

**PERBANDINGAN KINERJA *SUPPORT VECTOR MACHINE* (SVM) DAN
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK KLASIFIKASI
KUPU-KUPU**

(Skripsi)

**Oleh
ANINDITA VEYBA ALDARIZKY**



**JURUSAN ILMU KOMPUTER
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG**

2023

ABSTRAK

PERBANDINGAN KINERJA *SUPPORT VECTOR MACHINE* (SVM) DAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN) UNTUK KLASIFIKASI KUPU-KUPU

Oleh

ANINDITA VEYBA ALDARIZKY

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 aspasia*, dan *Troides helena*. Tahap pre-processing yang dilakukan adalah scaling, segmentasi, dan grayscale. Metode SVM digunakan untuk mengenali ciri-ciri citra kupu-kupu menggunakan arah sudut 0° , 45° , 90° , dan 135° . Metode klasifikasi SVM pada penelitian ini menggunakan metode kernell. 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 SVM menghasilkan tingkat akurasi

tertinggi sebesar 67,50% dan kesalahan klasifikasi sebesar 32,50% pada pengujian dengan arah sudut 135° . Kinerja metode CNN memiliki akurasi 32,19% lebih tinggi dibandingkan dengan kinerja metode SVM pada klasifikasi kupu-kupu.

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

ABSTRACT

PERFORMANCE COMPARISON OF SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) AND CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) FOR BUTTERFLY IDENTIFICATION

By

ANINDITA VEYBA ALDARIZKY

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 SVM method is used to identify the characteristics of the butterfly image using the angles of 0°, 45°, 90°, and 135°. The SVM classification method in this study using kernel method. 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, SVM classification produces an accuracy level the highest was 67,50% and the error rate

was 32,50% in the test with an angle of 135° . The performance of the CNN method had higher accuracy 32,19% than the performance of the SVM method on the classification of the butterflies.

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

**PERBANDINGAN KINERJA *SUPPORT VECTOR MACHINE* (SVM) DAN
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK KLASIFIKASI
KUPU-KUPU**

Oleh

ANINDITA VEYBA ALDARIZKY

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
2023**

Judul Skripsi : **PERBANDINGAN KINERJA SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) DAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK KLASIFIKASI KUPU-KUPU**

Nama Mahasiswa : **Anindita Veyba Aldarizky**

Nomor Pokok Mahasiswa : **1617051095**

Program Studi : **Ilmu Komputer**

Fakultas : **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



MENYETUJUI

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.**

2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



Dr. Eng. Heri Satria, S. Si., M. Si
NIP. 19740705 200003 1 001

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : **22 Februari 2023**

PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, menyatakan bahwa skripsi saya yang berjudul “**Perbandingan Kinerja *Support Vector Machine* (SVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) Untuk Klasifikasi Kupu-kupu**” 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, 03 April 2023



Anindita Veyba Aldarizky
NPM. 1617051095

RIWAYAT HIDUP



Penulis dilahirkan di Bandar Lampung pada 07 Oktober 1998, sebagai anak pertama dari dua bersaudara dari ayah yang bernama Azdi Edios Chandra dan ibu bernama Helida Heliyanti. Penulis menyelesaikan pendidikan formal pertama kali di TK Al- Azhar pada tahun 2003. Pendidikan dasar di SD Negeri 2 Rawalaut yang diselesaikan pada tahun 2010. Pendidikan menengah pertama di SMP Negeri 1 Bandar Lampung yang diselesaikan pada tahun 2013, kemudian melanjutkan pendidikan di SMA Darma Bangsa 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. Melaksanakan kerja praktik di Sekolah dasar Islam Az-Zahra pada tahun 2019.
2. Melaksanakan kegiatan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Halampam, Kecamatan Bukit Kemuning, Kabupaten Kota Bumi, 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

“Allah tidak membebani seseorang melainkan sesuai dengan kesanggupannya.”

(Q.S. Al-Baqarah : 286)

“Treat people the way you wanna be treated.”

(Anonim)

“Ikhlās menerima semua kekecewaan hidup, maka Allah akan membayar tuntas

kekecewaan dengan beribu-ribu kebaikan .”

(Ali bin Abi Thalib)

“Let people talk about behind your back, they’re behind you for a reason.”

(Faxodious)

“Be like glass, if they break you, cut them.”

(Anonim)

SANWACANA

Alhamdulillah rabbil 'alamin, puji syukur kehadiran Allah SWT atas berkah, rahmat serta hidayah-Nya penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul **“Perbandingan Kinerja *Support Vector Machine (SVM)* dan *Convolutional Neural Network (CNN)* Untuk Klasifikasi Kupu-kupu”** dengan lancar. Shalawat serta salam senantiasa tercurahkan kepada Nabi Muhammad SAW, yang telah memberikan tauladan 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, Papa Azdi Edios Chandra dan Bunda Helida Heliyanti yang selalu memberikan doa dan kasih sayang yang tak terhingga kepada anaknya.
2. Adik-adikku tercinta, Alya Mukhbita Aldarizky dan Mitchiy 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. Suropto 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. Hana, Sinta, Renada, dan teman-teman seperbimbingan yang telah menemani dan membantu untuk sama-sama belajar dalam menyusun sampai menyelesaikan skripsi ini.
12. Sahabat-sahabatku tercinta Elshinta, Sika, Selvy, dan Liza, yang telah memberikan semangat serta dukungannya selama ini.
13. Sahabat-sahabatku yang luar biasa Dina, Dhea, Danti, dan Tami yang telah memberikan semangat dengan penuh canda tawa, serta dukungannya selama ini.
14. Cici Atika Indriany yang selalu menemaniku, mendengar keluh kesahku, *partner* dalam segala hal, bermain, dan berbagi cerita suka maupun duka.
15. *Human Diary* sejak KKN, Muhammad Bagaskara Megajaya yang selalu mendengarkan keluh kesahku dan telah memberikan dukungannya selama ini.
16. 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, 03 April 2023

Penulis,

Anindita Veyba Aldarizky

NPM. 1617051095

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR ISI	xv
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR TABEL	xix
I. PENDAHULUAN	xix
1.1. Latar Belakang	20
1.2. Rumusan Masalah	22
1.3. Batasan Masalah	23
1.4. Tujuan Penelitian	23
1.5. Manfaat Penelitian	23
II. TINJAUAN PUSTAKA	24
2.1. Kupu-kupu	24
1. Kupu Raja Limau	25
2. Kupu Jojo	26
3. Kupu Pantat Merah.....	26
4. Kupu Batik Cap	27
5. Kupu Raja Helena	28
6. Kupu Harimau Hijau Kuning	28
7. Kupu Jarak.....	29
8. Kupu Harimau Kuning Hijau	30
2.2. Pengenalan Pola	30
2.3. GLCM (<i>Gray Level Co-occurrence Matrix</i>)	32

2.4. Metode <i>Support Vector Machine</i> (SVM).....	34
2.5. <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN).....	35
2.6. Perhitungan Tingkat Akurasi	37
2.7. <i>Confusion Matrix</i>	37
III. METODOLOGI PENELITIAN	40
3.1. Waktu dan Tempat Penelitian	40
3.2. Alat dan Bahan	40
1. Perangkat Keras (<i>Hardware</i>).....	40
2. Perangkat Lunak (<i>Software</i>).....	41
3. Bahan Penelitian.....	41
3.3. Tahapan Penelitian.....	42
IV. HASIL.....	49
4.1 Metode Klasifikasi CNN	49
4.2 Metode Klasifikasi SVM	51
4.3 Pembahasan	53
V. SIMPULAN DAN SARAN	62
5.1 Simpulan.....	62
5.2 Saran.....	63
DAFTAR PUSTAKA	64
LAMPIRAN.....	67

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
Gambar 1. Morfologi Kupu-kupu	24
Gambar 2. Kupu Raja Limau	25
Gambar 3. Kupu Jojo	26
Gambar 4. Kupu Pantat Merah.....	27
Gambar 5. Kupu Batik Cap.....	27
Gambar 6. Kupu Raja Helena	28
Gambar 7. Kupu Harimau Hijau Kuning	29
Gambar 8. Kupu Jarak.....	29
Gambar 9. Kupu Segitiga Biru.....	30
Gambar 10. Proses Klasifikasi Pengenalan Pola.....	31
Gambar 11. Batas keputusan dataset.....	34
Gambar 12. Arsitektur CNN (Almyrad & Kutucu, 2019)	35
Gambar 13. Convolution Layer (Suartika et al,2016).....	36
Gambar 14. Pooling Layer (Suartika et al, 2016)	36
Gambar 15. Tahapan Penelitian	42
Gambar 16. Proses Scaling	43
Gambar 17. Proses Segmentation	44
Gambar 18. Proses Grayscale	44
Gambar 19. Tahapan Ekstraksi GLCM.....	45
Gambar 20. Algoritma SVM.....	46
Gambar 21. Contoh convolutional layer	47
Gambar 22. Contoh pooling layer	47
Gambar 23. Grafik perbedaan tingkat akurasi pada learning rate 0,001	50
Gambar 24. Grafik perbedaan tingkat akurasi pada learning rate 0,01	51

Gambar 25. Arsitektur Le-Net 5	58
Gambar 26. <i>Loss Curves</i> CNN.....	58
Gambar 27. <i>Accuracy Curves</i> CNN	59
Gambar 28. Tingkat akurasi pada sudut 0°	59
Gambar 29. Tingkat akurasi pada sudut 45°	60
Gambar 30. Tingkat akurasi sudut 90°	61

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Tabel confusion matrix (Rahman et al., 2017).....	37
2. Hasil pengujian dengan learning rate 0,001	49
3. Hasil pengujian dengan learning rate 0,01	50
4. Sampel data hasil ekstraksi fitur GLCM.....	52
5. Hasil pengujian dengan arah orientasi sudut 0°, 45°, 90°, dan 135°	53
6. Confusion matrix hasil klasifikasi CNN dengan nilai epoch = 100 dan learning rate = 0,01	54
7. Recall, Precision, Accuracy, dan Error Rate Hasil Klasifikasi Kupu-kupu.....	55
8. Confusion matrix hasil klasifikasi SVM pada sudut 135°	55
9. Recall, Precision, Accuracy, dan Error Rate Hasil Klasifikasi Kupu-kupu.....	57

I. PENDAHULUAN

Latar Belakang

Kupu-kupu merupakan serangga yang termasuk dalam ordo *Lepidoptera* atau yang berarti memiliki sayap bersisik. Lampung memiliki satu-satunya penangkaran kupu-kupu *in situ* rekayasa di Indonesia, yaitu Taman Kupu-kupu Gita Persada yang berada di Jalan Wan Abdurrahman, Hutan, Kecamatan Hutan, Lampung, Indonesia. Taman Kupu-Kupu Gita Persada memiliki 211 spesies kupu-kupu yang dikembangbiakkan (Soekardi *et al.*, 2016). Taman Kupu-kupu Gita Persada membutuhkan pengenalan kupu-kupu untuk memisahkan antar spesies kupu-kupu yang biasanya dilakukan hanya menggunakan mata manusia oleh peneliti yang ada di Taman Kupu-Kupu Gita Persada.

Kupu-kupu memiliki kebiasaan untuk menegakkan sayapnya disaat hinggap atau sedang beristirahat, maka akan terlihat jelas warna dan juga corak dari sayap kupu-kupu tersebut. Kupu-kupu memiliki warna dan corak pada sayap yang sangat indah. Keindahan warna dan juga corak pada sayap kupu-kupu dapat membuat siapapun yang melihat akan menyukainya. Warna sayap pada kupu-kupu ditentukan oleh struktur sisik, pigmen dan letak jatuhnya sinar matahari. Corak yang terdapat pada sayap kupu-kupu inilah yang dapat membedakan antar spesies kupu-kupu. Corak, warna, dan juga tekstur merupakan masalah utama pada klasifikasi terhadap kupu-kupu (Zhao *et al.*, 2018).

Kupu-kupu merupakan serangga yang keberadaannya ditentukan oleh kemampuan distribusi dan adaptasi terhadap lingkungan. Kupu-kupu merupakan bagian dari keanekaragaman hayati yang harus dijaga kelestariannya. Kupu-kupu memiliki nilai penting bagi manusia maupun lingkungan antara lain, nilai ekonomi, ekologi,

estetika, pendidikan, konservasi dan budaya. Mata manusia memiliki kelemahan dalam membedakan corak yang ada pada sayap kupu-kupu, hal itu merupakan suatu landasan dalam membangun identifikasi kupu-kupu berbasis pengenalan pola.

Pengenalan pola adalah kegiatan yang bertujuan untuk menentukan kelompok atau kategori pola berdasarkan ciri-ciri yang dimiliki oleh pola tersebut dan berkaitan dengan *machine recognition* terhadap obyek yang memiliki pola beraturan dan kompleks. Pola merupakan entitas yang terdefiniskan dan dapat diidentifikasi melalui ciri-cirinya (*features*). Penelitian mengenai tahap dari pengenalan pola terdahulu mengatakan bahwa, pengenalan pola memiliki tiga tahap yaitu *preprocessing*, ekstraksi fitur dan klasifikasi (Septiarini, 2012).

Preprocessing yaitu tahap awal pada pengenalan pola yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas dari suatu citra. *Feature extraction* adalah teknik pengambilan ciri yang bertujuan untuk mendapatkan nilai dari suatu objek tersebut yang kemudian akan dianalisis untuk proses selanjutnya. Metode yang digunakan pada tahap ini biasanya antara lain *Edge Detection*, *Gabor Filtered (GF)*, *Local Binary Pattern (LBP)*, dan lain-lain (Duda *et al.*, 2000).

Identifikasi kupu-kupu dengan pengenalan pola ini dapat didapatkan dengan menggunakan klasifikasi dan klusterisasi, pada penelitian ini identifikasi yang digunakan adalah klasifikasi. Klasifikasi yang biasa digunakan yaitu *K-Nearest Neighbor (KNN)*, *Support Vector Machine (SVM)*, *Extreme Learning Machine (ELM)*, *Convolutional Neural Network (CNN)* dan lain-lain (Duda, Hart, dan Stork, 2000).

Penelitian ini menggunakan metode SVM dan CNN yang menurut penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh (Chandani *et al.*, 2015) mengatakan bahwa metode SVM menghasilkan algoritma terbaik pada komparasi algoritma dengan akurasi 81.10% dan SVM adalah salah satu metode terbaik untuk digunakan pada klasifikasi.

SVM telah banyak digunakan pada kasus kategorisasi dengan akurasi yang cukup baik. CNN melakukan klasifikasi terbaik dibandingkan dengan SVM (Arrofiqoh dan Harintaka, 2018).

Penelitian tentang kupu-kupu telah dilakukan oleh beberapa peneliti sebelumnya, seperti yang dilakukan oleh (Latifah *et al.*, 2018). Pengujian tersebut melakukan penelitian terhadap kupu-kupu yang ada di penangkaran kupu-kupu yang ada di kawasan Taman Nasional Bantimurung Sulawesi Selatan. Dataset kupu-kupu yang digunakan berasal dari family *Papilionidae* dengan jumlah 17 jenis dengan masing-masing berjumlah 10 ekor untuk tiap jenisnya. Sistem yang digunakan yaitu metode SVM Linear dan SVM Non Linear dengan metode *canny* dan telah diuji coba sebanyak 120 kali. Penelitian yang dilakukan ini mendapatkan nilai akurasi tertinggi sebesar 96%.

Penelitian tentang kupu-kupu yang menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) telah dilakukan oleh (Almyrad dan Kutucu, 2019) dari *Karabuk University*. Pengujian yang dilakukan yaitu melakukan penelitian terhadap kupu-kupu yang ada di *website of Butterflies Monitoring & Photography Society of Turkey* dengan 104 dataset. Dataset yang digunakan yaitu berjumlah 44,659 citra kupu-kupu. Klasifikasi yang diterapkan pada pengujian ini yaitu klasifikasi *deep learning architecture* tanpa ekstraksi fitur. Penelitian ini mendapatkan nilai akurasi sebesar 80%. Penelitian lain mengenai kupu-kupu menggunakan CNN sebelumnya juga telah dilakukan oleh (Zhao *et al.*, 2018) dari *Zhengzhou University*. Pengujian yang dilakukan yaitu penelitian terhadap kupu-kupu yang ada pada dataset yang ada pada *3rd China Data Mining Competition* dengan total 5695 foto kupu-kupu. Penelitian ini menerapkan *Faster R-CNN* dan mendapatkan akurasi sebesar 70.4%. Penelitian yang akan dilakukan yaitu membandingkan kinerja metode SVM dan CNN pada klasifikasi citra kupu-kupu berdasarkan spesiesnya.

1.1.Rumusan Masalah

Rumusan masalah dari penelitian adalah bagaimana tingkat akurasi identifikasi spesies kupu-kupu dengan menggunakan klasifikasi SVM dan CNN.

1.2. Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Kupu-kupu yang akan diidentifikasi berjumlah 8 spesies yaitu Kupu Raja Limau (*Papilio memnon*), Kupu Jojo (*Papilio nephelus*), Kupu Pantat Merah (*Pachliopta aristolochiae*), Kupu Batik Cap (*Cethosia penthesilea*), Kupu Raja Helena (*Troides helena*), Kupu Harimau Hijau Kuning (*Papilio peranthus*), Kupu Jarak (*Graphium doson*), Kupu Segitiga Biru (*Graphium Sarpedon*).
2. *Dataset* kupu-kupu yang digunakan berjumlah 800 citra dengan masing-masing spesies berjumlah 100 citra kupu-kupu.
3. Sayap kupu-kupu bagian bawah yang akan digunakan dalam identifikasi.

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah membandingkan kinerja klasifikasi SVM dan CNN untuk klasifikasi citra kupu-kupu.

1.4. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Penelitian ini dapat dijadikan sebagai bahan rujukan mengenai klasifikasi kupu-kupu.
2. Penelitian ini dapat membantu masyarakat dalam membedakan spesies Kupu Raja Limau, Kupu Jojo, Kupu Pantat Merah, Kupu Batik Cap, Kupu Raja Helena, Kupu Harimau Hijau Kuning, Kupu Jarak, dan Kupu Segitiga Biru di Penangkaran Kupu-kupu Gita Persada.
3. Penelitian ini dapat membantu para *developer* menjadi bahan pengembangan aplikasi identifikasi kupu-kupu.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Kupu-kupu

Kupu-kupu merupakan kelas insekta yang bagian tubuhnya terbagi menjadi 3 bagian yaitu kepala, thorak dan abdomen. Gambar morfologi kupu-kupu ditunjukkan pada Gambar 1 (Soekardi *et al*, 2016).



Gambar 1. Morfologi Kupu-kupu

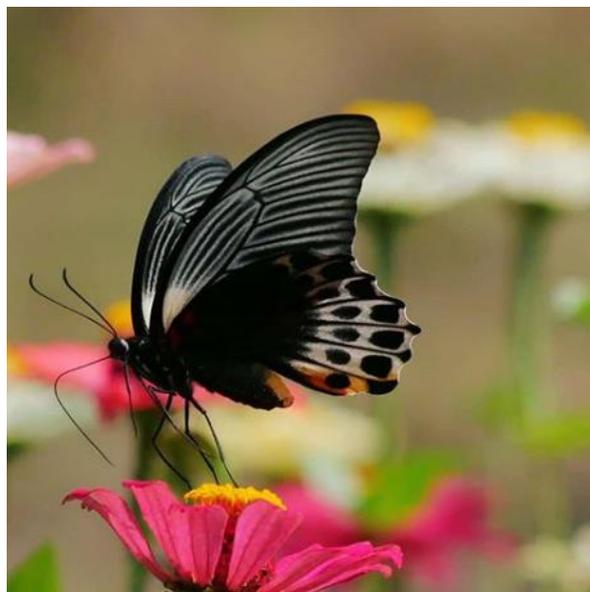
Kupu-kupu merupakan termasuk dalam ordo *Lepidoptera* yang berarti sayap bersisik. Kupu – kupu diklasifikasikan menjadi 3 superfamili yaitu *Hesperioidea*, *Papilionoidea*, dan *Hedyloidea*. *Hesperioidea* hanya memiliki satu family yaitu *Hesperiidae*. *Papilionoidea* memiliki 5 famili yaitu *Papilionidea*, *Pieridae*, *Lycaenidae*, *Riodinidae*, dan *Nymphalidae*. *Hedyloidea* hanya memiliki satu family yaitu *Hedylidae*. Kupu-kupu mengalami metamorfosis sempurna, yaitu terjadi 4 siklus hidupnya. Empat siklus tersebut yaitu antara lain:

Telur \Rightarrow Larva \Rightarrow Pupa \Rightarrow Kupu-kupu.

Telur dari kupu-kupu biasanya diletakkan di daun muda tumbuhan yang menjadi tumbuhan inangnya. Larva dari kupu-kupu hanya memakan daun spesies tumbuhan tertentu. Larva mengalami beberapa kali instar dan kemudian menjadi pupa. Pupa ini setelah beberapa waktu akan muncul seekor kupu-kupu. Kupu-kupu memiliki beberapa jenis sayap agar dengan mudah dikenali dengan mata manusia sekalipun, berikut berbagai jenis kupu-kupu tersebut beserta penjelasannya.

1. Kupu Raja Limau

Kupu Raja Limau (*Papilio memnon*) merupakan jenis kupu yang kecepatan terbangnya sedang, kupu ini memiliki rentang sayap antara 15-17 cm. Pakan larva utama kupu-kupu ini adalah *Citrus sp.* Atau biasa disebut jeruk-jerukan, hal ini pula yang menyebabkan kupu-kupu ini banyak ditemukan karena banyaknya ketersediaan pangan untuk berlangsungnya proses metamorfosis. Kupu Raja Limau banyak terdapat dan sering terlihat terbang rendah untuk mencari bunga dan pasangan. Gambar Kupu Raja Limau ditunjukkan pada Gambar 2 (Soekardi *et al*, 2016).



Gambar 2. Kupu Raja Limau

2. Kupu Jojo

Kupu Jojo (*Papilio nephelus*) merupakan jenis kupu yang kecepatan terbangnya cepat sekali, kupu ini memiliki rentang sayap antara 12-14 cm. Pakan larva utama kupu-kupu ini adalah *Clausena excavate* atau biasa disebut tikusan yaitu tumbuhan yang biasa dipakai untuk obat luka baru. Kupu Jojo memiliki pola putih pada sayap belakangnya begitu besar sehingga tetap dapat dikenali walaupun kecepatan terbang dari kupu ini terbilang sangat cepat. Kupu ini juga dapat dibedakan dengan mudah dari *Papilionid* yang lain. Gambar Kupu Jojo ditunjukkan pada Gambar 3 (Soekardi *et al*, 2016).



Gambar 3. Kupu Jojo

3. Kupu Pantat Merah

Kupu Pantat Merah (*Pachliopta aristolochiae*) merupakan jenis kupu yang kecepatan terbangnya lambat, kupu ini memiliki rentang sayap antara 9-10 cm. Pakan larva utama kupu-kupu ini sama dengan pakan dari kupu Raja Helena yaitu *Aristolochia tagala* atau biasa disebut *birthwort India* dan secara lokal disebut pipa Dutchman, tumbuhan ini biasa ditemukan di hutan. Kupu Pantat Merah memiliki ciri thoraks dan abdomen yang berwarna merah dan warna sayap depan hitam dengan apeks yang keabu-abuan dan terdapat titik merah yang mengelilingi bagian margin luar sayap bagian belakang, sehingga dengan mudah dapat terlihat warna merah ketika mereka terbang dan terlihat dari bawah jika mereka bertengger di

tumbuhan. Gambar Kupu Pantat Merah ditunjukkan pada Gambar 4 (Soekardi *et al*, 2016).



Gambar 4. Kupu Pantat Merah

4. Kupu Batik Cap

Kupu Batik Cap (*Cethosia penthesilea*) merupakan jenis kupu yang kecepatan terbangnya sedang, kupu ini memiliki rentang sayap antara 7-10 cm. Pakan larva utama kupu-kupu ini adalah *Passiflorae* atau biasa atau tumbuhan yang ada sekitar 500 spesies. Kupu Batik Cap ini merupakan salah satu kupu batik yang ada di Lampung. Kupu yang memiliki pola sayap seperti batik ini terbang tidak terlalu cepat, sehingga dapat dikenali dengan mudah. Gambar Kupu Batik Cap ditunjukkan pada Gambar 5 (Soekardi *et al*, 2016).



Gambar 5. Kupu Batik Cap

5. Kupu Raja Helena

Kupu Raja Helena (*Troides helena*) merupakan jenis kupu yang kecepatan terbangnya sedang, kupu ini memiliki rentang sayap antara 13-17 cm. Pakan larva utama kupu-kupu ini adalah *Aristolochia tagala* atau biasa disebut *birthwort India* dan secara lokal disebut pipa Dutchman, tumbuhan ini biasa ditemukan di hutan. Kupu ini memiliki rentang paling besar di Gunung Betung. Kupu Raja Helena sering ditemui terbang melayang melewati pepohonan di daerah hutan, Kupu ini merupakan kupu-kupu langka dan terancam punah karena tumbuhan inangnya cukup langka. Gambar Kupu Raja Helena ditunjukkan pada Gambar 6 (Soekardi *et al*, 2016).



Gambar 6. Kupu Raja Helena

6. Kupu Harimau Hijau Kuning

Kupu Harimau Hijau Kuning (*Papilio peranthus*) merupakan jenis kupu yang kecepatan terbangnya cepat, kupu ini memiliki rentang sayap antara 10-11 cm. Pakan larva utama kupu-kupu ini adalah *Clausena excavate* atau biasa disebut tikusan yaitu tumbuhan yang biasa dipakai untuk obat luka baru. Kupu Harimau Hijau Kuning mudah sekali dikenali dengan sayap safir Harimau Hijau Kuningnya walaupun kecepatan terbang kupu-kupu cepat. Kupu-kupu ini akan cukup sulit dicari jika posisi sayapnya dalam keadaan menutup saat istirahat atau tidur. Kupu

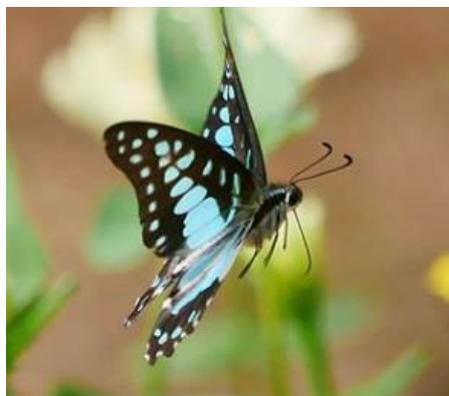
ini hanya akan terlihat sayap bawahnya yang berwarna gelap jika sedang istirahat atau tidur. Gambar Kupu Harimau Hijau Kuning ditunjukkan pada Gambar 7 (Soekardi *et al*, 2016).



Gambar 7. Kupu Harimau Hijau Kuning

7. Kupu Jarak

Kupu Jarak (*Graphium doson*) merupakan jenis kupu yang kecepatan terbangnya sedang, kupu ini memiliki rentang sayap antara 8-9 cm. Pakan larva utama kupu-kupu ini adalah Jarak, glodokan, dan cempaka. Kupu – kupu ini mudah sekali untuk ditemui karena ketersediaan pakan yang sangat beragam, sebagian pakan dari kupu ini adalah tanaman hias dan buah. Kupu Jarak mudah sekali ditemui karena terbang dengan ketinggian sedang. Kupu Jarak ini akan sulit dibedakan dengan Kupu Segitiga Biru ketika terbang karena corak dari sayap mereka sedikit mirip. Gambar Kupu Jarak ditunjukkan pada Gambar 8 (Soekardi *et al*, 2016).



Gambar 8. Kupu Jarak

8. Kupu Harimau Kuning Hijau

Kupu Harimau Kuning Hijau (*Graphium sarpedon*) merupakan jenis kupu yang kecepatan terbangnya cepat, kupu ini memiliki rentang sayap antara 9-10 cm. Pakan larva utama kupu-kupu ini adalah Jarak dan cempaka. Kupu Segitiga Biru mudah ditemui di daerah perkotaan karena ketersediaan pakan larva yang sangat beragam. Pakan kupu ini sebagian tanaman hias dan juga buah. Kupu Segitiga Biru ini akan sulit dibedakan dengan Kupu Jarak ketika terbang. Kupu ini akan mudah dapat ditemui karena terbang dengan ketinggian sedang. Gambar Kupu Segitiga Biru ditunjukkan pada Gambar 9 (Soekardi *et al*, 2016).

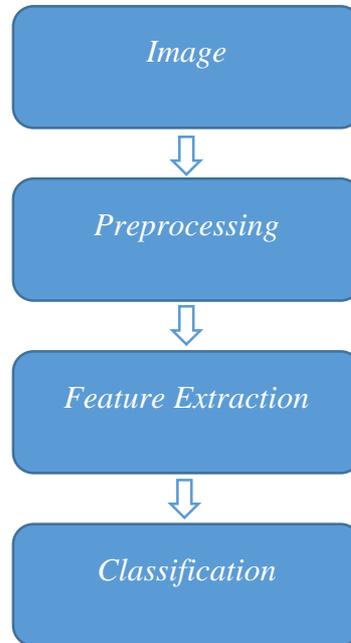


Gambar 9. Kupu Segitiga Biru

2.2. Pengenalan Pola

Pengenalan pola atau yang disebut *pattern recognition* merupakan suatu sistem yang bertujuan untuk menentukan kelompok atau kategori suatu objek berdasarkan ciri-ciri yang dimilikinya. Tujuan pengenalan pola adalah untuk mengklasifikasi dan mendeskripsikan pola atau objek kompleks melalui ciri-ciri objek tersebut.

Citra diolah tanpa menghilangkan informasi yang penting dan kemudian diekstraksi fitur untuk mendapatkan informasi dari citra yang berupa fitur. Tahapan klasifikasi ditunjukkan oleh Gambar 10 (Nesi, 2011).



Gambar 10. Proses Klasifikasi Pengenalan Pola

1. *Preprocessing* merupakan tahap awal pada proses pengenalan pola yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas suatu citra. Metode yang dilakukan pada tahap ini adalah *scaling* yaitu merubah ukuran suatu citra menjadi pixel yang dapat terlihat polanya atau disebut juga *resize*, *segmentation* yaitu proses untuk menghilangkan bagian-bagian yang tidak diperlukan pada citra, dan *grayscale* yaitu mengubah suatu citra yang memiliki 3 layer warna RGB (*Red Green Blue*) menjadi *Grayscale* (Nesi, 2011).
2. *Feature Extraction* untuk mendapatkan informasi yang lebih jelas mengenai data suatu citra (Nesi, 2011). Tahapan yang dilakukan adalah merubah citra menjadi pola agar dapat dikenali oleh system. Metode ekstraksi fitur diantaranya adalah, Transformasi *Wavelet*, *Gray Level Occurrence Matrix* (GLCM), *Principal Component Analysis* (PCA), dan *Canny* (Yodha dan Kurniawan, 2014).
3. *Classification* merupakan proses yang menggambarkan dan membedakan kelas data atau konsep yang bertujuan untuk dapat digunakan memprediksi kelas dari

objek yang label kelasnya diketahui. Metode klasifikasi diantaranya adalah, *Naïve Bayes*, *Neural Network*, *Classification Trees*, *Rough Sets*, *K-Nearest Neighbor*, *Memory Based Reasoning*, *Support Vector Machines*, dan *Extreme Learning Machine* (Yodha dan Kurniawan, 2014).

2.3. GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*)

GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*) adalah suatu matriks kookurensi yang elemen-elemennya merupakan kemunculan piksel-piksel yang memiliki tingkat keabuan tertentu, dimana pasangan piksel itu berada pada jarak dan sudut tertentu (Pamungkas, 2019). Orientasi sudut yang digunakan yaitu sudut 0° , 45° , 90° , 135° , 180° dan seterusnya, sedangkan jarak antar piksel biasanya sebesar satu atau dua piksel. GLCM mengekstraksi empat statistik tekstur yaitu, *Contrast*, *Correlation*, *Energy*, dan *Homogeneity* yang dapat digunakan dalam proses ekstraksi nilai pada citra (Junita, 2017).

Empat fitur ciri dari GLCM dapat dijelaskan sebagai berikut:

a. Energi

Energi menyatakan ukuran konsentrasi pasangan dengan intensitas keabuan tertentu pada matriks. Nilai Energi (E) dapat dihitung dengan persamaan 1.

$$E = \sum_{i,j} p_{i,j}^2 \quad (1)$$

Dengan :

i = tingkat keabuan baris ke - i

j = tingkat keabuan baris ke - j

P_{ij} = peluang keabuan baris ke - i , kolom ke - j

b. *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. Nilai *correlation* dapat dihitung dengan persamaan 2.

$$Correlation = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j) \times P_{ij}}{\sigma_i \cdot \sigma_j} \quad (2)$$

Keterangan:

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

Ng = Tingkat keabu-abuan pada citra

i = Posisi (indeks) nilai pada baris dalam matriks

j = Posisi (indeks) nilai pada kolom dalam matriks

μ_i, σ_i = Mean dan standar deviasi pada matriks

μ_j, σ_j = Mean dan standar deviasi pada matriks

c. Homogeneity

Homogeneity atau *Inverse Different Moment* menampilkan kehomogenan citra yang memiliki derajat keabuan yang sama. *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

Ng = Tingkat keabu-abuan pada citra

i = Posisi (indeks) nilai pada baris dalam matriks

j = Posisi (indeks) nilai pada kolom dalam matriks

d. Contrast

Contrast merupakan ukuran dari penyebaran elemen-elemen matriks pada suatu citra. *Contrast* menggunakan persamaan yang dapat dilihat pada persamaan 4.

$$Contrast = \sum_{i=1}^{Ng} \sum_{j=1}^{Ng} (i - j)^2 \times P_{ij} \quad (4)$$

Keterangan:

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

Ng = Tingkat keabu-abuan pada citra

i = Posisi (indeks) nilai pada baris dalam matriks

j = Posisi (indeks) nilai pada kolom dalam matriks

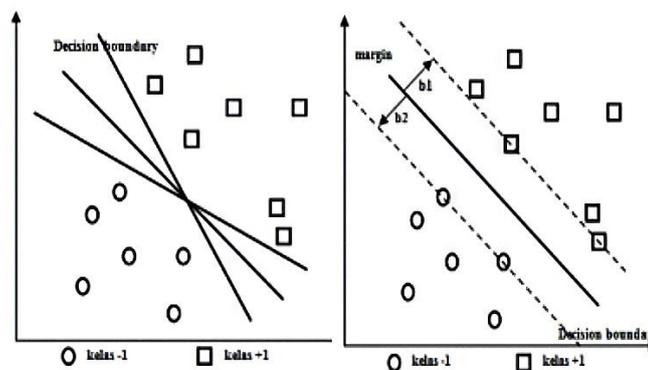
2.4. Metode Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah sistem pembelajaran yang menggunakan ruang hipotesis berupa fungsi-fungsi linear dalam sebuah ruang fitur yang berdimensi tinggi (Jumeilah, 2017). SVM terdapat SVM Linear dan SVM Non Linear (*kernel*). SVM mencoba untuk menemukan satu atau lebih *hyperplanes* dari titik terpisah untuk mengikat dua atau lebih dari kondisi yang ada (Ertugrul, 2015). SVM hanya bekerja pada data yang dapat dipisahkan secara linear, tetapi untuk data yang tidak linear bisa menggunakan SVM Non Linear. SVM Non Linear merupakan suatu fungsi yang memetakan fitur dari dimensi rendah ke fitur baru dengan dimensi yang lebih tinggi. Algoritma SVM Non Linear ini digambarkan oleh persamaan 5.

$$\theta : D^r \rightarrow D^q \quad (5)$$

$$x \rightarrow \theta(x)$$

Persamaan 5 menjelaskan bahwa Φ merupakan fungsi *kernel* yang digunakan untuk pemetaan, D merupakan data latih, r sebagai set fitur dalam data lama, q sebagai set fitur dalam data baru, dan x sebagai data latih (Neneng *et al.*, 2016). Proses pemetaan memerlukan perhitungan perkalian titik dua buah data pada ruang fitur baru. SVM terbukti sebagai metode dalam *data mining* yang akurasi cukup tinggi dalam mengklasifikasi pola-pola. Ide dasar pada SVM dengan memaksimalkan garis batas dijelaskan pada gambar 11 (Neneng *et al.*, 2016).

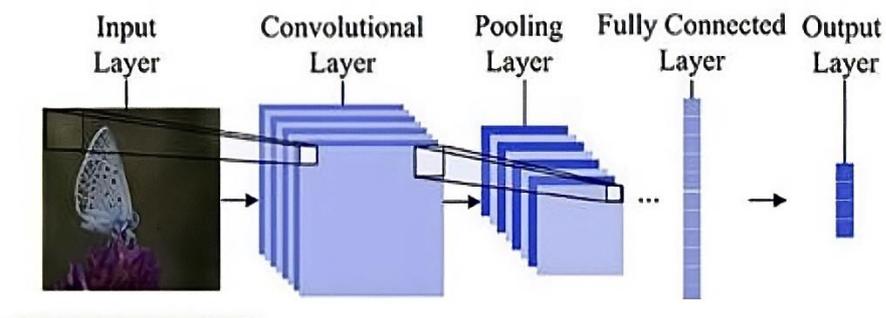


Gambar 11. Batas keputusan dataset

Gambar 11 memperlihatkan beberapa data yang merupakan anggota dari dua buah kelas data yaitu -1 dan $+1$, -1 dilambangkan dengan bentuk lingkaran dan $+1$ dilambangkan dengan bentuk persegi. *Hyperplane* pemisah terbaik antara dua kelas tersebut diukur marginnya dan dicari titik maksimalnya. Margin tersebut merupakan jarak terdekat antara *Hyperplane* dengan data terdekat dari masing-masing kelas. Data yang terdekat tersebut merupakan *support vector* (Neneng *et al*, 2016).

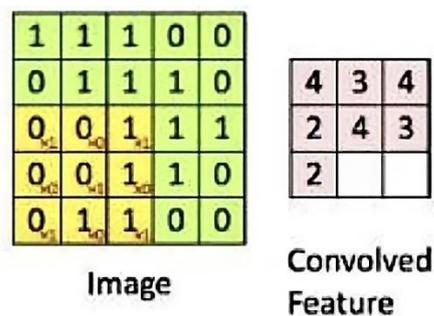
2.5. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah arsitektur dasar dari *deep learning* yang sering digunakan untuk klasifikasi gambar, deteksi kesamaan, dan pengenalan objek (Almyrad & Kutucu, 2019). CNN diperkenalkan oleh Yann LeCun pada tahun 1990. Yann LeCun memperkenalkan model praktis CNN dan mengembangkan LeNet-5 menggunakan pelatihan *backpropagation* untuk membantu mengenali pola (Sultana *et al.*, 2019). CNN memiliki kemampuan untuk mengidentifikasi wajah, orang, tanda, dll. CNN juga tidak memerlukan ekstraksi fitur dalam pemrosesannya, maka CNN terbilang klasifikasi yang sangat disarankan. Arsitektur dari CNN ditunjukkan oleh gambar 12 (Almyrad & Kutucu, 2019).



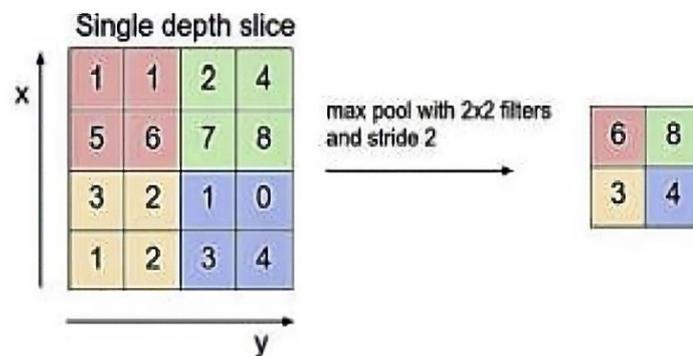
Gambar 12. Arsitektur CNN (Almyrad & Kutucu, 2019)

Struktur pada CNN sendiri terdiri dari *input*, proses ekstraksi fitur , proses klasifikasi dan *output*. Proses ekstraksi pada CNN terdiri dari beberapa lapisan tersembunyi (*hidden layer*) yaitu konvolusi (*convolution*), fungsi aktivasi, dan *pooling* pada bagian ini tahapan ekstraksi fitur diterapkan dalam pengertian umum dan bagian kedua yaitu *full connected layer* dan *output layer* yang menampilkan klasifikasi masalah khusus (Arrofiqoh dan Harintaka, 2018). *Convolution* melakukan proses konvolusi pada *output* dari layer sebelumnya. *Layer* tersebut adalah proses utama yang mendasari CNN (Suartika *et al*, 2016). *Convolution Layer* ditunjukkan oleh gambar 13 (Suartika *et al*, 2016).



Gambar 13. *Convolution Layer* (Suartika *et al*,2016)

Pooling Layer merupakan proses mereduksi ukuran dari sebuah citra yang membagi *output* dari *convolution layer* menjadi beberapa *grid* kecil lalu mengambil nilai maksimal dari setiap *grid* (Suartika *et al*, 2016). *Pooling Layer* ditunjukkan oleh gambar 14 (Suartika *et al*, 2016).



Gambar 14. *Pooling Layer* (Suartika *et al*, 2016)

Fully Connected Layer biasanya digunakan dalam penerapan MLP yang bertujuan untuk melakukan transformasi pada dimensi data agar data dapat diklasifikasikan secara linear. CNN telah dapat membuat perkembangan yang sangat signifikan dalam masalah *image classification*, *object detection*, *object localization*, serta *image segmentation*, hal tersebut yang membuat metode CNN sangat populer digunakan untuk masalah-masalah *Computer Vision* (Harjoseputro, 2018).

2.6. Perhitungan Tingkat Akurasi

Perhitungan tingkat akurasi (*accurate*) adalah sebagai tolak ukur dalam evaluasi sistem. *Recognition rate* adalah salah satu cara dalam pengukuran akurasi. Persamaan *Recognition rate* yang digunakan ditunjukkan oleh persamaan 6 (Kohavi, R. & Provost, 1998).

$$\text{Recognition Rate} = \frac{\Sigma \text{Correct}}{\Sigma \text{Sample}} \times 100\% \quad (6)$$

Keterangan:

Correct = Jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar

Simple = Jumlah seluruh data

2.7. Confusion Matrix

Confusion Matrix digunakan untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi yang merepresentasikan hasil evaluasi model dengan menggunakan tabel matriks.

Tabel 1. Tabel *confusion matrix* (Rahman *et al.*, 2017)

<i>Correct Classification</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>

True Positive (TP) merupakan jumlah data uji yang diklasifikasikan dengan benar. *True Negative* (TN) merupakan jumlah uji kelas lain yang diklasifikasi dengan benar. *False Positive* (FP) merupakan jumlah data uji yang salah diklasifikasi. *False Negative* (FN) merupakan jumlah data uji lain yang salah diklasifikasi.

Evaluasi menggunakan *confusion matrix* menghasilkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *error rate* (Andrian *et al*, 2019).

1. *Accuracy* adalah proporsi jumlah prediksi benar (Badu, 2016). *Accuracy* dapat dihitung dengan persamaan 7.

$$Accuracy = \sum_{i=1}^1 \frac{TP_i + TN_i}{TP_i + TN_i + FP_i + FN_i} \times 100\% \quad (7)$$

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

2. *Error Rate* adalah persentase *error* yang terjadi dalam klasifikasi (Kohavi, R. & Provost, 1998). *Error Rate* dapat dihitung dengan persamaan 8

$$Error Rate = 100\% - Accuracy \quad (8)$$

Keterangan:

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

3. *Precision* digunakan untuk membandingkan proporsi TP terhadap tupel yang negatif (Kohavi, R. & Provost, 1998). *Precision* dapat dihitung dengan persamaan 9.

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

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

4. *Recall* digunakan untuk membandingkan proporsi TP terhadap tupel yang positif (Kohavi, R. & Provost, 1998). *Recall* dapat dihitung dengan persamaan 10.

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

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

5. *F1 Score* adalah perbandingan rata-rata dari nilai *recall* dan *precision* yang berfungsi untuk model kualifikasi dengan keseimbangan nilai *recall* dan *precision* secara optimal. *F1 Score* dapat dihitung dengan persamaan (11)

$$F1\ Score = \frac{2 \times recall \times precision}{(recall + precision)} \times 100\% \quad (11)$$

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan di Laboratorium Komputasi Dasar Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung yang beralamatkan di Jalan Prof. Dr. Soemantri Brojonegoro No.1 Gedung Meneng, Bandar Lampung, dan Taman Kupu-Kupu Gita Persada yang beralamatkan di Jalan Wan Abdurrahman, Hutan, Kecamatan Hutan, Lampung, Indonesia. Penelitian ini dikerjakan pada bulan Juli tahun ajaran 2019/2020.

3.2. Alat dan Bahan

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

1. Perangkat Keras (*Hardware*)

- a. Laptop Acer dengan spesifikasi RAM 6.1GB dan dengan *processor* AMD A6-1450 APU *with* Radeon™ sebagai alat yang digunakan sebagai pembuatan sistem identifikasi kupu-kupu.
- b. Laptop Dell dengan spesifikasi RAM 4.0GB dengan *processor* Intel® Celeron® CPU 4205U @ 1.80GHz sebagai alat pendukung pengembangan penelitian ini.
- c. Kamera Fujifilm XA-20 , Megapiksel yang digunakan untuk mengambil citra kupu-kupu.

2. Perangkat Lunak (*Software*)

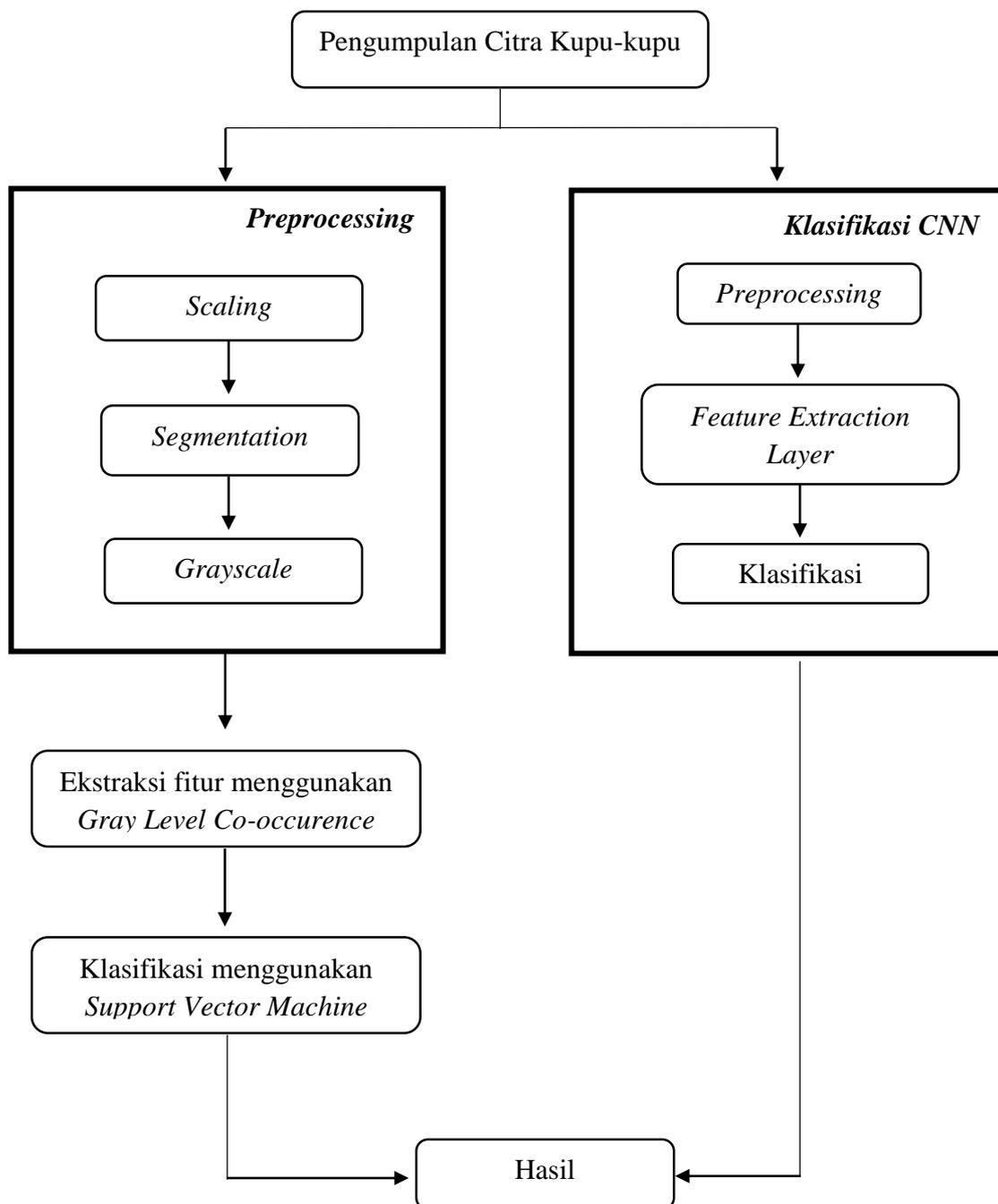
1. Windows yang digunakan untuk menjalankan system operasi pada laptop.
2. *Jupyter Notebook 3.7* yang digunakan untuk *tool* melakukan proses *preprocessing* dan klasifikasi pada citra kupu-kupu

3. Bahan Penelitian

Bahan yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra kupu-kupu berjumlah 800 citra yang dibagi ke dalam 8 kelas kupu-kupu yaitu Kupu Raja Limau (*Papilio memnon*), Kupu Jojo (*Papilio nephelus*), Kupu Pantat Merah (*Pachliopta aristolochiae*), Kupu Batik Cap (*Cethosia penthesilea*), Kupu Raja Helena (*Troides helena*), Kupu Harimau Hijau Kuning (*Papilio peranthus*), Kupu Jarak (*Graphium doson*), Kupu Segitiga Biru (*Graphium Sarpedon*). Citra tersebut diambil dari Tama Kupu-Kupu Gita Persada yang beralamatkan di Jalan Wan Abdurrahman, Hutan, Kecamatan Hutan, Lampung, Indonesia.

3.3. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dalam identifikasi citra kupu-kupu menggunakan klasifikasi SVM dan CNN ditunjukkan pada Gambar 15.



Gambar 15. Tahapan Penelitian

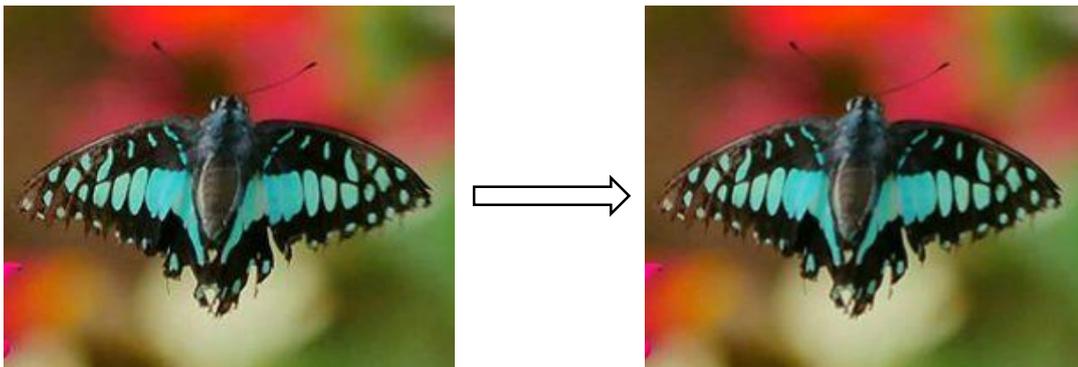
Tahapan-tahapan diatas dilakukan sebagai berikut:

1. Pengumpulan Citra Kupu-Kupu

Citra kupu-kupu yang digunakan pada penelitian ini adalah Kupu Raja Limau (*Papilio memnon*), Kupu Jojo (*Papilio nephelus*), Kupu Pantat Merah (*Pachliopta aristolochiae*), Kupu Batik Cap (*Cethosia penthesilea*), Kupu Raja Helena (*Troides helena*), Kupu Harimau Hijau Kuning (*Papilio peranthus*), Kupu Jarak (*Graphium doson*), Kupu Segitiga Biru (*Graphium Sarpedon*). Citra kupu-kupu tersebut diambil masing-masing sebanyak 100 citra dengan format JPG (*Joint Photographic Group*) dengan total sebanyak 800 citra. SVM menggunakan 800 citra dan CNN 1600 citra karena proses augmentasi (*flipping*).

2. *Scaling*

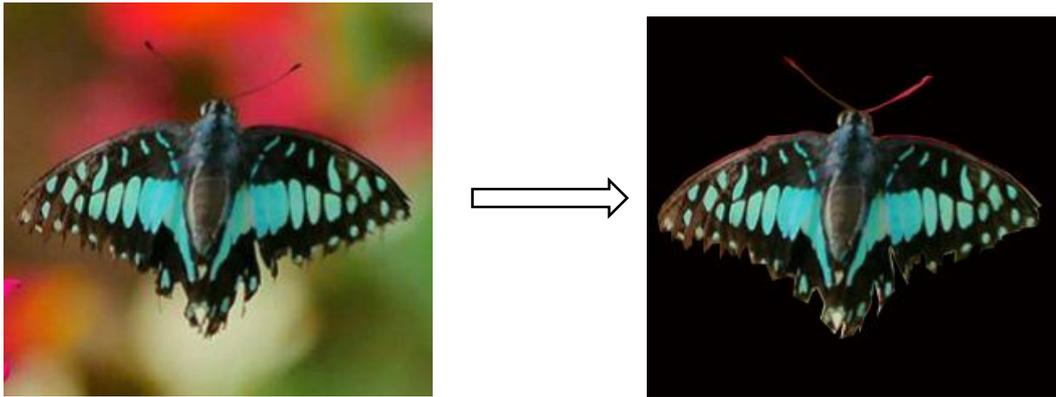
Scaling adalah untuk merubah ukuran citra seperti diperbesar (*zoom in*) atau diperkecil (*zoom out*) (Daryanto, 2016). Citra yang awalnya berukuran besar kemudian dipotong (*crop*) dan diubah ukurannya menjadi 256 x 256 *pixel*. Proses perubahan pada tahap ini ditunjukkan pada gambar 16.



Gambar 16. Proses *Scaling*

3. *Segmentation*

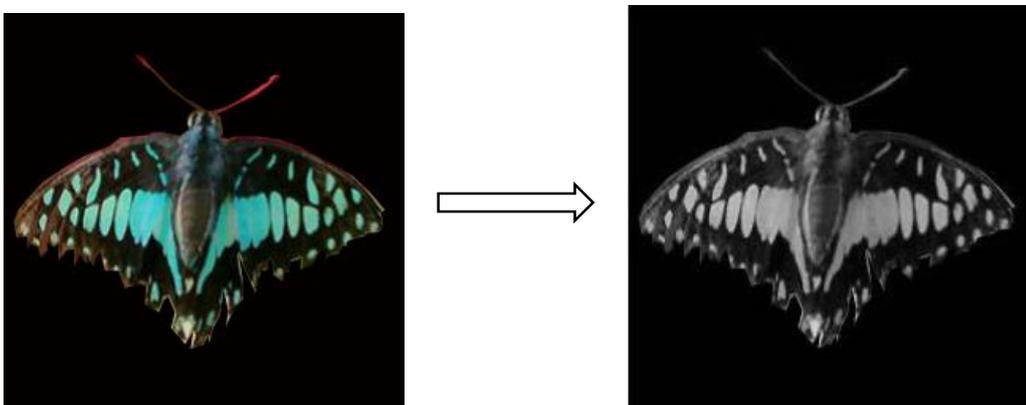
Segmentation adalah proses pengolahan citra yang bertujuan memisahkan wilayah (*region*) objek dengan *background* agar mudah dianalisis dalam rangka mengenali objek yang melibatkan persepsi visual (Destyningtias, 2010). Proses *segmentation* ditunjukkan pada gambar 17.



Gambar 17. Proses *Segmentation*

4. *Grayscale*

Grayscale adalah proses mengkonversi warna citra menjadi keabuan. Data citra yang sudah diubah menjadi *grayscale* akan memiliki satu nilai tiap *pixel*, nilai-nilai tersebut akan digunakan untuk mengolah gambar (Yodha dan Kurniawan, 2014). Proses *grayscale* ditunjukkan pada gambar 18.

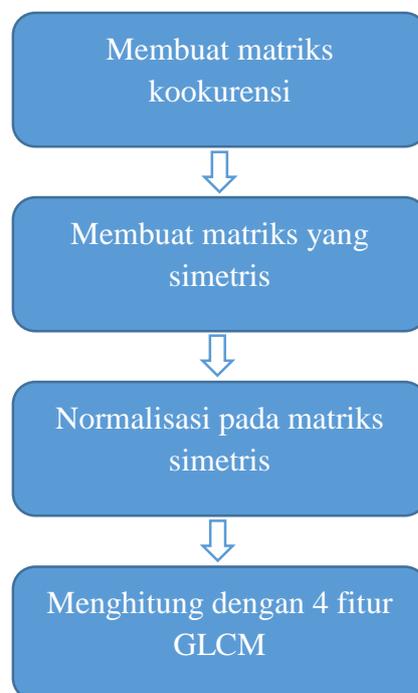


Gambar 18. Proses *Grayscale*

5. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur pada penelitian ini menggunakan GLCM pada klasifikasi SVM. 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.

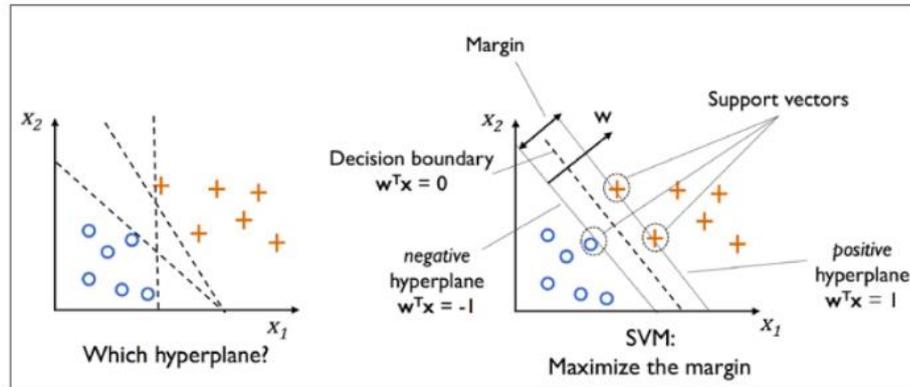
Proses ekstraksi fitur GLCM diawali dengan membuat matriks kookurensi yang dibentuk dari pasangan dua piksel yang sejajar sesuai dengan arah orientasi sudut tertentu, kemudian membentuk matriks yang simetris dengan menjumlahkan matriks awal GLCM dengan matriks yang sudah di *transpose*, selanjutnya melakukan normalisasi pada matriks simetris dengan cara membagi jumlah setiap elemen dengan jumlah total seluruh nilai yang ada pada matriks, dan tahapan terakhir yaitu menghitung dengan ekstraksi fitur yang ada pada GLCM. Gambar 20 menunjukkan alur dari ekstraksi fitur pada GLCM. Hasil dari proses ekstraksi fitur tersebut kemudian disimpan ke dalam memori dan dijadikan sebagai bahan acuan untuk proses klasifikasi.



Gambar 19. Tahapan Ekstraksi GLCM

6. Klasifikasi (*Classification*)

Klasifikasi merupakan proses yang menggambarkan dan membedakan kelas data atau konsep yang bertujuan untuk dapat digunakan memprediksi kelas dari objek yang ada label kelasnya. Penelitian kupu-kupu ini menggunakan klasifikasi SVM Linear yang ditunjukkan pada gambar 20.



Gambar 20. Algoritma SVM

SVM bekerja dengan mengklasifikasikan suatu data dengan menarik garis lurus untuk menentukan dua kelas. Algoritma SVM Linear memaksimalkan fungsi persamaan 7:

$$\frac{1}{2} \| w \|^2 = \frac{1}{2} (w_1^2 + w_2^2) \quad (7)$$

Syarat dari algoritma linear tersebut yaitu :

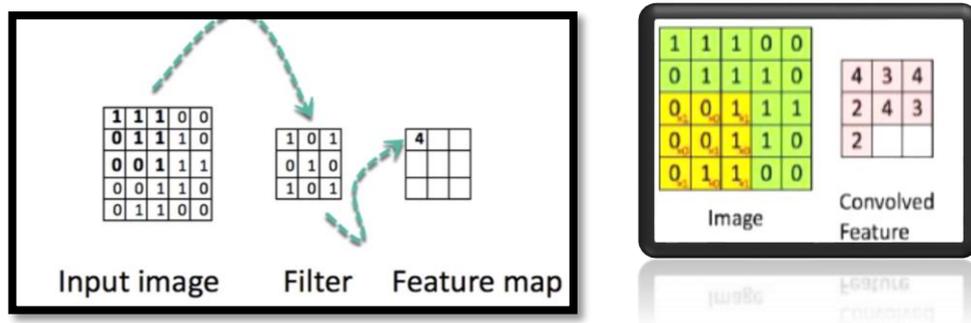
$$y_i(x_i \cdot w + b) - 1 \geq 0, i = 1, 2, 3, \dots, n$$

$$y_i(x_1 \cdot w_1 + x_2 \cdot w_2 + b) \geq 1$$

Penelitian ini juga menggunakan klasifikasi CNN yang bekerja dengan mengklasifikasikan objek dengan mengklasifikasikan data yang terlabel yang mana cara kerjanya yaitu melatih data dan terdapat variable yang sudah ditargetkan. CNN terdapat 2 arsitektur yaitu *Feature Extraction Layer* dan *Fully Connected Layer*. *Feature Extraction Layer* berfungsi untuk membuat sebuah citra menjadi *feature* berupa angka-angka. *Feature Extraction Layer* terdapat dua bagian yaitu:

1. Convolutional Layer

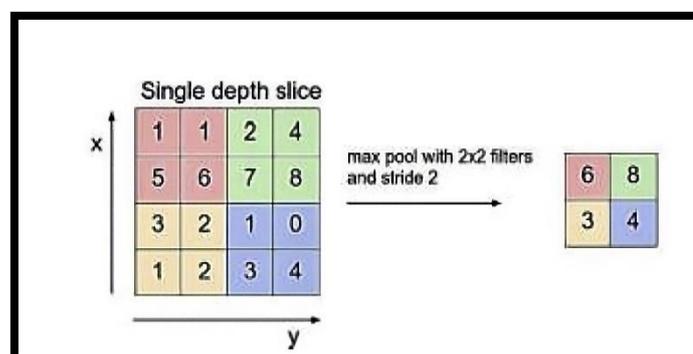
Convolutional Layer adalah inti dari CNN yang berisi bagian-bagian penting, seperti 3 buah *channel* sesuai dari citra tersebut yang berupa RGB (*Red, Green, Blue*) yaitu multidimensional array berukuran $32 \times 32 \times 3$. *Filter* citra tersebut akan dioperasi melalui nilai *input* dan nilai dari *filter* citra tersebut kemudian menghasilkan *output* yang berupa *feature map*. Gambar 21 merupakan contoh dari *convolutional layer*.



Gambar 21. Contoh *convolutional layer*

2. Pooling Layer

Pooling Layer merupakan layer setelah *convolutional layer* yang berfungsi untuk mengurangi dimensi dari *feature map* (*downsampling*), agar mempercepat komputasi dan mengatasi *overfitting*. *Pooling layer* terbagi menjadi 2 macam yaitu *max pooling* dan *average pooling*. *Max pooling* berguna untuk mengambil nilai maksimum dari piksel yang ditentukan, sedangkan *average pooling* untuk memilih nilai rata-rata. Gambar 22 merupakan contoh dari *pooling layer*.



Gambar 22. Contoh *pooling layer*

3. *Fully Connected Layer*

Fully Connected Layer merupakan kumpulan dari semua *neuron* yang telah diproses sebelumnya dan menggunakan fungsi aktivasi *softmax*. CNN memiliki cara kerja yang terbilang lebih baik dibanding SVM, karena CNN tidak memerlukan ekstraksi fitur dalam pemrosesannya. Semua jenis kupu-kupu yang diteliti pada penelitian ini diklasifikasi dengan metode SVM dan CNN. Hasil klasifikasi dihitung tingkat akurasi dengan menggunakan persamaan 4.

V. SIMPULAN DAN SARAN

5.1 Simpulan

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

1. Klasifikasi kupu-kupu menggunakan CNN cenderung lebih efisien karena dapat mempersingkat waktu dengan tidak memakai ekstraksi fitur.
2. Klasifikasi CNN lebih akurat dibandingkan SVM untuk mengklasifikasi data kupu-kupu dalam jumlah banyak.
3. Klasifikasi kupu-kupu menggunakan *Convolutional Neural Network* menghasilkan tingkat akurasi tertinggi sebesar 99,69% dan kesalahan sebesar 0,31% pada pengujian dengan nilai *epoch* = 100 dan *learning rate* = 0,01 pada proses pengenalan pola kupu-kupu.
4. Klasifikasi kupu-kupu menggunakan *Support Vector Machine* menghasilkan tingkat akurasi tertinggi sebesar 67,50% pada sudut dan kesalahan sebesar 32,50% pada pengujian sudut 135°.
5. Pengujian dengan metode CNN lebih efektif dalam melakukan pencarian data terbaik pada kelas Kupu Harimau Kuning Hijau, Kupu Batik Cap, Kupu Hijau Biru, Kupu Jarak, Kupu Jojo, Kupu Pantat Merah, dan Kupu Raja Limau dengan nilai *recall* sebesar 100%
6. Pengujian dengan metode SVM dapat melakukan pencarian data terbaik pada kelas Kupu Pantat Merah dengan nilai *recall* 100%.
7. Klasifikasi kupu-kupu menggunakan CNN lebih efektif dibandingkan dengan klasifikasi SVM, dengan perbandingan nilai akurasi CNN 32,19% lebih tinggi daripada SVM.

5.2 Saran

Saran yang diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Jenis kupu-kupu dapat ditambahkan guna menambah kelas pada klasifikasi.
2. Klasifikasi dengan metode CNN dapat dikembangkan dengan menggunakan arsitektur lain seperti *AlexNet*, *YOLO*, *VGG-19*, *VGG-16*, dan *ResNet101*.
3. Klasifikasi dengan metode SVM dapat dikembangkan dengan menggunakan ekstraksi fitur lainnya seperti *SURF*, *Edge Detection*, Geometri, dan *Histogram of Oriented Gradient*.
4. Klasifikasi ini akan lebih mudah jika dapat digunakan pada *smartphone*, maka penelitian selanjutnya dapat membuat aplikasi untuk klasifikasi kupu-kupu ini dengan *Android Studio* atau sejenisnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Almyrad, Ayad Saad., dan Kutucu, Hakan. 2020. *Automatic Identification For Field Butterflies By Convolutional Neural Network. Engineering Science and Technology International Journal*. 189-195.
- Andrian, R., Anwar, S., Muhammad, M., Junaidi, A. 2019. *Identifikasi Kupu-Kupu Menggunakan Ekstraksi Fitur Deteksi Tepi (Edge Detection) dan Klasifikasi K-Nearest Neighbor (KNN). Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*. Volume 5 Nomor 2.
- Arrofiqoh, Erlyna Nour., Harintaka. 2018. *Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tanaman Pada Citra Resolusi Tinggi*. Universitas Gadjah Mada.
- Chandani, V., Wahono, R. S., Purwanto. 2015. *Komparasi Algoritma Klasifikasi Machine Learning dan Feature Selection pada Analisis Sentimen Review Film. Journal of Intellegent System*. Volume 1 Nomor 1: 56-60.
- Daryanto. 2016. *Aplikasi Pembesaran Citra Menggunakan Metode Nearest Neighbor Interpolation. ISSN:2502-5724*. Volume 1 Nomor 1.
- Destyningtias, B., Heranurweni, S., dan T. Nurhayati. 2010. *Segmentasi Citra Dengan Metode Pengambangan. Jurnal ElektriKa*. Volume 2 Nomor 1: 39-49.
- Neneng, N., Adi, K., Isnanto, R. 2016. *Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Citra Jenis Daging Berdasarkan Tekstur Menggunakan Ekstraksi Ciri Gray Level Co-Occurance Matrices (GLCM). Jurnal Sistem Informasi Bisnis*. Volume 6 ISS 1.
- Nesi, S. 2011. *Pengenalan Pola Untuk Deteksi Uang Koin*. 18-24.

- Pamungkas, P., Danar. 2019. Ekstraksi Citra menggunakan Metode GLCM dan KNN untuk Identifikasi Jenis Anggrek (Orchidaceae). *Innovation In Research Of Informatics*. Volume 1 Nomor 2 : 51-56.
- Rahman, M.F., Alamsah, D., Darmawidjadja, M. I., & Nurma, I. 2017. Klasifikasi Untuk Diagnosa Diabetes Menggunakan Metode Bayesian Regularization Neural Network (RBNN). *Jurnal Informatika*, Volume 1 Nomor 1, 36, <https://doi.org/10.26555/jifo.vllila5452>
- Septiarini, Anindita. 2012. *Pengenalan Pola Pada Citra Digital Dengan Fitur Momen Invariant*. *Jurnal Informatika Mulawarman*. Volume 7 Nomor 1.
- Soekardi, H., Alia, L., Anshori, D., & Martinus. 2016. *Kupu-Kupu Lampung Taman Kupu-Kupu Gita Persada Bandar Lampung*. Yayasan Sahabat Alam.
- Suartika, I. W., Wijaya, A. Y., Soelaiman, R. 2016. *Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101*. *Jurnal Teknik ITS* Volume 5 Nomor 1.
- Yodha, J. W., & Kurniawan, A. W. (2014). *Pengenalan Motif Batik Menggunakan Deteksi Tepi Canny dan K-Nearest Neighbor*. Volume 13 Nomor 4, 251–262.
- Zhao, Ruoyan., Li, Cuixia., & Fang, Xinru. 2018. *Butterfly Recognition Based on Faster R-CNN*. *Journal of Physics*. Series 1176(2019) 032048.