

Klasifikasi Arthropoda Dengan Pendekatan *Convolutional Neural Network* (CNN)

Ali Akbar Dalimunthe^{1)*}, Nelly Astuti Hasibuan²⁾

^{1,2)} Universitas Prima Indonesia

Received: 2 July 2025

Accepted: 9 July 2025

Published: 14 July 2025



*albar09dm@gmail.com

Kata Kunci: Arthropoda, *Convolutional Neural Network*, *Deep Learning*, *EfficientNet-B7*, Klasifikasi Citra

DSI: Jurnal Data Science Indonesia is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0).

Abstrak : Arthropoda merupakan salah satu filum hewan terbesar di dunia, mencakup lebih dari 80% spesies hewan yang diketahui, termasuk kalajengking, laba-laba, dan kecoa. Kemiripan morfologis antarspesies menyebabkan proses klasifikasi manual menjadi kompleks, terutama pada tingkat ordo. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi citra arthropoda secara otomatis menggunakan pendekatan *Convolutional Neural Network* (CNN). Model yang digunakan adalah *EfficientNet-B7* berbasis pretrained ImageNet, dengan penerapan teknik transfer learning dan data augmentation untuk meningkatkan performa. Dataset yang digunakan terdiri dari 1.028 gambar, dibagi menjadi 80% data pelatihan, 10% data validasi, dan 10% data pengujian, masing-masing mencakup tiga kelas: kalajengking, laba-laba, dan kecoa. Model dilatih selama 70 epoch menggunakan *optimizer Adam* dan strategi *early stopping* untuk menghindari *overfitting*. Hasil evaluasi pada data pengujian menunjukkan akurasi sebesar 93,67%, *precision* 94,50%, *recall* 92,00%, dan F1-score 92,54%. Hasil ini menunjukkan bahwa arsitektur *EfficientNet-B7* mampu melakukan klasifikasi citra arthropoda secara efektif dan efisien. Penelitian ini membuktikan potensi teknologi deep learning dalam mendukung klasifikasi organisme biologis secara otomatis, cepat, dan akurat.

PENDAHULUAN

Arthropoda ialah filum terbesar dalam dunia hewan, mencakup 80% dari seluruh spesies yang dikenal saat ini. Filum ini ditandai dengan struktur tubuh dan kaki bersegmen, mencakup kelompok seperti kepiting, udang, serangga, kecoa, laba-laba, dan kalajengking. Diperkirakan jumlah spesies arthropoda saat ini berkisar antara 1.17 juta hingga 5 juta spesies arthropoda di dunia [1][2]. Keanekaragaman dan kemiripan morfologi antarspesies arthropoda menjadikan proses klasifikasi manual menjadi sulit, terutama pada level taksonomi ordo dan keluarga. Selain itu, beberapa spesies arthropoda juga memiliki peran penting dalam ekosistem sebagai predator alami maupun sebagai indikator lingkungan [3][4].

Klasifikasi secara visual oleh manusia masih cukup andal, namun tidak efisien jika dilakukan dalam skala besar dan terus-menerus. Beberapa spesies arthropoda memiliki kemiripan visual yang signifikan sehingga menyulitkan sistem otomasi untuk melakukan klasifikasi yang akurat [5]. Oleh karena itu, pendekatan berbasis kecerdasan buatan (AI), khususnya Deep Learning, menjadi salah satu alternatif yang menjanjikan untuk melakukan klasifikasi citra secara otomatis dan efisien.

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan teknik *Deep Learning* yang telah terbukti unggul dalam pemrosesan dan klasifikasi citra digital [6][7]. CNN memiliki kemampuan untuk mengekstraksi fitur secara hierarkis dan memahami pola kompleks dalam gambar. Efisiensinya dalam mengenali struktur biologis, termasuk serangga, telah dibuktikan dalam berbagai studi sebelumnya [8][9]. Salah satu arsitektur CNN yang menunjukkan kinerja tinggi adalah *EfficientNet*, yang mengoptimalkan pemrosesan citra dengan menyeimbangkan kedalaman, lebar, dan resolusi model [10].

Namun, sebagian besar penelitian sebelumnya menggunakan arsitektur CNN konvensional seperti VGG atau ResNet dalam tugas klasifikasi serangga atau hama. Penelitian yang secara spesifik menerapkan *EfficientNet-B7* pada klasifikasi arthropoda masih terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengisi celah tersebut dengan mengembangkan model klasifikasi citra arthropoda berbasis *pretrained EfficientNet-B7* dan pendekatan *transfer learning*, serta mengevaluasi performanya dalam mengenali tiga jenis arthropoda, yaitu kalajengking, laba-laba, dan kecoa.

TINJAUAN LITERATUR

Berbagai penelitian sebelumnya telah mengkaji penerapan teknik *Deep Learning* dalam klasifikasi citra serangga dan arthropoda. Li et al. (2021) [11]. melakukan tinjauan sistematis terhadap klasifikasi dan deteksi hama menggunakan citra lapangan, dengan memaparkan proses akuisisi data, pra-pemrosesan, serta penggunaan CNN dan arsitektur lain untuk pengenalan hama secara otomatis. Studi ini menunjukkan potensi besar teknologi pembelajaran mesin dalam mendukung sistem pertanian cerdas.

Penelitian lain oleh Giambelluca et al. (2021) [12] menggunakan metode YOLOv3 untuk mendeteksi kalajengking secara *real-time* dengan memanfaatkan karakteristik fluoresensi kalajengking di bawah cahaya UV. Hasilnya menunjukkan recall mencapai 100%, menunjukkan efektivitas metode tersebut dalam kondisi pencahayaan khusus. Namun, pendekatan ini memiliki keterbatasan karena bergantung pada fitur visual khusus yang tidak berlaku umum untuk semua spesies.

Dalam studi oleh Kasinathan et al. (2021) [13], dilakukan klasifikasi terhadap 24 kelas serangga dengan membandingkan beberapa metode pembelajaran mesin seperti SVM, KNN, NB, ANN, dan CNN. Hasil terbaik diperoleh dari CNN dengan akurasi sebesar 91,5%. Hal ini menunjukkan superioritas CNN dalam menangkap fitur visual kompleks. Sementara itu, penelitian oleh Erwan et al. (2020) [5] menggunakan YOLOv3 untuk mengklasifikasikan tujuh kelas arthropoda pada citra yang berukuran kecil dan berkerumun. Meskipun dataset berjumlah besar (12.082 gambar), akurasi yang dicapai hanya sebesar 57,6% pada IOU 0,5, yang menunjukkan tantangan dalam mendeteksi objek kecil dan kompleks secara akurat.

Dari tinjauan ini, dapat disimpulkan bahwa meskipun berbagai metode telah diterapkan dalam klasifikasi serangga, masih terbatas penelitian yang memanfaatkan arsitektur CNN terkini seperti *EfficientNet*. Oleh karena itu, studi ini berupaya mengisi celah tersebut dengan mengadopsi *pretrained EfficientNet-B7*, yang dikenal memiliki akurasi tinggi pada benchmark ImageNet, untuk tugas klasifikasi arthropoda.

Peneliti	Metode	Jumlah Kelas	Dataset	Akurasi	Catatan
Li et al. (2021) [12]	CNN + Deep Learning	> 10 (hama)	Citra lapangan	-	Fokus tinjauan sistematis
Erwan et al. (2020) [5]	YOLOv3	7	12.082 citra	57,6% (IOU 0.5)	Tantangan pada objek kecil
Giambelluca et al. (2021) [8]	YOLOv3 + UV	1 (kalajengking)	-	Recall 100%	Terbatas pada fluoresensi
Kasinathan et al. (2021) [13]	CNN, SVM, dll.	24	-	91,5% (CNN)	CNN terbaik di antara metode
Penelitian ini	EfficientNet-B7	3	1.028 (Kaggle)	93,67%	Transfer learning dan augmentasi

Tabel 1. Perbandingan Studi Sebelumnya

METODE PENELITIAN

Penelitian ini diawali dengan pengumpulan dataset berupa citra digital dari tiga spesies arthropoda, yakni kalajengking, laba-laba, dan kecoa, yang diperoleh dari platform *Kaggle*. Total citra yang digunakan berjumlah 1.028 gambar dengan resolusi bervariasi. Seluruh citra kemudian diseragamkan ke ukuran 256×256 piksel untuk menjaga konsistensi data selama proses pelatihan.

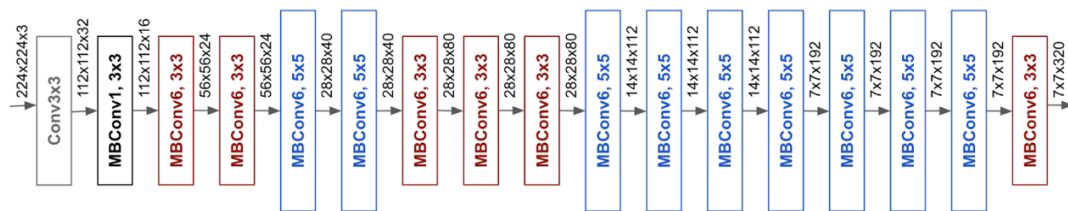
Data dibagi menjadi tiga subset utama, yaitu 80% untuk pelatihan (*training*), 10% untuk validasi (*validation*), dan 10% untuk pengujian (*testing*). Pembagian ini dilakukan secara proporsional untuk masing-masing kelas agar tidak terjadi ketimpangan distribusi antar kelas. Seluruh proses pelatihan dan evaluasi dilakukan pada platform *Google Colaboratory* dengan penyimpanan data melalui integrasi *Google Drive*.

Untuk memperkaya variasi data dan mencegah *overfitting*, dilakukan teknik augmentasi berupa rotasi acak serta *flipping* secara horizontal dan vertikal. Augmentasi ini dirancang agar model dapat mengenali objek dari berbagai sudut dan orientasi, namun tetap mempertahankan fitur utama dari masing-masing spesies arthropoda.



Gambar 1. Sample Dataset

Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *EfficientNet-B7*. *EfficientNet* merupakan arsitektur CNN yang diperkenalkan oleh Tan dan Le [14], dengan konsep *compound scaling* untuk menyeimbangkan kedalaman, lebar, dan resolusi jaringan secara proporsional. *EfficientNet-B7* adalah varian tertinggi dalam keluarga *EfficientNet* dan memiliki akurasi tinggi pada *benchmark ImageNet*. Arsitektur ini dipilih karena telah terbukti efektif dalam berbagai tugas klasifikasi citra. Model diinisialisasi menggunakan bobot *pretrained* dari *ImageNet* dan kemudian dilakukan *fine-tuning* pada dataset lokal agar dapat mengenali karakteristik spesifik dari ketiga kelas arthropoda yang digunakan. Lapisan akhir dari arsitektur disesuaikan dengan jumlah kelas (tiga kelas), dan ditambahkan mekanisme regulasi berupa dropout untuk meminimalkan risiko *overfitting*.



Gambar 2. Arsitektur *EfficientNet*

Proses pelatihan dijalankan selama 70 *epoch* dengan ukuran *batch* sebanyak 22 citra per iterasi. *Optimizer* yang digunakan adalah *Adam* karena telah terbukti mampu meningkatkan akurasi kinerja model secara langsung dibandingkan dengan pengoptimal lainnya [15]. Nilai *learning rate* yang digunakan sebesar 0,01. Fungsi kerugian (*loss function*) yang diterapkan adalah *categorical crossentropy*, karena model menangani klasifikasi dengan lebih dari dua kelas (*multi-class classification*). Selain itu, digunakan pula teknik *early stopping* yang secara otomatis menghentikan proses pelatihan apabila tidak terjadi perbaikan pada nilai *validation loss*, sehingga pelatihan berhenti pada saat model dianggap telah mencapai titik konvergensi yang optimal [16]. Seluruh eksperimen diimplementasikan menggunakan pustaka *TensorFlow* dan *Keras*.

HASIL PENELITIAN

Model klasifikasi citra arthropoda dibangun menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network EfficientNet-B7* yang telah dilatih sebelumnya pada dataset *ImageNet* (*pretrained model*). Proses pelatihan dilakukan selama 70 *epoch*, dan model terbaik diperoleh pada *epoch* ke-59, saat nilai *validation loss* mencapai titik terendah. Mekanisme *early stopping* diterapkan untuk menghentikan pelatihan secara otomatis apabila model tidak lagi menunjukkan perbaikan signifikan pada data validasi. Strategi ini efektif dalam mencegah *overfitting*, serta memastikan bahwa model yang digunakan untuk pengujian memiliki performa yang stabil.

Seluruh citra dalam dataset telah diproses ulang ke ukuran 256×256 piksel, dan dilakukan augmentasi berupa rotasi acak serta *flipping* horizontal dan vertikal. Teknik augmentasi ini bertujuan untuk meningkatkan keragaman data latih dan membantu model dalam mengenali objek dari berbagai sudut pandang. Model kemudian dievaluasi menggunakan tiga subset data: pelatihan, validasi, dan pengujian. Evaluasi dilakukan berdasarkan empat metrik utama, yaitu akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Hasil metrik untuk data pelatihan dan validasi ditunjukkan dalam Tabel 2.

	<i>Training</i>	<i>Validation</i>
<i>Accuracy</i>	98,43%	93,96%
<i>Loss</i>	0.0414	0.1778

Tabel 2. *Accuracy & Loss*

Evaluasi akhir dilakukan menggunakan data testing yang benar-benar belum pernah dilihat oleh model sebelumnya, guna menilai kemampuan generalisasi model terhadap data asing. Hasil evaluasi pada data testing dirangkum dalam Tabel 3 berikut.

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
93,67%	94,50%	92,00%	92,54%

Tabel 3. *Accuracy, Precision, Recall & F1-Score*

Analisis performa model per kelas ditampilkan pada Tabel 4. Hal ini dilakukan untuk mengetahui kelas mana yang paling dominan dikenali model dan kelas mana yang cenderung bermasalah.

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Kalajengking	96,00%	93,00%	94,47%
Laba- laba	92,00%	90,00%	91,00%
Kecoa	95,50%	93,00%	94,24%

Tabel 4. *Precision*, *Recall* dan *F1-Score* Per kelas

PEMBAHASAN

Hasil ini menunjukkan bahwa model mengalami konvergensi yang cukup baik tanpa tanda *overfitting* signifikan, berkat pengaruh positif dari augmentasi data dan mekanisme *early stopping*. Namun, grafik tren akurasi dan *loss* menunjukkan masih adanya sedikit fluktuasi (*spike*) minor pada *validation loss* di *epoch* awal, model berhasil mencapai konvergensi yang stabil sebelum dihentikan oleh *early stopping*.

Evaluasi ini memperlihatkan keseimbangan performa yang baik antara presisi dan *recall*, menandakan bahwa model tidak hanya mampu mengenali objek dengan benar, tetapi juga meminimalkan kesalahan klasifikasi antar kelas. Performa model ini mencapai tingkat akurasi sebesar 93,67% pada data pengujian, menunjukkan peningkatan signifikan dibandingkan studi sebelumnya, seperti Kasinathan et al. (2021)[13] yang mencapai 91,5% akurasi dengan CNN konvensional untuk 24 kelas serangga. Keunggulan ini diatribusikan pada tiga faktor kunci yakni yakni: (1) pemilihan arsitektur *EfficientNet-B7* yang mengoptimalkan fitur melalui *compound scaling*; (2) pemanfaatan *Transfer Learning* dengan bobot *pretrained ImageNet* untuk generalisasi yang lebih baik; dan (3) strategi augmentasi data yang meningkatkan keragaman dan ketahanan model.

Berdasarkan hasil tersebut, model menunjukkan performa terbaik dalam mengenali gambar kalajengking dan kecoa, dengan nilai *F1-score* tertinggi masing-masing 94,47% dan 94,24%. Di sisi lain, performa model sedikit menurun dalam mengklasifikasikan laba-laba dengan nilai *recall* sebesar 90,00%. Ini mengindikasikan adanya beberapa *instance* laba-laba yang salah diklasifikasikan sebagai spesies lain.

Confusion Matrix Klasifikasi Arthropoda

True Label	Kalajengking	32	1	1
	Laba-laba	2	30	2
	Kecoa	1	1	33
		Kalajengking	Laba-laba	Kecoa
		Predicted Label		

Gambar 3. *Confusion Matrix*

Dari *confusion matrix* tersebut, dapat dilihat bahwa sebagian besar kesalahan klasifikasi terjadi antara kelas laba-laba dan kalajengking. Misalnya, beberapa citra laba-laba diklasifikasikan sebagai kalajengking, dan sebaliknya. Hal ini kemungkinan besar disebabkan oleh kemiripan morfologis di antara kedua spesies tersebut, terutama dalam hal warna dominan, jumlah kaki, atau sudut pengambilan gambar

yang serupa. Selain itu, variasi pencahayaan, latar belakang, dan resolusi gambar yang tidak seragam juga dapat menjadi faktor yang memengaruhi akurasi klasifikasi.

Sebagai bentuk analisis kesalahan (*error analysis*), perlu disoroti bahwa performa model kemungkinan dapat ditingkatkan dengan menambahkan jumlah data pelatihan untuk kasus-kasus yang ambigu secara visual, serta melakukan pra-pemrosesan yang lebih spesifik seperti segmentasi latar belakang atau deteksi tepi objek.

Secara keseluruhan, performa model menunjukkan potensi besar dalam mengklasifikasikan citra biologis arthropoda. Namun, tantangan utama tetap terletak pada kemiripan visual antar spesies dan kondisi visual data di dunia nyata. Oleh karena itu, arah pengembangan selanjutnya dapat mencakup perluasan kelas, pengumpulan dataset dengan kualitas dan representasi visual yang lebih baik, serta eksplorasi arsitektur lain seperti *EfficientNetV2* atau *Vision Transformer* sebagai pembanding.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model klasifikasi citra arthropoda menggunakan pendekatan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *EfficientNet-B7* berbasis *pretrained ImageNet*. Model dilatih pada dataset yang terdiri dari tiga kelas utama, yaitu kalajengking, laba-laba, dan kecoa, dengan penerapan strategi augmentasi data serta regulasi pelatihan menggunakan *early stopping*.

Model terbaik diperoleh dengan akurasi validasi sebesar 93,96%, dan saat diuji pada data *testing* yang belum pernah dilihat sebelumnya, model mencapai akurasi sebesar 93,67%, *precision* 94,50%, *recall* 92,00%, dan *F1-score* 92,54%. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan cukup seimbang dalam mengenali ketiga kelas arthropoda. Evaluasi per-kelas mengungkapkan bahwa model paling akurat dalam mengklasifikasikan kalajengking dan kecoa, sementara performa terhadap kelas laba-laba sedikit lebih rendah akibat kemiripan morfologis yang tinggi. Temuan ini menunjukkan bahwa meskipun model bekerja dengan sangat baik, masih terdapat ruang perbaikan, khususnya dalam menangani citra yang secara visual ambigu.

Penelitian ini menunjukkan potensi besar penggunaan *EfficientNet-B7* untuk klasifikasi citra biologis secara otomatis, cepat, dan akurat. Untuk pengembangan lebih lanjut, disarankan agar dilakukan perluasan jumlah kelas, pengumpulan dataset dengan kualitas dan representasi yang lebih beragam, serta eksplorasi arsitektur model lain seperti *EfficientNetV2* atau *Vision Transformer* untuk keperluan perbandingan performa.

REFERENCES

- [1] A. C. Logan and J. S. Millar, "Fluorescence in Arthropods: Mechanisms and Ecological Significance," *Journal of Insect Physiology*, vol. 66, pp. 15–25, 2014, doi: 10.1016/j.jinsphys.2014.04.002
- [2] F. Ødegaard, "How many species of arthropods? Erwin's estimate revised," *Biological Journal of the Linnean Society*, vol. 71, no. 4, pp. 583–597, 2000, doi: 10.1006/bjil.2000.0468.
- [3] K. N. Kurniawan, "Pengaruh sanitasi lingkungan terhadap kesehatan masyarakat," *Jurnal Kesehatan Masyarakat*, vol. 9, no. 2, pp. 120–128, 2017.
- [4] A. Fadlani Mahasiswa Program Studi Agroekoteknologi, F. Pertanian, U. Brawijaya Jl Veteran, K. Lowokwaru, K. Malang, and J. Timur, "PERAN ARTHROPODA DAN BIOTA TANAH DALAM AGROEKOSISTEM."
- [5] Y. Nugroho, T. S. Wibowo, and D. P. Rahayu, "Deteksi serangga berbasis YOLOv3 pada citra lapangan," *Jurnal Teknologi Informasi dan Komputer*, vol. 6, no. 2, pp. 115–122, 2021.
- [6] R. Akbar and M. Lestari, "Penerapan YOLO untuk deteksi objek rokok dalam pengawasan area bebas rokok," *Jurnal Rekayasa Teknologi*, vol. 12, no. 1, pp. 33–40, 2022.
- [7] D. Irfansyah et al., "Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi," vol. 6, no. 2, 2021, [Online].

- [8] W. Li et al., "Classification and detection of insects from field images using deep learning for smart pest management: A systematic review," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 182, p. 105992, 2021, doi: 10.1016/j.compag.2021.105992.
- [9] X. Zhao et al., "A review of convolutional neural networks in computer vision," *Artificial Intelligence Review*, vol. 57, no. 4, 2024, doi: 10.1007/s10462-023-10517-3
- [10] M. Valan et al., "Automated taxonomic identification of Insects with Expert-Level Accuracy Using Effective Feature Transfer from Convolutional Networks," *Systematic Biology*, vol. 68, no. 6, pp. 876–895, 2019, doi: 10.1093/sysbio/syz014.
- [11] F. L. Giambelluca, M. A. Cappelletti, J. R. Osio, and L. A. Giambelluca, "Novel automatic scorpion-detection and -recognition system based on machine-learning techniques," *Machine Learning: Science and Technology*, vol. 2, no. 2, p. 025018, 2021, doi: 10.1088/2632-2153/abd51d.
- [12] A. Kumar, V. Singh, and P. Srivastava, "Deep learning-based scorpion species identification using smartphone images," *Ecological Informatics*, vol. 68, p. 101421, 2022, doi: 10.1016/j.ecoinf.2022.101421.
- [13] T. Kasinathan, D. Singaraju, and S. R. Uyyala, "Insect classification and detection in field crops using modern machine learning techniques," *Information Processing in Agriculture*, vol. 8, no. 3, pp. 446–457, Sep. 2021, doi: 10.1016/j.inpa.2020.09.006.
- [14] M. Tan and Q. V. Le, "EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks," in *Proc. 36th Int. Conf. Machine Learning (ICML)*, 2019. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1905.11946>
- [15] M. Reyad, A. M. Sarhan, and M. Arafa, "A modified Adam algorithm for deep neural network optimization," *Neural Computing and Applications*, vol. 35, pp. 17095–17112, 2023, doi: 10.1007/s00521-023-08728-w.
- [16] D. Padalia, A. Mazumdar, and B. Singh, "A CNN-LSTM Combination Network for Cataract Detection using Eye Fundus Images," *arXiv preprint, arXiv:2210.04428*, 2022. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2210.04428>