

Perbandingan Kinerja Arsitektur Convolutional Neural Networks (CNN) WideResNet GoogleNet dan AlexNet Pada Tugas Klasifikasi Kupu-Kupu

Adli Fiqrullah / NPM. 2117051075

Department of Computer Science, Faculty of Mathematics and Natural Sciences, Lampung University

KEYWORDS

Kupu-Kupu
Deep learning
WideResNet
GoogleNet
AlexNet

ABSTRACT

Penelitian ini membandingkan kinerja arsitektur *Convolutional Neural Networks* (CNN) WideResNet, GoogleNet, dan AlexNet pada tugas klasifikasi citra kupu-kupu. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan dataset citra kupu-kupu dengan berbagai kategori dan karakteristik visual. Setiap arsitektur diuji menggunakan parameter yang sama untuk memastikan evaluasi yang konsisten. Perbandingan kinerja meliputi metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil penelitian menunjukkan perbedaan signifikan dalam performa ketiga arsitektur CNN dalam menyelesaikan tugas klasifikasi kupu-kupu.

I. PENDAHULUAN

Kupu-kupu merupakan salah satu serangga dari ordo *Lepidoptera* yang dikenal memiliki keindahan pola warna dan bentuk sayap yang sangat bervariasi. Serangga ini tersebar hampir di seluruh dunia dan memiliki peran penting dalam ekosistem sebagai penyerbuk tanaman dan indikator lingkungan. Pola hidup kupu-kupu yang berkaitan erat dengan kondisi habitat menjadikan keberadaannya sering digunakan sebagai indikator perubahan lingkungan, terutama terkait dengan perubahan iklim dan kerusakan ekosistem.

Identifikasi spesies kupu-kupu secara manual masih menghadapi berbagai kendala, terutama karena sifat morfologi kupu-kupu yang sangat beragam dan sering kali mirip antar spesies. Ahli taksonomi yang semakin terbatas jumlahnya menambah kesulitan dalam pengklasifikasian spesies kupu-kupu secara akurat. Penggunaan metode konvensional yang memerlukan pengamatan langsung terhadap karakter morfologi seperti pola warna, venasi sayap, dan ukuran tubuh sering kali tidak praktis dan memakan waktu lama. Permasalahan ini menimbulkan kebutuhan akan metode yang lebih cepat dan akurat (Almryad & Kutucu, 2020).

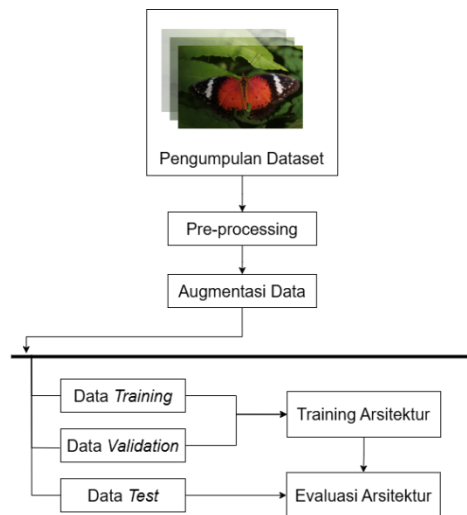
Perkembangan teknologi kecerdasan buatan memberikan solusi potensial dalam identifikasi spesies kupu-kupu melalui pendekatan berbasis citra digital. *Convolutional Neural Networks* (CNN) sebagai salah satu metode *deep learning* terbukti mampu mengekstraksi fitur kompleks dari citra secara otomatis tanpa memerlukan proses ekstraksi fitur manual. Kemampuan CNN dalam mengenali pola visual menjadikannya metode yang sesuai untuk tugas klasifikasi spesies kupu-kupu pada dataset citra (Borugadda et al., 2021).

Arsitektur CNN seperti WideResNet, GoogleNet, dan AlexNet telah banyak digunakan untuk berbagai tugas klasifikasi gambar. Setiap arsitektur memiliki karakteristik unik yang memengaruhi kinerja model dalam hal akurasi, waktu komputasi, dan kemampuan generalisasi pada data baru. Perbandingan kinerja model CNN pada domain klasifikasi kupu-kupu sangat penting untuk menentukan arsitektur yang paling efektif dan efisien dalam menyelesaikan permasalahan ini (Theivaprakasham, 2021).

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja arsitektur CNN WideResNet, GoogleNet, dan AlexNet dalam tugas klasifikasi spesies kupu-kupu. Analisis dilakukan dengan menggunakan dataset citra kupu-kupu untuk mengukur akurasi, efisiensi waktu, dan kemampuan masing-masing model dalam mengenali berbagai spesies. Hasil penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan metode otomatisasi klasifikasi kupu-kupu berbasis citra digital.

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimental untuk mengevaluasi kinerja berbagai arsitektur *Convolutional Neural Networks* (CNN) pada tugas klasifikasi kupu-kupu. Proses penelitian dilakukan secara sistematis melalui beberapa tahapan. Setiap tahap dirancang untuk memastikan keandalan dan validitas hasil yang diperoleh dalam analisis.



Gambar 1. Alur Penelitian

Tahapan yang akan dilakukan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1 dengan penjelasan sebagai berikut:

1. Pengumpulan Dataset

Tahap awal penelitian ini melibatkan pengumpulan dataset yang digunakan untuk analisis klasifikasi spesies kupu-kupu. Dataset terdiri dari 800 gambar kupu-kupu yang dikelompokkan dalam 8 kelas berdasarkan spesies. Penyimpanan dataset dilakukan di *Google Drive* untuk memudahkan akses dan penggunaan dalam proses pelatihan model klasifikasi menggunakan *Google Colab*. Setiap gambar kupu-kupu disimpan dalam folder terpisah sesuai dengan label kelas yang tertera pada nama folder, untuk memudahkan proses pelabelan dan pelatihan model.

2. Pre-processing

Tahap *pre-processing* mempersiapkan dataset citra kupu-kupu untuk pelatihan model CNN dengan transformasi seperti perubahan ukuran acak, pembalikan horizontal, konversi ke tensor, dan normalisasi. Proses ini dilakukan menggunakan pustaka PyTorch untuk efisiensi dan konsistensi.

3. Aumentasi Data

Augmentasi data diterapkan untuk mengurangi risiko *overfitting* dan meningkatkan variasi data pelatihan. Penggunaan augmentasi, terjadi penambahan 100 gambar per kelas, sehingga ditotalkan akan menghasilkan 1.600 gambar. Teknik yang digunakan meliputi *RandAugment*, *Random Erasing*, *Mixup*, dan *Cutmix*. Teknik augmentasi bertujuan meningkatkan variasi data tanpa menambah beban komputasi.

4. Pembagian Dataset

Data penelitian dibagi menjadi tiga kelompok utama: data pelatihan (*training*), data validasi (*validation*), dan data pengujian (*test*). Proporsi pembagian data terdiri dari 70% data pelatihan, 20% data validasi, dan 10% data pengujian. Pembagian ini bertujuan untuk menyediakan data yang memadai bagi pelatihan, validasi yang optimal untuk penyetelan model, serta pengujian yang andal dalam evaluasi kinerja akhir model.

5. Training Arsitektur

Penelitian ini menggunakan model berbasis arsitektur CNN untuk mengevaluasi kinerja model dalam mengklasifikasi gambar kupu-kupu secara efisien. Arsitektur CNN yang dipilih mencakup WideResNet, GoogleNet, dan AlexNet karena kemampuannya yang unggul dalam menangani tugas klasifikasi gambar dengan tingkat akurasi tinggi.

6. Evaluasi Arsitektur

Tahapan evaluasi arsitektur dilakukan menggunakan data *testing* yang telah disiapkan, setelah proses pelatihan model. Hasil klasifikasi kupu-kupu dicatat dan dianalisis untuk perbandingan kinerja antara WideResNet, GoogleNet, dan AlexNet dengan menggunakan metode *confusion matrix*. Perhitungan metrik evaluasi yang digunakan dapat dilihat pada Rumus (1), Rumus (2), Rumus (3), dan Rumus (4).

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \times 100\% \dots\dots\dots(1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \dots\dots\dots(2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \dots\dots\dots(3)$$

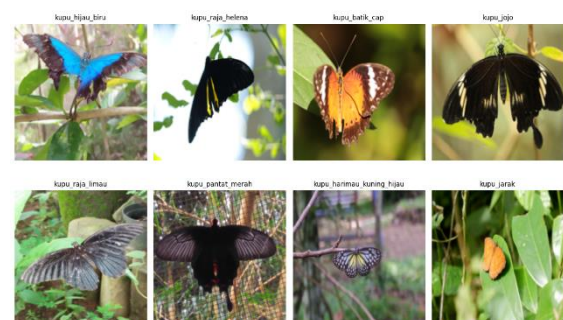
$$F1-score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision+Recall} \times 100\% \dots\dots\dots(4)$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setiap model CNN dilatih dan dievaluasi menggunakan dataset citra kupu-kupu yang telah diproses. Eksperimen dilakukan dengan teliti, mulai dari pengolahan data hingga pengaturan parameter model, untuk memahami kinerja arsitektur WideResNet, GoogleNet, dan AlexNet dalam mengklasifikasi kupu-kupu secara akurat. Proses ini bertujuan untuk memperoleh pemahaman mendalam tentang kinerja masing-masing arsitektur.

1. Pengumpulan Dataset

Data yang akan digunakan dalam penelitian ini berasal dari tempat penangkaran kupu-kupu Taman Kupu-Kupu Gita Persada. Sampel gambar kupu-kupu yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 2 untuk memberikan pemahaman visual yang lebih jelas tentang data yang digunakan dalam pengembangan model.



Gambar 2. Dataset

2. Pre-processing

Proses tahap ini mencakup serangkaian transformasi data yang dirancang untuk memastikan dataset memiliki kualitas yang konsisten dan mendukung pembelajaran model secara optimal. Pada tahap pelatihan, transformasi data dilakukan untuk memperluas variasi dataset seperti perubahan ukuran acak dan pembalikan horizontal acak. Proses ini bertujuan untuk membantu model mengenali pola-pola yang lebih beragam, sehingga dapat meningkatkan kemampuan generalisasi. Selain itu, setiap citra diubah ke dalam format tensor dan nilai pikselnya dinormalisasi agar berada dalam rentang yang sesuai untuk input model CNN.

3. Augmentasi Data

Augmentasi data diterapkan sebagai langkah penting untuk meningkatkan performa model klasifikasi dan mengurangi risiko *overfitting*, terutama pada dataset yang memiliki jumlah data terbatas. Dalam penelitian ini, dataset awal terdiri dari 8 kelas dengan masing-masing kelas berisi 100 gambar, menghasilkan total 800 gambar. Setelah proses augmentasi diterapkan, setiap kelas mengalami penambahan 100 gambar, sehingga total dataset meningkat menjadi 1.600 gambar. Sampel gambar kupu-kupu yang telah di augmentasi dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Dataset Augmentasi

4. Training Arsitektur

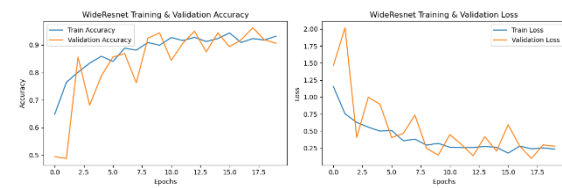
Setiap model dilatih menggunakan subset latih dari dataset dengan konfigurasi yang serupa, termasuk parameter pembelajaran dan pengoptimalan. Selama pelatihan, dilakukan pemantauan terhadap performa model pada data validasi untuk menghindari *overfitting* dan memastikan model yang dihasilkan memiliki generalisasi yang baik. *Hyperparameter* yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. *Hyperparameter*

<i>Hyperparameter</i>	Nilai
<i>Epoch</i>	20
<i>Batch-size</i>	32
<i>Optimizer</i>	Adam
<i>Learning Rate</i>	0,001

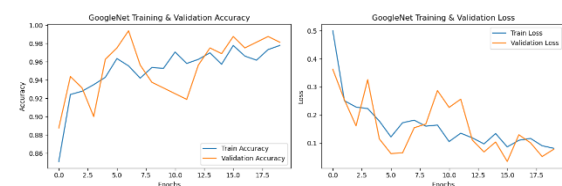
Gambar 4 menunjukkan performa model WideResNet yang mengalami peningkatan akurasi secara konsisten pada data pelatihan, dengan akurasi validasi yang cenderung mengikuti meskipun fluktuatif. Nilai loss pada data pelatihan terus menurun secara stabil, sementara loss validasi mengalami penurunan awal yang signifikan sebelum berfluktuasi di

sekitar nilai rendah. Hal ini mengindikasikan bahwa model berhasil belajar dengan baik dari data pelatihan, namun variasi pada data validasi dapat mencerminkan sensitivitas terhadap data yang belum terlihat atau potensi *overfitting* ringan pada beberapa epoch.



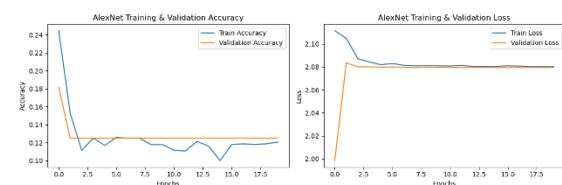
Gambar 4. Hasil Pelatihan WideResNet

Gambar 5 menunjukkan performa model GoogleNet selama pelatihan pada data klasifikasi kupu-kupu. Grafik di sebelah kiri memperlihatkan peningkatan akurasi pelatihan yang stabil hingga mendekati 100%, sementara akurasi validasi juga menunjukkan tren meningkat meskipun terdapat fluktuasi kecil. Grafik di sebelah kanan menunjukkan penurunan nilai loss pelatihan dan validasi yang konsisten, dengan nilai loss validasi lebih rendah pada beberapa titik, yang mengindikasikan kemampuan model untuk menangkap pola dari data secara efektif tanpa indikasi *overfitting* yang signifikan.



Gambar 5. Hasil Pelatihan GoogleNet

Gambar 6 menunjukkan performa model AlexNet selama pelatihan pada data klasifikasi kupu-kupu. Grafik di sebelah kiri memperlihatkan akurasi pelatihan yang rendah dengan tren mendatar setelah penurunan awal, sedangkan akurasi validasi juga tetap rendah tanpa peningkatan berarti. Grafik di sebelah kanan menunjukkan penurunan nilai loss pelatihan yang menurun sedikit tetapi tetap tinggi, sementara loss validasi stabil pada nilai tinggi setelah penurunan awal. Performa ini menunjukkan bahwa model AlexNet tidak mampu belajar dengan baik dari data pelatihan dan gagal menangkap pola yang relevan untuk tugas klasifikasi.



Gambar 6. Hasil Pelatihan AlexNet

5. Evaluasi Arsitektur

Setelah proses pelatihan selesai, masing-masing model dievaluasi dengan menggunakan subset uji yang diambil dari dataset untuk mengukur kinerjanya dalam menyelesaikan tugas klasifikasi. Evaluasi ini dilakukan dengan cermat dengan mempertimbangkan berbagai metrik yang relevan, yang dapat memberikan gambaran menyeluruh tentang seberapa baik model dapat mengenali dan mengklasifikasikan

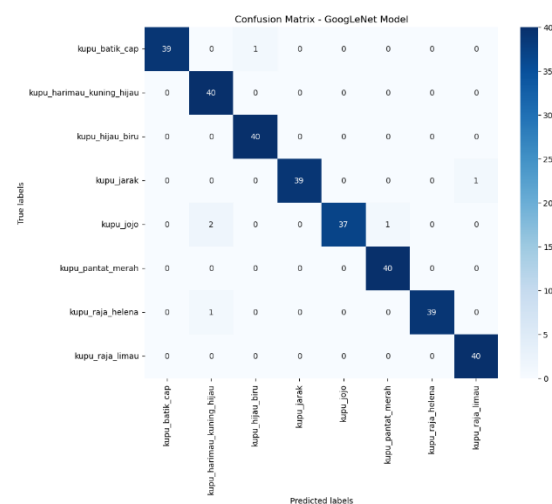
citra berdasarkan pelatihan yang telah dilakukan. Beberapa metrik yang digunakan antara lain *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*, yang semuanya memberikan informasi yang berharga mengenai performa model.

- **Accuracy:** Mengukur tingkat keberhasilan model dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan kupu-kupu ke dalam kategori yang benar.
- **Precision, Recall, dan F1-Score:** Memberikan gambaran komprehensif tentang kinerja setiap model dalam mendeteksi dan mengenali jenis kupu-kupu. *Precision* menunjukkan akurasi prediksi positif, *recall* mengukur kemampuan menemukan semua data kupu-kupu, dan *F1-score* menyeimbangkan *precision* dan *recall* untuk evaluasi kinerja model, terutama dalam klasifikasi objek di kondisi lingkungan beragam.

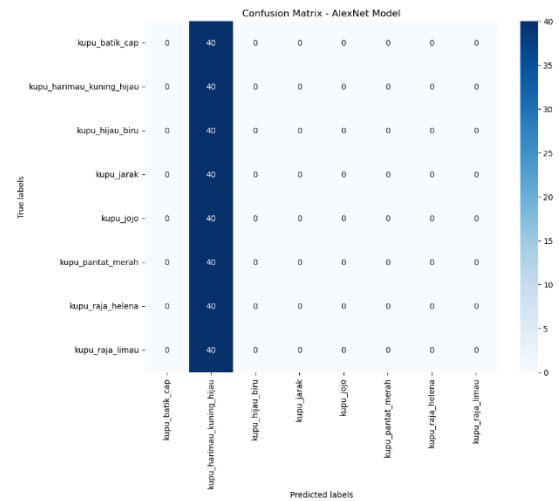
Evaluasi performa klasifikasi dari setiap model arsitektur disajikan melalui *Confusion matrix*, yang terlihat pada Gambar 7, Gambar 8, dan Gambar 9.



Gambar 7. *Confusion Matrix* WideResNet



Gambar 8. *Confusion Matrix* GoogleNet



Gambar 9. *Confusion Matrix* AlexNet

Hasil dari tabel *confusion matrix* ini memberikan pandangan yang sangat jelas mengenai sejauh mana kemampuan model dalam mengidentifikasi setiap kelas objek secara akurat, serta memberikan informasi yang mendetail tentang pola distribusi hasil prediksi model terhadap seluruh data yang digunakan dalam pengujian. Paparan hasil *confusion matrix* untuk model yang digunakan dapat dilihat secara lebih rinci pada Tabel 2, Tabel 3, Tabel 4, dan Tabel 5, yang masing-masing menunjukkan performa model berdasarkan pengujian terhadap dataset tertentu.

Tabel 2. *Accuracy*

Kelas	Model		
	WideResNet	GoogleNet	AlexNet
Batik Cap	0.93	0.99	0.00
Harimau Kuning Hijau	0.93	0.96	0.56
Hijau Biru	0.91	0.99	0.00
Jarak	0.97	0.99	0.00
Jojo	0.85	0.96	0.00
Pantat Merah	0.92	0.99	0.00
Raja Helena	0.96	0.99	0.00
Raja Limau	0.89	0.99	0.00

Tabel 3. *Precision*

Kelas	Model		
	WideResNet	GoogleNet	AlexNet
Batik Cap	0.90	1.00	0.00
Harimau Kuning Hijau	0.87	0.93	0.12
Hijau Biru	0.97	0.97	0.00
Jarak	1.00	1.00	0.00
Jojo	1.00	1.00	0.00
Pantat Merah	0.88	0.97	0.00
Raja Helena	1.00	1.00	0.00
Raja Limau	0.78	0.97	0.00

Tabel 4. *Recall*

Kelas	Model		
	WideResNet	GoogleNet	AlexNet
Batik Cap	0.95	0.97	0.10
Harimau Kuning Hijau	1.00	1.00	1.00
Hijau Biru	0.85	1.00	0.00
Jarak	0.95	0.97	0.00
Jojo	0.70	0.92	0.00
Pantat Merah	0.95	1.00	0.00
Raja Helena	0.92	0.97	0.00
Raja Limau	1.00	1.00	0.00

Tabel 5. *F1-score*

Kelas	Model		
	WideResNet	GoogleNet	AlexNet
Batik Cap	0.93	0.99	0.00
Harimau Kuning Hijau	0.93	0.96	0.22
Hijau Biru	0.90	0.99	0.00
Jarak	0.97	0.99	0.00
Jojo	0.82	0.96	0.00
Pantat Merah	0.91	0.99	0.00
Raja Helena	0.96	0.99	0.00
Raja Limau	0.89	0.99	0.00

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa arsitektur *Convolutional Neural Networks* (CNN) WideResNet dan GoogLeNet memiliki kinerja yang lebih unggul dibandingkan AlexNet dalam tugas klasifikasi gambar kupu-kupu. Hasil pengujian menunjukkan bahwa akurasi WideResNet dan GoogLeNet mencapai nilai tinggi di hampir semua kelas. Kedua arsitektur ini mampu mengenali pola visual yang kompleks dengan sangat baik. Hal ini disebabkan oleh kedalaman jaringan dan arsitektur yang lebih maju pada WideResNet dan GoogLeNet.

Di sisi lain, AlexNet menunjukkan kinerja yang jauh lebih rendah jika dibandingkan dengan WideResNet dan GoogLeNet. Akurasi AlexNet sangat rendah pada sebagian besar kelas, dengan beberapa kelas bahkan memiliki akurasi mendekati 0%. Kelemahan ini menunjukkan bahwa AlexNet tidak cukup efektif dalam menangkap dan menganalisis fitur visual yang lebih rumit pada dataset kupu-kupu. Arsitektur AlexNet yang lebih dangkal menjadi salah satu faktor yang menyebabkan keterbatasan dalam pemrosesan data yang lebih kompleks.

Berdasarkan hasil penelitian ini, arsitektur WideResNet dan GoogLeNet lebih direkomendasikan untuk digunakan dalam tugas klasifikasi gambar dengan tingkat kompleksitas tinggi, seperti klasifikasi kupu-kupu. AlexNet terbukti tidak mampu menangani variasi dan kerumitan visual secara optimal. WideResNet dan GoogLeNet terbukti lebih efektif dalam mengidentifikasi serta memproses fitur visual yang penting pada dataset kupu-kupu, sehingga memberikan performa yang jauh lebih baik dalam tugas klasifikasi ini.

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>
- Borugadda, P., Lakshmi, R., & Govindu, S. (2021). Classification of Cotton Leaf Diseases Using AlexNet and Machine Learning Models. In *Current Journal of Applied Science and Technology* (pp. 29–37). academia.edu. <https://doi.org/10.9734/cjast/2021/v40i3831588>
- Theivaprakasham, H. (2021). Identification of Indian butterflies using Deep Convolutional Neural Network. *Journal of Asia-Pacific Entomology*, 24(1), 329–340. <https://doi.org/10.1016/j.aspen.2020.11.015>