

Implementasi Model efficientnet, faster r-cnn dan densenet dalam Klasifikasi Kupu-Kupu

Muhamad Hafiz Atsal 2117051084

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

KEYWORDS

Butterfly
Classification,
EfficientNet,
Faster R-CNN,
DenseNet,
Deep Learning,
Image
Recognition,
Computer
Vision.

ABSTRACT

Kupu-kupu merupakan salah satu serangga yang memiliki keragaman tinggi dan berperan penting sebagai bioindikator dalam pemantauan lingkungan. Namun, klasifikasi manual spesies kupu-kupu memerlukan waktu yang lama dan rentan terhadap kesalahan, terutama pada dataset yang besar. Penelitian ini mengimplementasikan tiga arsitektur deep learning mutakhir—EfficientNet, Faster R-CNN, dan DenseNet—untuk mengklasifikasikan spesies kupu-kupu berdasarkan citra. Model-model ini dilatih dan dievaluasi menggunakan dataset yang telah dikurasi, dengan menggunakan metrik kinerja seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk membandingkan efektivitasnya. EfficientNet digunakan karena kemampuannya dalam ekstraksi fitur yang ringan namun efektif, Faster R-CNN untuk deteksi objek dan lokalisasi yang canggih, serta DenseNet yang memanfaatkan konektivitas padat untuk meningkatkan propagasi fitur. Hasil penelitian menunjukkan adanya trade-off antara efisiensi komputasi dan akurasi klasifikasi, memberikan wawasan terkait kecocokan masing-masing arsitektur untuk tugas klasifikasi kupu-kupu. Penelitian ini berkontribusi dalam pengembangan otomatisasi pemantauan keanekaragaman hayati dengan menawarkan pendekatan yang skalabel untuk identifikasi spesies menggunakan deep learning.

1. Pendahuluan

Kupu-kupu merupakan salah satu jenis serangga dari ordo Lepidoptera yang memiliki keanekaragaman spesies dan pola sayap yang unik. Selain memiliki nilai estetika, kupu-kupu juga berperan penting sebagai bioindikator lingkungan, sehingga identifikasi spesiesnya memiliki nilai ekologis yang signifikan. Namun, proses identifikasi secara manual seringkali membutuhkan waktu yang lama, tenaga ahli, dan rentan terhadap kesalahan, terutama pada dataset yang besar dan kompleks.

Kemajuan teknologi dalam bidang pengolahan citra dan pembelajaran mendalam (deep learning) telah membuka peluang untuk mengatasi tantangan dalam identifikasi spesies kupu-kupu. Dengan menggunakan model deep learning, proses klasifikasi dapat dilakukan secara otomatis, cepat, dan dengan tingkat akurasi yang tinggi. Beberapa arsitektur deep learning mutakhir, seperti EfficientNet, Faster R-CNN, dan DenseNet, telah menunjukkan

kinerja yang menjanjikan dalam berbagai tugas klasifikasi dan deteksi objek.

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan dan mengevaluasi tiga arsitektur deep learning—EfficientNet, Faster R-CNN, dan DenseNet—dalam klasifikasi spesies kupu-kupu. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik kinerja seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk menentukan efektivitas masing-masing model. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem klasifikasi otomatis yang efisien dan akurat, sekaligus mendukung konservasi keanekaragaman hayati melalui teknologi.

2. Studi Literatur

Salah satu model deep learning yang terkenal dalam klasifikasi citra adalah EfficientNet, yang mengintegrasikan berbagai fitur dari model-model sebelumnya seperti ResNet, Inception, dan MobileNet. Seiring dengan perkembangan Convolutional Neural Network (CNN), model-model awal seperti LeNet, AlexNet, dan VGG-16 mengandalkan lapisan konvolusional, pooling, dan koneksi penuh

untuk pengenalan citra. Namun, dengan semakin dalamnya jaringan dan diperluasnya ukuran saluran jaringan, model-model ini menjadi semakin kompleks, meningkatkan resolusi data citra untuk menghasilkan ciri-ciri halus yang lebih kaya, tetapi juga meningkatkan biaya komputasi yang tinggi [1].

Selain itu, pendekatan berbasis Faster R-CNN digunakan secara efektif untuk deteksi objek dan lokalisasi. Arsitektur Faster R-CNN mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan objek secara simultan dalam satu model, menggabungkan proposal wilayah dengan jaringan saraf konvolusional (CNN). Penerapannya dalam tugas-tugas pengenalan spesies, khususnya pada serangga, telah menunjukkan keberhasilan dalam mengidentifikasi serta membedakan spesies dengan akurasi tinggi, terutama dengan menggantikan algoritma Selective Search menggunakan Region Proposal Networks (RPN) yang lebih efisien. Hal ini memungkinkan deteksi objek yang lebih cepat dan akurat pada dataset yang kompleks [2].

DenseNet, dengan arsitektur yang memanfaatkan konektivitas padat antar layer, mampu meningkatkan propagasi fitur dan meminimalkan masalah gradien yang menghilang. Arsitektur ini memungkinkan model untuk menangkap fitur yang lebih kompleks secara efisien, menjadikannya sangat efektif dalam mengklasifikasikan citra yang rumit. Dalam tugas klasifikasi citra lingkungan, termasuk untuk identifikasi spesies [3].

Studi literatur ini memberikan gambaran mengenai penerapan model EfficientNet, Faster R-CNN, dan DenseNet dalam klasifikasi kupu-kupu. Dengan memahami kekuatan dan kelemahan masing-masing model, penelitian ini menjadi dasar untuk implementasi dan evaluasi lebih lanjut menggunakan metrik kinerja seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

3. Metodologi Penelitian

3.1 Pendekatan Penelitian

Penelitian ini akan mengukur kinerja model menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Akurasi mengukur persentase prediksi yang benar, sementara presisi fokus pada prediksi positif yang benar untuk menghindari false positive. Recall mengukur kemampuan model untuk

mendeteksi semua data positif yang benar, dan F1-score memberikan gambaran keseimbangan antara presisi dan recall. Model EfficientNet, Faster R-CNN, dan DenseNet akan diuji pada dataset citra kupu-kupu untuk mengevaluasi kekuatan dan kelemahan masing-masing dalam klasifikasi spesies kupu-kupu.

3.2 Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan melalui beberapa tahapan yang saling berkesinambungan, dimulai dengan persiapan dataset, pelatihan model, evaluasi, hingga analisis hasil. Tahapan penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Pengumpulan dan Persiapan Dataset

Pengumpulan dataset untuk penelitian ini dilakukan secara langsung di lapangan dengan mengamati dan menangkap gambar dari 8 jenis kupu-kupu yang berbeda. Data citra yang dikumpulkan mencakup berbagai kondisi lingkungan dan variasi dalam pencahayaan, yang memastikan keberagaman dalam dataset. Proses pengumpulan ini bertujuan untuk menghasilkan dataset yang representatif untuk klasifikasi spesies kupu-kupu menggunakan model deep learning.

2. Pelatihan Model

Pelatihan model dilakukan dengan membagi dataset menjadi data latih dan uji. Model EfficientNet, Faster R-CNN, dan DenseNet dilatih menggunakan teknik transfer learning, dimulai dengan bobot pre-trained yang disesuaikan dengan dataset spesifik kupu-kupu. Proses pelatihan dioptimalkan dengan pengaturan hyperparameter seperti learning rate dan batch size. Metrik kinerja seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score digunakan untuk memantau hasil pelatihan dan menghindari overfitting atau underfitting.

3. Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi kinerja model dilakukan untuk mengukur sejauh mana model dapat mengklasifikasikan spesies kupu-kupu

dengan akurat. Beberapa metrik yang digunakan dalam evaluasi ini meliputi akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Akurasi mengukur seberapa banyak prediksi yang benar dibandingkan dengan total data. Presisi menunjukkan proporsi prediksi positif yang benar, sementara recall mengukur kemampuan model untuk menangkap semua data positif. F1-score merupakan rata-rata harmonis dari presisi dan recall. Hasil evaluasi ini memberikan gambaran tentang kekuatan dan kelemahan masing-masing model dalam tugas klasifikasi kupu-kupu.

4. Perbandingan Untuk Setiap Model

Perbandingan antar model dilakukan untuk menilai kinerja masing-masing model dalam mengklasifikasikan spesies kupu-kupu. Model yang diuji meliputi EfficientNet, Faster R-CNN, dan DenseNet, dengan evaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Setiap model memiliki kelebihan dan kekurangan yang dapat mempengaruhi hasil klasifikasi. EfficientNet dikenal dengan efisiensi komputasi yang tinggi, sementara Faster R-CNN unggul dalam deteksi objek dan lokalisasi. Di sisi lain, DenseNet dengan konektivitas padat antar layer menunjukkan kemampuannya dalam menangkap fitur kompleks. Hasil perbandingan ini memberikan wawasan mendalam tentang performa masing-masing model, membantu dalam pemilihan model terbaik untuk klasifikasi spesies kupu-kupu.

5. Analisis dan Penyajian Hasil

Analisis dan penyajian hasil dilakukan untuk membandingkan kinerja model EfficientNet, Faster R-CNN, dan DenseNet dalam klasifikasi spesies kupu-kupu. Hasil evaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score akan menunjukkan model terbaik. Visualisasi seperti confusion matrix digunakan untuk menggambarkan performa tiap model dalam mengidentifikasi spesies kupu-kupu.

4. Hasil dan pembahasan

4.1 Dataset

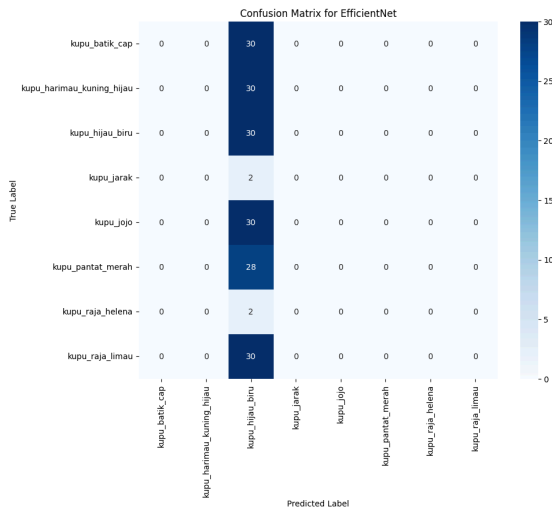
Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari citra kupu-kupu dari 8 spesies yang diambil di area Lampung. Setiap citra mencakup berbagai kondisi pencahayaan dan sudut pandang untuk memastikan keberagaman data. Proses pengumpulan data melibatkan pengamatan langsung oleh tim peneliti di berbagai lokasi, dengan tujuan untuk mendapatkan representasi yang akurat dari spesies kupu-kupu yang ada. Dataset ini terdiri dari gambar dengan resolusi yang cukup tinggi, memungkinkan model untuk mempelajari fitur-fitur halus dari setiap spesies.

4.2 Performa Matriks

Performa model dievaluasi menggunakan beberapa metrik kinerja utama, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Akurasi mengukur persentase prediksi yang benar terhadap total prediksi. Presisi menilai seberapa banyak prediksi yang benar di antara semua prediksi yang positif, sedangkan recall mengukur seberapa banyak label positif yang berhasil terdeteksi oleh model. F1-score merupakan rata-rata harmonis antara presisi dan recall, memberikan gambaran menyeluruh tentang kinerja model, terutama saat ada ketidakseimbangan antara kelas.

Setiap model (EfficientNet, Faster R-CNN, dan DenseNet) diukur berdasarkan metrik ini untuk membandingkan performanya dalam klasifikasi spesies kupu-kupu. Hasil dari pengujian menunjukkan bahwa

setiap model memiliki kekuatan dan kelemahan masing-masing, yang dapat mempengaruhi pemilihan model terbaik tergantung pada kebutuhan spesifik dalam pengenalan spesies kupu-kupu.



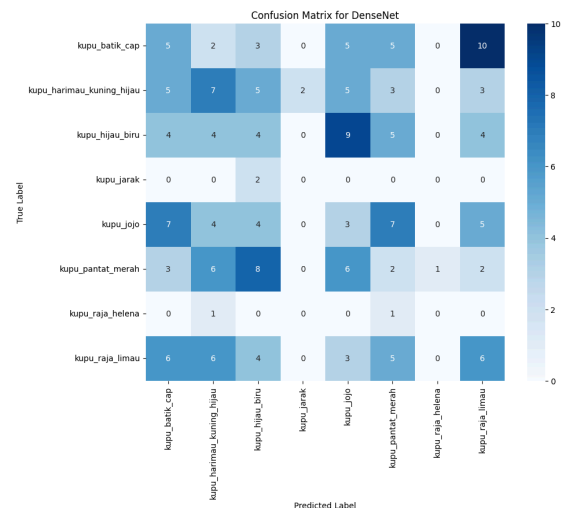
Gambar 1. matrix efficient net

	precision	recall	f1-score	support
kupu batik cap	0	0	0	30
kupu harimau kuning hijau	0	0	0	30
kupu hijau biru	0.16	1	0.28	30
kupu jarak	0	0	0	2
kupu jojo	0	0	0	30
kupu pantat merah	0	0	0	28
kupu raja helena	0	0	0	2
kupu raja limau	0	0	0	30

Tabel 1. efficient net

Hasil evaluasi model EfficientNet pada klasifikasi delapan jenis kupu-kupu menunjukkan performa yang kurang optimal, dengan precision, recall, dan F1-score yang mayoritas bernilai 0 pada sebagian besar kategori,

kecuali untuk Kupu Hijau Biru yang memiliki nilai recall sebesar 1, namun precision hanya 0.16 dan F1-score 0.28. Data dukungan (support) untuk setiap kategori berkisar antara 2 hingga 30, dengan performa rendah terutama pada jenis-jenis seperti Kupu Batik Cap, Kupu Harimau Kuning Hijau, dan Kupu Raja Limau, yang semuanya memiliki nilai metrik nol. Hasil ini mengindikasikan bahwa model kesulitan mengenali karakteristik setiap jenis kupu-kupu, sehingga diperlukan perbaikan pada proses pelatihan atau penyempurnaan dataset agar model dapat memberikan hasil yang lebih akurat.



Gambar 2. matrix densenet

	precision	recall	f1-score	support
kupu batik cap	0.17	0.17	0.17	30
kupu harimau kuning hijau	0.23	0.23	0.23	30
kupu hijau biru	0.13	0.13	0.13	30
kupu jarak	0	0	0	2
kupu jojo	0.10	0.10	0.10	30
kupu pantat merah	0.07	0.07	0.07	28

kupu raja helenia	0	0	0	2
kupu raja limau	0.20	0.20	0.20	30

Tabel 2. densenet

Hasil evaluasi model DenseNet pada klasifikasi delapan jenis kupu-kupu menunjukkan performa yang masih rendah secara keseluruhan. Kupu Harimau Kuning Hijau memiliki nilai precision, recall, dan F1-score tertinggi sebesar 0.23, diikuti oleh Kupu Raja Limau dengan nilai 0.20. Sebaliknya, beberapa kategori, seperti Kupu Jarak dan Kupu Raja Helena, memiliki nilai metrik nol, menunjukkan bahwa model gagal mengenali jenis ini. Kategori lain, seperti Kupu Batik Cap (0.17) dan Kupu Jojo (0.10), menunjukkan performa yang serupa meskipun tetap berada pada tingkat yang rendah. Nilai support untuk setiap kategori bervariasi, dengan mayoritas memiliki dukungan sebanyak 30 data. Hasil ini menandakan bahwa meskipun ada sedikit peningkatan dibandingkan model lain, DenseNet masih memerlukan optimasi lebih lanjut untuk meningkatkan akurasi klasifikasi.

5. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa klasifikasi kupu-kupu menggunakan EfficientNet dan DenseNet menghasilkan performa yang bervariasi. DenseNet menunjukkan hasil lebih konsisten dibandingkan EfficientNet, meskipun keduanya menghadapi kesulitan mengenali jenis tertentu. Implementasi Faster R-CNN tidak dapat dilakukan karena kendala teknis.

Hasil ini menegaskan pentingnya pemilihan model dan dataset yang tepat dalam klasifikasi citra. Penelitian mendatang dapat fokus pada pengembangan dataset yang lebih besar dan mengeksplorasi model deep learning yang lebih mutakhir untuk meningkatkan akurasi..

6. Daftar Pustaka

- [1] Liu, J., Wang, M., Bao, L., & Li, X. (2020). EfficientNet based recognition of maize diseases by leaf image classification. *Journal of Physics: Conference Series*, 1693(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1693/1/012148>
- [2] Li, W. (2021). Analysis of Object Detection Performance Based on Faster R-CNN. *Journal of Physics: Conference Series*, 1827(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1827/1/012085>
- [3] She, X., Lu, H., Liu, Q., Xie, P., & Xia, Q. (2024). Dermatological infrared thermal imaging with human-machine interaction image diagnostics interface using DenseNet. In *Journal of Radiation Research and Applied Sciences* (Vol. 17, Issue 1, p. 100826). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/j.jrras.2024.100826>