3.289)^0 + (4 - 2.842)^2(2 - 3.289)^0 + (1 - 2.842)^2(3 - 3.289)^0 + (2 - 2.842)^2(3 - 3.289)^0 + (3 - 2.842)^2(3 - 3.289)^0 + (4 - 2.842)^2(3 - 3.289)^0 + (1 - 2.842)^2(4 - 3.289)^0 + (2 - 2.842)^2(4 - 3.289)^0 + (3 - 2.842)^2(4 - 3.289)^0 + (4 - 2.842)^2(4 - 3.289)^0 = 21.8714$
- $\mu_{21} = (1 - 2.842)^2(1 - 3.289)^1 + (2 - 2.842)^2(1 - 3.289)^1 + (3 - 2.842)^2(1 - 3.289)^1 + (4 - 2.842)^2(1 - 3.289)^1 + (1 - 2.842)^2(2 - 3.289)^1 + (2 - 2.842)^2(2 - 3.289)^1 + (3 - 2.842)^2(2 - 3.289)^1 + (4 - 2.842)^2(2 - 3.289)^1 + (1 - 2.842)^2(3 - 3.289)^1 + (2 - 2.842)^2(3 - 3.289)^1 + (3 - 2.842)^2(3 - 3.289)^1 + (4 - 2.842)^2(3 - 3.289)^1 + (1 - 2.842)^2(4 - 3.289)^1 + (2 - 2.842)^2(4 - 3.289)^1 + (3 - 2.842)^2(4 - 3.289)^1 + (4 - 2.842)^2(4 - 3.289)^1 = -17.2566$
- $\mu_{30} = (1 - 2.842)^3(1 - 3.289)^0 + (2 - 2.842)^3(1 - 3.289)^0 + (3 - 2.842)^3(1 - 3.289)^0 + (4 - 2.842)^3(1 - 3.289)^0 + (1 - 2.842)^3(2 - 3.289)^0 + (2 - 2.842)^3(2 - 3.289)^0 + (3 - 2.842)^3(2 - 3.289)^0 + (4 - 2.842)^3(2 - 3.289)^0 + (1 - 2.842)^3(3 - 3.289)^0 + (2 - 2.842)^3(3 - 3.289)^0 + (3 - 2.842)^3(3 - 3.289)^0 + (4 - 2.842)^3(3 - 3.289)^0 + (1 - 2.842)^3(4 - 3.289)^0 + (2 - 2.842)^3(4 - 3.289)^0 + (3 - 2.842)^3(4 - 3.289)^0 + (4 - 2.842)^3(4 - 3.289)^0 = -21.16003$

4. Kemudian *moment* pusat citra dinormalisasi dengan menggunakan Persamaan (2-

5). Hasil normalisasi *moment* pusat citra adalah sebagai berikut:

- $\eta_{02} = \frac{\mu_{02}}{\mu_{00}^2} = \frac{29.9603}{38^2} = 0.0207$ $\gamma = \left(\frac{0+2}{2}\right) + 1 = 2$
- $\eta_{03} = \frac{\mu_{03}}{\mu_{00}^3} = \frac{-55.1987}{38^{2.5}} = -0.0062$ $\gamma = \left(\frac{0+3}{2}\right) + 1 = 2.5$
- $\eta_{11} = \frac{\mu_{11}}{\mu_{00}^2} = \frac{4.3174}{38^2} = 0.003$ $\gamma = \left(\frac{1+1}{2}\right) + 1 = 2$

- $\eta_{12} = \frac{\mu_{12}^y}{\mu_{00}^y} = \frac{-10.2464}{38^{2.5}} = -0.0012$ $\gamma = \left(\frac{1+2}{2}\right) + 1 = 2.5$
- $\eta_{20} = \frac{\mu_{20}^y}{\mu_{00}^y} = \frac{21.8714}{38^2} = 0.0151$ $\gamma = \left(\frac{2+0}{2}\right) + 1 = 2$
- $\eta_{21} = \frac{\mu_{21}^y}{\mu_{00}^y} = \frac{-17.8714}{38^{2.5}} = -0.0019$ $\gamma = \left(\frac{2+1}{2}\right) + 1 = 2.5$
- $\eta_{30} = \frac{\mu_{30}^y}{\mu_{00}^y} = \frac{-21.16003}{38^{2.5}} = -0.0024$ $\gamma = \left(\frac{3+0}{2}\right) + 1 = 2.5$

5. Selanjutnya dari perhitungan tersebut, dihitung nilai 7 buah *Moment Invariant* menggunakan Persamaan (2-7) sampai dengan Persamaan (2-12).

- $\varphi_1 = 1.2518$
- $\varphi_2 = 3.1584$
- $\varphi_3 = 4.1431$
- $\varphi_4 = 5.1183$
- $\varphi_5 = 9.7795$
- $\varphi_6 = 6.7619$
- $\varphi_7 = 10.1913$

3.7 Tahap Klasifikasi

Proses klasifikasi yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan metode *Linear Discriminant Analysis* (LDA). Misalkan terdapat data *dummy* hasil ekstraksi dari *Inverse Difference Moment* dan *Contrast* 8 citra yang akan diklasifikasikan menggunakan metode LDA, dimana data 1 sampai 7 pada Tabel 3.1 akan digunakan sebagai data latih dan data ke-8 akan digunakan sebagai data uji.

Tabel 3. 1 Data *dummy* hasil ekstraksi IDM dan *contrast*

Nomor	IDM	Contrast	Kelas
1	0.203	0.854	1
2	0.223	0.871	1
3	0.234	0.869	1
4	0.215	0.876	1
5	0.273	0.913	2
6	0.265	0.899	2
7	0.287	0.902	2
8	0.267	0.909	?

Data pada Tabel 3.1 dikelompokkan menjadi 2 kelas, sehingga data *input* (x) akan dipisahkan berdasarkan kelas (y).

$$x = \begin{bmatrix} 0.203 & 0.854 \\ 0.223 & 0.871 \\ 0.234 & 0.869 \\ 0.215 & 0.876 \\ 0.273 & 0.913 \\ 0.265 & 0.899 \\ 0.287 & 0.902 \end{bmatrix} \quad \text{dan} \quad y = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 2 \\ 2 \\ 2 \end{bmatrix}$$

$$x_1 = \begin{bmatrix} 0.203 & 0.854 \\ 0.223 & 0.871 \\ 0.234 & 0.869 \\ 0.215 & 0.876 \end{bmatrix} \quad x_2 = \begin{bmatrix} 0.273 & 0.913 \\ 0.265 & 0.899 \\ 0.287 & 0.902 \end{bmatrix}$$

Hitung *mean* (μ) global dari semua data dan *mean* (μ_i) dari masing-masing kelas.

$$\mu = [0.2429 \quad 0.8834] \quad \mu_1 = [0.2188 \quad 0.8675] \quad \mu_2 = [0.2750 \quad 0.9047]$$

Klasifikasi LDA membutuhkan *invers* dari matriks kovarian dalam kelas (S_W) dan matriks kovarian antar kelas (S_B). Untuk mencari S_W , terlebih dahulu dihitung *mean corrected* (x_i^0) dengan cara mengurangi x_i dengan μ .

$$x_1^0 = \begin{bmatrix} -0.0399 & -0.0294 \\ -0.0199 & -0.0124 \\ -0.0089 & -0.0144 \\ -0.0279 & -0.0074 \end{bmatrix} \quad x_2^0 = \begin{bmatrix} 0.0301 & 0.0296 \\ 0.0221 & 0.0156 \\ 0.0441 & 0.0186 \end{bmatrix}$$

Hitung matriks kovarian *group* untuk setiap kelas x_i menggunakan persamaan

$$C_i = \frac{(x_i^0)^T x_i^0}{n_i} \quad (3-1)$$

Sehingga diperoleh matriks kovarian *group* untuk masing-masing kelas sebagai berikut:

$$C_1 = \begin{bmatrix} 0.00284 & 0.00175 \\ 0.00175 & 0.00128 \end{bmatrix} \quad C_2 = \begin{bmatrix} 0.00335 & 0.00206 \\ 0.00206 & 0.00146 \end{bmatrix}$$

Matriks kovarian dari masing-masing kelas selanjutnya dikumpulkan menjadi matriks kovarian dengan persamaan berikut:

$$C(r, s) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^Y n_i C_i(r, s) \quad (3-2)$$

$$C(1,1) = \frac{4}{7} 0.00284 + \frac{3}{7} 0.00335 = 0.00044$$

$$C(1,2) = \frac{4}{7} 0.00175 + \frac{3}{7} 0.00206 = 0.00027$$

$$C(2,1) = \frac{4}{7} 0.00175 + \frac{3}{7} 0.00206 = 0.00027$$

$$C(2,2) = \frac{4}{7}0.00128 + \frac{3}{7}0.00146 = 0.00019$$

Sehingga diperoleh matriks kovarian dalam kelas ($C=S_w$) sebagai berikut:

$$S_w = \begin{bmatrix} 0.00044 & 0.00027 \\ 0.00027 & 0.00019 \end{bmatrix}$$

$$S_w^{-1} = \begin{bmatrix} 15650.7 & -21674.8 \\ -21674.8 & 35164.1 \end{bmatrix}$$

Untuk mencari matriks kovarian antar kelas (S_B), digunakan Persamaan (2-29).

$$(\mu_1 - \mu) = [0.21875 - 0.24286 \quad 0.8675 - 0.88343] = [-0.02411 \quad -0.01593]$$

$$(\mu_2 - \mu) = [0.275 - 0.24286 \quad 0.90467 - 0.88343] = [0.03214 \quad 0.02124]$$

$$S_B = \left(4 * \begin{bmatrix} -0.02411 \\ -0.01593 \end{bmatrix} * [-0.02411 \quad -0.01593] \right) \\ + \left(3 * \begin{bmatrix} 0.03214 \\ 0.02124 \end{bmatrix} * [0.03214 \quad 0.02124] \right)$$

$$S_B = \begin{bmatrix} 0.00232 & 0.00154 \\ 0.00154 & 0.00101 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.00310 & 0.00205 \\ 0.00205 & 0.00135 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.00542 & 0.00358 \\ 0.00358 & 0.00237 \end{bmatrix}$$

Setelah nilai *invers* S_w dan nilai S_B didapatkan, dilakukan pencarian *eigen vector* dari matriks hasil perkalian antara S_B dengan *invers* S_w menggunakan rumus sebagai berikut:

$$cov = S_B S_w^{-1} \tag{3-3}$$

$$cov = \begin{bmatrix} 0.00542 & 0.00358 \\ 0.00358 & 0.00237 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} 15650.7 & -21674.8 \\ -21674.8 & 35164.1 \end{bmatrix}$$

$$cov = \begin{bmatrix} 7.21009 & 8.45939 \\ 4.76400 & 5.58946 \end{bmatrix}$$

Menggunakan *software Matlab*, dilakukan pencarian *eigen value* dan *eigen vector* dengan fungsi $[v, d] = \text{eig}(cov)$. Dimana v merupakan matriks yang berisi *eigen vector* dan d merupakan matriks yang berisi *eigen value*.

$$v = \begin{bmatrix} 0.8343 & -0.7611 \\ 0.5513 & 0.6487 \end{bmatrix} \quad d = \begin{bmatrix} 12.7996 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Eigen vector dipilih berdasarkan nilai *eigen value* terbesar dari matriks d . Namun pada kasus ini nilai *eigen vector* digunakan semua agar hasil dari pencarian jarak dari data

masukan dengan data pada kelas yang ada tidak bernilai 1, maka diperoleh *eigen vector* berikut ini:

$$w = \begin{bmatrix} 0.8343 & -0.7611 \\ 0.5513 & 0.6487 \end{bmatrix}$$

Nilai *eigen vector* ini digunakan untuk melakukan proyeksi untuk setiap data masukan.

$$FP_T = x_i w \quad (3-4)$$

$$FP_1 = [0.203 \quad 0.854] * \begin{bmatrix} 0.8343 & -0.7611 \\ 0.5513 & 0.6487 \end{bmatrix} = [0.64017 \quad 0.39949]$$

$$FP_2 = [0.223 \quad 0.871] * \begin{bmatrix} 0.8343 & -0.7611 \\ 0.5513 & 0.6487 \end{bmatrix} = [0.66623 \quad 0.39529]$$

$$FP_3 = [0.234 \quad 0.869] * \begin{bmatrix} 0.8343 & -0.7611 \\ 0.5513 & 0.6487 \end{bmatrix} = [0.67431 \quad 0.38562]$$

$$FP_4 = [0.215 \quad 0.876] * \begin{bmatrix} 0.8343 & -0.7611 \\ 0.5513 & 0.6487 \end{bmatrix} = [0.66231 \quad 0.40462]$$

$$FP_5 = [0.273 \quad 0.913] * \begin{bmatrix} 0.8343 & -0.7611 \\ 0.5513 & 0.6487 \end{bmatrix} = [0.73110 \quad 0.38448]$$

$$FP_6 = [0.265 \quad 0.899] * \begin{bmatrix} 0.8343 & -0.7611 \\ 0.5513 & 0.6487 \end{bmatrix} = [0.71671 \quad 0.38149]$$

$$FP_7 = [0.287 \quad 0.902] * \begin{bmatrix} 0.8343 & -0.7611 \\ 0.5513 & 0.6487 \end{bmatrix} = [0.73672 \quad 0.36669]$$

Sehingga diperoleh proyeksi data dengan ID kelas masing-masing, yaitu sebagai berikut:

$$FP = \begin{bmatrix} 0.64017 & 0.39949 \\ 0.66623 & 0.39529 \\ 0.67431 & 0.38562 \\ 0.66231 & 0.40462 \\ 0.73110 & 0.38448 \\ 0.71671 & 0.38149 \\ 0.73672 & 0.36669 \end{bmatrix} \quad ID = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 2 \\ 2 \\ 2 \end{bmatrix}$$

Selanjutnya untuk mengetahui kelas dari data baru dengan $IDM = 0.267$ dan $contrast=0.909$, dilakukan dengan mencari jarak antara proyeksi data baru dengan proyeksi data latih. Hasil proyeksi data baru adalah sebagai berikut:

$$FP_Q = [0.267 \quad 0.909] * \begin{bmatrix} 0.8343 & -0.7611 \\ 0.5513 & 0.6487 \end{bmatrix} = [0.72389 \quad 0.38645]$$

Untuk mencari jarak antara proyeksi data baru dan proyeksi data latih digunakan Persamaan (3-5).

$$d_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n x_{ik} \cdot x_{jk}}{\sqrt{\sum_{k=1}^n x_{ik}^2 \sum_{k=1}^n x_{jk}^2}} \quad (3-5)$$

$$d(FP_Q, FP_1) = \frac{[0.64017 \quad 0.39949] \cdot \begin{bmatrix} 0.72389 \\ 0.38645 \end{bmatrix}}{\sqrt{(0.64017^2 + 0.39949^2) \cdot (0.72389^2 + 0.38645^2)}} = 0.997720$$

$$d(FP_Q, FP_2) = \frac{[0.66623 \quad 0.39529] \cdot \begin{bmatrix} 0.72389 \\ 0.38645 \end{bmatrix}}{\sqrt{(0.66623^2 + 0.39529^2) \cdot (0.72389^2 + 0.38645^2)}} = 0.998982$$

$$d(FP_Q, FP_3) = \frac{[0.67431 \quad 0.38562] \cdot \begin{bmatrix} 0.72389 \\ 0.38645 \end{bmatrix}}{\sqrt{(0.67431^2 + 0.38562^2) \cdot (0.72389^2 + 0.38645^2)}} = 0.999576$$

$$d(FP_Q, FP_4) = \frac{[0.66231 \quad 0.40462] \cdot \begin{bmatrix} 0.72389 \\ 0.38645 \end{bmatrix}}{\sqrt{(0.66231^2 + 0.40462^2) \cdot (0.72389^2 + 0.38645^2)}} = 0.998316$$

$$d(FP_Q, FP_5) = \frac{[0.73110 \quad 0.38448] \cdot \begin{bmatrix} 0.72389 \\ 0.38645 \end{bmatrix}}{\sqrt{(0.73110^2 + 0.38448^2) \cdot (0.72389^2 + 0.38645^2)}} = 0.999981$$

$$d(FP_Q, FP_6) = \frac{[0.71671 \quad 0.38149] \cdot \begin{bmatrix} 0.72389 \\ 0.38645 \end{bmatrix}}{\sqrt{(0.71671^2 + 0.38149^2) \cdot (0.72389^2 + 0.38645^2)}} = 0.999999$$

$$d(FP_Q, FP_7) = \frac{[0.73672 \quad 0.36669] \cdot \begin{bmatrix} 0.72389 \\ 0.38645 \end{bmatrix}}{\sqrt{(0.73672^2 + 0.36669^2) \cdot (0.72389^2 + 0.38645^2)}} = 0.999593$$

Hasil pencarian jarak antara proyeksi data baru dan proyeksi data latih tersebut kemudian diurutkan dari yang paling besar hingga yang paling kecil dan dicocokkan dengan ID kelasnya.

$$d(FP_Q, FP) = \begin{pmatrix} 0.999999 \\ 0.999981 \\ 0.999593 \\ 0.999576 \\ 0.998982 \\ 0.998316 \\ 0.997720 \end{pmatrix} \downarrow \quad ID = \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \\ 2 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

Berdasarkan jarak tersebut, dapat dilihat bahwa jarak terbesar antara proyeksi data baru dan proyeksi data latih adalah 0.999999 yang merupakan anggota kelas 2, sehingga dapat disimpulkan bahwa data baru dengan nilai $IDM = 0.267$ dan $contrast = 0.909$ diklasifikasikan ke dalam kelas 2.

3.8 Teknik Pengujian

Pada penelitian ini, *dataset* yang digunakan diperoleh dengan cara mengambil langsung citra songket Lombok di *art shop* songket yang berada di desa Sukarare. Citra songket yang diambil terdiri dari 10 motif yang berbeda. Citra songket yang terdiri dari

10 motif ini akan menjadi *dataset*. Total citra *dataset* untuk setiap motif sebanyak 100 citra. Sehingga total *dataset* pada penelitian ini adalah $10 \times 100 = 1000$ data. Pembagian data latih dan data uji adalah 70% untuk data latih dan 30% untuk data uji. Sehingga total data latih yang digunakan yaitu 700 citra yang terdiri dari 70 citra untuk masing-masing motif. Sedangkan untuk total data uji yang digunakan yaitu 300 citra yang terdiri dari 30 citra untuk masing-masing motif.

Terdapat beberapa parameter yang diuji dalam penelitian ini antara lain:

1. Pengaruh resolusi citra terhadap akurasi

Pengujian ini dilakukan dengan menguji citra menggunakan beberapa resolusi yang berbeda yakni 64x64 piksel, 128x128 piksel, 256x256 piksel dan 300x300 piksel.

2. Pengaruh rotasi terhadap akurasi

Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui pengaruh rotasi sebesar 90° dan 180° terhadap akurasi.

Pengujian untuk masing-masing parameter dilakukan sebanyak 3 kali untuk menguji fitur yang berbeda yang terdiri atas:

1. Fitur tekstur GLCM
2. Fitur bentuk *Moment Invariant*
3. Fitur GLCM+*Moment Invariant*

Dalam proses pengujian akan dihitung nilai akurasi, *recall* dan presisi. Misalkan terdapat data *dummy* seperti pada Tabel 3.2.

Tabel 3. 2 *Confusion matrix* dengan data *dummy*

Hasil Klasifikasi Kelas Sebenarnya	Positif	Negatif
Positif	19	1
Negatif	2	18

Berdasarkan *confusion matrix* tersebut, dapat dihitung nilai akurasi, *recall* dan presisi.

- Nilai akurasi dihitung dengan menggunakan Persamaan (2-30) sesuai dengan Tabel 2.1.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} = \frac{19 + 18}{19 + 1 + 2 + 18} = 0.925$$

- Nilai *recall* dihitung dengan menggunakan Persamaan (2-31) sesuai dengan Tabel 2.1.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{19}{19 + 1} = 0.95$$

- Nilai presisi dihitung dengan menggunakan Persamaan (2-32) sesuai dengan Tabel 2.1.

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{19}{19 + 2} = 0.9$$

BAB IV PEMBAHASAN

4.1 Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data dilakukan dengan datang langsung ke *art shop* songket yang berada di desa Sukarare. Data yang dikumpulkan terdiri atas 10 motif songket Lombok. Proses ini, menghasilkan 100 citra songket Lombok untuk masing-masing motif, sehingga total citra songket yaitu 1000 citra. Citra songket Lombok ini kemudian dibagi menjadi citra latih dan citra uji dengan pembagian 700 citra latih dan 300 citra uji dengan persentase 70% berbanding 30%. Adapun contoh *sample* citra songket Lombok yang telah dikumpulkan dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Contoh citra songket Lombok

Citra					
Motif	Lepang	Keker Ngangak	Kupu-kupu	Subahnale Rante	Kabut
Citra					
Motif	Keker	Nanas	Klucus Ulah	Cangkir	Anggrek

4.2 Preprocessing

Tahap *preprocessing* yang dilakukan antara lain, *cropping*, *resizing* dan konversi ruang warna. Tahap *cropping* dan *resizing* dilakukan secara manual di luar sistem untuk mengurangi beban komputasi. Citra asli yang diperoleh dari proses pengumpulan data merupakan citra songket Lombok dengan latar belakang sehingga citra ini harus dipotong terlebih dahulu. Semua citra, baik citra latih maupun citra uji kemudian diubah resolusinya menjadi 64x64 piksel, 128x128 piksel, 256x256 piksel dan 300x300 piksel sehingga dihasilkan 4 citra baru dari masing-masing citra asli.

Setelah citra dengan ukuran 64x64 piksel, 128x128 piksel, 256x256 piksel dan 300x300 piksel didapatkan, citra tersebut selanjutnya menjadi citra masukan dari sistem yang kemudian akan melalui tahap *preprocessing* selanjutnya yaitu konversi ruang warna. Citra masukan dengan ruang warna RGB dikonversi menjadi *grayscale*.

4.3 Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur dilakukan untuk mendapatkan dua fitur dari setiap citra yaitu fitur tekstur dan fitur bentuk. Fitur-fitur yang didapatkan kemudian akan digunakan pada tahap pelatihan. Adapun fitur-fitur tersebut meliputi:

1. Fitur Tekstur

Ekstraksi fitur tekstur dilakukan dengan menggunakan metode GLCM untuk mendapatkan 5 fitur yaitu *Contrast*, *Inverse Difference Moment (IDM)*, *Entropy*, *Correlation*, dan *Energy*. Pada metode GLCM ini terdapat 4 matriks dengan orientasi sudut 0°, 45°, 90°, dan 135°. Dari keempat sudut tersebut akan diekstraksi ke-5 fitur tersebut sehingga dari proses ini diperoleh fitur tekstur untuk citra songket Lombok sebanyak 20 fitur.

Hasil implementasi sistem subbab 3.6.1 untuk ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode GLCM dapat dilihat pada Gambar 4.1 sampai Gambar 4.6.

```
img = np.array([[0, 0, 4, 4], [0, 0, 4, 4], [0, 2, 2, 2], [2, 2, 7, 7]])
print(GLCM00(img))

[[4. 0. 1. 0. 2. 0. 0. 0.]
 [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
 [1. 0. 6. 0. 0. 0. 0. 1.]
 [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
 [2. 0. 0. 0. 4. 0. 0. 0.]
 [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
 [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
 [0. 0. 1. 0. 0. 0. 0. 2.]]
```

Gambar 4. 1 Pembentukan matriks GLCM sudut 0°

```
img = np.array([[0, 0, 4, 4], [0, 0, 4, 4], [0, 2, 2, 2], [2, 2, 7, 7]])
print(GLCM45(img))

[[4. 0. 0. 0. 1. 0. 0. 0.]
 [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
 [0. 0. 4. 0. 2. 0. 0. 1.]
 [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
 [1. 0. 2. 0. 2. 0. 0. 0.]
 [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
 [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
 [0. 0. 1. 0. 0. 0. 0. 0.]]
```

Gambar 4. 2 Pembentukan matriks GLCM sudut 45°

```
img = np.array([[0, 0, 4, 4], [0, 0, 4, 4], [0, 2, 2, 2], [2, 2, 7, 7]])
print(GLCM90(img))

[[6. 0. 2. 0. 0. 0. 0. 0.]
 [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
 [2. 0. 2. 0. 2. 0. 0. 2.]
 [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
 [0. 0. 2. 0. 4. 0. 0. 0.]
 [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
 [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
 [0. 0. 2. 0. 0. 0. 0. 0.]]
```

Gambar 4. 3 Pembentukan matriks GLCM sudut 90°

```
img = np.array([[0, 0, 4, 4], [0, 0, 4, 4], [0, 2, 2, 2], [2, 2, 7, 7]])
print(GLCM135(img))

[[2. 0. 3. 0. 1. 0. 0. 0.]
 [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
 [3. 0. 0. 0. 1. 0. 0. 2.]
 [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
 [1. 0. 1. 0. 2. 0. 0. 0.]
 [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
 [0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
 [0. 0. 2. 0. 0. 0. 0. 0.]]
```

Gambar 4. 4 Pembentukan matriks GLCM sudut 135°

```
img = np.array([[0, 0, 4, 4], [0, 0, 4, 4], [0, 2, 2, 2], [2, 2, 7, 7]])
Matriks0 = GLCM00(img)
NormalGLCM0 = Matriks0/sum(sum(Matriks0))
print(NormalGLCM0)

[[0.16666667 0.          0.04166667 0.          0.08333333 0.
 0.          0.          ]
 [0.          0.          0.          0.          0.          0.
 0.          0.          ]
 [0.04166667 0.          0.25         0.          0.          0.
 0.          0.04166667]
 [0.          0.          0.          0.          0.          0.
 0.          0.          ]
 [0.08333333 0.          0.          0.          0.16666667 0.
 0.          0.          ]
 [0.          0.          0.          0.          0.          0.
 0.          0.          ]
 [0.          0.          0.          0.          0.          0.
 0.          0.          ]
 [0.          0.          0.04166667 0.          0.          0.
 0.          0.08333333]]
```

Gambar 4. 5 Normalisasi matriks GLCM sudut 0°

```
img = np.array([[0, 0, 4, 4], [0, 0, 4, 4], [0, 2, 2, 2], [2, 2, 7, 7]])
Matriks0 = GLCM00(img)
NormalGLCM0 = Matriks0/sum(sum(Matriks0))
print('contrast ->',contrast(NormalGLCM0))
print('IDM ->',IDM(NormalGLCM0))
print('entropy ->',entropy(NormalGLCM0))
print('energy ->',energy(NormalGLCM0))
print('correlation ->',correlation(NormalGLCM0))

contrast -> 5.083333333333332
IDM -> 0.696342383107089
entropy -> 0.9097292664237122
energy -> 0.14583333333333334
correlation -> 0.09833216325812638
```

Gambar 4. 6 Hasil ekstraksi fitur GLCM

Pada Gambar 4.6 hasil dari ekstraksi dari 5 fitur GLCM sedikit berbeda dengan hasil pada subbab 3.6.1. Hal ini disebabkan karena perhitungan pada subbab 3.6.1 menggunakan angka yang sudah dibulatkan sehingga hasil dengan perhitungan sistem sedikit berbeda.

2. Fitur Bentuk

Ekstraksi fitur bentuk dilakukan dengan menggunakan metode *Moment Invariant* untuk mendapatkan 7 fitur *Moment Invariant*. Sehingga dari proses ini diperoleh fitur *Moment Invariant* untuk citra songket Lombok sebanyak 7 fitur.

Hasil implementasi sistem subbab 3.6.2 untuk ekstraksi fitur bentuk menggunakan metode *Moment Invariant* dapat dilihat pada Gambar 4.7.

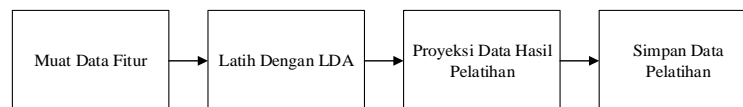
```
img = np.array([[0, 0, 4, 4], [0, 0, 4, 4], [0, 0, 2, 2], [2, 2, 7, 7]])
print(MomentInvariant(img))
[1.2517882295940523, 3.158392204039734, 4.143110028078166, 5.118379284817493, 9.779490237045858, 6.761920033324854, 10.191311430073783]
```

Gambar 4. 7 Hasil ekstraksi fitur *moment invariant*

Fitur-fitur hasil dari proses ini kemudian disimpan untuk kemudian menjadi data dalam proses pelatihan dan pengujian dengan LDA.

4.4 Pelatihan dengan LDA

Proses pelatihan dengan LDA dilakukan untuk melatih fitur-fitur yang telah diekstraksi sehingga dapat digunakan pada tahap pengujian. Berikut ini merupakan proses pelatihan secara sederhana digambarkan pada Gambar 4.8

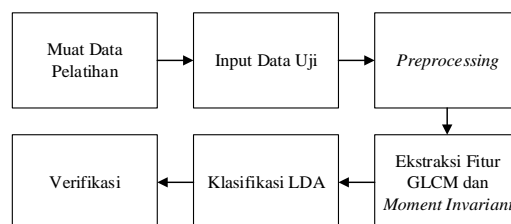


Gambar 4. 8 Proses pelatihan dengan LDA

Pada Gambar 4.8 dapat dilihat bahwa tahap pertama dari proses pelatihan yaitu memuat data fitur yang telah disimpan sebelumnya pada ekstraksi fitur. Fitur-fitur tersebut kemudian dilatih menggunakan LDA. Pada pelatihan LDA, *eigen vector* yang digunakan berdasarkan nilai *eigen value* yang terbesar. *Eigen vector* tersebut digunakan untuk melakukan proyeksi untuk setiap data latih. Hasil pelatihan berupa proyeksi dari setiap data latih kemudian disimpan untuk dibandingkan dengan data uji.

4.5 Pengujian dengan LDA

Tahap pengujian merupakan tahap mengklasifikasi data uji ke dalam kelas-kelas yang telah ditentukan. Tahap pengujian digambarkan secara sederhana pada Gambar 4.9.

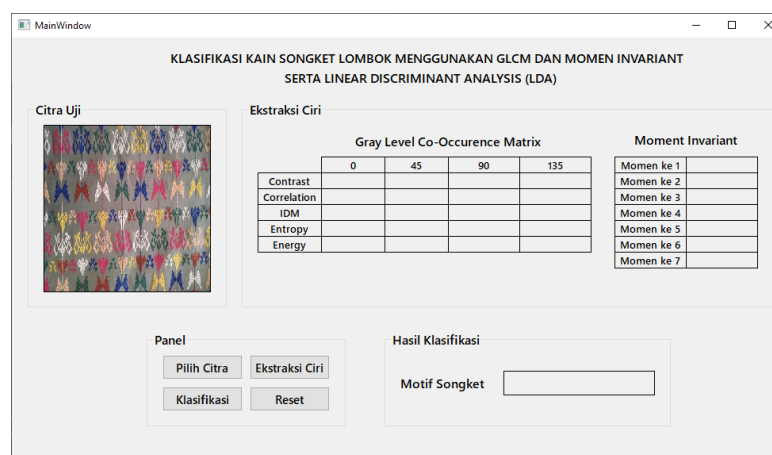


Gambar 4. 9 Proses pengujian dengan LDA

Pada Gambar 4.9 proses pengujian dimulai dengan memuat data hasil pelatihan kemudian dilanjutkan dengan memasukkan data uji yang akan diklasifikasikan. Data uji kemudian memasuki tahap *preprocessing* yaitu konversi ruang warna. Setelah diperoleh citra dalam ruang warna *grayscale*, dilakukan ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode GLCM dan fitur bentuk menggunakan metode *Moment Invariant*. Fitur-fitur yang didapatkan digunakan dalam tahap klasifikasi. Fitur-fitur yang didapatkan kemudian diproyeksikan dengan mengalikan fitur-fitur tersebut dengan *eigen vector* yang digunakan pada tahap pelatihan menggunakan metode LDA. Tahap klasifikasi dilakukan dengan cara membandingkan data proyeksi hasil pelatihan dengan hasil proyeksi fitur dari data uji. Hasil yang diperoleh dari proses klasifikasi yakni matriks nx2 yang telah diurutkan dari terbesar hingga terkecil, dimana n merupakan jumlah proyeksi data hasil pelatihan, 2 merupakan jarak antara proyeksi data latih dengan proyeksi data uji dan kelas dari citra uji. Jarak proyeksi terbesar merupakan hasil klasifikasi data uji. Hasil ini kemudian diverifikasi dengan cara membandingkan kelas sesungguhnya dengan kelas hasil klasifikasi.

4.6 Tampilan Sistem

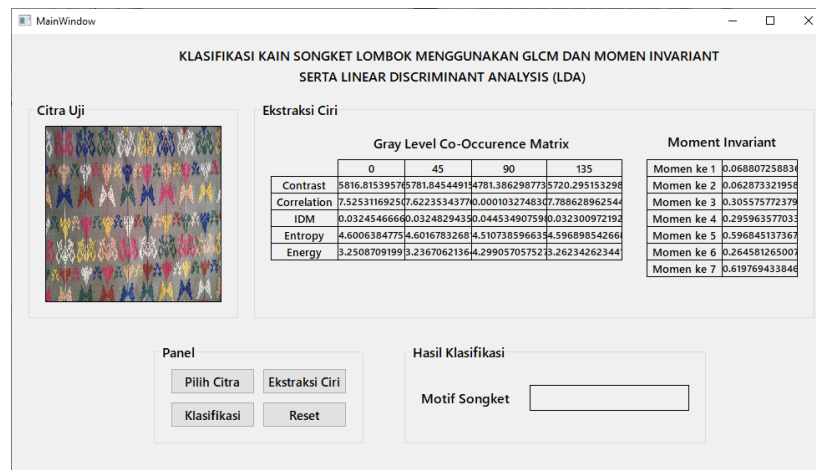
Untuk memudahkan jalannya klasifikasi, pada penelitian ini dibuat GUI (*Graphic User Interface*). Tampilan GUI dapat dilihat pada Gambar 4.10.



Gambar 4. 10 Tampilan pilih citra

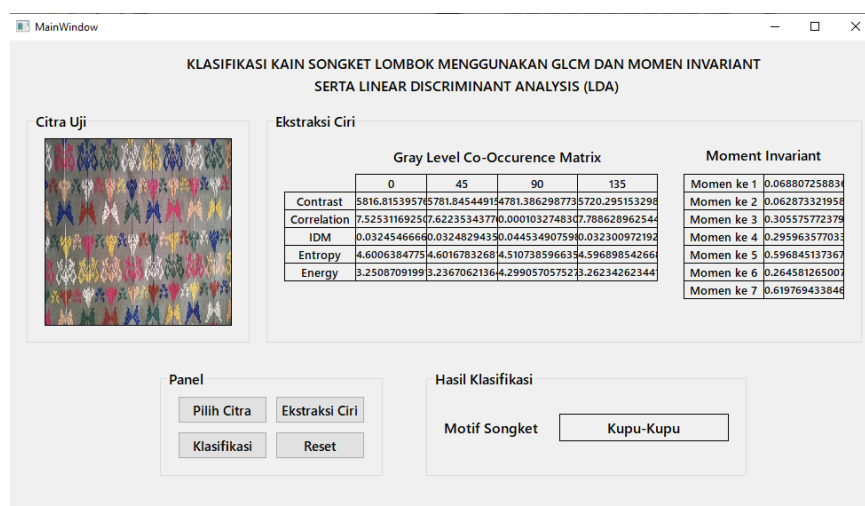
Gambar 4.10 adalah tampilan sistem pada penelitian ini yang terdiri dari citra uji, ekstraksi ciri, hasil klasifikasi dan panel. Panel terdiri dari 4 *button* yaitu Pilih Citra yang berfungsi untuk memilih citra uji yang akan diklasifikasikan, kemudian citra akan ditampilkan pada bagian citra uji yang dapat dilihat pada Gambar 4.10. Citra uji yang dipilih pada Gambar 4.10 adalah motif kupu-kupu. *Button* kedua yaitu Ekstraksi Ciri yang

berfungsi untuk melakukan ekstraksi ciri/fitur dari citra uji yang telah dipilih. Hasil dari ekstraksi ciri, kemudian akan ditampilkan pada bagian ekstraksi ciri yang dapat dilihat pada Gambar 4.11. Selanjutnya *button* Klasifikasi berfungsi untuk melakukan klasifikasi setelah ciri/fitur didapat dari citra uji. Hasil dari klasifikasi akan ditampilkan pada bagian hasil klasifikasi berupa motif dari songket Lombok yang dapat dilihat pada Gambar 4.12. *Button* terakhir adalah Reset untuk me-set ulang tampilan sistem agar menjadi tampilan awal sistem.



Gambar 4. 11 Tampilan ekstraksi ciri

Gambar 4.11 adalah tampilan setelah dilakukan ekstraksi ciri. Hasil dari ekstraksi ciri ditampilkan pada bagian ekstraksi ciri yang mana pada tabel *Gray Level Co-Occurrence Matrix* untuk hasil ekstraksi ciri dari *GLCM* dan tabel *Moment Invariant* untuk hasil ekstraksi ciri dari *Moment Invariant*.



Gambar 4. 12 Tampilan klasifikasi

Gambar 4.12 adalah tampilan setelah dilakukan klasifikasi. Hasil dari klasifikasi ditampilkan pada bagian hasil klasifikasi yang mana hasil klasifikasi dari citra uji yang

telah dipilih pada Gambar 4.10 adalah motif Kupu-Kupu. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa citra uji dapat dikenali sesuai dengan kelasnya.

4.7 Pengujian dan Hasilnya

Pengujian dilakukan beberapa kali untuk dapat mengetahui pengaruh dari beberapa parameter terhadap hasil klasifikasi. Parameter-parameter yang digunakan dalam penelitian ini adalah pengaruh resolusi citra terhadap akurasi dan pengaruh rotasi terhadap akurasi. Hasil dari masing-masing pengujian ini akan dibahas pada subbab 4.6.1 dan 4.6.2, sedangkan untuk memeriksa fitur-fitur GLCM dan *Moment Invariant* yang paling efektif pada sistem klasifikasi songket Lombok akan dibahas pada subbab 4.6.3. Hasil fitur yang paling efektif dari GLCM dan *Moment Invariant* kemudian digunakan untuk pengujian selanjutnya yang akan dibahas pada subbab 4.6.4.

4.7.1 Pengaruh Resolusi Citra terhadap Akurasi

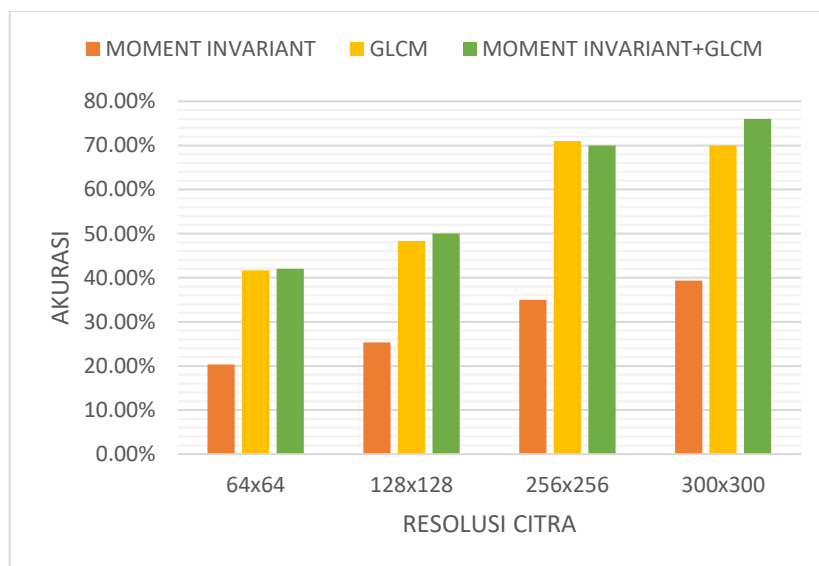
Pengujian pertama dilakukan untuk menguji pengaruh resolusi citra terhadap akurasi. Pengujian ini bertujuan untuk mendapatkan resolusi citra yang lebih baik digunakan untuk mengklasifikasikan songket Lombok menggunakan fitur-fitur GLCM dan *Moment Invariant*. Citra dengan resolusi 64x64 piksel, 128x128 piksel, 256x256 piksel, dan 300x300 piksel digunakan baik pada proses pelatihan maupun proses pengujian, kemudian dilakukan perbandingan terhadap hasil klasifikasinya. Akurasi hasil klasifikasi berdasarkan resolusi citra dapat dilihat pada Tabel 4.2.

Tabel 4. 2 Pengaruh resolusi citra terhadap hasil akurasi

Resolusi Citra	Akurasi(%)		
	<i>Moment Invariant</i>	GLCM	<i>Moment Invariant</i> +GLCM
64x64	20.33%	41.67%	42%
128x128	25.33%	48.33%	50%
256x256	35%	71%	70%
300x300	39.33%	70%	76%

Dari Tabel 4.2 dapat dilihat bahwa hasil klasifikasi mengalami peningkatan seiring dengan meningkatnya resolusi citra yang digunakan. Peningkatan akurasi terjadi pada semua fitur yaitu *Moment Invariant*, GLCM, dan *Moment Invariant*+GLCM. Pada fitur *Moment Invariant* peningkatan akurasi dari citra 64x64 piksel ke citra 128x128 piksel yakni sebesar 5%. Sedangkan peningkatan akurasi dari citra 128x128 piksel ke

citra 256x256 piksel sebesar 9.67% saja. Dan untuk akurasi dari citra 256x256 piksel ke citra 300x300 piksel peningkatannya hanya sebesar 4.33%. Peningkatan akurasi pada fitur *Moment Invariant* tidak terlalu signifikan yakni hanya sebesar 4.33% sampai 9.67%. Pada fitur GLCM peningkatan akurasi dari citra 64x64 piksel ke citra 128x128 piksel tidak signifikan yakni sebesar 6.66% saja. Sedangkan peningkatan akurasi dari citra 128x128 piksel ke citra 256x256 piksel cukup signifikan yakni sebesar 22.67%. Sedangkan pada saat citra diubah menjadi 300x300 piksel terjadi penurunan akurasi sebesar 1%. Untuk fitur *Moment Invariant*+GLCM peningkatan akurasi dari citra 64x64 piksel ke citra 128x128 piksel sebesar 8%. Sedangkan peningkatan akurasi dari citra 128x128 piksel ke citra 256x256 cukup signifikan yakni sebesar 20%. Dan untuk akurasi dari citra 256x256 piksel ke citra 300x300 piksel peningkatannya sebesar 6% saja. Akurasi tertinggi diperoleh pada saat pengujian dengan fitur *Moment Invariant*+GLCM menggunakan resolusi citra 300x300 piksel yaitu sebesar 76%. Untuk grafik pengaruh resolusi citra terhadap akurasi dapat dilihat pada Gambar 4.13.



Gambar 4. 13 Grafik pengaruh resolusi citra terhadap hasil akurasi

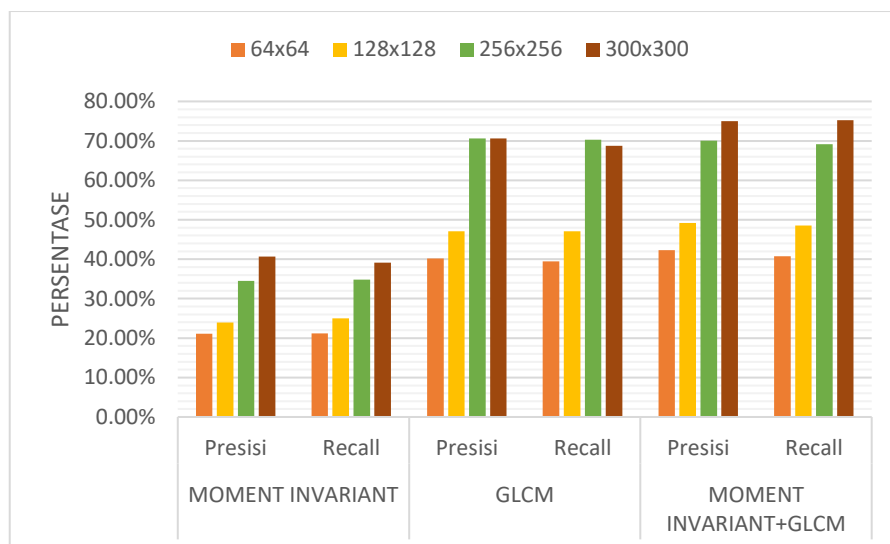
Adapun akurasi untuk masing-masing kelas dapat dilihat dari nilai presisi dan *recall*. Tabel 4.3 menunjukkan nilai presisi dan *recall* dari hasil klasifikasi berdasarkan resolusi citra.

Tabel 4. 3 Nilai presisi dan *recall* berdasarkan resolusi citra

Resolusi Citra	<i>Moment Invariant</i>		GLCM		<i>Moment Invariant</i> +GLCM	
	Presisi	<i>Recall</i>	Presisi	<i>Recall</i>	Presisi	<i>Recall</i>
64x64	21.14%	21.17%	40.22%	39.44%	42.31%	40.74%

128x128	23.96%	24.98%	47.08%	47.05%	49.18%	48.56%
256x256	34.52%	34.81%	70.61%	70.27%	70.02%	69.19%
300x300	40.67%	39.13%	70.62%	68.73%	75.03%	75.21%

Nilai presisi dan *recall* pada Tabel 4.3 juga mengalami peningkatan seiring dengan meningkatnya resolusi citra. Nilai presisi terkecil yaitu 21.14% dan nilai *recall* terkecil yaitu 21.17% diperoleh pada fitur *Moment Invariant* dengan resolusi citra 64x64 piksel. Sedangkan untuk nilai presisi terbesar yaitu 75.03% dan nilai *recall* terbesar yaitu 75.21% diperoleh pada fitur *Moment Invariant+GLCM* dengan resolusi citra 300x300 piksel. Hal ini menunjukkan bahwa resolusi citra berpengaruh terhadap akurasi, presisi dan *recall*. Semakin besar resolusi citra yang digunakan maka akurasi, presisi dan *recall* yang dihasilkan semakin baik. Untuk grafik nilai presisi dan *recall* berdasarkan resolusi citra dapat dilihat pada Gambar 4.14.



Gambar 4. 14 Grafik nilai presisi dan *recall* berdasarkan resolusi citra

Selain berpengaruh terhadap akurasi, resolusi citra juga mempengaruhi waktu komputasi. Citra dengan resolusi 64x64 piksel membutuhkan waktu komputasi yang singkat dibandingkan dengan citra 300x300 piksel. Tabel 4.4 menunjukkan waktu komputasi satu buah citra untuk masing-masing resolusi. Waktu komputasi diuji pada semua fitur.

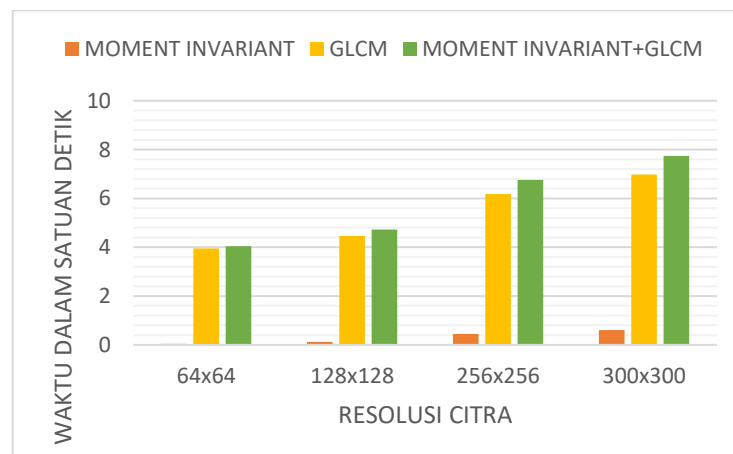
Tabel 4. 4 Pengaruh resolusi citra terhadap waktu komputasi dalam satuan detik

Resolusi Citra	<i>Moment Invariant</i>	GLCM	<i>Moment Invariant+GLCM</i>
64x64	0.0367	3.9534	4.0374
128x128	0.1170	4.4586	4.7276

256x256	0.4432	6.1799	6.7571
300x300	0.6097	6.9797	7.7401

Dari Tabel 4.4 dapat dilihat bahwa waktu komputasi mengalami peningkatan seiring dengan meningkatnya resolusi citra yang digunakan. Peningkatan waktu komputasi terjadi pada semua fitur yaitu *Moment Invariant*, GLCM, dan *Moment Invariant+GLCM*. Pada fitur *Moment Invariant* peningkatan waktu komputasi dari citra 64x64 piksel ke citra 128x128 piksel yakni sebesar 0.0803 detik. Sedangkan peningkatan waktu komputasi dari citra 128x128 piksel ke citra 256x256 piksel sebesar 0.3262 detik. Dan untuk waktu komputasi dari citra 256x256 piksel ke citra 300x300 piksel peningkatannya sebesar 0.1665 detik. Pada fitur GLCM peningkatan waktu komputasi dari citra 64x64 piksel ke citra 128x128 piksel sebesar 0.5052 detik. Sedangkan peningkatan waktu komputasi dari citra 128x128 piksel ke citra 256x256 piksel sebesar 1.7213 detik. Dan untuk waktu komputasi dari citra 256x256 piksel ke citra 300x300 piksel peningkatannya sebesar 0.7998 detik. Untuk fitur *Moment Invariant+GLCM* peningkatan waktu komputasi dari citra 64x64 piksel ke citra 128x128 piksel sebesar 0.6902 detik. Sedangkan peningkatan waktu komputasi dari citra 128x128 piksel ke citra 256x256 sebesar 2.0295 detik. Dan untuk waktu komputasi dari citra 256x256 piksel ke citra 300x300 piksel peningkatannya sebesar 0.983 detik.

Berdasarkan Tabel 4.4, dapat disimpulkan bahwa semakin besar resolusi yang digunakan, maka semakin lama waktu komputasi yang dibutuhkan. Semakin besar resolusi citra yang digunakan, maka semakin banyak piksel yang harus dihitung dan menyebabkan waktu komputasi meningkat. Untuk grafik pengaruh resolusi citra terhadap waktu komputasi dapat dilihat pada Gambar 4.15.



Gambar 4. 15 Grafik pengaruh resolusi citra terhadap waktu komputasi dalam satuan detik

Berdasarkan hasil pengujian pengaruh resolusi citra terhadap akurasi dapat diketahui bahwa peningkatan resolusi citra berpengaruh positif terhadap akurasi fitur, semakin besar resolusi citra, semakin bagus pula akurasinya. Akurasi terbaik diperoleh ketika pengujian dilakukan dengan menggunakan citra 300x300 piksel pada fitur *Moment Invariant*+GLCM dengan waktu komputasi yang cukup singkat yaitu 7.7401 detik untuk masing-masing citra. Oleh karena itu, citra dengan resolusi 300x300 piksel merupakan resolusi citra terbaik dilihat dari akurasi dan waktu komputasi yang cukup singkat.

4.7.2 Pengaruh Rotasi terhadap Akurasi

Pengujian selanjutnya dilakukan untuk mengetahui pengaruh rotasi terhadap akurasi klasifikasi. Pada pengujian ini, *dataset* yang digunakan yaitu citra dengan resolusi citra 300x300 piksel. Rotasi dilakukan searah jarum jam dengan rotasi 90° dan 180°. Hasil dari pengujian pengaruh rotasi terhadap hasil klasifikasi dapat dilihat pada Tabel 4.5.

Tabel 4. 5 Pengaruh rotasi terhadap hasil klasifikasi

Arah Rotasi	Akurasi(%)		
	<i>Moment Invariant</i>	GLCM	<i>Moment Invariant</i> +GLCM
0°	39.33%	70%	76%
90°CW	38.66%	74.33%	68.66%
180°CW	37.33%	71%	66.33%

Dari Tabel 4.5 dapat disimpulkan bahwa rotasi 90°CW dan 180°CW tidak berpengaruh besar terhadap akurasi. Akurasi dari fitur *Moment Invariant* mengalami perbedaan baik pada rotasi 90°CW maupun 180°CW. Hal ini disebabkan karena perbedaan hasil ekstraksi fitur pada beberapa citra saat dirotasi. Perbedaan akurasi hanya sebesar 0.67% untuk rotasi 90°CW dan sebesar 2% untuk rotasi 180°CW. Untuk fitur GLCM akurasi mengalami sedikit peningkatan pada saat dirotasi. Peningkatan akurasinya sebesar 4.33% untuk rotasi 90°CW dan sebesar 1% untuk rotasi 180°CW. Hal ini disebabkan karena pada GLCM pembentukan matriks GLCM dilakukan dengan menggunakan 4 sudut, yaitu 0°, 45°, 90° dan 135°. Kemudian proses pembentukan matriks GLCM juga dilakukan dengan memeriksa setiap 2 matriks berdekatan secara dua arah (simetris) sehingga pada citra rotasi 90° dan 180° tidak terjadi banyak perubahan akurasi. Sedangkan untuk fitur *Moment Invariant*+GLCM mengalami sedikit penurunan akurasi pada saat dirotasi. Penurunan akurasinya sebesar 7.34% untuk rotasi 90°CW dan sebesar

9.67% untuk rotasi 180°CW. Untuk grafik pengaruh rotasi terhadap hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.16.



Gambar 4. 16 Grafik pengaruh rotasi terhadap hasil klasifikasi

Adapun untuk presisi dan *recall* memiliki nilai yang tidak jauh berbeda dengan akurasi. Tabel 4.6 menunjukkan nilai presisi dan *recall* untuk hasil klasifikasi citra berdasarkan rotasi.

Tabel 4. 6 Nilai presisi dan *recall* berdasarkan rotasi citra

Arah Rotasi	<i>Moment Invariant</i>		GLCM		<i>Moment Invariant +GLCM</i>	
	Presisi	<i>Recall</i>	Presisi	<i>Recall</i>	Presisi	<i>Recall</i>
0°	40.67%	39.13%	70.62%	68.73%	75.03%	75.21%
90°CW	40.32%	38.54%	74.99%	73.51%	68.84%	68.66%
180°CW	37.99%	36.93%	71.77%	70.11%	66.55%	65.43%

Nilai presisi dan *recall* pada Tabel 4.6 berdasarkan rotasi citra pada fitur *Moment Invariant*, GLCM, dan *Moment Invariant+GLCM* secara umum tidak berbeda jauh. Hal ini menunjukkan bahwa songket Lombok dapat dikenali menggunakan fitur-fitur tersebut. Untuk grafik nilai presisi dan *recall* berdasarkan rotasi citra dapat dilihat pada Gambar 4.17.



Gambar 4. 17 Grafik nilai presisi dan *recall* berdasarkan rotasi citra

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa rotasi dengan arah 90°CW dan 180°CW tidak berpengaruh besar terhadap nilai akurasi, presisi, dan *recall*. Pada rotasi dengan arah 90°CW dan 180°CW citra masih dapat dikenali.

4.7.3 Fitur-fitur GLCM dan *Moment Invariant* yang Paling Efektif

Pengujian selanjutnya yaitu memeriksa fitur-fitur yang paling efektif pada GLCM dan *Moment Invariant*. Pengujian ini dilakukan untuk mengetahui fitur-fitur yang paling efektif digunakan pada klasifikasi songket Lombok. Pada pengujian ini, *dataset* yang digunakan yaitu citra dengan resolusi citra 300x300 piksel. Pengujian ini dimulai dengan menggunakan seluruh fitur pada setiap metode. Setelah itu, jumlah fitur masukan dikurangi satu persatu pada setiap langkah. Fitur yang memberikan hasil terbaik pada setiap langkah digunakan untuk langkah berikutnya. Hasil dari pengujian ini dapat dilihat pada Tabel 4.7 dan Tabel 4.8.

Tabel 4. 7 Seleksi fitur *moment invariant* (1: *Moment* 1, 2: *Moment* 2, 3: *Moment* 3, 4: *Moment* 4, 5: *Moment* 5, 6: *Moment* 6, 7: *Moment* 7)

Fitur yang digunakan	Fitur yang dibuang	Akurasi	Presisi	<i>Recall</i>
1, 2, 3, 4, 5, 6, 7	Tidak Ada	39.33%	40.67%	39.13%
1, 2, 3, 4, 6, 7	5	42%	43.41%	41.51%
2, 3, 4, 6, 7	5, 1	42%	43.18%	41.37%

2, 3, 6, 7	5, 1, 4	37.67%	38%	37.11%
3, 6, 7	5, 1, 4, 2	27.67%	28.51%	27.18%
3, 7	5, 1, 4, 2, 6	21.33%	21.90%	21.07%
7	5, 1, 4, 2, 6, 3	10.67%	11.99%	10.82%

Dari Tabel 4.7 dapat dilihat bahwa akurasi, presisi dan *recall* dari *Moment Invariant* mengalami peningkatan pada saat nilai *Moment* ke 5 dan *Moment* ke 1 dibuang yaitu sebesar 42% untuk akurasi, 43.18% untuk presisi dan 41.37% untuk *recall*. Ini menunjukkan bahwa nilai *Moment* ke 2, 3, 4, 6 dan 7 adalah fitur *Moment Invariant* yang paling efektif digunakan pada klasifikasi songket Lombok. Untuk proses seleksi fitur *Moment Invariant* *terlampir*.

Tabel 4. 8 Seleksi fitur GLCM (1:Contrast, 2:IDM, 3:Entropy, 4:Energy, 5:Correlation)

Fitur yang digunakan	Fitur yang dibuang	Akurasi	Presisi	<i>Recall</i>
1, 2, 3, 4, 5	Tidak Ada	70.00%	70.62%	68.73%
2, 3, 4, 5	1	98.33%	98.08%	98.11%
2, 3, 4	1, 5	98.33%	98.08%	98.11%
2, 3	1, 5, 4	92.67%	92.93%	92.22%
3	1, 5, 4, 2	91.67%	91.72%	91.26%

Dari Tabel 4.8 dapat dilihat bahwa akurasi, presisi dan *recall* dari GLCM mengalami peningkatan dengan dikurangnya jumlah fitur masukan. Akurasi, presisi dan *recall* tertinggi diperoleh pada saat fitur *Contrast* dan *Correlation* dibuang yaitu sebesar 98.33% untuk akurasi, 98.08% untuk presisi dan 98.11% untuk *recall*. Ini menunjukkan bahwa fitur IDM, *Entropy* dan *Energy* adalah fitur yang paling efektif digunakan pada klasifikasi songket Lombok. Untuk proses seleksi fitur GLCM *terlampir*.

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa fitur-fitur *Moment Invariant* yang paling efektif digunakan pada klasifikasi songket Lombok adalah nilai *Moment* ke 2, 3, 4, 6, dan 7. Sedangkan untuk fitur-fitur GLCM yang paling efektif digunakan pada klasifikasi songket Lombok adalah fitur IDM, *Entropy* dan *Energy*.

4.7.4 Klasifikasi Menggunakan Fitur yang Paling Efektif

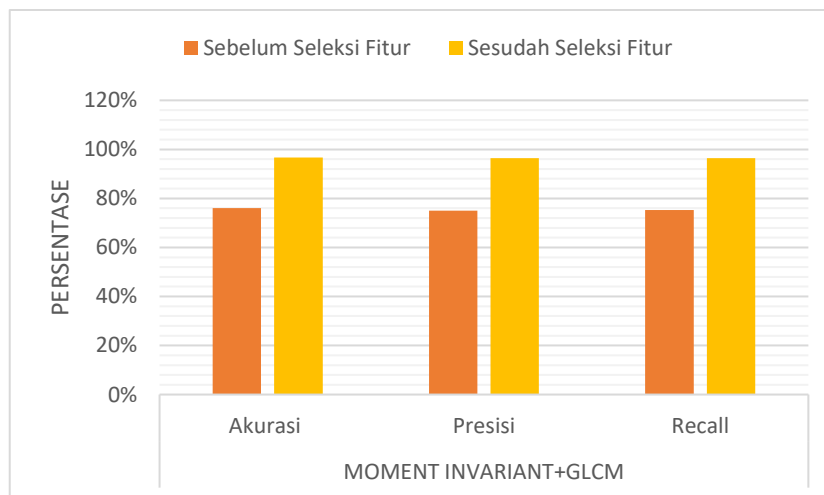
Pengujian selanjutnya menggunakan fitur *Moment Invariant*+GLCM yang paling efektif. Pada pengujian ini, resolusi citra yang digunakan adalah 300x300 piksel. Tujuan

dari pengujian ini adalah untuk mengetahui apakah dengan fitur yang paling efektif bisa menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dari pengujian sebelum menggunakan fitur yang paling efektif. Hasil dari pengujian ini dapat dilihat pada Tabel 4.9.

Tabel 4. 9 Hasil klasifikasi fitur *moment invariant*+GLCM yang paling efektif

Akurasi	Presisi	<i>Recall</i>
96.67%	96.47%	96.36%

Dari Tabel 4.9 dapat dilihat bahwa penggabungan fitur *Moment Invariant*+GLCM yang paling efektif memberikan dampak yang baik pada hasil akurasi. Akurasi yang didapat pada pengujian ini sebesar 96.67%. Hasil akurasi pada pengujian ini mengalami peningkatan sebesar 20.67% dari pengujian sebelum menggunakan fitur yang paling efektif yakni sebesar 76%. Sedangkan untuk nilai presisi dan *recall* didapatkan hasil sebesar 96.47% untuk presisi dan 96.36% untuk *recall*. Nilai presisi dan *recall* juga mengalami peningkatan sebesar 21.44% untuk presisi dan 21.15% untuk *recall* dari pengujian sebelum menggunakan fitur yang paling efektif yakni sebesar 75.03% untuk nilai presisi dan 75.21% untuk nilai *recall*. Untuk grafik nilai akurasi, presisi dan *recall* sebelum melakukan seleksi fitur dan sesudah melakukan seleksi fitur menggunakan fitur *Moment Invariant*+GLCM dapat dilihat pada Gambar 4.18.



Gambar 4. 18 Grafik nilai akurasi, presisi dan *recall* sebelum dan sesudah seleksi fitur

Berdasarkan hasil dari pengujian ini, dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan fitur yang paling efektif memberikan peningkatan hasil pada akurasi, presisi, dan *recall*.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa:

1. Resolusi citra 300x300 piksel adalah resolusi citra terbaik jika dilihat dari nilai akurasi, presisi dan *recall*.
2. Perubahan resolusi citra memberikan pengaruh pada akurasi yang didapat dan memberikan peningkatan pada waktu komputasi.
3. Rotasi sebesar 90° dan 180° searah dengan jarum jam tidak berpengaruh besar terhadap hasil akurasi. Citra yang telah dirotasi masih dapat dikenali oleh sistem.
4. Fitur yang paling efektif untuk klasifikasi songket Lombok adalah fitur *Moment Invariant* yang ke 2, 3, 4, 6, dan 7. Sedangkan untuk GLCM fitur yang paling efektif adalah fitur IDM, *Entropy* dan *Energy*.
5. Akurasi tertinggi diperoleh pada fitur GLCM dengan resolusi citra 300x300 piksel menggunakan fitur yang paling efektif yakni sebesar 98.33%.
6. Dengan menggunakan fitur yang paling efektif mampu meningkatkan akurasi dari 76% menjadi 96.67% pada fitur *Moment Invariant*+GLCM.
7. Metode GLCM untuk ekstraksi fitur tekstur cocok digunakan pada klasifikasi songket Lombok dengan akurasi 98.33%.

5.2 Saran

Berikut adalah saran-saran untuk penelitian lebih lanjut:

1. Lakukan klasifikasi songket Lombok dengan menggunakan ciri atau fitur yang lebih banyak.
2. Tambahkan parameter uji untuk mengklasifikasi songket Lombok.
3. Perbanyak warna songket pada setiap motif.
4. Lakukan *cropping* dan *resizing* di sistem.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. Salamah and R. Kusumanto, "Faktor-Faktor Pemanfaatan Teknologi Informasi UKM Kain Tenun Songket Palembang," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 1, no. 3, pp. 177–182, 2017.
- [2] Gressiva and F. Candra, "Sistem Pengenalan Motif Songket Melayu Menggunakan Ekstraksi Fitur Principal Component Analysis dan Gray Level Co-Occurrence Matrix dan Jaringan Saraf Tiruan," *Univeristas Riau*, vol. 5, no. 2, pp. 1–7, 2018.
- [3] I. P. G. S. Andisana, M. Sudarma, and I. M. O. Widyantara, "Pengenalan Dan Klasifikasi Citra Tekstil Tradisional Berbasis Web Menggunakan Deteksi Tepi Canny, Local Color Histogram Dan Co-Occurrence Matrix," *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 17, no. 3, pp. 401–408, 2018.
- [4] N. A. H, W. Hapsari, A. Angesti, and S. Felixiana, "Penggunaan Momen Invariant, Eccentricity, Dan Compactness Untuk Klasifikasi Motif Batik Dengan K-Nearest Neighbour," *Informatika*, vol. 11, no. 2, pp. 107–115, 2015.
- [5] R. Fauzana, D. I. B. Hidayat, and P. D. H. Suhardjo, "Image Processing Of Periapical Radiograph On Abscess Disease Detection Using Linear Discriminant Analysis Method Based On Android," *e-Proceeding Eng.*, vol. 4, no. 1, pp. 106–114, 2017.
- [6] R. Mufailah and Aripin, "Ekstraksi Fitur Menggunakan GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matrix) Dan Jarak Euclidean Untuk Pengenalan Jenis Batik Tulis Dan Batik Cap," *Univ. Dian Nuswantoro*, 2013.
- [7] Nuraedah and M. Bakri, "Klasifikasi Motif Kain Tradisional Batik Bomba Kaili," *Semin. Nas. Sist. Inf. UNMER Malang*, no. 14, pp. 715–723, 2017.
- [8] R. Yulianti, I. G. P. S. Wijaya, and F. Bimantoro, "Pengenalan Pola Tulisan Tangan Suku Kata Aksara Sasak Menggunakan Metode Moment Invariant dan Support Vector Machine," *J-COSINE*, vol. 3, no. 2, pp. 91–98, 2018.
- [9] M. R. Raharjo, "Analisa Klasifikasi Jenis Pohon Mangga Berdasarkan Tekstur Daun," *Technologia*, vol. 7, no. 3, pp. 155–162, 2016.
- [10] I. W. H. Narandika, B. Hidayat, and J. Arif, "Identifikasi Ras Manusia Melalui Citra Wajah Menggunakan Metode Histogram of Oriented Gradient dan Klasifikasi Linear Discriminant Analysis," *Semin. Nas. Inov. dan Apl. Teknol. di Ind. 2019*, pp. 182–187, 2019.
- [11] E. Budiman, E. Santoso, and T. Afrianto, "Pendeteksi Jenis Autis pada Anak Usia Dini Menggunakan Metode Linear Discriminant Analysis (LDA)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 1, no. 7, pp. 583–592, 2017.
- [12] Fandiansyah, J. Y. Sari, and I. P. Ningrum, "Pengenalan Wajah Menggunakan Metode Linear Discriminant Analysis dan k Nearest Neighbor," *J. Ultim.*, vol. 9, no. 1, pp. 1–9, 2018.
- [13] "Kain Tenun Songket Lombok NTB," 2017. [Online]. Available: <https://gpswisataindonesia.info/2017/11/kain-tenun-songket-lombok-ntb/>. [Accessed: 17-Jul-2019].
- [14] Y. Misnawati, "Makna Simbolik Kain Songket Sukarara Lombok Tengah Nusa Tenggara Barat (NTB)," Universitas Negeri Yogyakarta, 2016.
- [15] A. Jahagirdar and V. Pawar, "Pattern Recognition Models : A Study and Review," *J. Comput. Sci. Eng.*, vol. 2, no. 3, pp. 32–38, 2016.
- [16] Y. Permadi and Murinto, "Aplikasi Pengolahan Citra Untuk Identifikasi Kematangan Mentimun Berdasarkan Tekstur Kulit Buah Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri Statistik," *J. Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 1028–1038, 2015.

- [17] R. Farinda, Z. R. Firmansyah, C. Sulton, I. G. P. S. Wijaya, and F. Bimantoro, "Beef Quality Classification based on Texture and Color Features using SVM Classifier," *J. Telemat. Informatics*, vol. 6, no. 3, 2018.
- [18] A. Deshpande, P. P. Patavardhan, and D. H. Rao, "Iterated back projection based super-resolution for iris feature extraction," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 48, no. 3, pp. 269–275, 2015.
- [19] H. Wijayanto, "Klasifikasi Batik Menggunakan Metode K-Nearest Neighbour Berdasarkan Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM)," *Univ. Dian Nuswantoro*, 2015.
- [20] F. U. Karimah, Ernawati, and D. Andreswari, "Rancang Bangun Aplikasi Pencarian Citra Batik Besurek Berbasis Tekstur Dengan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix Dan Euclidean Distance," *J. Teknol. Inf.*, vol. 11, no. 1, pp. 64–77, 2015.
- [21] E. P. Satrio and T. Sutojo, "Klasifikasi Tenun Menggunakan Metode K-Nearest Neighbour Berdasarkan Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM)," *Univ. Dian Nuswantoro*, 2016.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Proses seleksi fitur *Moment Invariant* dan GLCM

1. Seleksi Fitur *Moment Invariant*

Hasil sebelum seleksi fitur

Fitur yang digunakan	Akurasi	Presisi	<i>Recall</i>
<i>Moment</i> ke-1, 2, 3, 4, 5, 6, 7	39.33%	40.67%	39.13%

- Langkah 1

Kurangi jumlah fitur masukan satu persatu, hasil yang memberikan akurasi, presisi dan *recall* tertinggi digunakan pada langkah selanjutnya.

Fitur yang digunakan	Fitur yang dibuang	Akurasi	Presisi	<i>Recall</i>
<i>Moment</i> ke-2, 3, 4, 5, 6, 7	<i>Moment</i> ke-1	38%	40.61%	37.91%
<i>Moment</i> ke-1, 3, 4, 5, 6, 7	<i>Moment</i> ke-2	35.67%	37.84%	35.78%
<i>Moment</i> ke-1, 2, 4, 5, 6, 7	<i>Moment</i> ke-3	37.67%	39.02%	37.38%
<i>Moment</i> ke-1, 2, 3, 5, 6, 7	<i>Moment</i> ke-4	40.67%	42.49%	40.41%
<i>Moment</i> ke-1, 2, 3, 4, 6, 7	<i>Moment</i> ke-5	42%	43.41%	41.51%
<i>Moment</i> ke-1, 2, 3, 4, 5, 7	<i>Moment</i> ke-6	36.67%	36.65%	37.34%
<i>Moment</i> ke-1, 2, 3, 4, 5, 6	<i>Moment</i> ke-7	35.67%	36.46%	34.45%

- Langkah 2

Hasil tertinggi pada langkah 1 adalah pada saat nilai *Moment* ke-5 tidak digunakan, maka pada langkah 2 nilai *Moment* ke-5 tidak digunakan. Cara pada langkah 2 sama seperti langkah 1 yakni dengan mengurangi jumlah fitur masukan satu persatu. Hasil yang memberikan akurasi, presisi dan *recall* tertinggi digunakan pada langkah selanjutnya.

Fitur yang digunakan	Fitur yang dibuang	Akurasi	Presisi	<i>Recall</i>
<i>Moment</i> ke-2, 3, 4, 6, 7	<i>Moment</i> ke-5, 1	42%	43.18%	41.37%
<i>Moment</i> ke-1, 3, 4, 6, 7	<i>Moment</i> ke-5, 2	37.33%	39.26%	36.85%
<i>Moment</i> ke-1, 2, 4, 6, 7	<i>Moment</i> ke-5, 3	29.67%	32.02%	29.45%
<i>Moment</i> ke-1, 2, 3, 6, 7	<i>Moment</i> ke-5, 4	38.33%	39.46%	37.89%
<i>Moment</i> ke-1, 2, 3, 4, 7	<i>Moment</i> ke-5, 6	36.33%	36.98%	36.66%
<i>Moment</i> ke-1, 2, 3, 4, 6	<i>Moment</i> ke-5, 7	29.33%	29.57%	27.97%

- Langkah 3

Hasil tertinggi pada langkah 2 adalah pada saat nilai *Moment* ke-5, 1 tidak digunakan, maka pada langkah 3 nilai *Moment* ke-5, 1 tidak digunakan. Cara pada langkah 3 sama seperti langkah sebelumnya yakni dengan mengurangi jumlah fitur masukan satu persatu. Hasil yang memberikan akurasi, presisi dan *recall* tertinggi digunakan pada langkah selanjutnya.

Fitur yang digunakan	Fitur yang dibuang	Akurasi	Presisi	<i>Recall</i>
<i>Moment</i> ke-3, 4, 6, 7	<i>Moment</i> ke-5, 1, 2	36.33%	38%	35.88%
<i>Moment</i> ke-2, 4, 6, 7	<i>Moment</i> ke-5, 1, 3	28%	30.68%	27.73%
<i>Moment</i> ke-2, 3, 6, 7	<i>Moment</i> ke-5, 1, 4	37.67%	38%	37.11%
<i>Moment</i> ke-2, 3, 4, 7	<i>Moment</i> ke-5, 1, 6	35.67%	36%	35.52%
<i>Moment</i> ke-2, 3, 4, 6	<i>Moment</i> ke-5, 1, 7	29%	28.71%	27.59%

- Langkah 4

Hasil tertinggi pada langkah 3 adalah pada saat nilai *Moment* ke-5, 1, 4 tidak digunakan, maka pada langkah 4 nilai *Moment* ke-5, 1, 4 tidak digunakan. Cara pada langkah 4 sama seperti langkah sebelumnya yakni dengan mengurangi jumlah fitur masukan satu persatu. Hasil yang memberikan akurasi, presisi dan *recall* tertinggi digunakan pada langkah selanjutnya.

Fitur yang digunakan	Fitur yang dibuang	Akurasi	Presisi	<i>Recall</i>
<i>Moment</i> ke-3, 6, 7	<i>Moment</i> ke-5, 1, 4, 2	27.67%	28.51%	27.18%
<i>Moment</i> ke-2, 6, 7	<i>Moment</i> ke-5, 1, 4, 3	24.33%	24.61%	23.98%
<i>Moment</i> ke-2, 3, 7	<i>Moment</i> ke-5, 1, 4, 6	27.33%	26.93%	27.19%
<i>Moment</i> ke-2, 3, 6	<i>Moment</i> ke-5, 1, 4, 7	25.67%	26.18%	24.81%

- Langkah 5

Hasil tertinggi pada langkah 4 adalah pada saat nilai *Moment* ke-5, 1, 4, 2 tidak digunakan, maka pada langkah 5 nilai *Moment* ke-5, 1, 4, 2 tidak digunakan. Cara pada langkah 5 sama seperti langkah sebelumnya yakni dengan mengurangi jumlah fitur masukan satu persatu. Hasil yang memberikan akurasi, presisi dan *recall* tertinggi digunakan pada langkah selanjutnya.

Fitur yang digunakan	Fitur yang dibuang	Akurasi	Presisi	<i>Recall</i>
<i>Moment</i> ke-6, 7	<i>Moment</i> ke-5, 1, 4, 2, 3	15.67%	15.71%	15.40%
<i>Moment</i> ke-3, 7	<i>Moment</i> ke-5, 1, 4, 2, 6	21.33%	21.90%	21.07%

<i>Moment</i> ke-3, 6	<i>Moment</i> ke-5, 1, 4, 2, 7	17%	16.85%	17.26%
-----------------------	--------------------------------	-----	--------	--------

- Langkah 6

Hasil tertinggi pada langkah 5 adalah pada saat nilai *Moment* ke-5, 1, 4, 2, 6 tidak digunakan, maka pada langkah 6 nilai *Moment* ke-5, 1, 4, 2, 6 tidak digunakan. Cara pada langkah 6 sama seperti langkah sebelumnya yakni dengan mengurangi jumlah fitur masukan satu persatu. Hasil yang memberikan akurasi, presisi dan *recall* tertinggi digunakan pada langkah selanjutnya.

Fitur yang digunakan	Fitur yang dibuang	Akurasi	Presisi	<i>Recall</i>
<i>Moment</i> ke-7	<i>Moment</i> ke-5, 1, 4, 2, 6, 3	10.67%	11.99%	10.82%
<i>Moment</i> ke-3	<i>Moment</i> ke-5, 1, 4, 2, 6, 7	9.33%	9.19%	9.60%

2. Seleksi Fitur GLCM

Hasil sebelum seleksi fitur

Fitur yang digunakan	Akurasi	Presisi	<i>Recall</i>
1, 2, 3, 4, 5	70.00%	70.62%	68.73%

Keterangan Fitur: 1:*Contrast*, 2:*IDM*, 3:*Entropy*, 4:*Energy*, 5:*Correlation*

- Langkah 1

Kurangi jumlah fitur masukan satu persatu, hasil yang memberikan akurasi, presisi dan *recall* tertinggi digunakan pada langkah selanjutnya.

Fitur yang digunakan	Fitur yang dibuang	Akurasi	Presisi	<i>Recall</i>
2, 3, 4, 5	1	98.33%	98.08%	98.11%
1, 3, 4, 5	2	71.67%	72.23%	70.38%
1, 2, 4, 5	3	72.67%	72.84%	71.34%
1, 2, 3, 5	4	70.33%	70.24%	68.93%
1, 2, 3, 4	5	70.67%	71.07%	69.25%

- Langkah 2

Hasil tertinggi pada langkah 1 adalah pada saat nilai *Contrast* tidak digunakan, maka pada langkah 2 nilai *Contrast* tidak digunakan. Cara pada langkah 2 sama seperti langkah 1 yakni dengan mengurangi jumlah fitur masukan satu persatu. Hasil yang memberikan akurasi, presisi dan *recall* tertinggi digunakan pada langkah selanjutnya.

Fitur yang digunakan	Fitur yang dibuang	Akurasi	Presisi	<i>Recall</i>
3, 4, 5	1, 2	91.33%	91.55%	90.89%
2, 4, 5	1, 3	69.33%	68.89%	69.17%
2, 3, 5	1, 4	95.67%	95.42%	95.56%
2, 3, 4	1, 5	98.33%	98.08%	98.11%

- Langkah 3

Hasil tertinggi pada langkah 2 adalah pada saat nilai *Contrast* dan *Correlation* tidak digunakan, maka pada langkah 3 nilai *Contrast* dan *Correlation* tidak digunakan. Cara pada langkah 3 sama seperti langkah sebelumnya yakni dengan mengurangi jumlah fitur masukan satu persatu. Hasil yang memberikan akurasi, presisi dan *recall* tertinggi digunakan pada langkah selanjutnya.

Fitur yang digunakan	Fitur yang dibuang	Akurasi	Presisi	<i>Recall</i>
3, 4	1, 5, 2	91.33%	91.57%	90.89%
2, 4	1, 5, 3	69.67%	69.09%	69.44%
2, 3	1, 5, 4	92.67%	92.93%	92.22%

- Langkah 4

Hasil tertinggi pada langkah 3 adalah pada saat nilai *Contrast*, *Correlation* dan *Energy* tidak digunakan, maka pada langkah 4 nilai *Contrast*, *Correlation* dan *Energy* tidak digunakan. Cara pada langkah 4 sama seperti langkah sebelumnya yakni dengan mengurangi jumlah fitur masukan satu persatu. Hasil yang memberikan akurasi, presisi dan *recall* tertinggi digunakan pada langkah selanjutnya.

Fitur yang digunakan	Fitur yang dibuang	Akurasi	Presisi	<i>Recall</i>
3	1, 5, 4, 2	91.67%	91.72%	91.26%
2	1, 5, 4, 3	69%	68.40%	68.80%