

Perbandingan Metode Kecerdasan Buatan: Analisis Arsitektur Kinerja ResNet50, VGG16, dan Metode SVM dalam Klasifikasi *Species* Kupu-Kupu

Nurul Fadilah 2117051098

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

nurul.fadilah.21@students.unila.ac.id

Kata Kunci	Abstrak
Klasifikasi Kupu-kupu, <i>Tradisional Machine Learning</i> , <i>Deep Learning</i> ,	Kupu-kupu merupakan serangga dari ordo Lepidoptera yang memiliki peran penting dalam ekosistem, khususnya dalam penyerbukan bunga. Namun, populasi kupu-kupu yang terus menurun akibat perburuan dan perdagangan mengharuskan adanya langkah untuk melestarikan serta mengidentifikasi spesies mereka dengan lebih akurat. Dalam penelitian ini, metode kecerdasan buatan seperti <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) dengan arsitektur ResNet50 dan VGG16, serta metode tradisional Support Vector Machine (SVM), digunakan untuk mengklasifikasi spesies kupu-kupu. Dataset yang digunakan terdiri dari berbagai citra kupu-kupu dengan preprocessing untuk memastikan kualitas data yang baik. Penelitian menunjukkan bahwa arsitektur ResNet50 memiliki performa terbaik dengan akurasi hingga 86%, sedangkan kombinasi SVM dengan arsitektur CNN memberikan akurasi yang lebih baik dibandingkan penggunaan SVM saja. Hasil ini menunjukkan potensi besar penggunaan deep learning dalam mendukung konservasi dan pengenalan spesies kupu-kupu secara otomatis.

1. PENDAHULUAN

Jenis hewan dengan nama latin *ordo lepidoptera* disebut kupu kupu. *Lepidoptera* memiliki arti hewan yang memiliki sisik pada bagian sayapnya. Corak sayap inilah yang menciptakan perbedaan antara jenis-jenis spesies kupu kupu (R. Andrian *et al.*, 2019). Kurangnya jumlah kupu kupu menyebabkan masyarakat melakukan perburuan dan menjual kupu kupu, namun hal ini juga menyebabkan berkurangnya populasi kupu kupu. Kupu kupu memiliki peran penting dalam membantu penyerbukan bunga (W. Oktaviati *et al.*, 2019). Jumlah kupu kupu yang ada saat ini adalah antara 15.000 hingga 20.000 spesies. Karena beberapa karakteristik dan sifat kupu kupu yang bekerja sama membuat pengenalan kupu kupu menjadi sangat

lambat dan jumlah taksonomi yang terus berfluktuasi (Almryad dan H. Kutucu 2020). Sehingga di perlukannya klasifikasi spesies kupu kupu.

Pembelajaran mesin telah berkembang secara signifikan, terutama dengan penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN terbukti efektif untuk identifikasi dan mendeteksi pola. Desain CNN selalu berubah untuk meningkatkan kinerja untuk tugas-tugas tertentu seperti kategorisasi. Arsitektur CNN yang umum 4 termasuk VGG, ResNet, AlexNet, dan EfficientNet. CNN semakin banyak digunakan bersama dengan metode klasifikasi tradisional seperti Support Vector Machine (SVM). Metode *Support Vector Machine* (SVM) banyak digunakan di berbagai bidang karena kekokohan dan efektivitasnya dalam menangani data dimensi tinggi. Hal ini sangat berguna dalam skenario di mana jumlah fitur melebihi jumlah sampel (Fathi *et al.*, 2022). Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja metode kecerdasan buatan, khususnya Arsitektur RestNet50 dan VGG16 dengan Metode *Support Vector Machine* (SVM), dalam klasifikasi jenis kupu-kupu.

2. PENELITIAN TERDAHULU

Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang berhubungan dengan penelitian ini yang diuraikan dalam Tabel 2.1.

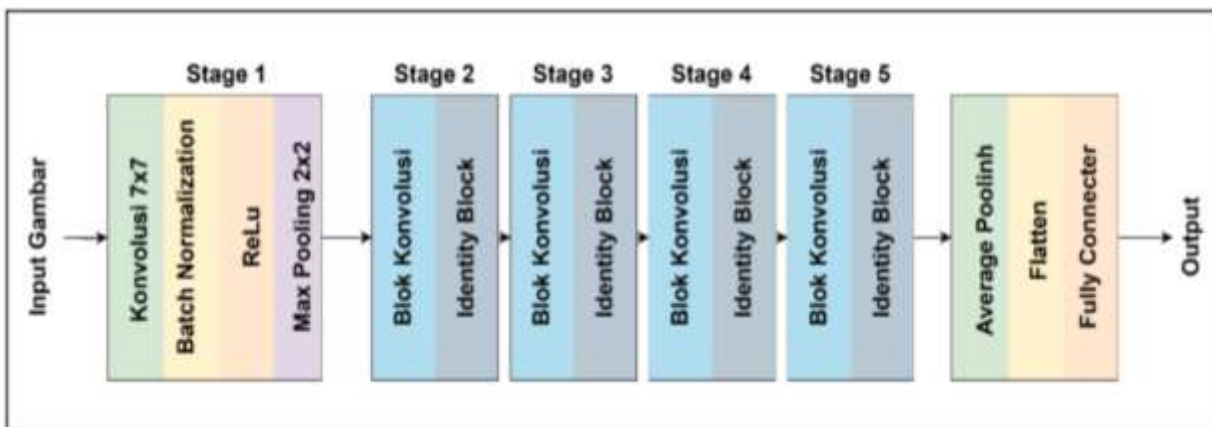
Penelitian	Metode	Data	Akurasi
Implementasi Model Arsitektur VGG16 dan MobileNetV2 untuk Klasifikasi Citra Kupu-Kupu (Desi <i>et al.</i> , 2022)	VGG16 dan MobileNetV2	Dataset berisi 4955 gambar dari berbagai sumber online	Akurasi Tertinggi : 96%
<i>Automatic Identification for Field Butterflies by Convolutional Neural Networks</i> (Ayad <i>et al.</i> , 2019)	VGG16, VGG19, dan ResNet50	17,769 gambar dengan 10 spesies kupu-kupu Dataset diambil dari Situs web <i>Butterflies Monitoring</i> dan	Model VGG16 mencapai akurasi tertinggi pada fase pengujian sebesar 79.5%.

		<i>Photography</i> <i>Society of Turkey</i>	
<i>Klasifikasi Spesies Kupu-Kupu Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Micheal & Ery Hartati 2022)</i>	VGG-16 dan LeNet.	Dataset publik dari Kaggle: <i>Butterfly Image</i> Jumlah dataset 5455 gambar	VGG-16 : 93%. LeNet : 67%.

3. STUDI LATAR BELAKANG

3.1 ResNet 50

Arsitektur ResNet dikembangkan sebagai respon dari hasil eksperimen yang dilakukan dalam penelitian deep learning mengenai keandalan jaringan syaraf yang tidak selalu meningkat meskipun lapisannya ditambah. Ketika lapisan jaringan syaraf bertambah, muncul masalah yang dikenal dengan istilah degradasi performa, yaitu ketika jumlah lapisan bertambah, akurasi yang seharusnya meningkat justru menurun (He et al., 2015), hal ini bukan disebabkan oleh *overfitting*, di mana model menjadi sangat spesifik terhadap data, tetapi lebih disebabkan oleh kesulitan dalam mempelajari model.



Gambar 3.1 Arsitektur ResNet50

3.2 VGG 16

VGG16 merupakan arsitektur yang dikenalkan oleh Karen Simonyan dan Andrew Zisserman dari *Visual Geometry Group*, di *University of Oxford*. Arsitektur ini telah berhasil memenangkan kompetisi *The ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC)* di tahun 2014 sebagai juara 1 dan 2

dalam deteksi dan klasifikasi objek, melalui *paper* berjudul “*Very Deep Convolutional Networks For Large-Scale Image Recognition*” (Simonyan, 2015). Model yang diusulkan ini berhasil mendeteksi objek dari 200 kelas dan mengklasifikasikan gambar ke dalam 1000 kategori. Model ini mencapai akurasi pengujian 5 teratas sebesar 92,7% pada kumpulan data ImageNet yang berisi 14 juta gambar milik 1000 kelas.

3.3 Support Vector Machine (SVM)

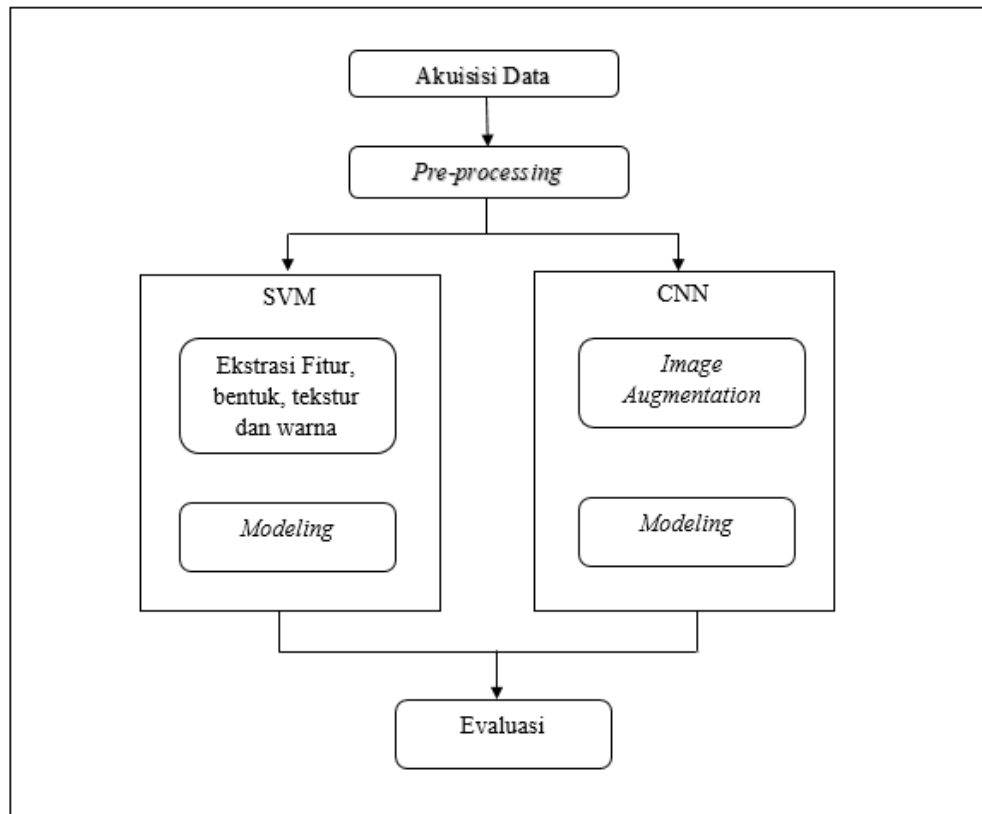
SVM dapat dikategorikan menjadi dua jenis utama berdasarkan sifat data yaitu

SVM linier dan non-linear (Mohammad *et al.*, 2024).

1. SVM linier digunakan ketika data dapat dipisahkan oleh garis lurus (atau *hyperplane* dalam dimensi yang lebih tinggi). Ini berarti bahwa ada batas linier yang dapat secara efektif mengklasifikasikan titik data ke dalam kelas yang berbeda. Tujuan dari SVM linier adalah untuk menemukan *hyperplane* optimal yang memaksimalkan margin antar kelas. Margin adalah jarak antara *hyperplane* dan titik data terdekat dari salah satu kelas, yang dikenal sebagai vektor pendukung. SVM linier efektif dalam skenario di mana data dapat dipisahkan secara linier, seperti dalam tugas klasifikasi teks tertentu atau ketika fitur-fiturnya terdefinisi dengan baik dan berbeda (Mohammad *et al.*, 2024).
2. SVM non-linier digunakan ketika data tidak dapat dipisahkan oleh garis lurus. Dalam kasus seperti itu, hubungan antara kelas lebih kompleks, membutuhkan pendekatan yang lebih fleksibel. Untuk menangani data nonlinear, SVM menggunakan fungsi kernel. Fungsi-fungsi ini mengubah ruang input asli menjadi ruang dimensi yang lebih tinggi di mana *hyperplane* linier dapat digunakan untuk memisahkan kelas. Transformasi ini memungkinkan SVM untuk mengklasifikasikan data yang tidak dapat dipisahkan secara linear secara efektif. SVM non-linear banyak digunakan dalam kumpulan data yang kompleks (Mohammad *et al.*, 2024).

4. METODELOGI

Tahap penelitian yang dilakukan dalam penelitian ini digambarkan pada Gambar 3.1 sebagai berikut.



Gambar 4. 1 Alur Kerja Penelitian

4.1 Akusisi Data

Data pada penelitian ini memiliki jumlah total sebanyak 710. Rician data yang digunakan dalam penelitian ini, diantaranya dapat dilihat pada tabel 4.1 berikut.

Kelas	Jumlah Dataset (Citra)
Kupu batik cap	100
Kupu harimau kuning	100
Kupu harimau kuning hijau	100
Kupu hijau biru	100
Kupu Jarak	7

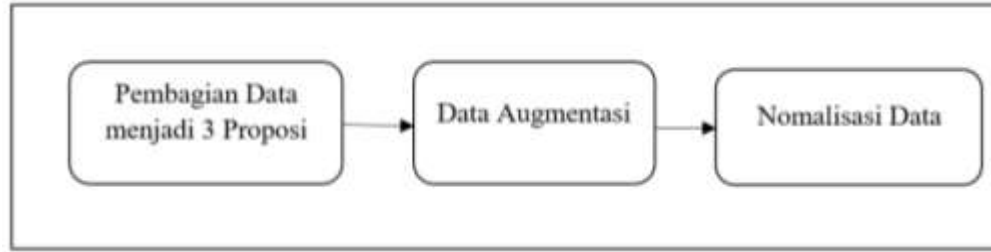
Kupu Jojo	100
Kupu Pantat Merah	95
Kupu Raja Helena	8
Kupu Raha Limau	100



Gambar 4.1 *Species* Kupu-Kupu

4.2 Pre-Processing

Sebelum masuk ke tahap perancangan model klasifikasi, penting untuk melakukan tahap preprocessing data. Tujuan dari tahap preprocessing data adalah untuk memastikan bahwa data yang digunakan untuk pelatihan model memiliki kualitas yang baik dan siap untuk digunakan. Tahapan preprocessing data meliputi beberapa proses, seperti pembagian data menjadi 3 bagian proporsi, augmentasi data, dan normalisasi data. Setiap langkah memiliki tujuan dan metode masing-masing untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam pelatihan model adalah data yang representatif, seimbang, dan siap digunakan. Alur dari tahap data preprocessing dapat dilihat pada Gambar 4.2 berikut.



Gambar 4. 2 Blok Diagram Tahap *Preprocessing* Data

4.3 *Convolutional Neural Network (CNN)*

1. Image augmentation

Image augmentation adalah teknik *Deep Learning* yang meningkatkan volume dan keragaman data pelatihan dengan melakukan beberapa perubahan pada gambar asli. Teknik image augmentation yang digunakan dalam penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan variasi dataset daun tebu untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model CNN, termasuk mengidentifikasi pola dari berbagai kelas pada kupu-kupu. Transformasi yang digunakan adalah rotasi, pembalikan, pembesaran, modifikasi kecerahan, dan pemotongan. Strategi ini membantu model dalam mengenali pola yang lebih rumit dan bervariasi, serta mencegah *overfitting*, yang terjadi ketika model hanya mengingat data pelatihan dan memiliki kemampuan generalisasi yang signifikan. Dengan demikian, augmentasi gambar membantu meningkatkan akurasi dan kinerja model CNN.

2. Modeling

Arsitektur Convolutional Neural Network yang digunakan dalam penelitian ini adalah ResNet-50 dan VGG16. Pemilihan kedua arsitektur ini didasarkan pada keefektifannya dalam meningkatkan akurasi klasifikasi dan deteksi fitur pada citra. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh (Shah *et al.*, 2023).

4.4 *Support Vector Machine (SVM)*

1. Ekstrak Fitur

Ekstraksi fitur yang dilakukan pada penelitian ini adalah ekstraksi fitur warna, fitur bentuk, dan fitur tekstur.

2. Modeling SVM

Pada SVM, proses klasifikasi dilakukan dengan mencari hyperplane terbaik untuk memisahkan data antar kelas. Pemodelan untuk klasifikasi SVM dilakukan dengan memilih kernel untuk mengatur parameter seperti bobot atau koefisien agar sesuai dengan model SVM yang akan dibuat.

Beberapa jenis kernel yang umum digunakan adalah linear, RBF (Radial Basis Function), dan *polynomial*. Penelitian ini akan menggunakan kernel linear karena cocok untuk data yang kecil dan waktu training yang singkat.

4.5 Evaluasi

Pengujian dilakukan pada data uji untuk menilai sejauh mana model dapat mengidentifikasi satu jenis penyakit daun tebu secara akurat. Untuk mengevaluasi performa model, digunakan beberapa metrik, antara lain *accuracy*, *presisi*, *recall*, dan *F1-score*. Metrik-metrik tersebut memberikan gambaran mengenai efektivitas model dalam mengklasifikasikan kategori penyakit daun tebu secara tepat dan khas. Evaluasi performa model juga dibantu dengan confusion matrix untuk menggambarkan hasil prediksi dan kesalahan klasifikasi pada setiap kelas penyakit. Hal ini membantu melihat seberapa baik model dapat mengenali pola penyakit pada daun tebu. Dengan adanya metrik ini, hasil performa dari metode CNN dan SVM dapat dibandingkan secara langsung dengan metode-metode lain dari penelitian sebelumnya, seperti VGG19, MobileNetV2 serta LeNet.

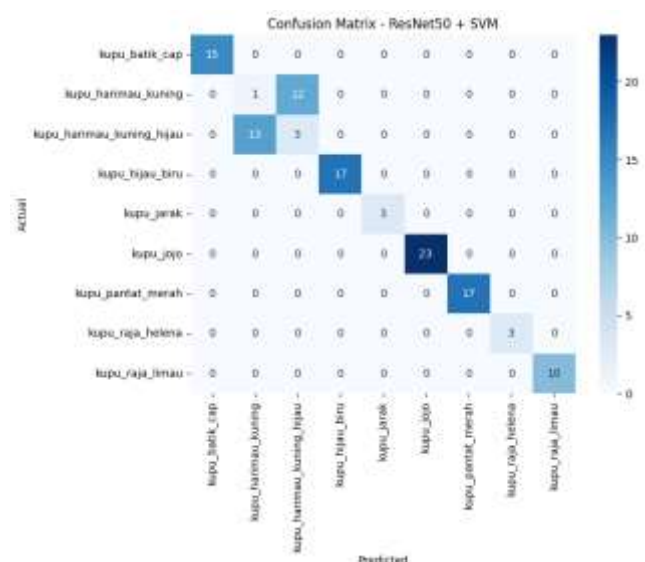
5. HASIL

Hasil training dari arsitektur ResNet50 dan VGG Serta menggunakan Model SVM adalah sebagai berikut.

5.1 ResNet50+SVM

	precision	recall	f1-score	support
kupu_batik_cap	1.00	1.00	1.00	15
kupu_harimau_kuning	0.07	0.00	0.07	13
kupu_harimau_kuning_hijau	0.20	0.19	0.19	16
kupu_hijau_hiru	1.00	1.00	1.00	17
kupu_jarak	1.00	1.00	1.00	3
kupu_jejo	1.00	1.00	1.00	23
kupu_pantat_merah	1.00	1.00	1.00	17
kupu_raja_helena	1.00	1.00	1.00	3
kupu_raja_limau	1.00	1.00	1.00	10
accuracy			0.79	117
macro avg	0.81	0.81	0.81	117
weighted avg	0.79	0.79	0.79	117

Gambar 5.1 Tabel Confusion Matrix
ResNet50+SVM



Gambar 5.2 Confusion Matrix ResNet50+SVM

5.2 VGG16+SVMs

	precision	recall	f1-score	support
kupu_batik_cap	1.00	1.00	1.00	12
kupu_harimau_kuning	0.19	0.17	0.18	18
kupu_harimau_kuning_hijau	0.17	0.19	0.18	18
kupu_hijau_biru	1.00	1.00	1.00	18
kupu_jarak	1.00	1.00	1.00	1
kupu_joyo	1.00	1.00	1.00	18
kupu_pantat_merah	1.00	1.00	1.00	19
kupu_raja_helena	1.00	1.00	1.00	3
kupu_raja_limau	1.00	1.00	1.00	12
accuracy			0.76	117
macro avg	0.82	0.82	0.82	117
weighted avg	0.76	0.76	0.76	117

Gambar 5.3 Tabel Confusion Matrix
VGG16+SVM

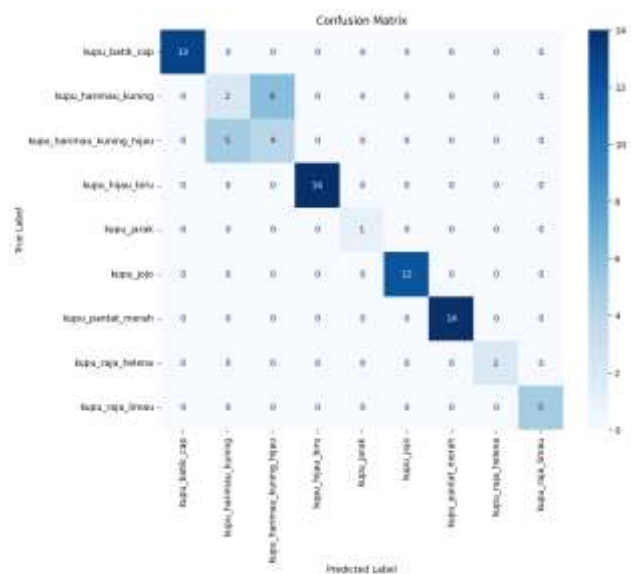


Gambar 5.4 Confusion Matrix VGG16+SVM

5.3 RestNet50

	precision	recall	f1-score	support
kupu_batik_cap	1.00	1.00	1.00	13
kupu_harimau_kuning	0.29	0.25	0.27	8
kupu_harimau_kuning_hijau	0.48	0.44	0.42	9
kupu_hijau_biru	1.00	1.00	1.00	14
kupu_jarak	1.00	1.00	1.00	1
kupu_joyo	1.00	1.00	1.00	12
kupu_pantat_merah	1.00	1.00	1.00	14
kupu_raja_helena	1.00	1.00	1.00	2
kupu_raja_limau	1.00	1.00	1.00	5
accuracy			0.86	78
macro avg	0.85	0.85	0.85	78
weighted avg	0.86	0.86	0.86	78

Gambar 5.5 Tabel Confusion Matrix RestNet50

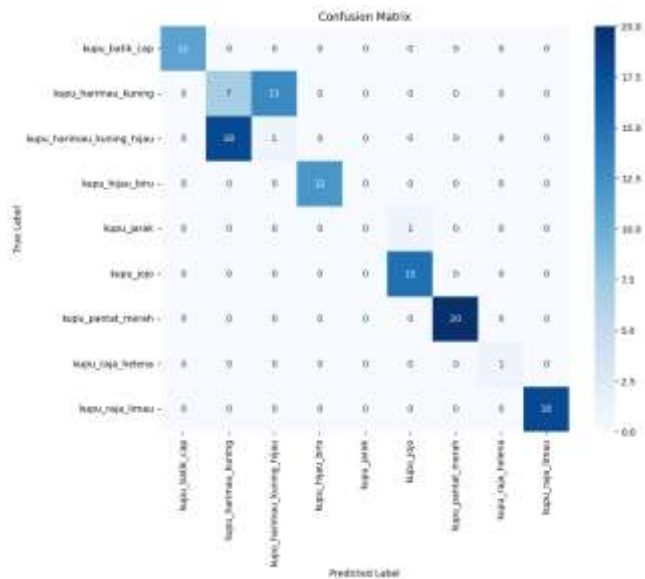


Gambar 5.5 Confusion Matrix RestNet50

5.4 VGG16

	precision	recall	f1-score	support
kupu_batik_cap	1.00	1.00	1.00	11
kupu_harimau_kuning	0.28	0.35	0.31	20
kupu_harimau_kuning_hijau	0.07	0.05	0.06	19
kupu_hijau_biru	1.00	1.00	1.00	12
kupu_jarak	0.00	0.00	0.00	1
kupu_joyo	0.94	1.00	0.97	15
kupu_pantat_merah	1.00	1.00	1.00	20
kupu_raja_helena	1.00	1.00	1.00	1
kupu_raja_limau	1.00	1.00	1.00	10
accuracy			0.73	117
macro avg	0.70	0.71	0.70	117
weighted avg	0.71	0.73	0.72	117

Gambar 5.7 Tabel Confusion VGG16

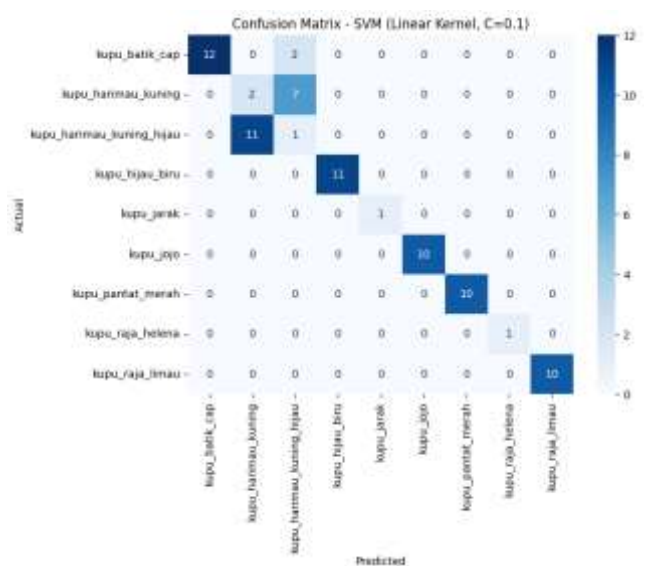


Gambar 5.8 Confusion Matrix VGG16

5.5 SVM

	precision	recall	f1-score	support
kupu_batik_cap	1.00	0.86	0.92	14
kupu_harimau_kuning	0.15	0.22	0.18	9
kupu_harimau_kuning_hijau	0.10	0.08	0.09	12
kupu_hijau_biru	1.00	1.00	1.00	11
kupu_jarak	1.00	1.00	1.00	1
kupu_joyo	1.00	1.00	1.00	10
kupu_pantat_merah	1.00	1.00	1.00	10
kupu_raja_helena	1.00	1.00	1.00	1
kupu_raja_limau	1.00	1.00	1.00	10
accuracy			0.74	78
macro avg	0.81	0.80	0.80	78
weighted avg	0.76	0.74	0.75	78

Gambar 5.9 Tabel Confusion Matrix SVM



Gambar 5.10 Confusion Matrix SVM

5.6 Pebandinga Kinerja Arsitektur RestNet50 dan VGG serta Model SVM

Tabel 5.1 Perbandingan Kinerja

Skanerio	Model	Hasil Akurasi
1	RestNet50+SVM	79%
2	VGG+SVM	76%
3	RestNet50	86%
4	VGG16	73%
5	SVM	74%

Tabel 5.1 menunjukkan hasil akurasi dari berbagai skenario model. Berikut adalah penjelasan setiap baris dalam tabel:

1. Skenario 1 - ResNet50+SVM:]

- Kombinasi arsitektur ResNet50 dengan SVM menghasilkan akurasi 79%.
- Kombinasi ini memanfaatkan kekuatan ResNet50 untuk ekstraksi fitur dan SVM untuk klasifikasi.

2. Skenario 2 - VGG+SVM

- Kombinasi arsitektur VGG dengan SVM menghasilkan akurasi 76%.
- VGG digunakan untuk ekstraksi fitur, tetapi performanya sedikit lebih rendah dibandingkan ResNet50+SVM.

3. Skenario 3 - ResNet50

- ResNet50 tanpa SVM memberikan hasil akurasi tertinggi yaitu 86%.
- Hal ini menunjukkan bahwa ResNet50 secara mandiri sudah sangat kuat untuk menangani tugas klasifikasi.

4. Skenario 4 - VGG16

Arsitektur VGG16 tanpa SVM menghasilkan akurasi 73%, yang lebih rendah dibandingkan ResNet50.

5. Skenario 5 – SVM

- a) Model SVM saja (tanpa ekstraksi fitur dari deep learning) menghasilkan akurasi 74%.
- b) Ini menunjukkan bahwa penggunaan deep learning untuk ekstraksi fitur membantu meningkatkan performa.

6. KESIMPULAN

1. ResNet50 memiliki performa terbaik dalam tugas klasifikasi, baik digunakan sendiri (86%) maupun dalam kombinasi dengan SVM (79%).
2. VGG16 memiliki akurasi lebih rendah dibandingkan ResNet50, baik sendiri (73%) maupun dalam kombinasi dengan SVM (76%).
3. Kombinasi deep learning dengan SVM memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan SVM murni, menunjukkan keuntungan dari fitur yang diekstraksi oleh model deep learning.

7. REFRENSI

- A. S. Almryad and H. Kutucu, “Automatic identification for field butterflies by convolutional neural networks,” *Eng. Sci. Technol. an Int. J.*, vol. 23, no. 1, pp. 189–195, 2020, doi: 10.1016/j.jestch.2020.01.006.
- Micheal & Ery Hartati. (2022). *Klasifikasi Spesies Kupu-kupu menggunakan metode Convolutional Neural Network*. MDP Student Conference (MSC) 2022, ISBN 978-602-51717-7-2
- R. Andrian, S. Anwar, M. A. Muhammad, and A. Junaidi, “Identifikasi Kupu-Kupu Menggunakan Ekstraksi Fitur Deteksi Tepi (Edge Detection) dan Klasifikasi K-Nearest Neighbor (KNN),” *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 5, no. 2, pp. 234–243, 2019, doi: 10.28932/jutisi.v5i2.1744.
- Ramayanti, D., Asri, S. D., & Lionie, L. (2022). *Implementasi Model Arsitektur VGG16 dan MobileNetV2 untuk Klasifikasi Citra Kupu-Kupu*. *JSAI: Journal Scientific and Applied Informatics*, 5(3), 182-187. E-ISSN: 2614-3054; P-ISSN: 2614-3062. DOI: 10.36085
- W. Oktaviati, S. Rifanjani, and H. Ardian, “Keanekaragaman Jenis Kupu-Kupu (Ordo Lepidoptera) Pada Ruang Terbuka Hijau Kota Pontianak,” *J. Hutan Lestari*, vol. 7, no. 1, pp. 79–85, 2019, doi: 10.26418/jhl.v7i1.31001.