

**PERBANDINGAN KINERJA KLASIFIKASI *K-NEAREST NEIGHBOR*
(KNN) DAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN) UNTUK
IDENTIFIKASI KUPU-KUPU SUMATRA**

(Skripsi)

Oleh :

**HANA SALSA BILLA
NPM 1617051042**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2022**

**PERBANDINGAN KINERJA KLASIFIKASI *K-NEAREST NEIGHBOR*
(KNN) DAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN) UNTUK
IDENTIFIKASI KUPU-KUPU SUMATRA**

Oleh

HANA SALSA BILLA

Skripsi

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
SARJANA ILMU KOMPUTER**

Pada

**Jurusan Ilmu Komputer
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Lampung**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2022**

ABSTRAK

PERBANDINGAN KINERJA KLASIFIKASI *K-NEAREST NEIGHBOR* (KNN) DAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN) UNTUK IDENTIFIKASI KUPU-KUPU SUMATRA

Oleh

HANA SALSA BILLA

Taman Kupu Gita Persada adalah tempat yang digunakan untuk memelihara kupu-kupu yang berlokasi di Lampung dan memelihara kurang lebih 211 spesies kupu-kupu yang dikembangbiakan. Kupu-kupu memiliki berbagai jenis tekstur dan warna pada sayapnya. Keterbatasan pada mata manusia untuk membedakan tekstur dan warna pada spesies kupu-kupu adalah alasan untuk melakukan penelitian identifikasi kupu-kupu berdasarkan pengenalan pola. Dataset yang digunakan terdiri dari 800 gambar kupu-kupu sayap bagian atas dari delapan spesies: *Ariadne ariadne*, *Cethosia penthesilea*, *Papilio peranthus*, *Pacliopta aristolochiae*, *Papilio memnon*, *Papilio nephelus*, *Parantica aspiasa*, dan *Troides helena*. Tahap pre-processing yang dilakukan adalah scaling, segmentasi, dan grayscale. Metode GLCM digunakan untuk mengenali ciri-ciri citra kupu-kupu menggunakan arah sudut 0° , 45° , 90° , dan 135° . Fitur yang digunakan adalah angular second moment, contrast, homogeneity, dan correlation. Metode klasifikasi KNN pada penelitian ini menggunakan nilai $k = 1, 3, 5, 7, 9, 11, 13$, dan 15 . Metode klasifikasi CNN pada penelitian ini menggunakan nilai learning rate $0,001$ dan $0,01$ dengan nilai epoch $10, 30, 50, 80$, dan 100 . Hasil pada penelitian ini adalah klasifikasi CNN menghasilkan tingkat akurasi tertinggi sebesar $99,7\%$ dan kesalahan klasifikasi sebesar $0,3\%$ pada pengujian dengan nilai epoch = 100 dan learning rate = $0,01$,

klasifikasi KNN menghasilkan tingkat akurasi tertinggi sebesar 76,3% dan kesalahan klasifikasi sebesar 23,7% pada pengujian dengan arah sudut 45° dengan nilai $k = 1$. Kinerja metode CNN memiliki akurasi 23,4% lebih tinggi dibandingkan dengan kinerja metode KNN pada klasifikasi kupu-kupu Sumatra.

Kata kunci: Kupu-kupu, CNN, KNN, Pengenalan pola

ABSTRACT

PERFORMANCE COMPARISON BETWEEN CLASSIFICATION K-NEAREST NEIGHBOR (KNN) AND CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) FOR IDENTIFICATION OF THE SUMATRA BUTTERFLIES

By

HANA SALSA BILLA

Gita Persada Butterfly Park is used to keep butterflies located in Lampung and maintains approximately 211 species of butterflies that are bred. Butterflies have a variety of textures and colors on their wings. The limitation of the human eye to distinguish texture and color in butterfly species is the reason for conducting butterfly identification studies based on pattern recognition. The dataset used consisted of 800 images of upper-winged butterflies from eight species: *Ariadne ariadne*, *Cethosia penthesilea*, *Papilio Peranthus*, *Paclioptra aristolochiae*, *Papilio memnon*, *Papilio nephelus*, *Parantica aspiasa*, and *Troides helena*. The pre-processing stage is scaling, segmentation, and grayscale. The GLCM method is used to identify the characteristics of the butterfly image using the angles of 0° , 45° , 90° , and 135° . The features used are angular second moment, contrast, homogeneity, and correlation. The KNN classification method in this study uses the values of $k = 1, 3, 5, 7, 9, 11, 13, \text{ and } 15$. The CNN classification method in this study uses a learning rate value of 0.001 and 0.01 with epoch values of 10, 30, 50, 80, and 100. The results in this study are that the CNN classification produces the highest accuracy rate of 99.7% and the error rate is 0.3% in the test with an epoch

value = 100 and a learning rate = 0.01, KNN classification produces an accuracy level the highest was 76.3% and the error rate was 23.7% in the test with an angle of 45° with a value of k = 1. The performance of the CNN method had higher accuracy 23.4% than the performance of the KNN method on the classification of the Sumatras butterflies.

Keywords: *Butterfly, CNN, KNN, Pattern Recognition*

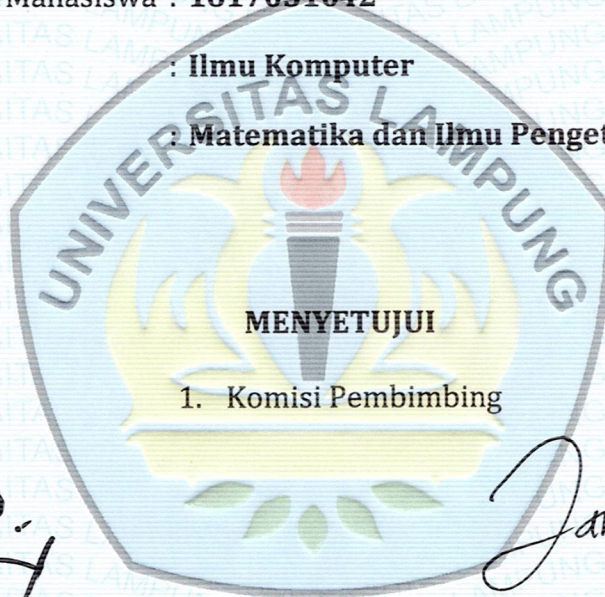
Judul Skripsi : **PERBANDINGAN KINERJA KLASIFIKASI
K-NEAREST NEIGHBOR (KNN) DAN
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK
(CNN) UNTUK IDENTIFIKASI
KUPU-KUPU SUMATRA**

Nama Mahasiswa : **Hana Salsa Billa**

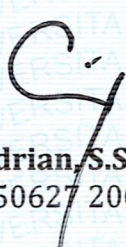
Nomor Pokok Mahasiswa : **1617051042**

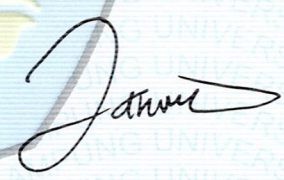
Jurusan : **Ilmu Komputer**

Fakultas : **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**




1. Komisi Pembimbing


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


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

2. Ketua Jurusan Ilmu Komputer


Didik Kurniawan, S.Si., M.T.
NIP 19800419 200501 1 004

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

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

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

Anggota : Dr. rer. nat. Akmal Junaidi, M.Sc.



Three handwritten signatures are shown on the right side of the page. The top signature is in black ink and appears to be "Rico Andrian". The middle signature is in black ink and appears to be "Ir. Meizano Ardhi Muhammad". The bottom signature is in black ink and appears to be "Dr. rer. nat. Akmal Junaidi". Each signature is written above a horizontal line.

2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



Dr. Eng. Suripto Dwi Yuwono, S.Si., M.T.
NIP 19740705 200003 1 001

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : **31 Januari 2022**

PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, menyatakan bahwa skripsi saya yang berjudul “**Perbandingan Kinerja Klasifikasi *K-Nearest Neighbor* dan *Convolutional Neural Network (CNN)* Untuk Identifikasi Kupu-Kupu Sumatra**” 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 saya terima.

Bandar Lampung, 31 Januari 2022



Hana Salsa Billa
NPM. 1617051042

RIWAYAT HIDUP



Penulis dilahirkan di Bogor pada 13 Agustus 1998, sebagai anak pertama dari tiga bersaudara dari ayah yang bernama Zuhri Musida dan ibu bernama Erma Yunita. Penulis menyelesaikan pendidikan formal pertama kali di TK Sumbangsih Grogol pada tahun 2004. Pendidikan dasar di SD Muhammadiyah 10 Jakarta Barat yang diselesaikan pada tahun 2010. Pendidikan menengah pertama di SMP Negeri 16 Tangerang yang diselesaikan pada tahun 2013, kemudian melanjutkan pendidikan di SMA Negeri 10 Tangerang yang diselesaikan pada tahun 2016.

Pada tahun 2016 penulis melanjutkan pendidikan dan terdaftar sebagai mahasiswa jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung. Selama menjadi mahasiswa penulis melakukan beberapa kegiatan antara lain.

1. Menjadi anggota ABACUS (Anggota Baru Computer Science) Jurusan Ilmu Komputer Universitas Lampung pada periode 2016.
2. Menjadi anggota bidang Eksternal Himpunan Mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer pada periode kepengurusan tahun 2018.

3. Menjadi asisten dosen untuk mata kuliah Pemrograman Web di Jurusan Ilmu Komputer.
4. Melaksanakan kerja praktik di Suku Dinas Kominfo Jakarta Utara pada tahun 2019.
5. Melaksanakan kegiatan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Penyandingan, Kecamatan Kelumbayan, Kabupaten Tanggamus, Lampung pada bulan Juni tahun 2019.

PERSEMBAHAN

Puji syukur saya panjatkan kepada Allah SWT atas segala Rahmat-Nya serta shalawat dan salam senantiasa juga tercurahkan kepada Nabi Muhammad SAW sehingga saya dapat menyelesaikan skripsi ini.

Skripsi ini saya persembahkan kepada:

Kedua orang tua tersayang yang telah menjadi inspirasi dan penyemangat dalam hidup saya, yang selalu memberikan kasih sayang, doa dan dukungan moral maupun material, dan yang selalu mendidik anak-anaknya menjadi pribadi yang lebih baik. Terima kasih atas kasih sayang yang selalu kalian berikan dan terima kasih untuk saudaraku, adik-adik yang selalu memberikan semangat, dukungan serta doa-doanya.

Keluarga Ilmu Komputer.

Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam.

Almamater tercinta, Universitas Lampung.

MOTTO

“Sesungguhnya bersama kesulitan ada kemudahan.”

(Q.S. Al-Insyirah:6)

“I can do this. And even if I can't, I have to.”

(Anonim)

“Everyday we wake up is another blessing. Follow your dreams and don't let anyone stop you. Never Say Never.”

(Justin Bieber)

“Do good. And good will come to you.”

(Anonim)

SANWACANA

Alhamdulillah rabbil 'alamin, puji syukur kehadiran Allah SWT atas berkah, rahmat serta hidayah-Nya penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul **“Perbandingan Kinerja Klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) Untuk Identifikasi Kupu-Kupu Sumatra”** dengan lancar. Dan tidak lupa shalawat serta salam senantiasa tercurahkan kepada Nabi Muhammad SAW, yang telah memberikan teladan terhadap disetiap hela nafas kehidupan.

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

1. Teristimewa kedua orang tua tercinta, Ayah Zuhril Musida dan Mama Erma Yunita yang selalu memberikan doa dan kasih sayang yang tak terhingga kepada anaknya.
2. Adik-adik tercinta, Atyya Nabilla dan Rifa Nabilla yang selalu memberikan doa dan dukungannya sehingga penulisan skripsi ini dapat terselesaikan dengan baik dan lancar.
3. Bapak Rico Andrian S.Si., M.Kom. sebagai pembimbing utama yang telah membimbing dan memberikan banyak arahan kepada penulis sehingga penelitian yang penulis lakukan dapat menjadi lebih baik.
4. Bapak Ir. Meizano Ardhi Muhammad, S.T., M.T. sebagai pembimbing kedua yang telah memberikan bimbingan dalam penulisan skripsi serta arahan yang sangat membantu sehingga penulisan skripsi ini dapat terselesaikan.
5. Bapak Dr. rer. nat. Akmal Junaidi, M.Sc. sebagai pembahas dan selaku sekretaris jurusan Ilmu Komputer yang telah banyak memberikan masukan, dan saran yang bermanfaat bagi penulis dalam menyusun serta menyelesaikan skripsi.

6. Bapak Didik Kurniawan, S.Si., M.T. selaku Ketua Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung.
7. Bapak Dr. Eng. Suripto Dwi Yuwono, M.T. selaku Dekan FMIPA Universitas Lampung.
8. Bapak, Ibu Dosen dan semua Staf Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung yang telah memberikan banyak ilmu dan wawasan baru kepada penulis dan telah membantu segala urusan administrasi yang penulis butuhkan.
9. Keluarga besar Jurusan Ilmu Komputer 2016 yang telah memberikan banyak kenangan serta teman-teman baru selama berada di bangku perkuliahan.
10. Keluarga besar HIMAKOM (Himpunan Mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer) Universitas Lampung yang telah memberikan banyak pengalaman dalam berorganisasi.
11. Keluarga besar keanggotaan Bidang Eksternal yang telah memberikan banyak pengalaman berharga dalam berorganisasi selama menjadi Anggota Bidang Eksternal HIMAKOM periode 2018.
12. Anin, Sinta, Renada, dan teman-teman seperbimbingan yang telah menemani dan membantu untuk sama-sama belajar dalam menyusun sampai menyelesaikan skripsi ini.
13. Sahabat-sahabatku tercinta Adel, Adryan, Aldo, Alif, Jihan, dan Mahriz yang telah memberikan semangat serta dukungannya selama ini.
14. Teman-Teman luar biasa Iqbal, Adelia, Ayi, Baim, Dwiki, Josua, dan Rikho yang telah memberikan semangat dengan penuh canda tawa, serta dukungannya selama ini.
15. Keluarga besar HEYOO KOSTAN BUS CEK, Amel, Agoy, Aldo, Aul, Abbi, Bus, El, Fuad, Oka, Randhi, Rifki, Rizka, Sigit, Tantut, dan Yunan teman belajar, bermain, dan berbagi cerita suka maupun duka.
16. Teman sejak mahasiswa baru, Liza, Gabil, Ryan, Angga, dan Valdi yang telah memberikan dukungannya selama ini.
17. Almamater tercinta dan semua pihak yang telah membantu dan memberikan dukungan kepada penulis sehingga terselesaikannya penulisan skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa penulisan skripsi ini masih jauh dari kata sempurna karena masih terbatasnya pengetahuan, pengalaman, dan kemampuan penulis. Oleh karena itu, penulis sangat menghargai dan mengharapkan saran dan kritik untuk penelitian ini sebagai bahan pertimbangan untuk karya tulis yang akan datang. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi semua pihak.

Aamiin Ya Rabba'alaamiin.

Bandar Lampung, 31 Januari 2022

Penulis,

Hana Salsa Billa

NPM. 1617051042

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR ISI	xv
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR TABEL	xix
I. PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	3
1.3. Batasan Masalah.....	3
1.4. Tujuan Penelitian.....	4
1.5. Manfaat Penelitian.....	4
II. TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1. Kupu-Kupu	5
2.2. Pengenalan Pola	12
2.3. Gray Level Co-occurrence Matrix	14
2.4. K-Nearest Neighbor (KNN)	17
2.5. Convolutional Neural Network (CNN)	18
2.6. Confusion Matrix	19
III. METODOLOGI PENELITIAN	23
3.1. Waktu dan Tempat Penelitian	23
3.2. Alat dan Bahan	23
3.3. Tahapan Penelitian	24
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN	40
4.1. Metode Klasifikasi CNN	40
4.2. Metode Klasifikasi KNN.....	43
4.3. Pembahasan	47

V. SIMPULAN DAN SARAN.....	54
5.1. Simpulan.....	54
5.2. Saran.....	55
DAFTAR PUSTAKA.....	56
LAMPIRAN.....	59

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Tubuh Kupu-kupu.	6
2. Kupu Jarak.....	7
3. Kupu Batik Cap.....	8
4. Kupu Harimau Kuning Hijau.....	8
5. Kupu Pantat Merah.....	9
6. Kupu Raja Limau Jantan.....	10
7. Kupu Jojo.....	11
8. Kupu Hijau Biru.....	11
9. Kupu Raja Helena.....	12
10. Tahapan Utama Pengenalan Pola.....	13
11. Orientasi Sudut dan jarak pada metode GLCM.....	14
12. Arsitektur CNN.....	19
13. Tahapan Penelitian.....	25
14. Contoh proses scaling pada citra kupu-kupu.....	26
15. Contoh proses segmentation pada citra kupu-kupu.....	27
16. Contoh proses grayscale pada citra kupu-kupu.....	28
17. Transformasi matriks awal ke dalam matriks GLCM.....	30
18. Tahapan membuat matriks simetris.....	31
19. Tahap pembuatan normalisasi pada matriks GLCM.....	31
20. Convolutional Layer.....	36
21. Activation map atau Feature map.....	37
22. Pooling Layer.....	38
23. Grafik perbedaan tingkat akurasi pada learning rate 0,001.....	42
24. Grafik perbedaan tingkat akurasi pada learning rate 0,01.....	42
25. Grafik Perbedaan tingkat akurasi pada orientasi arah sudut 0°.....	45

26.	Grafik Perbedaan tingkat akurasi pada orientasi arah sudut 45°	46
27.	Grafik Perbedaan tingkat akurasi pada orientasi arah sudut 90°	46
28.	Grafik Perbedaan tingkat akurasi pada orientasi arah sudut 135°	47

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Confusion Matrix (Rahman et al., 2017).....	20
2. Nilai tingkat keabu-abuan pada citra Kupu Hijau Biru.....	28
3. Nilai tingkat keabu-abuan 8 level pada citra Kupu Hijau Biru.....	29
4. Matriks GLCM dengan keseluruhan nilai (x,y) pada tiap baris dan kolom	34
5. Hasil pengujian dengan learning rate 0,001	40
6. Hasil pengujian dengan learning rate 0,01	41
7. Sampel data hasil ekstraksi fitur GLCM.....	43
8. Hasil pengujian dengan arah orientasi sudut 0°, 45°, 90°, dan 135°	44
9. Confusion matrix hasil klasifikasi CNN dengan nilai epoch = 100 dan learning rate = 0,01	48
10. Recall, Precision, Accuracy, dan Error Rate Hasil Klasifikasi Kupu-kupu.	49
11. Confusion matrix hasil klasifikasi KNN dengan k = 1.	50
12. Recall, Precision, Accuracy, dan Error Rate Hasil Klasifikasi Kupu-kupu.	52

I. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Taman Kupu-Kupu Gita Persada adalah suatu tempat yang digunakan untuk memelihara kupu-kupu serta sebagai salah satu rekayasa *in situ* yang berlokasi di Jalan Wan Abdurrahman, Hutan, Kecamatan Hutan, Lampung, Indonesia. Taman Kupu-Kupu Gita Persada memelihara kurang lebih 211 spesies kupu-kupu yang dikembangbiakkan. Kupu-kupu termasuk jenis serangga yang berasal dari ordo *Lepidoptera*. *Lepidoptera* memiliki arti sayap dan bersisik. Sayap kupu-kupu memiliki berbagai jenis tekstur dan warna. Pembagian pada setiap spesies kupu-kupu dapat dibedakan berdasarkan tekstur dan warna pada sayapnya (Soekardi et al., 2016). Taman Kupu-Kupu Gita Persada membutuhkan identifikasi untuk membedakan spesies kupu-kupu yang ada di Taman Kupu-Kupu Gita Persada. Mata manusia dapat membedakan spesies kupu-kupu, namun mata manusia memiliki keterbatasan untuk membedakan tekstur dan warna yang khas pada spesies kupu-kupu maka identifikasi kupu-kupu dengan pengenalan pola bertujuan untuk meningkatkan akurasi identifikasi spesies kupu-kupu.

Pengenalan pola (*pattern recognition*) merupakan salah satu cabang dari ilmu Kecerdasan Buatan. Pengenalan pola mengelompokkan data numerik dan simbolik (termasuk citra) secara otomatis oleh komputer. Tujuan pengelompokkan adalah untuk mengenali objek berdasarkan ciri-ciri yang dimiliki oleh objek tersebut. Pengenalan pola memiliki tiga tahapan utama yaitu *preprocessing*, *feature extraction*, dan *classification* (Nesi, 2011). *Preprocessing* merupakan tahapan paling awal yang dilakukan untuk memperbaiki kualitas *image* dengan menggunakan teknik pengolahan citra

berdasarkan ciri dari pola tersebut (Nesi, 2011). *Feature Extraction* memiliki tujuan untuk memperoleh gambaran berupa informasi terkait data yang dimiliki oleh citra kupu-kupu. Klasifikasi untuk penelitian ini menggunakan metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan *Convolutional Neural Network* (CNN). KNN adalah suatu metode untuk mengklasifikasikan data dengan cara menghitung jarak tetangga yang paling dekat dengan objek tersebut (Andrian et al., 2019). CNN adalah salah satu algoritma deep learning yang digunakan untuk mengklasifikasikan gambar, melakukan segmentasi dan mendeteksi objek. CNN dikenal dengan kekuatannya terhadap variasi yang rendah pada inputannya. CNN membutuhkan *preprocessing* rendah untuk dieksekusi (Arzar et al., 2019).

Penelitian terdahulu terkait dengan pengenalan pola untuk identifikasi kupu-kupu sudah banyak dilakukan oleh peneliti, salah satunya dilakukan oleh (Andrian et al., 2019) melakukan penelitian terhadap kupu-kupu yang ada di Taman Kupu-Kupu Gita Persada. Penelitian tersebut menggunakan 6 spesies kupu-kupu dan *dataset* yang digunakan berjumlah 600 citra sisi sayap bagian atas. Tingkat akurasi mencapai 91,1% dengan orientasi arah sudut 90% dan nilai $k = 5$. Penelitian yang sudah dilakukan menunjukkan bahwa metode GLCM dan klasifikasi KNN mampu menjadi metode yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi spesies kupu-kupu.

Penelitian terdahulu terkait identifikasi objek klasifikasi CNN telah dilakukan oleh (Almryad & Kutucu, 2020). Penelitian tersebut menggunakan klasifikasi CNN untuk mengidentifikasi kupu-kupu. Pengujian dilakukan menggunakan 10 jenis kupu-kupu dengan hasil akurasi mencapai 80%. Penelitian lain yang menggunakan klasifikasi CNN adalah identifikasi spesies kupu-kupu, pengujian dilakukan menggunakan 120 citra kupu-kupu. Tingkat akurasi klasifikasi mencapai 97,5% (Arzar et al., 2019).

Penelitian yang akan dilakukan yaitu untuk mengetahui perbandingan kinerja KNN dan CNN untuk klasifikasi kupu-kupu. Penelitian ini memberikan

kemudahan identifikasi citra objek yang berfokus pada kupu-kupu. Penelitian ini juga diharapkan dapat menghasilkan akurasi yang tinggi.

1.2. Rumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penelitian ini adalah bagaimana perbandingan tingkat akurasi terhadap penelitian identifikasi kupu-kupu Sumatra menggunakan klasifikasi KNN dan CNN.

1.3. Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Citra kupu-kupu yang digunakan merupakan sisi sayap bagian atas.
2. Spesies kupu-kupu yang akan diidentifikasi adalah *Ariadne ariadne*, *Cethosia penthesilea*, *Papilio peranthus*, *Pacliopta aristolochiae*, *Papilio memnon*, *Papilio nephelus*, *Parantica aspiasa*, dan *Troides helena*.
3. *Dataset* yang digunakan berjumlah 800 citra, terdiri dari 100 citra Kupu Jarak (*Ariadne ariadne*), 100 citra Kupu Batik Cap (*Cethosia penthesilea*), 100 citra Kupu Hijau Biru (*Papilio peranthus*), 100 citra Kupu Pantat Merah (*Pacliopta aristolochiae*), 100 citra Kupu Raja Limau Jantan (*Papilio memnon*), 100 citra Kupu Jojo (*Papilio nephelus*), 100 citra Kupu Harimau Kuning Hijau (*Parantica aspiasa*), dan 100 citra Kupu Raja Helena (*Troides helena*).
4. *Dataset* yang digunakan merupakan kupu-kupu Sumatra.

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah mengetahui metode yang lebih efektif terhadap penelitian identifikasi kupu-kupu Sumatra menggunakan klasifikasi KNN dan CNN.

1.5. Manfaat Penelitian

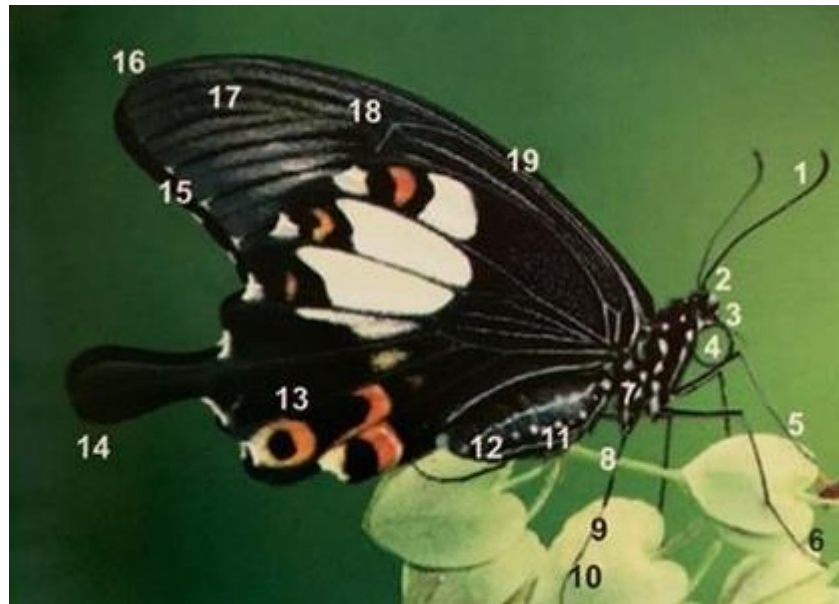
Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Hasil penelitian ini dijadikan sebagai rujukan penelitian lain mengenai identifikasi kupu-kupu Sumatra.
2. Mempermudah pengembang membangun aplikasi identifikasi kupu-kupu Sumatra.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Kupu-Kupu

Kupu-kupu termasuk kelas *insekta*. Kupu-kupu termasuk ordo *lepidoptera*. *Lepidoptera* memiliki arti sayap dan bersisik. Sayap kupu-kupu memiliki berbagai jenis tekstur dan warna. Morfologi atau tubuh kupu-kupu dibagi menjadi 3 bagian yaitu Kepala, Thorak, dan Abdomen. Kepala kupu-kupu memiliki sepasang antena diantara kedua mata majemuknya dan satu probosis yang menjadi tabung penghisap panjang. Probosis kupu-kupu terbentang ketika kupu-kupu menghisap nektar bunga dan tergulung apabila tidak digunakan. Mata majemuk kupu-kupu dapat mendeteksi sinar ultraviolet yang tidak nampak. Mata nya terdiri dari beberapa unit kecil yang biasa disebut faset. Thorak kupu-kupu memiliki 2 pasang sayap dan 3 pasang kaki. Sayap kupu-kupu memiliki membran dengan venasi yang merupakan dasar untuk klasifikasi kupu-kupu. Kupu-kupu memiliki berbagai ragam warna dan memiliki beragam venasi pada setiap spesies. Venasi mempunyai nama atau kode yang berbeda untuk mempermudah dalam membedakan pola bentuk dan pola warna pada kupu-kupu (Soekardi et al., 2016).



Gambar 1. Tubuh Kupu-kupu.

Penjelasan pada gambar 1:

- | | |
|--------------------------|----------------------|
| 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 Jarak

Kupu Jarak (*Ariadne ariadne*) merupakan kupu-kupu yang teritorial dan biasa terbang di sekitar tanaman pakannya dalam ketinggian rendah. Rentang sayapnya 4 sampai 5 cm dengan kecepatan terbangnya termasuk ke dalam golongan sedang (Soekardi et al., 2016).



Gambar 2. Kupu Jarak.

2.1.2. Kupu Batik Cap

Kupu Batik Cap (*Cethosia penthesilea*) adalah salah satu jenis kupu batik yang ada di Lampung. Jenis kupu-kupu ini memiliki pola sayap seperti batik. Rentang sayapnya 7 sampai dengan 10 cm dan terbang tidak terlalu cepat sehingga mudah dikenali (Soekardi et al., 2016).



Gambar 3. Kupu Batik Cap.

2.1.3. Kupu Harimau Kuning Hijau

Kupu Harimau Kuning Hijau (*Parantica aspiasa*) merupakan kupu-kupu yang mudah dikenali karena warna kuning lemon nya yang mencolok. Rentang sayap nya 5 sampai 7 cm dan kecepatan terbang nya termasuk ke dalam golongan lambat (Soekardi et al., 2016).



Gambar 4. Kupu Harimau Kuning Hijau.

2.1.4. Kupu Pantat Merah

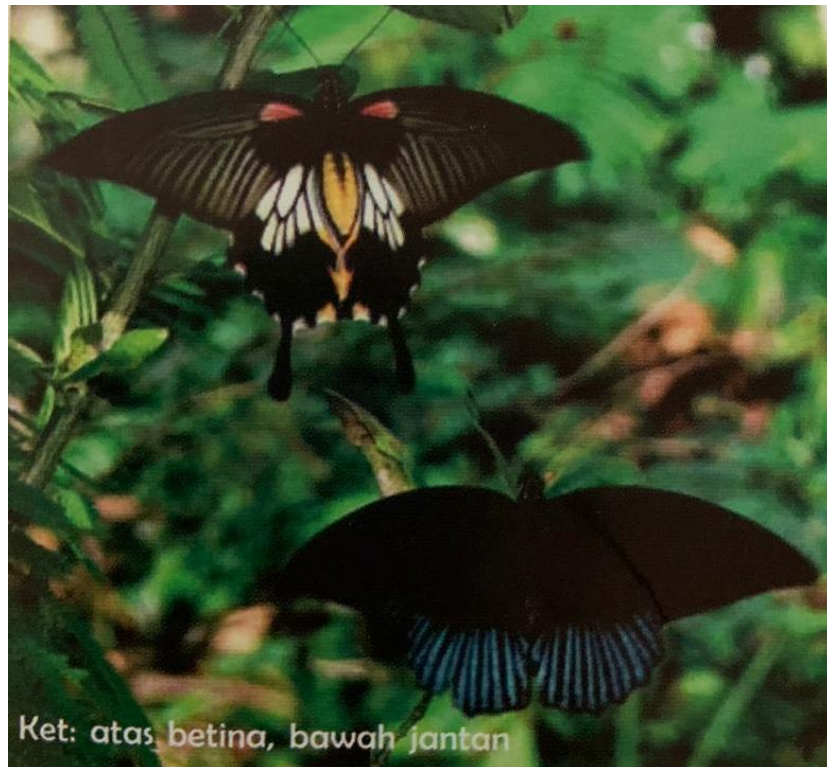
Kupu Pantat Merah (*Pacliopta aristolochiae*) mempunyai thoraks dan abdomen yang berwarna merah. Sayap bagian depan berwarna hitam dengan apeks keabu-abuan dan memiliki titik merah yang mengelilingi sayap bagian belakang. Rentang sayap nya 9 sampai 10 cm dan kecepatan terbang nya termasuk ke dalam golongan lambat (Soekardi et al., 2016).



Gambar 5. Kupu Pantat Merah.

2.1.5. Kupu Raja Limau Jantan

Kupu Raja Limau Jantan (*Papilio memnon*) merupakan kupu-kupu besar yang sering terbang rendah untuk mencari bunga dan pasangan. Pakan larva utama dari kupu-kupu ini adalah jeruk yang menyebabkan banyaknya kupu-kupu jenis ini. Rentang sayapnya 15 sampai 17 cm dengan kecepatan terbangnya termasuk ke dalam golongan sedang (Soekardi et al., 2016).



Gambar 6. Kupu Raja Limau Jantan.

2.1.6. Kupu Jojo

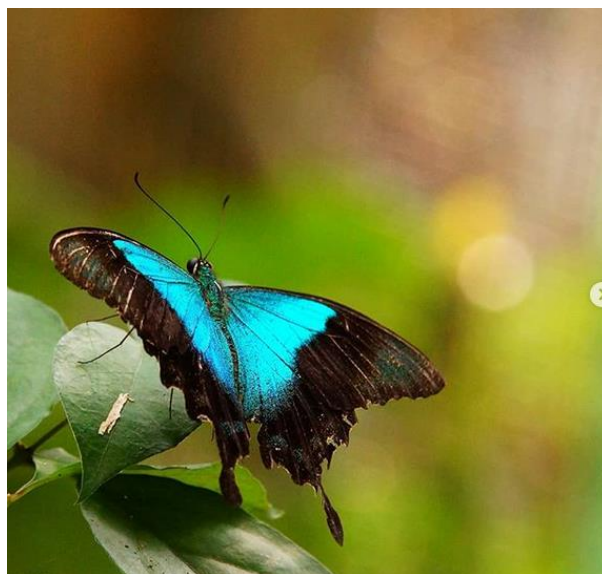
Kupu Jojo (*Papilio nephelus*) merupakan kupu-kupu yang mudah dikenali ketika terbang. Kupu jojo memiliki pola putih pada sayap belakangnya. Rentang sayap nya 12 sampai 14 cm dengan kecepatan terbangnya termasuk ke dalam golongan cepat (Soekardi et al., 2016).



Gambar 7. Kupu Jojo.

2.1.7. Kupu Hijau Biru

Kupu Hijau Biru (*Papilio peranthus*) merupakan kupu-kupu yang paling banyak populasinya di Taman Kupu-kupu Gita Persada. Kupu hijau biru memiliki corak berwarna safir hijau biru. Rentang sayapnya 10 sampai 11 cm dengan kecepatan terbangnya termasuk ke dalam golongan cepat (Soekardi et al., 2016).



Gambar 8. Kupu Hijau Biru.

2.1.8. Kupu Raja Helena

Kupu Raja Helena (*Troides helena*) memiliki sayap depan berwarna hitam dan sayap belakang berwarna kuning dengan bagian tepi berwarna hitam. Kupu raja helena merupakan kupu-kupu langka dan terancam punah. Rentang sayap nya 13 sampai 17 cm dengan kecepatan terbangnya termasuk ke dalam golongan sedang (Soekardi et al., 2016).

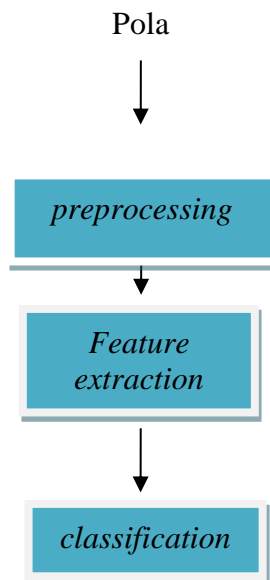


Gambar 9. Kupu Raja Helena.

2.2. Pengenalan Pola

Sistem pengenalan pola merupakan salah satu cabang dari ilmu kecerdasan buatan dan komponen penting dalam proses peniruan kemampuan indra manusia yaitu penglihatan dan pendengaran. Pola adalah entitas yang dapat diidentifikasi melalui ciri-cirinya. Ciri tersebut digunakan untuk membedakan suatu pola dengan pola yang lainnya. Pengenalan pola mengelompokkan data numerik dan simbolik (termasuk citra) secara otomatis oleh komputer. Tujuan pengelompokkan adalah untuk mengenali objek berdasarkan ciri-ciri yang dimiliki oleh objek tersebut. Pengenalan pola

memiliki tiga tahapan utama yaitu *preprocessing*, *feature extraction*, dan *classification* (Nesi, 2011).



Gambar 10. Tahapan Utama Pengenalan Pola.

Pengenalan pola memiliki tiga tahapan utama yaitu *preprocessing*, *feature extraction*, dan *classification*.

1. *Preprocessing*

Preprocessing merupakan proses pertama yang dilakukan untuk mengurangi kompleksitas dan memperbaiki kualitas citra menggunakan teknik pengolahan citra berdasarkan dari ciri pola tersebut (Nesi, 2011).

2. *Feature extraction*

Feature extraction adalah proses yang membentuk fitur dari suatu objek dan mengelompokkan suatu objek tertentu dengan melakukan proses pencocokan antara satu objek dengan objek yang lainnya (Septiarini, 2012).

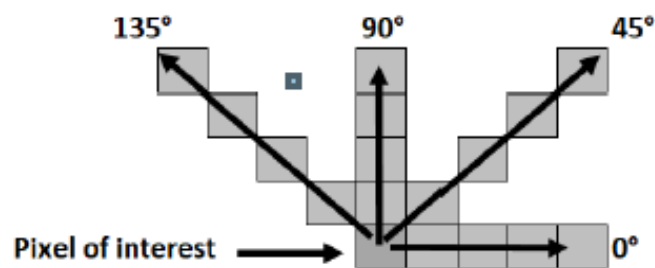
Feature extraction bertujuan untuk mengeliminasi fitur yang tidak diperlukan dari *dataset* (Danasingh et al., 2015).

3. *Classification*

Classification adalah proses yang menggambarkan dan membedakan kelas data yang labelnya belum diketahui dengan tujuan untuk mengelompokan objek sesuai dengan kelas nya (Andrian et al., 2019).

2.3. Gray Level Co-occurrence Matrix

GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*) adalah suatu metode yang digunakan untuk menganalisis ekstraksi ciri yang bertujuan untuk klasifikasi citra, pengenalan tekstur, segmentasi citra, analisis warna pada citra, dan pengenalan objek (Situmorang et al., 2019). GLCM adalah matriks yang mendeskripsikan frekuensi munculnya pasangan dua piksel dengan intensitas tertentu dalam jarak dan arah tertentu pada citra. Koordinat pasangan piksel memiliki jarak d dan orientasi sudut θ . Jarak dideskripsikan dalam piksel dan sudut dideskripsikan dalam derajat. GLCM memiliki orientasi sudut berdasarkan empat arah sudut yaitu, 0° , 45° , 90° , dan 135° .



Gambar 11. Orientasi Sudut dan jarak pada metode GLCM.

Tahapan yang dilakukan dalam perhitungan GLCM, yaitu (Widodo et al., 2018):

1. Membentuk matriks awal GLCM dari pasangan dua piksel yang sejajar sesuai dengan arah orientasi sudut pada metode GLCM.
2. Membentuk matriks yang simetris dengan menjumlahkan matriks awal GLCM dengan nilai yang sudah di transpos.
3. Normalisasi matriks GLCM dengan membagi elemen matriks dengan jumlah pasangan piksel.
4. Ekstraksi ciri.

Metode GLCM memiliki 4 fitur yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi citra, yaitu (Andrian et al., 2019):

1. *Angular Second Moment (ASM)*

ASM atau *Angular Second Moment* adalah nilai yang digunakan untuk menghitung konsentrasi intensitas pasangan pada matriks. ASM merupakan ukuran 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

Ng = Tingkat keabu-abuan pada citra

2. *Contrast*

Contrast adalah perbedaan intensitas antara nilai maksimal (terang) dan minimal (gelap) pada tingkat keabu-abuan dalam pasangan piksel. *Contrast* merupakan ukuran dari penyebaran elemen-elemen matriks pada suatu citra. *Contrast* menggunakan persamaan yang dapat dilihat pada persamaan 2.

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

Keterangan:

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

Ng = Tingkat keabu-abuan pada citra

i = Posisi (indeks) nilai pada baris dalam matriks GLCM

j = Posisi (indeks) nilai pada kolom dalam matriks GLCM

3. *Homogeneity*

Homogeneity atau *Inverse Different Moment* menampilkan kehomogenan citra yang memiliki derajat keabuan yang sama. *Homogeneity* digunakan untuk mengukur kehomogenan variasi intensitas dari suatu citra. *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

Ng = Tingkat keabu-abuan pada citra

i = Posisi (indeks) nilai pada baris dalam matriks GLCM

j = Posisi (indeks) nilai pada kolom dalam matriks GLCM

4. *Correlation*

Correlation adalah suatu ukuran dari ketergantungan linear antara nilai tingkat keabu-abuan dalam suatu citra. Korelasi merupakan persamaan

untuk mencari relasi linear antara tingkat keabuan dari piksel yang berdekatan.

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

Keterangan:

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

Ng = Tingkat keabu-abuan pada citra

i = Posisi (indeks) nilai pada baris dalam matriks GLCM

j = Posisi (indeks) nilai pada kolom dalam matriks GLCM

μ_i, σ_i = *Mean* dan standar deviasi pada matriks GLCM

μ_j, σ_j = *Mean* dan standar deviasi pada matriks GLCM

2.4. K-Nearest Neighbor (KNN)

K-Nearest Neighbor (KNN) pertama kali ditemukan pada awal tahun 1950-an dan baru dikenal dengan baik pada tahun 1960. Metode ini banyak digunakan di bidang pengenalan pola untuk data *training* yang besar (Arjo & Anbeni, 2018). KNN adalah suatu metode untuk mengklasifikasikan data dengan cara menghitung jarak tetangga yang paling dekat dengan objek tersebut. Algoritma KNN bertujuan untuk mengklasifikasi objek baru berdasarkan atribut dan *training samples*. KNN merupakan pendekatan untuk mencari kasus dengan menghitung kedekatan kasus baru dengan kasus yang lama bahwa setiap kasus baru dapat diklasifikasikan oleh suara mayoritas dari k tetangga. K adalah bilangan bulat positif dan biasanya dengan jumlah yang kecil (Pamungkas, 2019).

Nilai k adalah angka ganjil untuk menghindari kesalahan terhadap dua kelas yang sama. Aturan untuk menghitung nilai k dapat menggunakan *Rule Of Thumb* (ROT) (Bontempi, 1999):

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

Keterangan:

k = jumlah tetangga terdekat yang dipilih

n = jumlah *dataset* yang digunakan

Dekat atau jauhnya tetangga dapat dihitung berdasarkan *Euclidean Distance*. *Euclidean Distance* bertujuan untuk menguji interpretasi jarak terdekat antara dua objek dengan ukurannya (Mulyono et al., 2020).

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (6)$$

Keterangan:

$d(x, y)$ = jarak *euclidian*

x = data latih

y = data uji

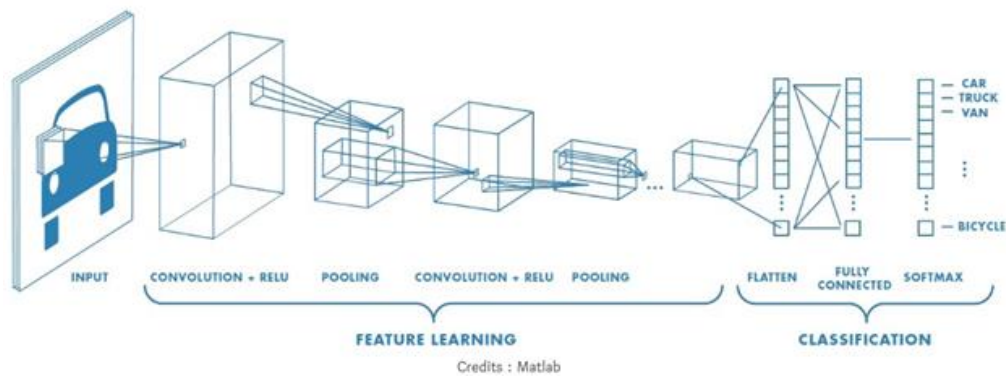
i = angka dari tetangga terdekat

n = jumlah citra

2.5. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah jaringan saraf *multi-layer* yang terinspirasi dari mekanisme sistem optik makhluk hidup. Kunihiko Fukushima pada tahun 1980 memperkenalkan *neocognitron* yang merupakan jaringan saraf *multi-layered* yang dapat mengidentifikasi pola visual secara hierarki dengan pembelajaran. Jaringan tersebut ditinjau sebagai teori untuk CNN. CNN diperkenalkan oleh Yann LeCun pada tahun 1990. Yann LeCun memperkenalkan model praktis CNN dan menggunakan pelatihan algoritma

backpropagation untuk membantu mengenali pola visual dari *pixels* yang mentah secara langsung tanpa menggunakan mekanisme rekayasa fitur yang terpisah sehingga koneksi dan parameter yang digunakan lebih sedikit dan membuat pelatihan model lebih mudah (LeCun et al., 1990). CNN adalah suatu metode algoritma deep learning yang digunakan untuk mengklasifikasi citra, mendeteksi objek, dan melakukan segmentasi. CNN adalah suatu arsitektur yang dilatih dan terdiri dari beberapa tahap masukan (*input*) dan keluaran (*output*) (Arzar et al., 2019).



Gambar 12. Arsitektur CNN.

CNN dapat melatih dan menguji setiap citra yang masuk melalui beberapa proses. CNN menggunakan nilai *learning rate* dan *epoch*. *Learning rate* adalah parameter *training* untuk menghitung nilai koreksi bobot pada proses *training*. *Epoch* adalah seluruh *dataset* melalui proses *training* pada *Neural Network* sampai dikembalikan ke awal dalam satu putaran. Proses yang terjadi dalam CNN yaitu *convolutional layer* dan diikuti oleh tahap *pooling* untuk melakukan ekstraksi fitur dari citra yang masuk. Proses *pooling* citra akan di *flatten* untuk diteruskan ke proses *fully connected-layer* untuk proses pengklasifikasian.

2.6. Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan matriks yang digunakan untuk mengevaluasi model klasifikasi dengan memprediksi objek yang benar atau salah. *Confusion Matrix* direpresentasikan dengan tabel yang menjelaskan klasifikasi jumlah

data uji yang benar dan klasifikasi jumlah data uji yang salah (Rahman et al., 2017).

Tabel 1. Confusion Matrix (Rahman et al., 2017)

<i>Correct</i>	<i>Classified as</i>	
	<i>Predicted “+”</i>	<i>Predicted “-”</i>
<i>Actual “+”</i>	<i>True Positives</i>	<i>False Negatives</i>
<i>Actual “-”</i>	<i>False Positives</i>	<i>True Negatives</i>

Keterangan:

True Positives (TP) = data positif yang terdeteksi benar

False Positives (FP) = data negatif yang terdeteksi sebagai data positif

True Negatives (TN) = data negatif yang terdeteksi benar

False Negatives (FN) = data positif yang terdeteksi sebagai data negatif

Tabel *confusion matrix* bertujuan untuk menghitung kinerja metode klasifikasi dengan menghitung jumlah *recall*, *precision*, *f1 score*, *accuracy*, dan *error rate* (Kohavi, R. & Provost, 1998).

1. *Recall*

Recall merupakan parameter yang digunakan untuk mengukur kelengkapan suatu algoritma. *Recall* adalah tingkat kesuksesan yang dapat dideteksi oleh sistem.

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

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

i = jumlah kelas

2. *Precision*

Precision adalah parameter untuk mengukur ketepatan dari suatu algoritma. *Precision* merupakan tingkat akurasi antara informasi yang diminta oleh pengguna dan jawaban yang disediakan oleh sistem.

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

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

i = jumlah kelas

3. *F1 Score*

F1 Score adalah perbandingan rata rata dari nilai *recall* dan *precision*. *F1 Score* digunakan untuk membuat model klasifikasi dengan keseimbangan nilai *recall* dan *precision* secara optimal.

$$F1\ Score = \frac{2 \times recall \times precision}{(recall + precision)} \times 100\% \quad (10)$$

4. Accuracy

Accuracy adalah perhitungan yang bertujuan untuk mengevaluasi kinerja dari suatu algoritma. *Accuracy* merupakan tingkat kedekatan antara nilai yang diprediksi oleh sistem dengan nilai yang sebenarnya.

$$Accuracy = \sum_{i=1}^1 \frac{TP_i + TN_i}{TP_i + TN_i + FP_i + FN_i} \times 100\% \quad (11)$$

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

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

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

i = jumlah kelas

5. Error Rate

Error Rate adalah tingkat kegagalan yang terjadi dalam klasifikasi pada data uji.

$$Error Rate = 100\% - Accuracy \quad (12)$$

Keterangan:

Accuracy = tingkat kedekatan antara nilai yang diprediksi oleh sistem dengan nilai yang sebenarnya.

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan di Taman Kupu-Kupu Gita Persada yang berada di Jalan Wan Abdurrahman, Hutan, Kecamatan Hutan, Lampung, Indonesia dan Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung Jalan Prof. Dr. Soemantri Brojonegoro No. 1 Gedung Meneng, Bandar Lampung. Penelitian ini dilakukan pada bulan Januari tahun ajaran 2020/2021.

3.2. Alat dan Bahan

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

3.2.1. Perangkat Keras (*Hardware*)

- a. Laptop Lenovo IdeaPad S145 dengan spesifikasi RAM 4.00 GB, Harddisk 1 TB, dan *Processor* Intel(R) Core(TM) i3-8145U CPU @ 2.30 GHz sebagai alat pendukung penelitian untuk proses pengolahan citra kupu-kupu.
- b. Kamera Fujifilm XA-20, 16,3 Megapiksel digunakan untuk pengambilan citra kupu-kupu

3.2.2. Perangkat Lunak (*Software*)

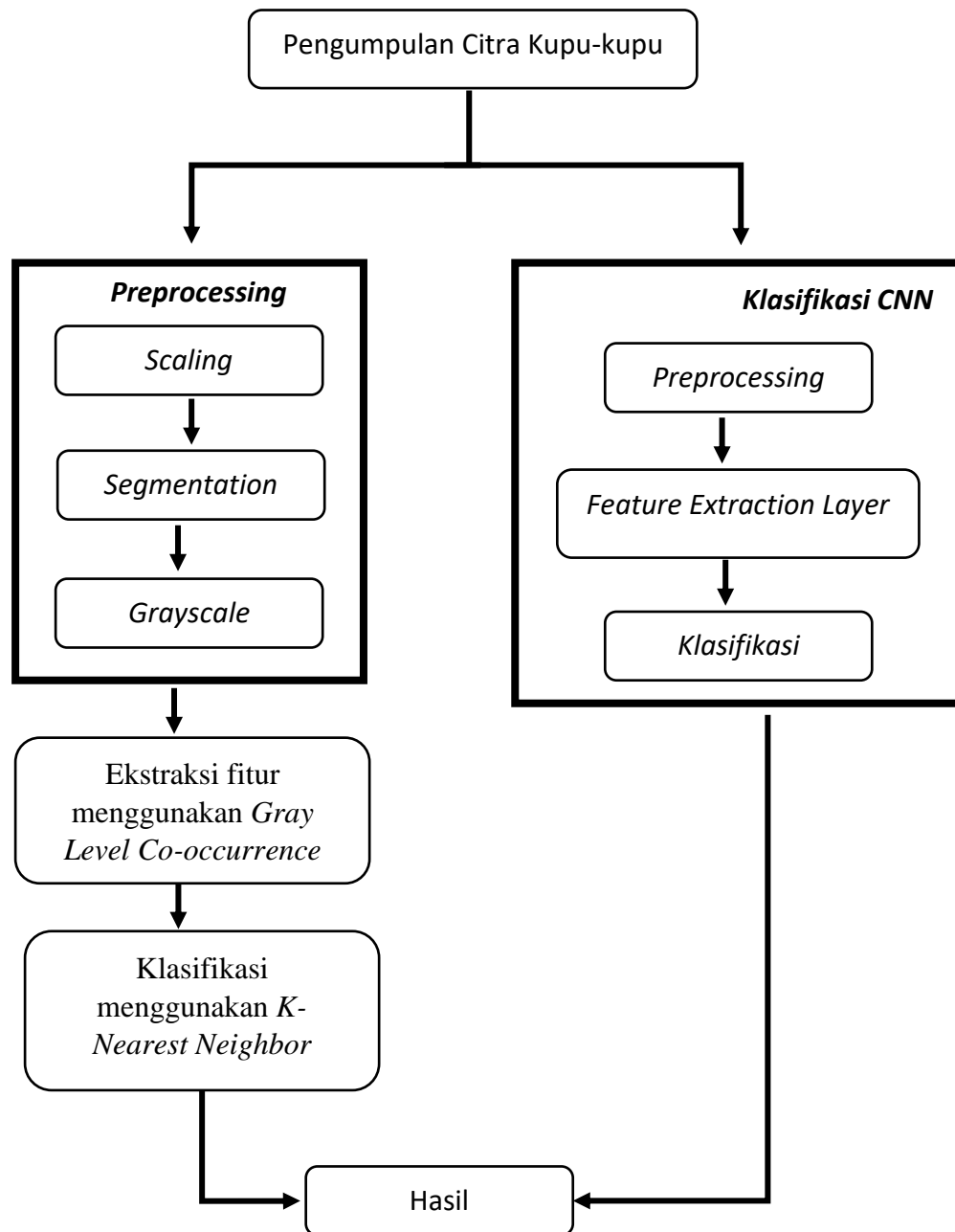
- a. Sistem Operasi Windows 10 Pro 64-Bit digunakan sebagai sistem operasi pada laptop.
- b. Jupyter Notebook digunakan sebagai *tool* untuk melakukan proses *preprocessing* dan klasifikasi pada citra kupu-kupu.

3.2.3. Bahan Penelitian

Bahan yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 800 citra, terdiri dari 100 citra Kupu Jarak (*Ariadne ariadne*), 100 citra Kupu Batik Cap (*Cethosia penthesilea*), 100 citra Kupu Harimau Kuning Hijau (*Parantica aspiasa*), 100 citra Kupu Pantat Merah (*Pacliopta aristolochiae*), 100 citra Kupu Raja Limau Jantan (*Papilio memnon*), 100 citra Kupu Jojo (*Papilio nephelus*), 100 citra Kupu Hijau Biru (*Papilio peranthus*), dan 100 citra Kupu Raja Helena (*Troides helena*) yang ada di Taman Kupu-Kupu Gita Persada Lampung.

3.3. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian yang digunakan dalam identifikasi citra kupu-kupu menggunakan klasifikasi KNN dan CNN dapat dilihat pada Gambar 13.



Gambar 13. Tahapan Penelitian.

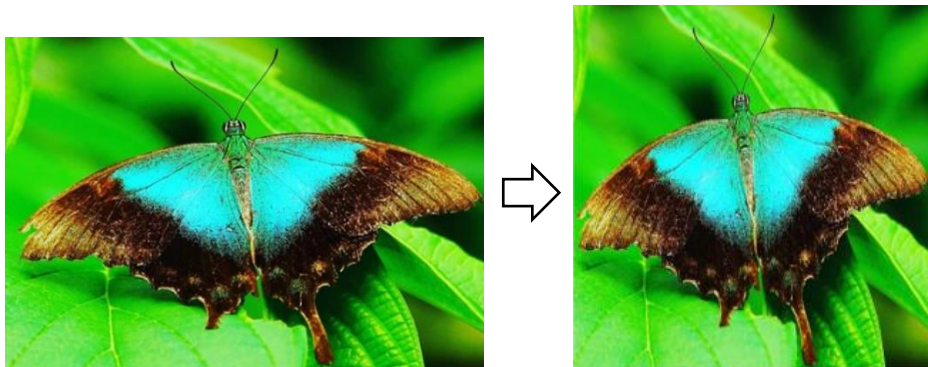
Tahapan yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Pengumpulan Cita Kupu-Kupu

Taman Kupu-Kupu Gita Persada yang berlokasi di Jalan Wan Abdurrahman, Hutan, Kecamatan Hutan, Lampung menjadi tempat untuk pengambilan citra kupu-kupu. Citra kupu-kupu yang diambil berjumlah 100 citra untuk masing-masing jenis dengan format JPG (*Joint Photographic Group*). Citra yang diambil adalah citra Kupu Jarak, citra Kupu Batik Cap, citra Kupu Harimau Kuning Hijau, citra Kupu Pantat Merah, citra Kupu Raja Limau Jantan, citra Kupu Jojo, citra Kupu Hijau Biru, dan citra Kupu Raja Helena. Citra kupu-kupu yang sudah diambil akan disimpan dalam *folder* yang diberi nama *dataset*.

2. *Scaling*

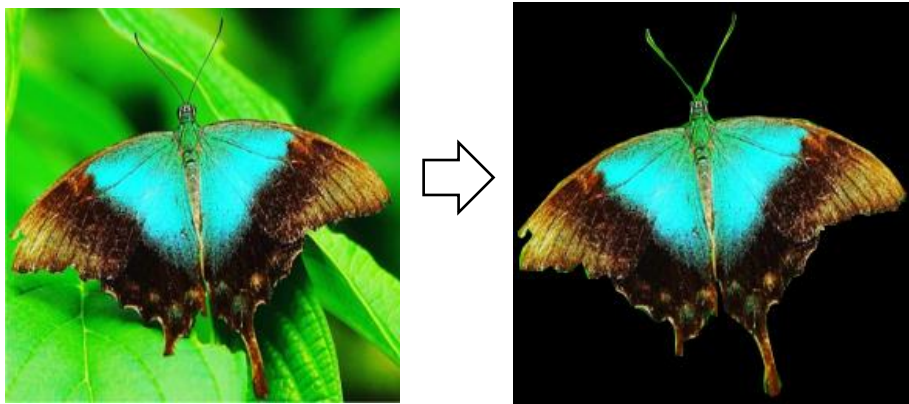
Scaling adalah proses mengubah ukuran citra dan dikonversikan ke resolusi yang berbeda tanpa menghilangkan objeknya (Arham & W, 2012). Citra awal dipotong menjadi 256 x 256 piksel sehingga yang terlihat hanya ciri khas dari citra sehingga mempermudah proses klasifikasi. Perubahan ukuran citra dapat dilihat pada gambar 14.



Gambar 14. Contoh proses *scaling* pada citra kupu-kupu.

3. *Segmentation*

Segmentation adalah proses memisahkan citra menjadi beberapa daerah atau objek. *Segmentation* bertujuan untuk memisahkan wilayah objek dengan wilayah latar belakang (*background*) agar mempermudah proses klasifikasi (Sinaga, 2017). Perubahan citra yang telah melalui proses segmentasi ditunjukkan pada gambar 15.



Gambar 15. Contoh proses *segmentation* pada citra kupu-kupu.

4. *Grayscale*

Grayscale adalah proses mengubah citra dari warna RGB (*Red, Green, Blue*) menjadi citra keabu-abuan. Proses ini mengubah citra yang berawal dari 3 matriks menjadi 1 matriks saja (Musrini et al., 2017). *Grayscale* menggunakan persamaan sebagai berikut:

$$I(i, y) = \alpha \cdot R + \beta \cdot G + \gamma \cdot B \quad (12)$$

Keterangan:

$I(x, y)$ = level keabuan

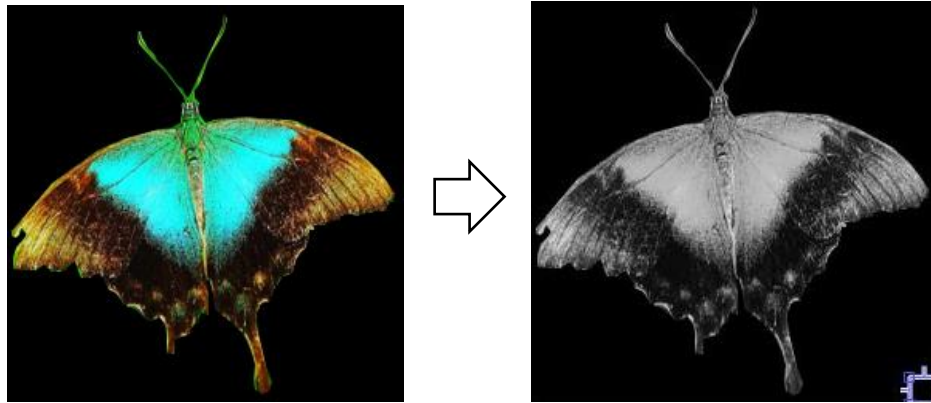
R = Nilai warna merah

G = Nilai warna hijau

B = Nilai warna biru

Dengan nilai konstanta $\alpha = 0,2989$, $\beta = 0,5870$, $\gamma = 0,1140$ (Musrini et al., 2017).

Citra yang sudah melalui proses *grayscale* ditunjukkan pada gambar 16.



Gambar 16. Contoh proses *grayscale* pada citra kupu-kupu.

Nilai *grayscale* menunjukkan tingkat keabuan 256 level pada gambar yang berukuran 256 x 256 piksel. Nilai *grayscale* yang ditampilkan hanya 5 x 5 piksel yang berasal dari ruang atau array (0,0) sampai array (4,4). Nilai *grayscale* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Nilai tingkat keabu-abuan pada citra Kupu Hijau Biru

Piksel	0	1	2	3	4
0	71	81	63	43	72
1	89	80	76	56	100
2	105	78	69	63	72
3	62	78	53	51	68
4	79	72	53	52	62

Nilai tingkat keabu-abuan pada Tabel 1 adalah tingkat keabu-abuan yang mempunyai nilai maksimum 256 level. Penelitian ini disederhanakan menjadi maksimum 8 level nilai keabu-abuan sehingga tidak banyak data yang diproses. Proses yang dilakukan untuk mengkonversi nilai dari 256

level menjadi 8 level yaitu dengan cara membagi seluruh nilai dengan nilai 32. Hasil yang sudah disederhanakan dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Nilai tingkat keabu-abuan 8 level pada citra Kupu Hijau Biru

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

5. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur adalah proses yang membentuk fitur dari suatu objek dan mengelompokkan suatu objek tertentu dengan melakukan proses pencocokan antara satu objek dengan objek yang lainnya. Penelitian ini menggunakan metode ekstraksi fitur GLCM untuk klasifikasi pada KNN. Ekstraksi fitur dilakukan dengan cara memisahkan *dataset* menjadi 2 bagian yaitu data latih dan data uji. Data latih bertujuan untuk proses *training data* dan data uji bertujuan untuk proses pengenalan. Proses ekstraksi fitur GLCM diawali dengan membuat matriks kookurensi yang dibentuk dari pasangan dua piksel yang sejajar sesuai dengan arah orientasi sudut tertentu (Widodo et al., 2018). Jarak yang digunakan dalam penelitian ini yaitu $d = 1$ dan arah sudutnya menggunakan 0° , 45° , 90° , dan 135° . Proses pembentukan matriks kookurensi berdasarkan nilai pada citra yang telah dikonversi menjadi 8 level (Tabel 3) dengan jarak 1 piksel dan arah sudut sebesar 0° dapat dilihat pada gambar 17.

Hasil nya menjadi matriks simetris

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	2	24	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	5	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	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
6	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
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 18. Tahapan membuat matriks simetris.

Tahapan selanjutnya adalah melakukan normalisasi pada matriks simetris dengan cara membagi jumlah setiap elemen dengan jumlah total seluruh nilai yang ada pada matriks. Tahapan pembuatan normalisasi matriks GLCM dapat dilihat pada gambar 19.

Matriks sebelum dinormalisasi

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	2	24	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	5	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	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
6	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
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Matriks setelah dinormalisasi

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0,05	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0,05	0,6	0,125	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0,125	0,05	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	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
6	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
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Total seluruh nilai = 40

Gambar 19. Tahap pembuatan normalisasi pada matriks GLCM

Tahapan selanjutnya yaitu menghitung fitur GLCM, ada 4 fitur yang digunakan dalam penelitian ini yaitu (Andrian et al., 2019):

a. *Angular Second Moment (ASM)*

ASM atau *Angular Second Moment* adalah nilai yang digunakan untuk menghitung konsentrasi intensitas pasangan pada matriks. ASM merupakan ukuran homogenitas dari suatu citra. Perhitungan fitur ASM menggunakan matriks GLCM yang sudah di normalisasi pada gambar 19 dan menggunakan persamaan 1 sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \text{ASM} &= 0^2 + 0,05^2 + 0^2 + 0^2 + 0,05^2 + 0,6^2 + 0,125^2 + 0^2 + 0^2 + 0,125^2 + \\
 &\quad 0,05^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 + 0^2 \\
 &= 0 + 0,0025 + 0 + 0 + 0,0025 + 0,36 + 0,015625 + 0 + 0 + 0,015625 \\
 &\quad + 0,0025 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 \\
 &= 0,39875
 \end{aligned}$$

b. *Contrast*

Contrast adalah perbedaan intensitas antara nilai maksimal (terang) dan minimal (gelap) pada tingkat keabu-abuan dalam pasangan piksel. *Contrast* merupakan ukuran dari penyebaran elemen-elemen matriks pada suatu citra. Perhitungan fitur *contrast* menggunakan matriks GLCM yang sudah di normalisasi pada gambar 19 dan menggunakan persamaan 2 sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \text{Contrast} &= (0-0)^2 \cdot 0 + (0-1)^2 \cdot 0,05 + (0-2)^2 \cdot 0 + (0-3)^2 \cdot 0 + (1-0)^2 \cdot 0,05 + (1- \\
 &\quad 1)^2 \cdot 0,6 + (1-2)^2 \cdot 0,125 + (1-3)^2 \cdot 0 + (2-0)^2 \cdot 0 + (2-1)^2 \cdot 0,125 + (2- \\
 &\quad 2)^2 \cdot 0,05 + (2-3)^2 \cdot 0 + (3-0)^2 \cdot 0 + (3-1)^2 \cdot 0 + (3-2)^2 \cdot 0 + (3-3)^2 \cdot 0 \\
 &= 0 + 0,05 + 0 + 0 + 0,05 + 0 + 0,125 + 0 + 0 + 0,125 + 0 + 0 + 0 \\
 &\quad + 0 + 0 \\
 &= 0,35
 \end{aligned}$$

c. *Homogeneity*

Homogeneity atau *Inverse Different Moment* menampilkan kehomogenan citra yang memiliki derajat keabuan yang sama. *Homogeneity* digunakan untuk mengukur kehomogenan variasi intensitas dari suatu citra. Perhitungan fitur *homogeneity* menggunakan matriks GLCM yang sudah di normalisasi pada gambar 19 dan menggunakan persamaan 3 sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 IDM &= \frac{0}{1+(0-0)^2} + \frac{0,05}{1+(0-1)^2} + \frac{0}{1+(0-2)^2} + \frac{0}{1+(0-3)^2} + \frac{0,05}{1+(1-0)^2} + \frac{0,6}{1+(1-1)^2} + \\
 &\quad \frac{0,125}{1+(1-2)^2} + \frac{0}{1+(1-3)^2} + \frac{0}{1+(2-0)^2} + \frac{0,125}{1+(2-1)^2} + \frac{0,05}{1+(2-2)^2} + \frac{0}{1+(2-3)^2} + \\
 &\quad \frac{0}{1+(3-0)^2} + \frac{0}{1+(3-1)^2} + \frac{0}{1+(3-2)^2} + \frac{0}{1+(3-3)^2} \\
 &= 0 + 0,025 + 0 + 0 + 0,025 + 0,6 + 0,0625 + 0 + 0 + \\
 &\quad 0,0625 + 0,05 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 = 0,0825
 \end{aligned}$$

d. *Correlation*

Correlation adalah suatu ukuran dari ketergantungan linear antara nilai tingkat keabu-abuan dalam suatu citra. Korelasi merupakan persamaan untuk mencari relasi linear antara tingkat keabuan dari piksel yang berdekatan. Perhitungan fitur *correlation* harus memiliki nilai μ_i , μ_j , σ_i , dan σ_j yang menggunakan persamaan 13 sampai 16 dan menggunakan matriks GLCM yang sudah di normalisasi pada gambar 19:

$$\mu_i = \sum (f(i,j) \cdot p(f(i,j))) \quad (13)$$

$$\mu_j = \sum (f(i,j) \cdot p(f(i,j))) \quad (14)$$

$$\sigma_{i^2} = \sum (f(i,j) - \mu)^2 \cdot p(f(i,j)) \quad (15)$$

$$\sigma_{j^2} = \sum (f(i,j) - \mu)^2 \cdot p(f(i,j)) \quad (16)$$

Tabel 4. Matriks GLCM dengan keseluruhan nilai (x,y) pada tiap baris dan kolom

P(i,j)	0	1	2	3	SumY
0	0	0,05	0	0	0,05
1	0,05	0,6	0,125	0	0,0775
2	0	0,125	0,05	0	0,175
3	0	0	0	0	0
SumX	0,05	0,0775	0,175	0	

$$\begin{aligned} \mu_i &= 0 \cdot 0,05 + 1 \cdot 0,0775 + 2 \cdot 0,175 + 3 \cdot 0 \\ &= 0 + 0,0775 + 0,35 + 0 \\ &= 0,4275 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mu_j &= 0 \cdot 0,05 + 1 \cdot 0,0775 + 2 \cdot 0,175 + 3 \cdot 0 \\ &= 0 + 0,0775 + 0,35 + 0 \\ &= 0,4275 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \sigma_{i^2} &= (0-0,4275)^2 \cdot 0,05 + (1-0,4275)^2 \cdot 0,0775 + (2-0,4275)^2 \cdot 0,175 + (3- \\ &\quad 0,4275)^2 \cdot 0 \\ &= 0,0091 + 0,0254 + 0,4327 + 0 = 0,4672 \end{aligned}$$

$$\sigma_i = 0,6835$$

$$\begin{aligned} \sigma_{j^2} &= (0-0,4275)^2 \cdot 0,05 + (1-0,4275)^2 \cdot 0,0775 + (2-0,4275)^2 \cdot 0,175 + (3- \\ &\quad 0,4275)^2 \cdot 0 \\ &= 0,0091 + 0,0254 + 0,4327 + 0 = 0,4672 \end{aligned}$$

$$\sigma_j = 0,6835$$

Perhitungan fitur *correlation* pada matriks GLCM yang telah diketahui nilai μ_i , μ_j , σ_i , dan σ_j pada tabel 4 menggunakan persamaan 4 sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \text{Correlation} &= \{(0-0,4275) \cdot (0-0,4275) \cdot 0 + (0-0,4275) \cdot (1-0,4275) \cdot 0,05 + \\
 &\quad 0,4275) \cdot (2-0,4275) \cdot 0 + (0-0,4275) \cdot (3-0,4275) \cdot 0 + (1- \\
 &\quad 0,4275) \cdot (0-0,4275) \cdot 0,05 + (1-0,4275) \cdot (1-0,4275) \cdot 0,6 + (1- \\
 &\quad 0,4275) \cdot (2-0,4275) \cdot 0,125 + (1-0,4275) \cdot (3-0,4275) \cdot 0 + (2- \\
 &\quad 0,4275) \cdot (0-0,4275) \cdot 0 + (2-0,4275) \cdot (1-0,4275) \cdot 0,125 + (2- \\
 &\quad 0,4275) \cdot (2-0,4275) \cdot 0,05 + (2-0,4275) \cdot (3-0,4275) \cdot 0 + (3- \\
 &\quad 0,4275) \cdot (0-0,4275) \cdot 0 + (3-0,4275) \cdot (1-0,4275) \cdot 0 + (3- \\
 &\quad 0,4275) \cdot (2-0,4275) \cdot 0 + (3-0,4275) \cdot (3-0,4275) \cdot 0\} / \\
 &\quad 0,6835 \cdot 0,6835 \\
 &= 0 + (-0,0122) + 0 + 0 + (-0,0122) + 0,1966 + 0,1125 + 0 + \\
 &\quad 0 + 0,1125 + 0,1236 + 0 + 0 + 0 + 0 + 0 \\
 &= 0,5208
 \end{aligned}$$

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

6. Klasifikasi

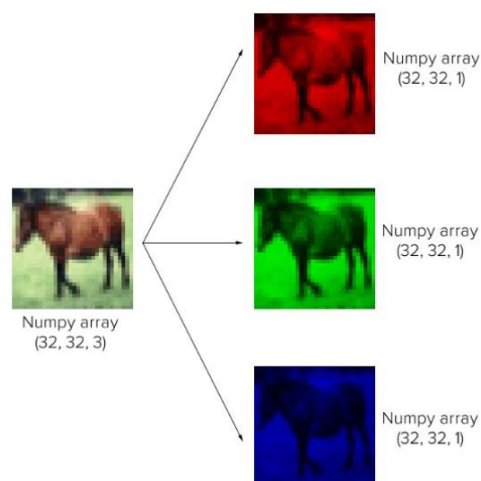
Klasifikasi merupakan langkah terakhir dalam pengenalan pola. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan *Convolutional Neural Network* (CNN). KNN dihitung dengan cara menghitung jarak tetangga yang paling dekat dengan objek tersebut. KNN memiliki atribut yang biasa disebut dengan k . K adalah bilangan bulat positif dan biasanya dengan jumlah yang ganjil dan kecil. K adalah jumlah nilai tetangga yang menjadi nilai acuan pada klasifikasi KNN. Langkah untuk klasifikasi menggunakan metode KNN dalam penelitian ini adalah sebagai berikut (Pamungkas, 2019):

1. Menentukan nilai k dari jumlah tetangga yang paling dekat
2. Menghitung jarak masing-masing objek terhadap data latih menggunakan *euclidean distance*
3. Mengurutkan kelompok objek dari jarak yang terkecil.
4. Mengklasifikasikan tetangga terdekat dengan label kelas Y .
5. Kelompok tetangga terdekat yang paling banyak dapat memperkirakan *query instance* yang telah dihitung.

CNN dibagi menjadi dua arsitektur yaitu *Feature Extraction Layer* dan *Fully Connected Layer*. *Feature Extraction Layer* adalah proses yang mengubah sebuah citra menjadi *features* yang berupa angka-angka yang mempresentasikan citra tersebut. *Feature Extraction Layer* terdiri dari dua bagian, yaitu (Prasmatio et al., 2020):

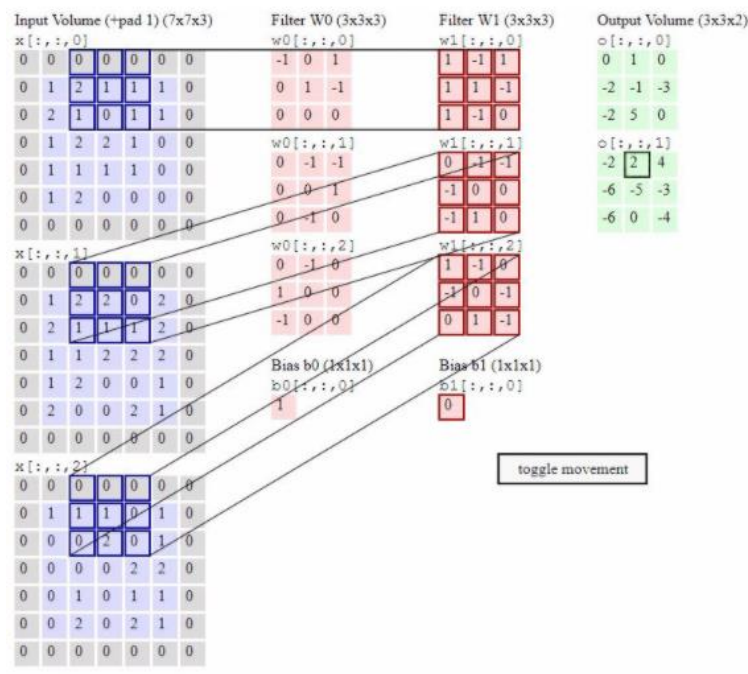
1. *Convolutional Layer*

Gambar 20 adalah RGB (*Red, Green, Blue*) berukuran 32×32 *pixels*. RGB adalah multidimensional array dengan ukuran $32 \times 32 \times 3$. *Convolutional layer* terdiri dari neuron yang tersusun sehingga membentuk sebuah filter dengan panjang dan tinggi (piksel).



Gambar 20. *Convolutional Layer*.

Convolutional layer merupakan inti dari CNN, terdapat beberapa bagian penting dalam *layer* ini. *Layer* pertama pada *feature extraction layer* adalah *convolutional layer* sesuai dengan *pixels* citra dengan jumlah 3 buah *channel* sesuai dari citra tersebut. Tiga filter citra akan digeser ke semua bagian citra dan setiap pergerakan akan dilakukan operasi antara *input* dan nilai dari filter citra dan menghasilkan sebuah *output* yang disebut sebagai *activation map* atau *feature map*. Konvolusi pada data citra bertujuan untuk mengekstraksi fitur dari citra input. Contoh *feature map* dapat dilihat pada gambar 21.



Gambar 21. *Activation map* atau *Feature map*.

Gambar 21 menunjukkan perpindahan *stride* pada tiap *pixel* nya dan *stride* yang digunakan bernilai 2. *Stride* adalah parameter yang memutuskan berapa jumlah perpindahan *filter*. *Convolutional filter* akan bergeser 1 *pixels* secara *horizontal* dan *vertical* jika nilai *stride* nya 1. Semakin kecil nilai *stride* akan semakin detail nilai yang akan didapatkan. Tiap perpindahan akan dijumlahkan dengan *filter* dan akan

menghasilkan *output*. Perhitungan dimensi dari *feature map* dapat dilihat pada persamaan 17.

$$Output = \frac{W - N + 2P}{s} + 1 \quad (17)$$

Keterangan:

W = Panjang atau tinggi dari masukan

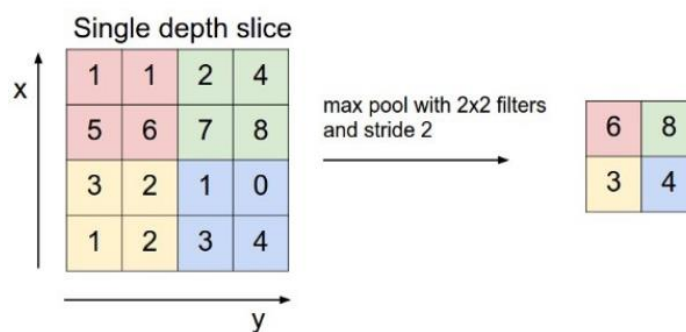
N = Panjang atau tinggi dari *filter*

P = *Zero padding*

S = *Stride*

2. Pooling Layer

Pooling layer berada setelah *convolutional layer*. *Pooling layer* terdiri dari sebuah *filter* dengan ukuran dan *stride* tertentu yang akan bergeser atau berpindah pada semua bagian area *feature map*. *Pooling* terbagi menjadi 2 macam, yaitu *max pooling* dan *average pooling*. *Max pooling* menggunakan nilai maksimum berdasarkan piksel yang ditentukan, sedangkan *average pooling* akan memilih nilai rata-rata. *Pooling layer* digunakan untuk mengurangi dimensi dari *feature map* (*downsampling*), sehingga dapat mempercepat komputasi dan mengatasi *overfitting*.



Gambar 22. *Pooling Layer*.

3. *Fully Connected Layer*

Fully Connected Layer adalah proses input pada matriks yang akan di-*flatten* menjadi fitur vector dan melalui jaringan *neuron* untuk memprediksi probabilitas *output*. *Fully Connected Layer* digunakan untuk mengolah data sehingga dapat diklasifikasikan.

V. SIMPULAN DAN SARAN

5.1. Simpulan

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

1. Klasifikasi *Convolutional Neural Network* telah berhasil diimplementasikan pada proses pengenalan pola kupu-kupu dengan tingkat akurasi tertinggi sebesar 99,7% pada pengujian dengan nilai *epoch* = 100 dan *learning rate* = 0,01.
2. Klasifikasi *K-Nearest Neighbor* diimplementasikan pada proses pengenalan pola kupu-kupu dengan tingkat akurasi tertinggi sebesar 76,3% pada pengujian dengan arah sudut 45° dengan nilai $k = 1$.
3. Pengujian menggunakan metode CNN dapat melakukan pencarian data terbaik pada kelas Kupu Batik Cap, Kupu Harimau Kuning Hijau, Kupu Hijau Biru, Kupu Jarak, Kupu Jojo, Kupu Pantat Merah, dan Kupu Raja Limau dengan nilai *recall* 100%.
4. Pengujian menggunakan metode KNN dapat melakukan pencarian data terbaik pada kelas Kupu Raja Helena, Kupu Jarak, dan Kupu Harimau Kuning Hijau dengan nilai *recall* 92,3%.
5. Kinerja metode CNN memiliki akurasi 23,4% lebih tinggi dibandingkan dengan kinerja metode KNN pada klasifikasi Kupu-Kupu Sumatra.
6. Proses *training* pada metode CNN membutuhkan data berjumlah besar, dataset yang digunakan sebanyak 1600 dataset yang sudah di augmentasi menggunakan 800 dataset awal sehingga tingkat kesalahannya kecil yaitu sebesar 0,3%.

7. Tingkat kesalahan yang besar pada metode klasifikasi KNN terjadi dikarenakan menggunakan segmentasi otomatis sehingga objek dengan *background* tidak terpisah dengan baik. Tingkat kesalahan pada klasifikasi juga disebabkan oleh banyaknya jumlah kelas yang digunakan. Tingkat kesalahan pada metode KNN adalah 23,7%

5.2. Saran

Saran yang diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Menambahkan kelas dengan jenis kupu-kupu lainnya.
2. Menambahkan ukuran model yang telah dihasilkan pada masing-masing klasifikasi.
3. Penelitian ini dapat dikembangkan dalam bentuk aplikasi yang digabungkan dengan *smartphone*.
4. Mengembangkan klasifikasi kupu-kupu dengan metode CNN dengan arsitektur lain seperti YOLO, Faster R-CNN, dan VGG-16.

DAFTAR PUSTAKA

- Almryad, A. S., & Kutucu, H. 2020. Automatic Identification For Field Butterflies By Convolutional Neural Networks. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 23(1), 189–195.
<https://doi.org/10.1016/j.jestch.2020.01.006>
- Andrian, R., Maharani, D., Muhammad, M. A., & Junaidi, A. 2019. Butterfly Identification Using Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) Extraction Feature and K-Nearest Neighbor (KNN) Classification.
- Arham, Z., & W, N. I. 2012. Pembangunan Virtual Mirror Eyeglasses Menggunakan Teknologi Augmented Reality. *Komputa : Jurnal Ilmiah Komputer Dan Informatika*, 1(2), 79–84.
<https://doi.org/10.34010/komputa.v1i2.64>
- Arjo, T. R., & Anbeni, R. 2018. Pengenalan Aktivitas Berkendara Berbasis Sensor Accelerometer Pada Smartphone Dengan Fitur Auto Feedback Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbour. 2(1), 1–6.
- Arzar, N. N. K., Sabri, N., Johari, N. F. M., Shari, A. A., Noordin, M. R. M., & Ibrahim, S. 2019. Butterfly Species Identification Using Convolutional Neural Network (CNN). *2019 IEEE International Conference on Automatic Control and Intelligent Systems, I2CACIS 2019 - Proceedings, June*, 221–224.
<https://doi.org/10.1109/I2CACIS.2019.8825031>
- Bontempi, G. 1999. Local Learning Techniques for Modeling. Prediction and Control [Thesis]. Université Libre de Bruxelles.

- Danasingh, A. A. G. S., EPIPHANY, J. L., & S, V. 2015. Feature Extraction for Document Classification.
- Kohavi, R. & Provost, F. 1998. Glossary of terms: Machine Learning. *Machine Learning*, 30, 271–274.
- LeCun, Y., Boser, B., Denker, J. S., Henderson, D., Howard, R. E., Hubbard, W., & Jackel, L. D. 1990. Handwritten Digit Recognition With A Backpropagation Network. 396–404. <https://doi.org/10.1111/dsu.12130>
- Mulyono, I. U. W., Lukita, T. C., Sari, C. A., Setiadi, D. R. I. M., Rachmawanto, E. H., Susanto, A., Putra, M. D. M., & Santoso, D. A. 2020. Parijoto Fruits Classification using K-Nearest Neighbor Based on Gray Level Co-Occurrence Matrix Texture Extraction. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1501/1/012017>
- Musrini, M., Andriana, & Hidayat, A. S. 2017. Implementasi Algoritma GLCM Dan MED pada Aplikasi Pendeteksi Kolesterol Melalui Iris Mata. 2(2).
- Nesi, S. 2011. Pengenalan Pola Untuk Deteksi Uang Koin. 18–24.
- Pamungkas, D. P. 2019. Ekstraksi Citra menggunakan Metode GLCM dan KNN untuk Identifikasi Jenis Anggrek (Orchidaceae). 2, 51–56.
- Prasmatio, R. M., Rahmat, B., & Yuniar, I. 2020. *Deteksi dan Pengenalan Ikan Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network*. 1(2), 510–521.
- Rahman, M. F., Alamsah, D., Darmawidjadja, M. I., & Nurma, I. 2017. Klasifikasi Untuk Diagnosa Diabetes Menggunakan Metode Bayesian Regularization Neural Network (RBNN). *Jurnal Informatika*, 11(1), 36. <https://doi.org/10.26555/jifo.v11i1.a5452>
- Septiarini, A. 2012. Pengenalan Pola Pada Citra Digital dengan Fitur Momen Invariant. 7(1), 8–11.
- Sinaga, A. S. R. 2017. Implementasi Teknik Threshoding Pada Segmentasi Citra Digital. 1(2), 48–51.

- Situmorang, G. T., Rahman, M. A., & Widodo, A. W. 2019. Penerapan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) untuk Ekstraksi Ciri pada Telapak Tangan. 3(5), 4710–4716.
- Soekardi, H., Alia, L., Anshori, D., & Martinus. 2016. Kupu-Kupu Lampung Taman Kupu-Kupu Gita Persada Bandar Lampung. Yayasan Sahabat Alam.
- Widodo, R., Widodo, A. W., & Supriyanto, A. 2018. Pemanfaatan Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Citra Buah Jeruk Keprok (*Citrus Reticulata* Blanco) untuk Klasifikasi Mutu. 2(11), 5769–5776.