

**IDENTIFIKASI KUPU-KUPU MENGGUNAKAN
EKSTRAKSI FITUR GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM)
DAN KLASIFIKASI K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)**

(SKRIPSI)

Oleh
DEVI MAHARANI



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2019**

ABSTRACT

THE IDENTIFICATION OF BUTTERFLY USING EXTRACTION OF GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM) FEATURES AND CLASSIFICATION OF K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)

By

DEVI MAHARANI

Gita Persada Butterfly Park, the only breeding of in situ butterflies engineered in Indonesia, located in Lampung, which has approximately 211 species of butterflies that are bred. Butterflies have a different texture on wings in each species. The limited ability of the human eye inside distinguishing typical textures from butterfly species is the reason for making pattern recognition based on butterfly identification. The dataset contains 600 the images of the butterfly upper side wing from six species: *Centhosia penthesilea*, *Papilio memnon*, *Papilio nephelus*, *Pachliopta aristolochiae*, *Papilio peranthus*, and *Troides helena*. The pre-processing stage is done using the method of scaling, segmentation, and grayscale. The GLCM method is used to recognize the characteristics of a butterfly image using pixel distance (d) = 1 and direction 0° , 45° , 90° , and 135° . The features used is angular second moment, contrast, homogeneity, and correlation. KNN classification method in this study using the values of $k = 1, 3, 5, 7, 9, 11, 13, 15$,

17, 19, 21, and 23. *Centhosia penthesilea* and *Papilio nephelus* class can be classified properly compared to the other 4 classes and required a classification time of 2 seconds at each orientation angle. The highest accuracy is 91.1% with a value of $k = 5$ in the direction of angle 90°. Classification errors occurred because the value of the test data features more dominant to the value of the training image features in different classes than the supposed class and there are imperfect test data.

Keywords: *butterflies, Gita Persada, GLCM, KNN, Lampung, pattern recognition*

ABSTRAK

IDENTIFIKASI KUPU-KUPU MENGGUNAKAN EKSTRAKSI FITUR *GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM)* DAN KLASIFIKASI *K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)*

Oleh

DEVI MAHARANI

Taman Kupu-Kupu Gita Persada merupakan satu-satunya penangkaran kupu-kupu in situ rekayasa di Indonesia yang berada di Lampung terdapat kurang lebih 211 spesies kupu-kupu yang dikembangbiakkan. Kupu-kupu memiliki tekstur yang berbeda pada sayapnya disetiap spesies kupu-kupu. Terbatasnya kemampuan mata manusia dalam membedakan tekstur yang khas pada spesies kupu-kupu menjadi alasan dalam membuat identifikasi kupu-kupu berbasis pengenalan pola. Dataset berjumlah 600 citra kupu-kupu sisi sayap bagian atas terdiri dari 6 spesies kupu-kupu yaitu *Centhosia penthesilea*, *Papilio memnon*, *Papilio nephelus*, *Pachliopta aristolochiae*, *Papilio peranthus*, dan *Troides helena*. Tahap *preprocessing* dilakukan dengan menggunakan metode *scaling*, *segmentation* dan *grayscale*. Metode GLCM digunakan untuk mengenali ciri dari citra kupu-kupu dengan menggunakan jarak piksel (d) = 1 dan arah sudut 0° , 45° , 90° dan 135° . Fitur yang digunakan yaitu *angular second moment*, *contrast*, *homogeneity* dan *correlation*.

Metode klasifikasi KNN pada penelitian ini menggunakan nilai $k = 1, 3, 5, 7, 9, 11, 13, 15, 17, 19, 21$ dan 23 . Kelas *Centhosia penthesilea* dan *Papilio nephelus* dapat diklasifikasi dengan baik dibandingkan dengan 4 kelas lainnya dan membutuhkan waktu klasifikasi sebesar 2 detik pada setiap sudut orientasi. Akurasi tertinggi sebesar 91,1% dengan nilai $k = 5$ pada arah sudut 90° . Kesalahan klasifikasi terjadi dikarenakan nilai fitur citra uji lebih dominan dengan nilai fitur citra latih pada kelas yang berbeda dibandingkan dengan kelas yang seharusnya dan terdapat data uji yang tidak sempurna.

Kata kunci : Gita Persada, GLCM, KNN, kupu-kupu, Lampung, pengenalan pola

**IDENTIFIKASI KUPU-KUPU MENGGUNAKAN
EKSTRAKSI FITUR GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX (GLCM)
DAN KLASIFIKASI K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)**

Oleh
DEVI MAHARANI

Skripsi
Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
SARJANA KOMPUTER
Pada
Jurusan Ilmu Komputer
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2019

Judul Skripsi

**: IDENTIFIKASI KUPU-KUPU MENGGUNAKAN
EKSTRAKSI FITUR GRAY LEVEL CO-
OCCURRENCE MATRIX (GLCM) DAN
KLASIFIKASI K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)**

Nama Mahasiswa

: Devi Maharani

Nomor Pokok Mahasiswa

: 1517051182

Program Studi

: Ilmu Komputer

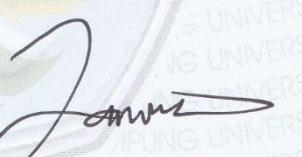
Fakultas

: Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

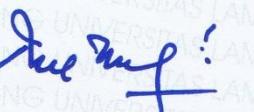


1. Komisi Pembimbing


Rico Andrian, S.Si., M.Kom.
NIP. 19750627 200501 1 001


Meizano Ardhi Muhammad, S.T., M.T.
NIP. 19810528201212 1 001

2. Mengetahui
Ketua Jurusan Ilmu Komputer
FMIPA Universitas Lampung


Dr. Ir. Kurnia Muludi, M.S.Sc.

NIP. 19640616 198902 1 001

MENGESAHKAN

1. Tim Pengaji

Ketua : Rico Andrian, S.Si., M.Kom.

Sekretaris

: Meizano Ardhi Muhammad, S.T., M.T.

Pengaji

Bukan Pembimbing : Dr. rer. nat. Akmal Junaidi, M.Sc.

2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



Drs. Suratman, M.Sc.

NIP. 19640604 199003 1 002

C. J. James
.....
H.D.
.....

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : 21 Juni 2019

PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, menyatakan bahwa skripsi saya yang berjudul “Identifikasi Kupu-Kupu Menggunakan Ekstraksi Fitur *Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)* Dan Klasifikasi *K-Nearest Neighbor (KNN)*” merupakan karya saya sendiri dan bukan karya orang lain. Semua tulisan yang tertuang di skripsi ini telah mengikuti kaidah penulisan karya ilmiah Universitas Lampung. Apabila dikemudian hari terbukti skripsi saya merupakan hasil penjiplakan atau dibuat orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi berupa pencabutan gelar yang telah saya terima.

Bandar Lampung, 27 Juni 2019



DEVI MAHARANI
NPM. 1517051182

RIWAYAT HIDUP



Penulis dilahirkan di Bandar Lampung pada tanggal 2 Januari 1996, sebagai anak pertama dari tiga bersaudara dengan Ibu bernama Karni dan Ayah bernama Dedi Salam.

Penulis menyelesaikan pendidikan formal pertama kali di Taman Kanak-kanak (TK) Karya Utama Way Kandis,

Bandar Lampung tahun 2002, menyelesaikan Sekolah Dasar (SD) di SD Negeri 1 Perum Way Kandis, Bandar Lampung tahun 2009, menyelesaikan Sekolah Menengah Pertama (SMP) di SMP Negeri 21 Bandar Lampung tahun 2012, kemudian melanjutkan jenjang Sekolah Menengah Kejuruan (SMK) di SMK Negeri 5 Bandar Lampung mengambil jurusan Multimedia (MM) dan lulus tahun 2015.

Pada tahun 2015, penulis terdaftar sebagai mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung melalui jalur Mandiri. Pada bulan Januari – Maret 2018, penulis melakukan kerja praktik di Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Lampung selama 40 hari. Kemudian pada bulan Juli 2018 penulis melakukan Kuliah Kerja Nyata (KKN) selama 32 hari di Desa Bangun Jaya, Kecamatan Gunung Agung, Kabupaten Tulang Bawang Barat.

Selama menjadi mahasiswa, penulis aktif dalam beberapa organisasi dan kegiatan kemahasiswaan, antara lain:

1. Himpunan Mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer (Himakom) Universitas Lampung dengan menjabat sebagai Anggota Bidang Kaderisasi pada tahun 2015-2016.
2. Peserta Karya Wisata Ilmiah (KWI) di Pekon Batutegi, Kecamatan Air Naningan, Kabupaten Tanggamus pada bulan Januari 2016.
3. Sekretaris Koordinasi pada pelaksanaan Semarak ABACUS (Anggota Baru Computer Science) pada bulan Oktober 2016.
4. Asisten Dosen dan Praktikum mata kuliah Dasar-dasar Pemrograman, Pemrograman Terstruktur dan Sistem Operasi tahun ajaran 2016/2017, Asisten Dosen dan Praktikum mata kuliah Basis Data, Pemrograman Berorientasi Objek dan Struktur Data Algoritma tahun ajaran 2017/2018.
5. Asisten pada kegiatan Pelatihan Software Classroom Management untuk peningkatan Manajemen Laboratorium bagi Pengelola TIK SMP/SMA/SMK Provinsi Lampung pada bulan Oktober 2018.
6. Pembimbing Praktikum mata kuliah Sistem Informasi Laboratorium di Jurusan Analisis Kesehatan Poltekkes Tanjung Karang tahun ajaran 2018/2019.

MOTTO

*“Raīḥlāh iṣmu, dān uṇtuk meraīh iṣmu bəlajarlah
untuk tenang dan sabar”*

(Khalifah ‘Umar)

“Just do it”

(Nike)

*“Pengetahuan tidaklah cukup, kita harus mengamalkannya.
Niat tidaklah cukup, kita harus melakukannya”*

(Johann Wolfgang von Goethe)

“Sesungguhnya Allāh tak akan mengubah keadaan suatu kaum sebelum mereka mengubah keadaan diri mereka sendiri”

(Q.S. Ar-Rad : 11)

PERSEMPAHAN

Puji dan syukur saya panjatkan kepada Allah SWT atas segala nikmat dan karunia-Nya sehingga skripsi ini dapat diselesaikan.

Aku persembahkan karya ini untuk Ibundaku Karni dan Ayahku Dedi Salam tersayang Terima kasih atas do'a, kasih sayang, perhatian, dan tetesan keringat yang tak terhitung nilainya

Kedua adikku tercinta Gani Kesuma Yuda dan Arif Dermawan yang telah memberikan semangat, dukungan, serta do'a

Keluarga Ilmu Komputer 2015

Almamater tercinta,

Universitas Lampung

SANWACANA

Assalamualaikum wr, wb.

Puji syukur penulis ucapkan kehadiran Allah SWT atas berkat dan hidayah-Nya sehingga skripsi ini dapat diselesaikan. Skripsi dengan judul “Identifikasi Kupu-Kupu Menggunakan Ekstraksi Fitur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan Klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN)” adalah salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana Ilmu Komputer di Universitas Lampung.

Terima kasih penulis ucapkan kepada semua pihak yang telah membantu dan berperan besar dalam menyusun skripsi ini, antara lain:

1. Kedua orang tua tercinta, Mama dan Papa yang telah memberikan do'a, kasih sayang, dukungan dan semangat yang tak terhingga serta memfasilitasi kebutuhan untuk menyelesaikan skripsi ini.
2. Kedua Adik tersayang, Gani Kesuma Yuda dan Arif Dermawan yang telah memberikan do'a dan selalu membuat semangat dalam menyelesaikan penyusunan skripsi ini.
3. Bapak Rico Andrian, S.Si., M.Kom. sebagai pembimbing utama yang telah membimbing, memotivasi serta memberikan ide, kritik dan saran selama masa perkuliahan dan penyusunan skripsi sehingga penulis bisa sampai di tahap ini.

4. Bapak Meizano Ardhi Muhammad, S.T., M.T. sebagai pembimbing kedua yang telah membimbing dan memberikan bantuan, ide, kritik serta saran dalam penyusunan skripsi ini.
5. Bapak Dr. rer. nat. Akmal Junaidi, M.Sc. sebagai pembahas, yang telah memberikan komentar dan masukan yang bermanfaat untuk perbaikan dalam penyusunan skripsi ini.
6. Bapak Drs. Suratman, M.Sc. sebagai Dekan FMIPA Universitas Lampung.
7. Bapak Dr. Ir. Kurnia Muludi, M.S.Sc. selaku Ketua Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung.
8. Bapak Didik Kurniawan, S.Si., M.T. sebagai Sekretaris Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung yang telah banyak membantu penulis selama perkuliahan.
9. Ibu Astria Hijriani, M.Kom. sebagai Pembimbing Akademik yang selalu memberi nasihat dan motivasi selama penulis menjadi mahasiswa.
10. Bapak dan Ibu Dosen Jurusan Ilmu Komputer yang telah memberikan ilmu dan pengalaman hidup selama penulis menjadi mahasiswa.
11. Ibu Ade Nora Maela yang telah membantu segala urusan administrasi penulis di Jurusan Ilmu Komputer.
12. Mas Naufal dan Mas Sam yang telah membukakan MIPA Terpadu dan ruang baca serta menyiapkan ruang seminar.
13. Kakak Muhammad Adib Naufal, S.Kom. sebagai kakak mentor selama penyusunan skripsi ini.
14. Saipul Anwar teman masa putih biru yang sampai saat ini kita berjumpa lagi menjadi teman seperjuangan (*partner*) selama perkuliahan dan telah

memberikan do'a, dukungan, semangat, serta menjadi teman penulisan skripsi yang telah membantu dalam penukaran ide dan pencarian data selama penelitian hingga sampai ke tahap ini.

15. Teman masa kecil Indra Feriza yang telah memberikan do'a, dukungan, semangat dan bantuannya selama kita berteman.
16. Sahabat tersayang sejak putih biru hingga saat ini dan nanti Dwi Saraswati Luthfi dan Riki Karomathus Soleha yang tak kenal lelah dalam memberikan do'a, semangat, motivasi dan dukungannya dalam hal apapun.
17. Sahabat The-kill (calon istri-istri soleha) dan Pokemon Squad yang selalu memberikan do'a dan semangat serta selalu bisa meluangkan waktunya disaat semuanya sibuk.
18. Keluarga *Xiong Art Cinema* yang telah memberikan nasihat, motivasi, dukungan dan kasih sayangnya selama ini.
19. Teman putih abu-abu yang selalu memberikan bantuan, semangat, serta do'a yang tiada tara hingga penulis dapat ke tahap ini dan khususnya Rino Saputra yang telah menjadi mentor selama kerja praktik.
20. Teman seperjuangan selama kuliah di Jurusan Ilmu Komputer, khususnya Jannati AS, Nurul DA, Luspiyana, Ibnu, Gandi, Emir SA, Taufiq dan kelas D angkatan 2015 yang lainnya yang tidak bisa disebutkan satu per satu namanya yang selalu memberikan do'a, semangat, dan kebersamaannya selama ini.
21. Himakom dan khususnya bidang kaderisasi kepengurusan tahun 2015-2016 yang telah memberikan pengalaman yang berharga selama berorganisasi.

22. Kakak tingkat ilmu komputer, khususnya kak Yusi, kak Maria, kak Indah, kak Dicky, Kak Jimmy, kak Garnies, Kak Vandu, dan kak Malik yang telah memberikan do'a, semangat dan bantuannya dalam hal akademis.
23. Keluarga Ilmu Komputer 2015 yang tidak bisa disebutkan satu per satu, terima kasih atas kebersamaannya selama ini.
24. Teman Karya Wisata Ilmiah (KWI) yang telah memberikan pengalaman bermasyarakat, kebersamaan, dan kekeluargaan.
25. Teman Kerja Praktik yang selalu bekerja sama dan Keluarga BPS Provinsi Lampung yang telah memberikan pengalaman berharga selama kerja praktik.
26. Keluarga Kuliah Kerja Nyata (KKN) yang telah mengajarkan sikap tolong menolong dan kebersamaan selama 32 hari.
27. Keluarga Besar yang telah memberikan do'a dan *support* yang tiada henti-hentinya.
28. Almamater tercinta, Universitas Lampung.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan, akan tetapi sedikit harapan semoga skripsi ini bermanfaat bagi perkembangan ilmu pengetahuan terutama bagi teman-teman Ilmu Komputer.

Bandar Lampung, 27 Juni 2019
Penulis

Devi Maharani

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR ISI.....	vi
DAFTAR TABEL	viii
DAFTAR GAMBAR.....	ix
I. PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah.....	4
1.3. Batasan Masalah	4
1.4. Tujuan Penelitian	5
1.5. Manfaat Penelitian	5
II. TINJAUAN PUSTAKA.....	6
2.1. Kupu-kupu	6
2.1.1. Kupu Batik Cap	8
2.1.2. Kupu Raja Limau Jantan	8
2.1.3. Kupu Hijau Biru	9
2.1.4. Kupu Raja Helena.....	10
2.1.5. Kupu Jojo.....	10
2.1.6. Kupu Pantat Merah.....	11
2.2. Pengenalan Pola	12
2.3. <i>Gray Level Co-Occurrence Matrix</i>	15
2.4. Metode Klasifikasi KNN	18
2.5. Perhitungan Tingkat Akurasi	19
2.6. <i>Confusion Matrix</i>	20
III. METODOLOGI PENELITIAN.....	23
3.1. Waktu dan Tempat Penelitian	23
3.2. Alat dan Bahan.....	23
3.3. Tahapan Penelitian.....	25
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN.....	39
4.1. Hasil	39
4.2. Pembahasan.....	44

V. SIMPULAN DAN SARAN	50
5.1. Simpulan	50
5.2. Saran	51
DAFTAR PUSTAKA	52
LAMPIRAN.....	54

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Nilai tingkat keabu-abuan pada citra Kupu Hijau Biru	29
2. Nilai dengan tingkat keabu-abuan 8 level.....	30
3. Matriks GLCM dengan total nilai (x,y) disetiap baris dan kolom.....	35
4. Sampel data latih hasil ekstraksi fitur GLCM.....	40
5. Hasil pengujian dengan arah orientasi sudut $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$, dan 135°	41
6. Waktu yang diperlukan sistem pada tahap ekstraksi	44
7. Waktu yang diperlukan sistem pada tahap klasifikasi	44
8. <i>Confusion matrix</i> hasil klasifikasi KNN dengan $k = 5$	45
9. <i>Recall, Precision, Accuracy, dan Error Rate</i> Hasil Klasifikasi Kupu-kupu..	45
10. Hasil perhitungan <i>euclidean distance</i> pada data uji Kupu Raja Limau Jantan dengsan $k = 5$	47

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Morfologi Kupu-kupu (Soekardi <i>et al</i> , 2016)	7
2. Kupu Batik Cap (Soekardi <i>et al</i> , 2016).....	8
3. Kupu Raja Limau Jantan (Soekardi <i>et al</i> , 2016).....	9
4. Kupu Hijau Biru (Soekardi <i>et al</i> , 2016).....	9
5. Kupu Raja Helena (Soekardi <i>et al</i> , 2016)	10
6. Kupu Jojo (Soekardi <i>et al</i> , 2016)	11
7. Kupu Pantat Merah (Soekardi <i>et al</i> , 2016).	11
8. Proses Pengenalan Pola (Duda, Hart dan Stork, 2000).....	12
9. Orientasi sudut dan jarak pada metode GLCM (Andono, Sutojo dan Muljono, 2017).	15
10. Tabel <i>confusion matrix</i> (Andono, Sutojo dan Muljono, 2017).....	20
11. Tahapan Penelitian.....	25
12. Contoh Citra Kupu Batik Cap.....	26
13. Contoh Citra Kupu Raja Limau Jantan	26
14. Contoh Citra Kupu Hijau Biru	26
15. Contoh Citra Kupu Raja Helena	26
16. Contoh Citra Kupu Jojo	27
17. Contoh Citra Kupu Pantat Merah	27

18. Citra sebelum dan sesudah proses <i>scaling</i>	27
19. Citra sebelum dan sesudah proses <i>segmentation</i>	28
20. Citra sebelum dan sesudah proses <i>grayscale</i>	29
21. Transformasi matriks awal ke dalam matriks GLCM.....	31
22. Proses pembuatan matriks simetris.....	31
23. Proses pembuatan normalisasi matriks GLCM.....	32
24. Grafik perbedaan tingkat akurasi pada orientasi arah sudut 0°	41
25. Grafik perbedaan tingkat akurasi pada orientasi arah sudut 45°	42
26. Grafik perbedaan tingkat akurasi pada orientasi arah sudut 90°	43
27. Grafik perbedaan tingkat akurasi padas orientasi arah sudut 135°	43
28. Sebaran data uji kelas Kupu Raja Limau Jantan.....	47
29. Citra data uji kupu Raja Limau Jantan diklasifikasi sebagai kelas kupu Hijau Biru	48
30. Data uji kelas Raja Limau Jantan yang tidak sempurna	48

I. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Taman Kupu-Kupu Gita Persada merupakan satu-satunya penangkaran kupu-kupu in situ rekayasa di Indonesia yang beralamatkan di Jalan Wan Abdurrahman, Hutan, Kecamatan Hutan, Lampung, Indonesia. Taman Kupu-Kupu Gita Persada memiliki kurang lebih 211 spesies kupu-kupu yang dikembangbiakkan. Kupu-kupu termasuk kelas insekta. Kupu-kupu memiliki tubuh yang terbagi menjadi 3 bagian, yaitu Kepala, Thorak, dan Abdomen. Thorak kupu-kupu mempunyai 2 pasang sayap serta 3 pasang kaki. Sayap yang digunakan untuk terbang berupa membran penting dengan venasi yang merupakan dasar klasifikasi kupu-kupu. Kupu-kupu memiliki perbedaan venasi pada setiap spesies. Venasi diberikan nama atau kode keterangan untuk mempermudah dalam klasifikasi kupu-kupu dengan perbedaan tekstur pada sayap kupu-kupu (Soekardi *et al*, 2016). Identifikasi kupu-kupu dilakukan untuk membedakan spesies kupu-kupu yang ada di Taman Kupu-Kupu Gita Persada. Peneliti biasanya hanya menggunakan mata sebagai alat bantu identifikasi kupu-kupu, terbatasnya kemampuan mata manusia dalam membedakan tekstur yang khas pada spesies kupu-kupu menjadi alasan untuk membuat identifikasi kupu-kupu berbasis pengenalan pola (*pattern recognition*).

Pengenalan pola (*pattern recognition*) adalah kegiatan mengambil data dan membedakan data berdasarkan kategori dengan pola yang terdapat pada data. Prinsip kerjanya meniru kemampuan manusia mengenali objek-objek berdasarkan ciri-ciri dan pengetahuan yang sudah diamatinya dari objek-objek tersebut. Pengenalan pola sendiri terdapat 3 tahap yaitu *preprocessing*, *feature extraction* dan *classification* (Duda, Hart dan Stork, 2000). *Preprocessing* adalah tahap awal dalam pengenalan pola untuk menyederhanakan *image* tanpa menghilangkan informasi dari *image* tersebut. Metode yang digunakan pada tahap *preprocessing* yaitu *resize* atau mengubah ukuran piksel pada citra menjadi piksel yang lebih kecil, dan *grayscale* yaitu mengubah citra objek RGB (*Red Green Blue*) menjadi Hitam dan Putih (*Black and White*) (Duda, Hart dan Stork, 2000). *Feature Extraction* bertujuan untuk mendapatkan informasi mengenai data dalam citra kupu-kupu. Penelitian ini menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Matriks korelasi atau GLCM adalah matriks yang merepresentasikan hubungan ketetanggaan antar piksel dalam citra pada berbagai arah orientasi dan jarak spasial (Agmalaro, Kustiyo dan Akbar, 2013). Klasifikasi untuk penentuan suatu objek citra dalam penelitian ini menggunakan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbors* (KNN). KNN merupakan suatu metode untuk melakukan klasifikasi terhadap objek berdasarkan data yang paling mirip (tetangga terdekat) dengan jumlah k yang telah ditentukan dan mengklasifikasikannya ke dalam kelas baru (Harrington, 2012).

Metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan klasifikasi *K-Nearest Neighbors* (KNN) telah banyak digunakan dalam penelitian pengenalan pola, seperti yang dilakukan oleh Kulkarni *et al* (2014) menggunakan metode GLCM dan

klasifikasi KNN untuk mengidentifikasi iris mata manusia dengan akurasi sebesar 96,3%. Kaushal dan Bala (2017) menggunakan metode GLCM dan klasifikasi KNN untuk mengidentifikasi penyakit pada tumbuhan dengan akurasi antara 80%-90%. Penelitian dari keduanya menunjukkan bahwa metode GLCM dan klasifikasi KNN masih menjadi metode yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi kupukupu.

Pengenalan pola untuk klasifikasi kupu-kupu telah banyak dilakukan oleh peneliti, salah satu diantaranya dilakukan oleh Purnomo (2015) melakukan klasifikasi kupukupu menggunakan metode ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN). *Dataset* yang digunakan Purnomo (2015) berjumlah 832 gambar yang terdiri dari 10 spesies kupu-kupu, yaitu *Danaus plexippus*, *Heliconius charitonius*, *Heliconius erato*, *Junonia coenia*, *Lycaena phlaeas*, *Nymphalis antiopa*, *Papilio cresphontes*, *Pieris rapae*, *Vanessa atalanta*, dan *Vanessa cardui*. Hasil terbaik pengelompokan citra uji yang tertinggi yaitu citra *masking* ditunjukkan pada parameter $d=1$, $\theta=45^\circ$ dengan nilai $k=3$ menggunakan 2 spesies hasil akurasi mencapai 88%, hal ini disebabkan karena citra uji di luar citra latih tergantung pada jarak terdekat dan jumlah anggota kelas yang terbanyak pada basis data.

Penelitian lain mengenai pengenalan pola kupu-kupu dilakukan oleh Faruk *et al* (2015) yang melakukan klasifikasi kupu-kupu berdasarkan tekstur energinya menggunakan ekstraksi fitur *Gray-Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), *Local Binary Pattern* (LBP), dan *Gabor Filtered* (GF), dengan metode klasifikasi

K-Nearest Neighbors (KNN), *Support Vector Machine* (SVM), dan *Extreme Learning Machine* (ELM). Hasil yang didapatkan Faruk *et al* (2015) yaitu 99.26% untuk metode KNN, 98.16% untuk metode SVM, dan 99.47% untuk metode ELM.

Penelitian ini fokus pada kemampuan klasifikasi untuk mengenali spesies Kupu Batik Cap, Kupu Raja Limau Jantan, Kupu Jojo, Kupu Pantat Merah, Kupu Hijau Biru dan Kupu Raja Helena dengan menggunakan ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN). Penelitian ini diharapkan dapat mencapai akurasi yang tinggi.

1.2. Rumusan Masalah

Permasalahan yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah bagaimana tingkat akurasi identifikasi spesies kupu-kupu menggunakan ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN).

1.3. Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Citra kupu-kupu yang digunakan berupa sisi sayap bagian atas.
2. Spesies kupu-kupu yang akan diidentifikasi adalah *Cethosia penthesilea*, *Papilio memnon*, *Papilio nephelus*, *Pachliopta aristolochiae*, *Papilio peranthus*, dan *Troides helena*.
3. *Dataset* yang digunakan berjumlah 600 citra, terdiri dari 100 citra Kupu Batik Cap (*Cethosia penthesilea*), 100 citra Kupu Raja Limau Jantan (*Papilio*

memnon), 100 citra Kupu Jojo (*Papilio nephelus*), 100 citra Kupu Pantat Merah (*Pachliopta aristolochiae*), 100 citra Kupu Hijau Biru (*Papilio peranthus*) dan 100 citra Kupu Raja Helena (*Troides helena*).

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai pada penelitian ini adalah mengidentifikasi citra kupu-kupu menggunakan ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN) pada Kupu Batik Cap, Kupu Raja Limau Jantan, Kupu Jojo, Kupu Pantat Merah, Kupu Hijau Biru dan Kupu Raja Helena.

1.5. Manfaat Penelitian

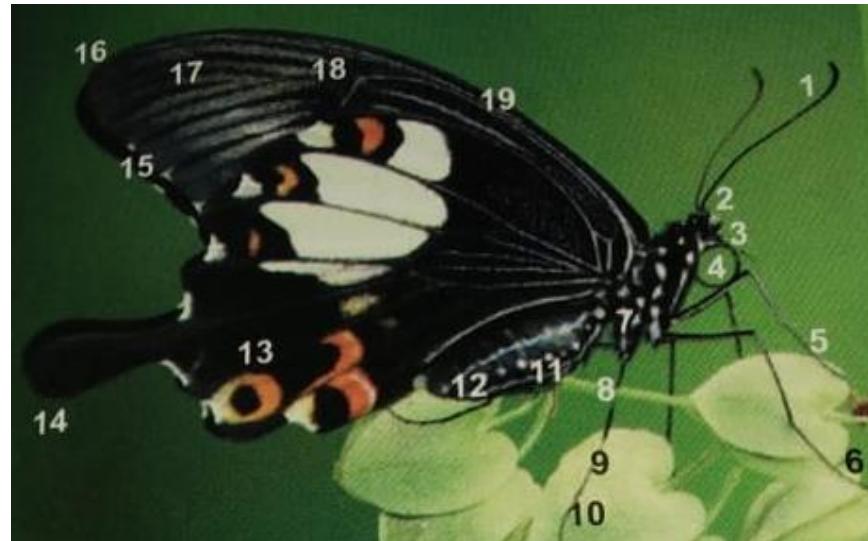
Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Taman Kupu-Kupu Gita Persada menjadi lebih mudah dalam mengidentifikasi spesies kupu-kupu.
2. Penelitian ini dapat dijadikan sebagai bahan rujukan penelitian lain mengenai identifikasi kupu-kupu.
3. Penelitian ini dapat mempermudah *developer* dalam membangun aplikasi identifikasi kupu-kupu.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Kupu-kupu

Kupu-kupu termasuk kelas *insekta*. Seperti semua serangga, bentuk tubuh atau morfologi kupu-kupu terbagi menjadi 3 bagian yaitu Kepala, Thorak, dan Abdomen. Kepala mempunyai sepasang antena, diantara kedua mata majemuknya dan satu probosis yang merupakan tabung penghisap panjang. Probosis akan terbentang pada saat kupu-kupu menghisap nektar bunga dan menggulung apabila tidak digunakan. Mata majemuk kupu-kupu tampak besar, terdiri dari beberapa unit kecil yang disebut faset, mata ini dapat mendekripsi sinar *ultraviolet* yang tak tampak. Thorak kupu-kupu mempunyai 2 pasang sayap serta 3 pasang kaki yang diarahkan ke bagian perut. Sayap depan kupu-kupu seringkali lebih besar daripada sayap belakang yang ditutupi oleh bulu-bulu atau sisik. Sayap yang digunakan untuk terbang berupa membran penting dengan venasi yang merupakan dasar klasifikasi kupu-kupu. Kupu-kupu memiliki warna yang beragam dan memiliki perbedaan venasi pada setiap spesies. Venasi diberikan nama atau kode keterangan untuk mempermudah dalam klasifikasi kupu-kupu dengan perbedaan pola bentuk dan pola warna. Bentuk tubuh atau morfologi kupu-kupu dapat dilihat pada gambar 1 (Soekardi *et al*, 2016).



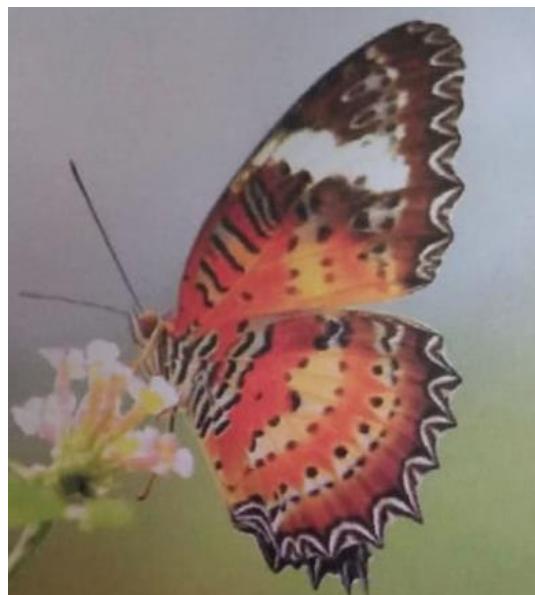
Gambar 1. Morfologi Kupu-kupu (Soekardi *et al*, 2016).

Penjelasan gambar 1 (Soekardi *et al*, 2016):

- | | |
|--------------------------|----------------------|
| 1. Antena | 11. Segmen Abdominal |
| 2. Kepala | 12. Abdomen |
| 3. Mata Majemuk | 13. Sayap Belakang |
| 4. Probosis | 14. Ekor Sayap |
| 5. Kaki Depan | 15. Margin Luar |
| 6. Kaki Tengah | 16. Apex |
| 7. Thoraks | 17. Vena |
| 8. Femur | 18. Sayap Depan |
| 9. Tibia kaki belakang | 19. Margin Costal |
| 10. Tarsus kaki belakang | |

2.1.1. Kupu Batik Cap

Kupu Batik Cap (*Cethosia penthesilea*) adalah salah satu jenis kupu batik yang ada di Lampung. Kupu dengan sayap yang menyerupai batik ini terbang tidak terlalu cepat dan memiliki rentang sayap antara 7 cm sampai 10 cm. Gambar Kupu Batik Cap dapat dilihat pada gambar 2 (Soekardi *et al*, 2016).



Gambar 2. Kupu Batik Cap (Soekardi *et al*, 2016).

2.1.2. Kupu Raja Limau Jantan

Kupu Raja Limau Jantan (*Papilio memnon*) merupakan kupu-kupu yang sering terbang rendah untuk mencari bunga dan pasangan. Ketika terganggu kupu-kupu ini akan terbang dengan kecepatan sedang dan mencari tempat hinggap baru. Kupu-kupu ini memiliki rentang sayap antara 15 cm sampai 17 cm. Gambar Kupu Raja Limau Jantan dapat dilihat pada gambar 3 (Soekardi *et al*, 2016).



Gambar 3. Kupu Raja Limau Jantan (Soekardi *et al*, 2016).

2.1.3. Kupu Hijau Biru

Kupu Hijau Biru (*Papilio peranthus*) adalah salah satu jenis kupu-kupu cantik yang banyak terdapat di Taman Kupu-kupu Gita Persada. Kupu-kupu ini memiliki kemampuan terbang yang cukup cepat namun sangat mudah untuk dikenali dengan corak pada sayap yang berwarna safir hijau biru. Kupu-kupu ini memiliki rentang sayap antara 10 cm sampai 11 cm. Gambar Kupu Hijau Biru dapat dilihat pada gambar 4 (Soekardi *et al*, 2016).



Gambar 4. Kupu Hijau Biru (Soekardi *et al*, 2016).

2.1.4. Kupu Raja Helena

Kupu Raja Helena (*Troides helena*) merupakan kupu-kupu yang memiliki sayap depan berwarna hitam dan sayap belakang berwarna kuning dengan bagian tepi berwarna hitam. *Troides helena* merupakan kupu-kupu langka dan terancam punah karena tumbuhan inangnya. Kupu-kupu ini memiliki rentang sayap antara 13 cm sampai 17 cm dengan kecepatan terbang sedang. Gambar Kupu Raja Helena dapat dilihat pada gambar 5 (Soekardi *et al*, 2016).



Gambar 5. Kupu Raja Helena (Soekardi *et al*, 2016).

2.1.5. Kupu Jojo

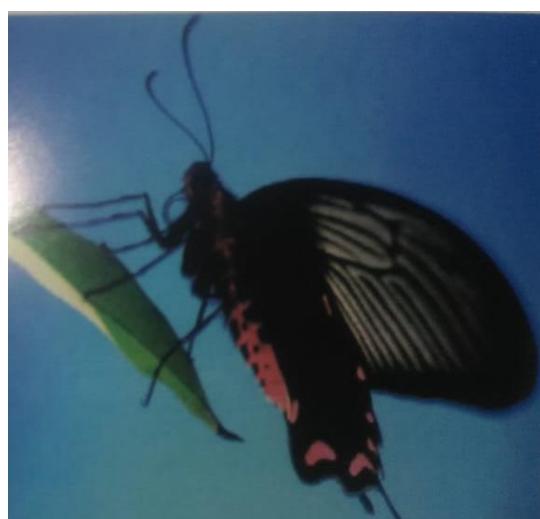
Kupu Jojo (*Papilio nephelus*) adalah kupu-kupu yang dapat terbang dengan cepat. Kupu-kupu ini memiliki rentang sayap antara 12 cm sampai 14 cm, dengan pola putih yang begitu besar sehingga walaupun terbang dengan cepat kupu-kupu ini mudah untuk dikenali. Gambar Kupu Jojo dapat dilihat pada gambar 6 (Soekardi *et al*, 2016).



Gambar 6. Kupu Jojo (Soekardi *et al*, 2016).

2.1.6. Kupu Pantat Merah

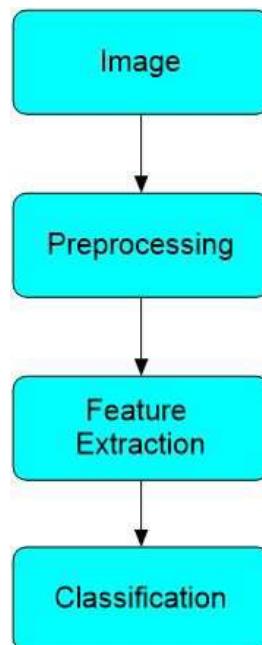
Kupu Pantat Merah (*Pachliopta aristolochiae*) merupakan jenis kupu-kupu yang memiliki ciri thoraks dan abdomen yang berwarna merah. Warna sayap depan hitam dengan apeks yang berwarna keabu-abuan dan terdapat titik merah yang mengelilingi sayap bagian belakang. Rentang sayap kupu-kupu ini antara 9 cm sampai 10 cm. Gambar Kupu Pantat Merah dapat dilihat pada gambar 7 (Soekardi *et al*, 2016).



Gambar 7. Kupu Pantat Merah (Soekardi *et al*, 2016).

2.2. Pengenalan Pola

Pengenalan pola merupakan suatu ilmu untuk mengklasifikasikan atau menggambarkan pengukuran kuantitatif fitur (ciri) atau sifat utama dari suatu objek. Tujuan dari pengenalan pola adalah menentukan kelompok atau kategori pola berdasarkan ciri-ciri yang dimiliki oleh pola tersebut atau dengan kata lain, pengenalan pola membedakan suatu objek dengan objek yang lain. Klasifikasi terhadap suatu objek dapat dilakukan dengan melalui tahapan yang dapat dilihat pada gambar 8. Citra diambil menggunakan kamera, citra yang didapat diolah tanpa menghilangkan informasi yang penting. Informasi dari citra kemudian diekstraksi fitur yang bertujuan untuk mengukur fitur dan sifat tertentu (Duda, Hart dan Stork, 2000).



Gambar 8. Proses Pengenalan Pola (Duda, Hart dan Stork, 2000).

Fitur-fitur ini (atau lebih tepatnya, nilai-nilai fitur) kemudian diteruskan ke proses klasifikasi yang mengevaluasi fitur yang didapat dan membuat keputusan akhir citra masuk ke kelas mana (Duda, Hart dan Stork, 2000).

Pengenalan pola memiliki 3 elemen dasar yang sangat penting yaitu *Preprocessing*, *Feature Extraction*, dan *Classification* (Duda, Hart dan Stork, 2000).

1. *Preprocessing*

Preprocessing adalah tahap pemrosesan data (dalam hal ini citra digital) agar data bisa digunakan untuk tahap berikutnya. Tahap *preprocessing* dilakukan karena hasil citra digital dari proses pengambilan citra biasanya memiliki beberapa masalah, misalnya terjadinya *noise* atau adanya objek-objek pengganggu (Duda, Hart dan Stork, 2000). Metode yang dilakukan pada tahap *preprocessing* yaitu *scaling*, *segmentation* dan *grayscale*. *Scaling* adalah proses mengubah ukuran gambar, di mana sebuah gambar dikonversikan ke resolusi lain tanpa menghilangkan kontennya (Safinaz, 2014). *Segmentation* merupakan bagian dari tahap *preprocessing* yang bertujuan untuk memisahkan objek tertentu yang dikehendaki dengan objek lain yang tidak dikehendaki dalam suatu citra (Andono, Sutojo dan Muljono, 2017). *Grayscale* merupakan proses untuk mengubah warna objek menjadi citra keabu-abuan yang bertujuan untuk mengkonversi semua informasi warna RGB (*Red Green Blue*) yang mempunyai 3 matriks penyusun citra dan menyisakan informasi warna yang terdiri dari 1 matriks saja. *Preprocessing* merupakan tahap yang penting dalam *image processing* (Kaler, 2016).

2. *Feature Extraction*

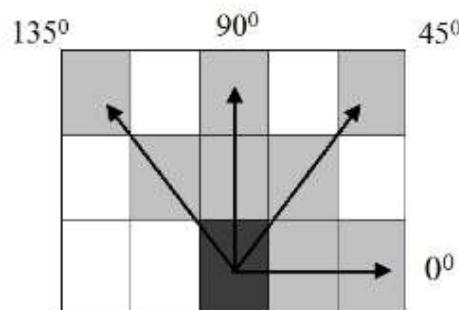
Feature Extraction adalah proses pengambilan ciri atau karakteristik objek yang dapat digunakan sebagai pembeda dengan objek lainnya. Karakteristik inilah yang dipakai sebagai parameter untuk menggambarkan sebuah objek. Nilai dari parameter-parameter tersebut kemudian dijadikan sebagai data masukan dalam proses klasifikasi (Duda, Hart dan Stork, 2000). Metode ekstraksi fitur pada pengenalan pola beragam jenisnya, diantaranya adalah Transformasi *Wavelet*, *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM), *Principal Component Analysis* (PCA) dan deteksi tepi *Canny* (Noordama, 2014).

3. *Classification*

Classification merupakan suatu metode untuk megelompokkan sebuah objek ke dalam kelompok atau kelas tertentu berdasarkan ciri-ciri dari objek yang diberikan. *Output* dari tahap ini adalah objek yang telah dikelompokkan ke dalam kelas yang memiliki kesamaan ciri dengan objek yang diberikan (Duda, Hart dan Stork, 2000). Algoritma klasifikasi yang banyak digunakan secara luas, yaitu *Support Vector Machines* (SVM), *Bayesian Classifiers* atau *Naïve Bayes classifiers*, *Neural Networks* (NN), Analisa Statistik, Algoritma Genetika, *Rough Sets*, *K-Nearest Neighbor* (KNN), Metode *Rule Based*, *Memory Based Reasoning* (MBR), dan *Decision Trees* (Leidiyana, 2013).

2.3. Gray Level Co-Occurrence Matrix

GLCM (*Gray Level Co-Occurrence Matrix*) adalah matriks yang merepresentasikan hubungan ketetanggaan antar *pixel* dalam citra pada berbagai arah orientasi dan jarak spasial. Matriks GLCM dari suatu citra $f(x,y)$ adalah matriks dua dimensi (x,y) di mana setiap elemen dari matriks mewakili probabilitas yang terjadi bersamaan dengan tingkat intensitas x dan y pada jarak spasial d dan sudut θ . Teknik ini bekerja dengan cara membuat matriks hubungan antar tetangga (*Co-Occurrence Matrix*) dari citra, kemudian menentukan ciri dari matriks korelasi (*Co-Occurrence Matrix*) tersebut. Matriks GLCM salah satu sumber ciri yang paling populer dan efektif dalam analisis tekstur. GLCM memiliki empat arah sudut (gambar 9) yang biasa digunakan untuk membuat matriks GLCM yaitu arah sudut 0° , 45° , 90° , dan 135° (Andono, Sutojo dan Muljono, 2017).



Gambar 9. Orientasi sudut dan jarak pada metode GLCM (Andono, Sutojo dan Muljono, 2017).

Metode GLCM (*Gray Level Co-Occurrence Matrix*) memiliki 4 fitur yang dapat digunakan dalam tahap mengidentifikasi citra, yaitu (Andono, Sutojo dan Muljono, 2017):

1. *Angular Second Moment* (ASM)

ASM atau *Angular Second Moment* merupakan ukuran keseragaman dari suatu citra atau nilai yang digunakan untuk menghitung konsentrasi intensitas pasangan pada matriks. *Angular Second Moment* menunjukkan ukuran sifat homogenitas dari suatu citra. ASM menggunakan persamaan yang dapat dilihat pada persamaan 1.

$$ASM = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} P_{ij}^2 \quad (1)$$

Keterangan:

P_{ij} = Nilai pada baris i dan kolom j pada matriks GLCM

N_g = Tingkat keabu-abuan pada citra

2. *Contrast*

Contrast atau kontras merupakan ukuran penyebaran elemen-elemen matriks pada suatu citra. Kontras merupakan nilai yang digunakan untuk menghitung ketidaktetapan penyebaran intensitas suatu gambar. Kontras menunjukkan ukuran penyebaran nilai intensitas dalam setiap citra. Kontras menggunakan persamaan yang dapat dilihat pada persamaan 2.

$$Kontras = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} (i - j)^2 \cdot P_{ij} \quad (2)$$

Keterangan:

P_{ij} = Nilai pada baris i dan kolom j pada matriks GLCM

N_g = Tingkat keabu-abuan pada citra

i = Posisi atau lokasi (indeks) nilai pada baris di matriks GLCM

j = Posisi atau lokasi (indeks) nilai pada kolom di matriks GLCM

3. Homogeneity

Homogeneity atau *Inverse Different Moment* menunjukkan kehomogenan citra yang memiliki derajat keabuan sejenis. *Homogeneity* juga merupakan nilai yang digunakan untuk menghitung variasi intensitas dari suatu gambar. *Homogeneity* menggunakan persamaan yang dapat dilihat pada persamaan 3.

$$IDM = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} \frac{1}{1+(i-j)^2} \cdot P_{ij} \quad (3)$$

Keterangan:

P_{ij} = Nilai pada baris i dan kolom j pada matriks GLCM

N_g = Tingkat keabu-abuan pada citra

i = Posisi atau lokasi (indeks) nilai pada baris di matriks GLCM

j = Posisi atau lokasi (indeks) nilai pada kolom di matriks GLCM

4. Correlation

Correlation atau korelasi merupakan ukuran ketergantungan linier antar nilai aras keabuan dalam citra. *Correlation* juga digunakan untuk menghitung korelasi antara suatu piksel dengan piksel lainnya (tetangga) dari seluruh gambar. Korelasi menggunakan persamaan yang dapat dilihat pada persamaan 4.

$$Korelasi = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)P_{ij}}{\sigma_i \cdot \sigma_j} \quad (4)$$

Keterangan:

P_{ij} = Nilai pada baris i dan kolom j pada matriks korelasi

N_g = Tingkat keabu-abuan pada citra

i = Posisi atau lokasi (indeks) nilai pada baris di matriks GLCM

j = Posisi atau lokasi (indeks) nilai pada kolom di matriks GLCM

$\mu_i, \sigma_i = Mean$ dan Standar Deviasi pada matriks GLCM

$\mu_j, \sigma_j = Mean$ dan Standar Deviasi pada matriks GLCM *vertical*

2.4. Metode Klasifikasi KNN

KNN merupakan salah satu algoritma pembelajaran mesin sederhana. KNN hanya didasarkan pada gagasan bahwa suatu objek yang dekat satu sama lain juga akan memiliki karakteristik yang mirip, yang berarti jika kita mengetahui ciri-ciri dari salah satu objek, maka kita juga dapat memprediksi objek lain berdasarkan tetangga terdekatnya. KNN adalah improvisasi lanjutan dari teknik klasifikasi *Nearest Neighbor*. KNN didasarkan pada gagasan bahwa setiap contoh baru dapat diklasifikasikan oleh suara mayoritas dari k tetangga, di mana k adalah bilangan bulat positif, dan biasanya dengan jumlah kecil. Algoritma klasifikasi KNN memprediksi kategori tes sampel sesuai dengan sampel pelatihan k yang merupakan tetangga terdekat dengan sampel uji, dan memasukkan ke dalam kategori yang memiliki kategori probabilitas terbesar (Khamis, Cheruiyot dan Kimani, 2014).

Nilai k yang digunakan merupakan angka ganjil untuk menghindari kekeliruan terhadap dua kelas yang sama. Nilai k dapat dihitung menggunakan *Rule Of Thumb* (ROT) pada persamaan 5 (Bontempi, 1999):

$$k = \sqrt{n} \quad (5)$$

Keterangan :

k = jumlah tetangga terdekat yang akan dipilih

n = jumlah *dataset* yang digunakan

Dekat atau jauhnya jarak titik dengan tetangganya bisa dihitung dengan menggunakan *euclidean distance*. *Euclidean distance* direpresentasikan sebagai berikut (Pramesti, 2013):

$$J(a, b) = \sqrt{\sum_{k=1}^{k_n} (a_k - b_k)^2} \quad (6)$$

$J(a,b)$ merupakan jarak antara titik a yang merupakan titik data *training* yang telah diketahui kelasnya dan b berupa titik baru. Jarak antara titik baru dengan titik-titik data *training* dihitung dan diambil k nilai titik terdekat. Titik baru diprediksi masuk ke kelas dengan klasifikasi terbanyak dari titik-titik tersebut (Pramesti, 2013).

2.5. Perhitungan Tingkat Akurasi

Perhitungan akurasi merupakan salah satu hal yang penting dalam pengenalan pola. Proses ini dilakukan sebagai salah satu tolak ukur evaluasi dalam suatu sistem. Pengukuran tingkat akurasi dapat menggunakan berbagai cara salah satunya yaitu menggunakan *Detection Rate*. Persamaan *Detection Rate* direpresentasikan sebagai berikut (Sabri, Norwawi dan Seman, 2011):

$$\text{Detection Rate} = \frac{TP}{TP+TN} \times 100\% \quad (7)$$

Keterangan:

TP (*True Positive*) = Data yang diprediksi benar

TN (*True Negative*) = Data yang diprediksi salah

2.6. Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah matriks yang berisi informasi tentang hasil prediksi klasifikasi dan data aktual yang dilakukan oleh sistem klasifikasi. Kinerja sistem klasifikasi umumnya dihitung menggunakan data dalam tabel *confusion matrix*.

Tabel *confusion matrix* ditunjukkan pada gambar 10 (Andono, Sutojo dan Muljono, 2017).

		Nilai sebenarnya	
		TRUE	FALSE
Nilai prediksi	TRUE	TP (True Positive) <i>Correct result</i>	FP (False Positive) <i>Unexpected result</i>
	FALSE	FN (False Negative) <i>Missing result</i>	TN (True Negative) <i>Correct absence of result</i>

Gambar 10. Tabel *confusion matrix* (Andono, Sutojo dan Muljono, 2017).

Nilai *True Positive* (TP) merupakan data positif yang terdeteksi benar, sedangkan *False Positive* (FP) merupakan data negatif namun terdeteksi sebagai data positif. *True Negative* (TN) merupakan jumlah data negatif yang terdeteksi dengan benar, sedangkan *False Negative* (FN) merupakan data positif yang terdeteksi sebagai data negatif. Tabel *confusion matrix* digunakan untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi dengan menghitung jumlah *sensitivity (recall)*, *precision*, *accuracy* dan *error rate* (Andono, Sutojo dan Muljono, 2017).

1. Recall

Recall adalah tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan kembali sebuah informasi. Nilai *recall* dapat dihitung menggunakan persamaan 8 (Andono, Sutojo dan Muljono, 2017).

$$Recall = \frac{\sum_{i=1}^l TP_i}{\sum_{i=1}^l (TP_i + FN_i)} \times 100\% \quad (8)$$

Keterangan :

TP_i = data positif yang terdeteksi benar pada kelas ke- i

FN_i = data positif yang terdeteksi sebagai data negatif pada kelas ke- i

l = jumlah kelas

2. Precision

Precision adalah tingkat ketepatan antara informasi yang diminta oleh pengguna dengan jawaban yang diberikan oleh sistem. Nilai *precision* dapat dihitung menggunakan persamaan 9 (Andono, Sutojo dan Muljono, 2017).

$$Precision = \frac{\sum_{i=1}^l TP_i}{\sum_{i=1}^l (TP_i + FP_i)} \times 100\% \quad (9)$$

Keterangan :

TP_i = data positif yang terdeteksi benar pada kelas ke- i

FP_i = data negatif yang terdeteksi sebagai data positif pada kelas ke- i

l = jumlah kelas

3. Accuracy

Accuracy adalah tingkat kedekatan antara nilai prediksi dari sistem dengan nilai aktual. *Accuracy* dapat dihitung menggunakan persamaan 10 (Andono, Sutojo dan Muljono, 2017).

$$Accuracy = \frac{\sum_{i=1}^l \frac{TP_i + TN_i}{TP_i + TN_i + FP_i + FN_i}}{l} \times 100\% \quad (10)$$

Keterangan :

TP_i = data positif yang terdeteksi benar pada kelas ke- i

TN_i = data negatif yang terdeteksi dengan benar pada kelas ke- i

FP_i = data negatif yang terdeteksi sebagai data positif pada kelas ke- i

FN_i = data positif yang terdeteksi sebagai data negatif pada kelas ke- i

l = jumlah kelas

4. Error Rate

Error Rate adalah tingkat *error* yang terjadi dalam klasifikasi data uji. *Error rate* dapat dihitung menggunakan persamaan 11 (Andono, Sutojo dan Muljono, 2017).

$$\text{Error Rate} = 100\% - \text{Accuracy} \quad (11)$$

Keterangan :

Accuracy = tingkat kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai aktual

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian dilakukan di Taman Kupu-Kupu Gita Persada yang beralamatkan di Jalan Wan Abdurrahman, Hutan, Kecamatan Hutan, Lampung, Indonesia dan Laboratorium Komputasi Dasar Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung Jalan Prof. Dr. Soemantri Brojonegoro No.1 Gedung Meneng, Bandar Lampung. Penelitian ini dilaksanakan pada bulan September-Desember tahun ajaran 2018/2019.

3.2. Alat dan Bahan

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

A. Alat Penelitian

1. Perangkat Keras
 - a. Laptop Dell Inspiron N4050 Processor Intel(R) Core(TM) i3-2370M 2.4 GHz, Harddisk 500 GB, dan RAM 10 GB tipe DDR3 digunakan sebagai alat penelitian untuk mendukung proses pengolahan citra kupu-kupu selama penelitian.

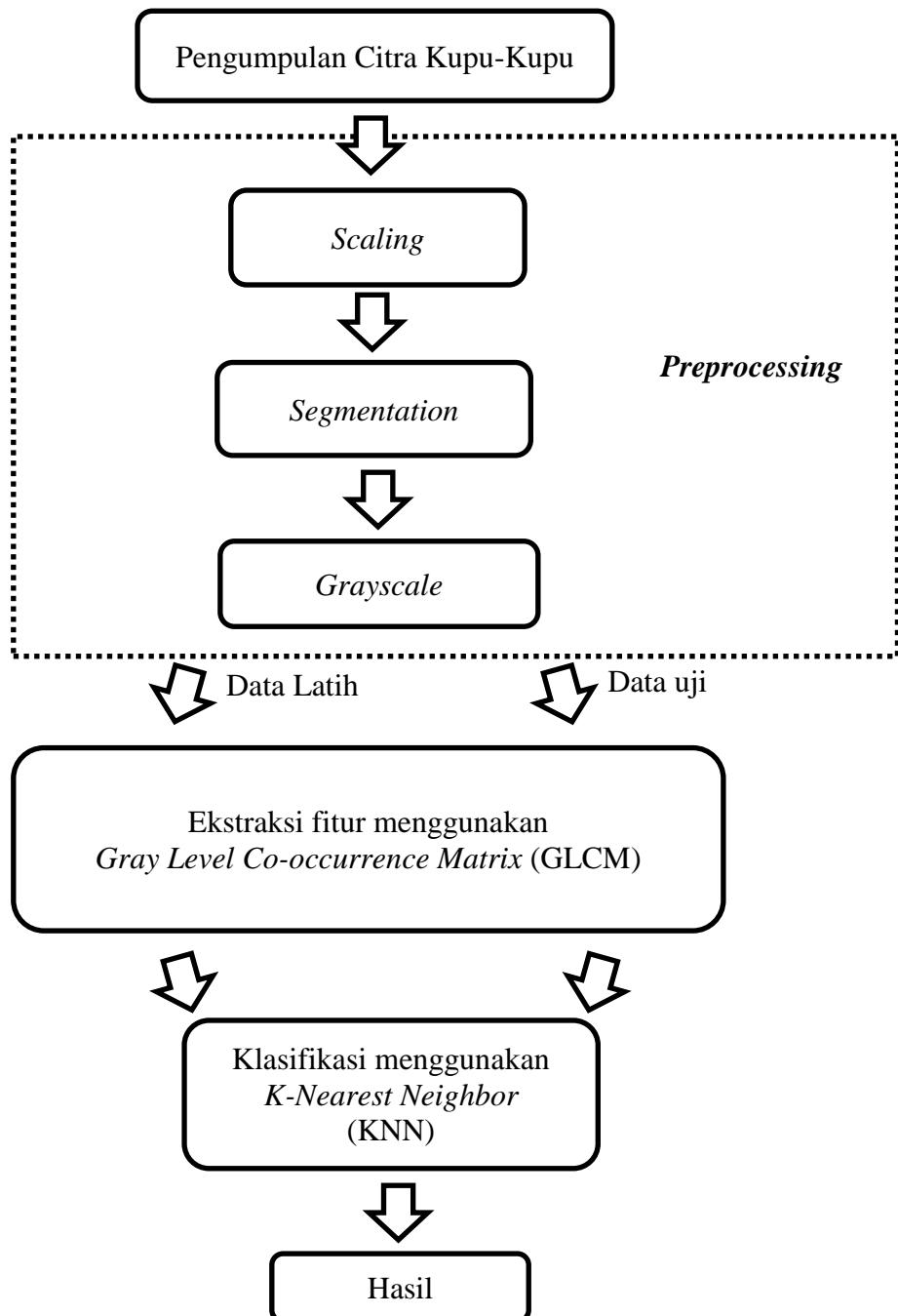
- b. Kamera Canon EOS 750D, 24 Megapiksel digunakan untuk pengambilan citra kupu-kupu yang ada di Taman Kupu-Kupu Gita Persada.
 - c. *Hardisk external* Toshiba 1 TB digunakan sebagai media penyimpanan untuk menyimpan citra kupu-kupu.
2. Perangkat Lunak
- a. Sistem Operasi Windows 10 Pro 64-Bit digunakan untuk menjalankan sistem operasi pada laptop.
 - b. Matlab R2016 digunakan sebagai *tool* untuk melakukan proses *grayscale*, ekstraksi fitur dan klasifikasi citra kupu-kupu.
 - c. CorelDRAW *Graphics Suite* 2017 digunakan sebagai *tool* untuk melakukan proses *scaling*.
 - d. Adobe Photoshop CS6 digunakan sebagai *tool* untuk melakukan proses *segmentation*.

B. Bahan Penelitian

Bahan yang digunakan dalam penelitian ini adalah 100 citra Kupu Batik Cap (*Cethosia penthesilea*), 100 citra Kupu Raja Limau Jantan (*Papilio memnon*), 100 citra Kupu Jojo (*Papilio nephelus*), 100 citra Kupu Pantat Merah (*Pachliopta aristolochiae*), 100 citra Kupu Hijau Biru (*Papilio peranthus*) dan 100 citra Kupu Raja Helena (*Troides helena*) yang terdapat di Taman Kupu-Kupu Gita Persada beralamatkan di Jalan Wan Abdurrahman, Hutan, Kecamatan Hutan, Lampung, Indonesia.

3.3. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian yang dilakukan dalam identifikasi citra kupu-kupu menggunakan ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN) ditunjukkan pada Gambar 11.



Gambar 11. Tahapan Penelitian.

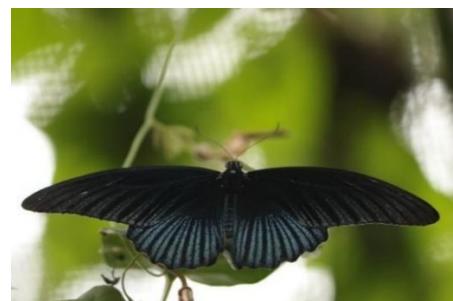
Tahapan-tahapan yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

A. Pengumpulan Citra Kupu-kupu

Pengumpulan Citra Kupu-Kupu yang didapatkan dari Taman Kupu-Kupu Gita Persada. Lokasi tempat data diambil beralamatkan di Jalan Wan Abdurrahman, Hutan, Kecamatan Hutan, Lampung. Citra kupu-kupu yang diambil yaitu Kupu Batik Cap (*Cethosia penthesilea*) (gambar 12), Kupu Raja Limau Jantan (*Papilio memnon*) (gambar 13), Kupu Hijau Biru (*Papilio peranthus*) (gambar 14), Kupu Raja Helena (*Troides helena*) (gambar 15), Kupu Jojo (*Papilio nephelus*) (gambar 16) dan Kupu Pantat Merah (*Pachliopta aristolochiae*) (gambar 17). Citra yang diambil untuk masing-masing jenis adalah 100 citra dengan format JPG (*Joint Photographic Group*). Citra selanjutnya akan disimpan dalam *folder* dengan nama *dataset*.



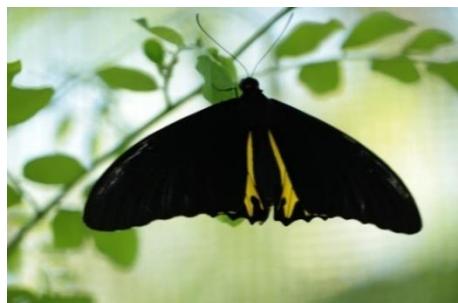
Gambar 12. Contoh Citra Kupu Batik Cap.



Gambar 13. Contoh Citra Kupu Raja Limau Jantan.



Gambar 14. Contoh Citra Kupu Hijau Biru.



Gambar 15. Contoh Citra Kupu Raja Helena.



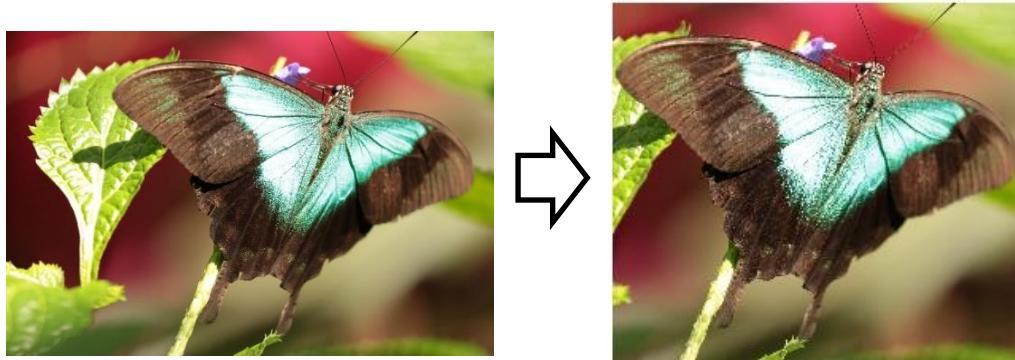
Gambar 16. Contoh Citra Kupu Jojo.



Gambar 17. Contoh Citra Kupu Pantat Merah.

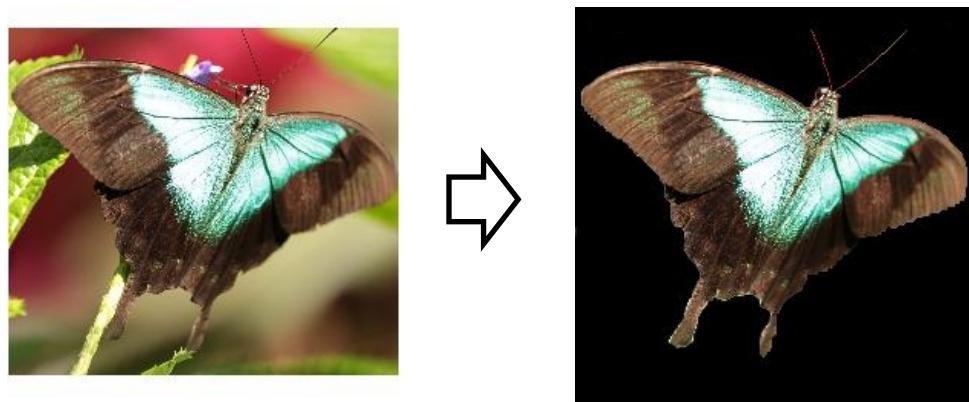
B. *Scaling*

Scaling merupakan proses mengubah ukuran gambar, di mana sebuah gambar dikonversikan ke resolusi lain tanpa menghilangkan kontennya (Safinaz, 2014). Gambar yang semula berukuran 6000 x 4000 piksel dipotong (*crop*) menjadi 256 x 256 piksel sehingga hanya terlihat ciri khasnya saja. Piksel gambar diperkecil supaya objek tidak memiliki banyak nilai untuk dibandingkan yang bisa menghambat proses klasifikasi. Perubahan ukuran dapat dilihat pada gambar 18.

Gambar 18. Citra sebelum dan sesudah proses *scaling*.

C. Segmentation

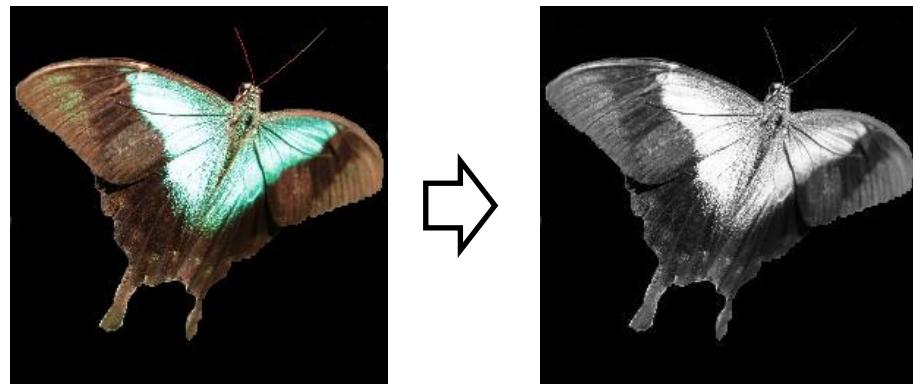
Segmentation merupakan bagian dari tahap *preprocessing* yang bertujuan untuk memisahkan *foreground* dengan *background* (Andono, Sutojo dan Muljono, 2017). Proses *segmentation* dilakukan secara *manual* dengan menggunakan *software Photoshop CS 6*. Citra yang telah melalui proses *segmentation* dapat dilihat pada gambar 19.



Gambar 19. Citra sebelum dan sesudah proses *segmentation*.

D. Grayscale

Grayscale merupakan proses untuk mengubah warna objek menjadi citra keabuan yang bertujuan untuk mengkonversi semua informasi warna RGB (*Red Green Blue*) yang mempunyai 3 matriks penyusun citra dan menyisakan informasi warna yang terdiri dari 1 matriks saja (Kaler, 2016). Citra yang telah melalui proses *grayscale* dapat dilihat pada gambar 20.



Gambar 20. Citra sebelum dan sesudah proses *grayscale*.

Nilai *Grayscale* yang menunjukkan tingkat keabuan 256 level pada citra yang berukuran 256 x 256 piksel, namun yang ditampilkan hanya 5 x 5 piksel saja yang berasal dari ruang atau array (0,0) sampai array (4,4). Nilai *grayscale* ditunjukkan pada Tabel 1.

Nilai tingkat keabuan-abuan pada Tabel 1 merupakan tingkat keabu-abuan yang memiliki nilai maksimum 256 level, namun penelitian ini disederhanakan menjadi maksimal 8 level nilai keabu-abuan. Tingkat keabu-abuan disederhanakan agar tidak banyak data yang diproses. Tahapan yang harus dilakukan untuk mengkonversi nilai dari 256 level menjadi 8 level adalah dengan cara membagi seluruh nilai pada Tabel 1 dengan nilai 32. Hasil dari pembagian ditunjukkan pada tabel 2.

Tabel 1. Nilai tingkat keabu-abuan pada citra Kupu Hijau Biru

Piksel	0	1	2	3	4
0	87	79	79	77	70
1	87	66	57	58	57
2	96	65	47	45	44
3	84	58	46	49	47
4	47	32	38	54	55

Tabel 2. Nilai dengan tingkat keabu-abuan 8 level

Piksel	0	1	2	3	4
0	3	2	2	2	2
1	3	2	2	2	2
2	3	2	1	1	1
3	3	2	1	2	1
4	1	1	1	2	2

E. Ekstraksi fitur (*Feature Extraction*)

Ekstraksi fitur merupakan tahap pengambilan ciri objek yang bisa menjadi bahan pembeda dari objek-objek lainnya. Ekstraksi fitur bertujuan untuk mengambil atau mengekstraksi nilai-nilai unik dari suatu objek yang membedakan dengan objek yang lain. Penelitian ini menggunakan metode ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Proses ekstraksi fitur dilakukan dengan memisahkan *dataset* menjadi 2 bagian yaitu data latih yang digunakan untuk proses *training* data dan data uji yang digunakan untuk proses pengenalan (*recognition*). Ekstraksi fitur GLCM diawali dengan membuat matriks kookurensi (*co-occurrence*). Matriks ini dibentuk dari suatu citra dengan melihat hubungan ketetanggaan antar dua piksel pada jarak dan orientasi sudut tertentu. Matriks ini digunakan untuk mengeskstraksi fitur tekstur dari sebuah citra (Andono, Sutojo dan Muljono, 2017). Jarak yang digunakan dalam penelitian ini adalah $d = 1$ sedangkan sudutnya menggunakan 0° , 45° , 90° , dan 135° . Pembuatan matriks kookurensi berdasarkan nilai pada citra *grayscale* yang telah dikonversi menjadi 8 level (Tabel 2) dengan arah sudut sebesar 0° dan jarak 1 piksel ditunjukkan pada gambar 21.

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

Gambar 21. Transformasi matriks awal ke dalam matriks GLCM.

Langkah selanjutnya membuat matriks simetris dengan cara menjumlahkan matriks kookurensi dengan matriks transposenya. Tahap pembuatan matriks simetris dapat dilihat pada gambar 22.

Matriks GLCM								Matriks Transpose							
0	1	2	3	4	5	6	7	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	4	2	0	0	0	0	0	4	3	0	0	0	0	0
2	0	3	7	0	0	0	0	0	2	7	4	0	0	0	0
3	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

+

Hasilnya menjadi Matriks Simetris,

	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	8	5	0	0	0	0	0
2	0	5	14	4	0	0	0	0
3	0	0	4	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 22. Proses pembuatan matriks simetris.

Langkah selanjutnya melakukan normalisasi pada matriks simetris dengan cara membagi dengan jumlah setiap elemen dengan jumlah total seluruh nilai pada matriks ditunjukkan pada gambar 23.

Matriks sebelum dinormalisasi

0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	8	5	0	0	0	0	0	0
0	5	14	4	0	0	0	0	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	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0



Matriks ketika dinormalisasi

0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	8/40	5/40	0	0	0	0	0	0
0	5/40	14/40	4/40	0	0	0	0	0
0	0	4/40	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0

Total seluruh nilai = 40

Matriks setelah dinormalisasi

0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0,2	0,125	0	0	0	0	0	0
0	0,125	0,35	0,1	0	0	0	0	0
0	0	0,1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 23. Proses pembuatan normalisasi matriks GLCM.

Langkah selanjutnya menghitung fitur GLCM, ada 4 fitur yang digunakan dalam penelitian ini yaitu (Andono, Sutojo dan Muljono, 2017):

1. *Angular Second Moment* (ASM)

ASM atau *Angular Second Moment* merupakan ukuran keseragaman dari suatu citra atau nilai yang digunakan untuk menghitung konsentrasi intensitas pasangan pada matriks. ASM menunjukkan ukuran sifat homogenitas citra. Perhitungan fitur ASM

menggunakan *matrix GLCM* yang telah dinormalisasi pada gambar 23 dengan menggunakan persamaan 1 sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \text{ASM} &= 0,2^2 + 0,125^2 + 0^2 + 0^2 + 0,125^2 + 0,35^2 + 0,1^2 + 0^2 + 0^2 + 0,1^2 + 0^2 + 0^2 \\
 &\quad + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 \\
 &= 0,04 + 0,0156 + 0 + 0 + 0,0156 + 0,1225 + 0,01 + 0 + 0 + 0,01 + 0 + 0 + 0 \\
 &\quad + 0 + 0 + 0 + 0 \\
 &= 0,2137
 \end{aligned}$$

2. *Contrast*

Contrast atau kontras merupakan ukuran penyebaran elemen-elemen matriks pada suatu citra. Kontras merupakan nilai yang digunakan untuk menghitung ketidak tetapan penyebaran intensitas suatu gambar, secara histogram kontras menunjukkan ukuran penyebaran nilai intensitas citra. Perhitungan fitur *contrast* menggunakan *matrix GLCM* yang telah dinormalisasi pada gambar 23 dengan menggunakan persamaan 2 sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \text{Kontras} &= (0-0)^2 \cdot 0,2 + (0-1)^2 \cdot 0,125 + (0-2)^2 \cdot 0 + (0-3)^2 \cdot 0 + (1-0)^2 \cdot 0,125 + (1-1)^2 \cdot 0,35 \\
 &\quad + (1-2)^2 \cdot 0,1 + (1-3)^2 \cdot 0 + (2-0)^2 \cdot 0 + (2-1)^2 \cdot 0,1 + (2-2)^2 \cdot 0 + (2-3)^2 \cdot 0 + (3- \\
 &\quad 0)^2 \cdot 0 + (3-1)^2 \cdot 0 + (3-2)^2 \cdot 0 + (3-3)^2 \cdot 0 \\
 &= 0 + 0,125 + 0 + 0 + 0,125 + 0 + 0,1 + 0 + 0 + 0,1 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 \\
 &= 0,45
 \end{aligned}$$

3. Homogeneity

Homogeneity atau *Inverse Different Moment* menunjukkan kehomogenan citra yang memiliki derajat keabuan sejenis. *Homogeneity* juga merupakan nilai yang digunakan untuk menghitung variasi intensitas dari suatu gambar. Perhitungan fitur IDM menggunakan *matrix GLCM* yang telah dinormalisasi pada gambar 23 dengan menggunakan persamaan 3 sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \text{IDM} &= \frac{0,2}{(1+(0-0)^2)} + \frac{0,125}{(1+(0-1)^2)} + \frac{0}{(1+(0-2)^2)} + \frac{0}{(1+(0-3)^2)} + \frac{0,125}{(1+(1-0)^2)} + \frac{0,35}{(1+(1-1)^2)} + \\
 &\quad \frac{0,1}{(1+(1-2)^2)} + \frac{0}{(1+(1-3)^2)} + \frac{0}{(1+(2-0)^2)} + \frac{0,1}{(1+(2-1)^2)} + \frac{0}{(1+(2-2)^2)} + \frac{0}{(1+(2-3)^2)} + \\
 &\quad \frac{0}{(1+(3-0)^2)} + \frac{0}{(1+(3-1)^2)} + \frac{0}{(1+(3-2)^2)} + \frac{0}{(1+(3-3)^2)} \\
 &= 0,2 + 0,0625 + 0 + 0 + 0,0625 + 0,35 + 0,05 + 0 + 0 + 0,05 + 0 + 0 + 0 + 0 \\
 &\quad + 0 + 0 \\
 &= 0,775
 \end{aligned}$$

4. Correlation

Correlation atau korelasi merupakan ukuran ketergantungan linier antar nilai aras keabuan dalam citra. *Correlation* juga digunakan untuk menghitung korelasi antara suatu piksel dengan piksel lainnya (tetangga) dari seluruh gambar. Perhitungan fitur korelasi memerlukan nilai μ_i , μ_j , σ_i , dan σ_j menggunakan persamaan 8 sampai 11 dengan menggunakan *matrix GLCM* yang telah dinormalisasi pada gambar 23 sebagai berikut:

$$\mu_i = \sum(f(i,j) \cdot p(f(i,j))) \quad (8)$$

$$\mu_j = \sum(f(i,j) \cdot p(f(i,j))) \quad (9)$$

$$\sigma_i^2 = \sum(f(i,j) - \mu)^2 \cdot p(f(i,j)) \quad (10)$$

$$\sigma_j^2 = \sum(f(i,j) - \mu)^2 \cdot p(f(i,j)) \quad (11)$$

Tabel 3. Matriks GLCM dengan total nilai (x,y) disetiap baris dan kolom

P(i,j)	0	1	2	3	SumY
0	0,2	0,125	0	0	0,325
1	0,125	0,35	0,1	0	0,575
2	0	0,1	0	0	0,1
3	0	0	0	0	0
SumX	0,325	0,575	0,1	0	

$$\mu_i = 0 \cdot 0,325 + 1 \cdot 0,575 + 2 \cdot 0,1 + 3 \cdot 0$$

$$= 0 + 0,575 + 0,2 + 0$$

$$= 0,775$$

$$\mu_j = 0 \cdot 0,325 + 1 \cdot 0,575 + 2 \cdot 0,1 + 3 \cdot 0$$

$$= 0 + 0,575 + 0,2 + 0$$

$$= 0,775$$

$$\sigma_i^2 = (0-0,775)^2 \cdot 0,325 + (1-0,775)^2 \cdot 0,575 + (2-0,775)^2 \cdot 0,1 + (3-0,775)^2 \cdot 0$$

$$= 0,1902 + 0,0291 + 0,1501 + 0$$

$$= 0,3694$$

$$\sigma_i = 0,6077$$

$$\begin{aligned}
\sigma_j^2 &= (0-0,775)^2 \cdot 0,325 + (1-0,775)^2 \cdot 0,575 + (2-0,775)^2 \cdot 0,1 + (3-0,775)^2 \cdot 0 \\
&= 0,1902 + 0,0291 + 0,1501 + 0 \\
&= 0,3694 \\
\sigma_j &= 0,6077
\end{aligned}$$

Perhitungan fitur korelasi menggunakan *matrix GLCM* yang telah diketahui nilai μ_i , μ_j , σ_i , dan σ_j pada tabel 3 dengan menggunakan persamaan 4 sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
\text{Korelasi} &= \{(0-0,775).(0-0,775). 0,2 + (0-0,775).(1-0,775). 0,125 + (0-0,775).(2- \\
&\quad 0,775). 0 + (0-0,775).(3-0,775). 0 + (1-0,775).(0-0,775). 0,125 + (1- \\
&\quad 0,775).(1-0,775). 0,35 + (1-0,775).(2-0,775). 0,1 + (1-0,775).(3-0,775). \\
&\quad 0 + (2-0,775).(0-0,775). 0 + (2-0,775).(1-0,775). 0,1 + (2-0,775).(2- \\
&\quad 0,775). 0 + (2-0,775).(3-0,775). 0 + (3-0,775).(0-0,775). 0 + (3- \\
&\quad 0,775).(1-0,775). 0 + (3-0,775).(2-0,775). 0 + (3-0,775).(3-0,775). 0 \} \\
&/ 0,6077. 0,6077 \\
&= 0,1201 + (-0,0217) + 0 + 0 + (-0,0217) + 0,0177 + 0,0275 + 0 + 0 + \\
&\quad 0,0275 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 / 0,6077. 0,6077 \\
&= 0,1494 / 0,3693 \\
&= 0,4045
\end{aligned}$$

Fitur dihitung dengan menggunakan satu piksel jarak di empat arah sudut, yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° . Tahap selanjutnya yaitu menyimpan data hasil ekstraksi tersebut ke dalam memori untuk selanjutnya dijadikan sebagai bahan acuan untuk klasifikasi.

F. Klasifikasi (*Classification*)

Tahap terakhir dalam pengenalan pola adalah klasifikasi. Penelitian ini menggunakan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN). KNN bekerja dengan cara mengklasifikasikan suatu objek yang memiliki kemiripan paling dekat dengan objek lainnya. KNN memiliki atribut yang diinisialisasi sebagai k , yaitu jumlah nilai tetangga yang dijadikan acuan pada klasifikasi KNN, jumlah nilai k adalah bilangan bulat positif, berjumlah kecil dan ganjil. Algoritma klasifikasi KNN memprediksi kategori tes sampel sesuai dengan sampel pelatihan k yang merupakan tetangga terdekat dengan sampel uji, dan memasukkan ke dalam kategori yang memiliki kategori probabilitas terbesar (Khamis, Cheruiyot dan Kimani, 2014). Tahapan dari klasifikasi menggunakan metode KNN dalam penelitian ini adalah sebagai berikut (Andono, Sutojo dan Muljono, 2017):

1. Menentukan nilai k (jumlah tetangga terdekat yang akan dipilih)
2. Menghitung jarak antar data yang di klasifikasi dengan semua data pelatihan menggunakan *euclidean distance*
3. Urutkan jarak yang terbentuk secara *ascending*
4. Tentukan jarak terdekat sejumlah k
5. Pasangkan kelas yang bersesuaian
6. Cari jumlah kelas dari tetangga yang terbanyak dan tetapkan kelas tersebut sebagai kelas data yang akan dievaluasi.

Kelas yang digunakan pada penelitian ini yaitu Kupu Batik Cap (*Cethosia penthesilea*), Kupu Raja Limau Jantan (*Papilio memnon*), Kupu Jojo (*Papilio*

nephelus), Kupu Pantat Merah (*Pachliopta aristolochiae*), Kupu Hijau Biru (*Papilio peranthus*) dan Kupu Raja Helena (*Troides helena*). Hasil klasifikasi citra kupu-kupu selanjutnya dihitung tingkat akurasinya dengan menggunakan persamaan 7.

V. SIMPULAN DAN SARAN

5.1. Simpulan

Simpulan yang diperoleh berdasarkan penelitian yang telah dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Metode ekstraksi fitur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN) telah berhasil diimplementasikan pada proses pengenalan pola kupu-kupu dengan tingkat akurasi tertinggi 91,1% dan kesalahan klasifikasi sebesar 8,9% pada pengujian di orientasi arah sudut 90° dengan nilai $k = 5$.
2. Kesalahan klasifikasi terjadi dikarenakan nilai fitur pada citra uji lebih dominan dengan nilai fitur citra latih pada kelas yang berbeda dibandingkan dengan kelas yang seharusnya dan terdapat data uji yang tidak sempurna.
3. Sistem dapat mengenali dengan baik pada kelas Kupu Batik Cap dan Kupu Jojo dengan tingkat akurasi 100%.
4. Sistem lebih efektif dalam melakukan pencarian data pada kelas Kupu Raja Helena yang memiliki nilai *recall* tertinggi yaitu 100% dibandingkan dengan kelas Kupu Batik Cap, Kupu Raja Limau Jantan, Kupu Jojo, Kupu Pantat Merah dan Kupu Hijau Biru.

5. Waktu yang diperlukan sistem pada tahap ekstraksi data latih sebanyak 420 citra sebesar 13 detik, tahap ekstraksi data uji sebanyak 180 citra sebesar 6 detik dan pada tahap klasifikasi sebanyak 180 citra sebesar 8 detik yang terdiri dari klasifikasi berdasarkan sudut orientasinya yaitu 0° , 45° , 90° dan 135° masing-masing sebesar 2 detik.

5.2. Saran

Saran yang diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. *Dataset* citra kupu-kupu yang digunakan perlu ditambahkan agar tingkat akurasi dapat meningkat.
2. Ruang lingkup kelas kupu-kupu perlu ditambahkan agar sistem dapat mengklasifikasi jenis kupu-kupu lainnya.
3. Mengembangkan proses pengenalan pola kupu-kupu dengan metode ekstraksi fitur lainnya seperti fitur warna, *Wavelet*, dan *Gabor Filter*.
4. Mengembangkan proses pengenalan pola kupu-kupu dengan metode klasifikasi lainnya seperti *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine* (SVM), *Decision Tree*, dan *Neural Network*.
5. Pengambilan citra kupu-kupu membutuhkan pencahayaan yang cukup dan menggunakan sudut yang berbeda, seperti tampak sayap bagian bawah dan sayap kupu-kupu yang sedang kuncup.
6. Tahap *scaling* dan *segmentation* menggunakan metode yang dapat dilakukan secara otomatis sehingga tidak memerlukan waktu yang lama pada tahap *preprocessing*, seperti *color segmentation* dan *active contour*.

DAFTAR PUSTAKA

- Agmalaro, Muhammad Asyhar, Aziz Kustiyo, dan Auriza Rahmad Akbar. 2013. *Identifikasi Tanaman Buah Tropika Berdasarkan Tekstur Permukaan Daun Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan*. Jurnal Ilmu Komputer dan Agri-Informatika, Vol. 2, No. 2.
- Andono, Pulung Nurtantio, T. Sutojo, dan Muljono. 2017. *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Andi.
- Bontempi, Gianluca. 1999. *Local Learning Techniques for Modeling, Prediction and Control [Thesis]*. Université Libre de Bruxelles.
- Duda, Richard O., Peter E. Hart, dan David G. Stork. 2000. *Pattern Classification 2 edition*. New York: A Wiley-Intersciences.
- Faruk, Ertuğrul Ömer, Kaya Yilmaz, Kayci Lokman, dan Tekin Ramazan. 2015. *A Vision System for Classifying Butterfly Species by using Law's Texture Energy Measures*. TEM Journal. Volume 2, Number 1.
- Harrington, Peter. 2012. *Machine Learning in Action*. New York: Manning Publications Co, ISBN 978-161-729-018-3.
- Kaler, Pramod. 2016. *Study of Grayscale image in Image processing. International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*. Volume: 4, Issue: 11.
- Kaushal Gautam dan Rajni Bala. 2017. *GLCM and KNN based Algorithm for Plant Disease Detection*. International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering. Vol. 6, Issue 7.
- Khamis, Hassan Shee, Kipruto W. Cheruiyot dan Stephen Kimani. 2014. *Application of k-Nearest Neighbor Classification in Medical Data Mining*. International Journal of Information and Communication Technology Research, Vol. 4, No. 4.
- Kulkarni S. B., Raghavendarao B. Kulkarni, U. P. Kulkarni, dan Ravindra S. Hegadi. 2014. *GLCM-Based Multiclass Iris Recognition Using FKNN and KNN*. International Journal of Image and Graphics. Vol. 14, No. 3.

- Leidiyana, Henny. 2013. *Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Penentuan Resiko Kredit Kepemilikan Kendaraan Bemotor*. Jurnal Penelitian Ilmu Komputer, *System Embedded & Logic*. Vol. 1, No. 1.
- Noordama. 2014. *Identifikasi Varietas Durio Zibethinus Berdasarkan Sebaran Trikoma Daun Menggunakan GLCM dan KNN [Skripsi]*. FMIPA IPB, Bogor.
- Pramesti, R.P.A. 2013. *Identifikasi Karakter Plat Nomor Kendaraan Menggunakan Ekstraksi Fitur ICZ dan ZCZ dengan Metode Klasifikasi KNN [Skripsi]*. FMIPA IPB, Bogor.
- Purnomo, Gunawan Aristya. 2015. *Klasifikasi Spesies Kupu-Kupu Menggunakan Ekstraksi GLCM dan Algoritma Klasifikasi KNN*. Teknik Informatika, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang.
- Sabri, Fatin Norsyafawati Mohd, Norita Md. Norwawi, dan Kamaruzzaman Seman. 2011. *Identifying False Alarm Rates for Intrusion Detection System with Data Mining*. *International Journal of Computer Science and Network Security*. Vol. 11, No. 4.
- Safinaz, S. 2014. *An Efficient Algorithm for Image Scaling with High Boost Filtering*. *International Journal of Scientific and Research Publications*. Volume 4, Issue 5.
- Soekardi Herawati, Alia Larasati, Anshori Djausal, dan Martinus. 2016. *Kupu-Kupu Lampung Taman Kupu-Kupu Gita Persada*. Bandar Lampung: Yayasan Sahabat Alam, ISBN : 978-602-73861-1-2-0-5.