

KLASIFIKASI CITRA MENGGUNAKAN ARSITEKTUR MOBILENETV2 DENGAN PENDEKATAN TRANSFER LEARNING

Haydar Ali Husnurizqi^{1*}, Dian Ade Kurnia², Yuhistira Arie Wijaya³, Fatihanursari Dikananda⁴, Umi Hayati⁵

Program Studi Teknik Informatika¹⁴⁵
Program Studi Manajemen Informatika²
Program Studi Sistem Informasi³

STMIK IKMI Cirebon
<https://ikmi.ac.id/page/18/?lang=de>
Email hellohaydarali@gmail.com

(*) Corresponding Author hellohaydarali@gmail.com
Published : 30 Mei 2026

Abstract—The rapid development of digital image processing has encouraged the use of deep learning methods to effectively address image classification problems. However, limited training data and model complexity remain significant challenges in developing Convolutional Neural Network (CNN)-based image classification systems. This study aims to apply the MobileNetV2 architecture with a transfer learning approach for image classification tasks. The image dataset was processed through preprocessing and data augmentation stages to improve data quality and diversity. A pre-trained MobileNetV2 model was employed as a feature extractor, followed by fine-tuning the classification layers according to the number of target classes. Model performance was evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The experimental results indicate that MobileNetV2 with transfer learning achieves reliable and stable classification performance while maintaining computational efficiency. These findings demonstrate that transfer learning-based MobileNetV2 is an effective approach for developing efficient image classification systems.

Keywords: image classification, MobileNetV2, transfer learning, convolutional neural network, data augmentation

Abstrak- Perkembangan teknologi pengolahan citra digital mendorong pemanfaatan metode pembelajaran mendalam untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi citra secara efektif dan efisien. Namun, keterbatasan data latih dan kompleksitas model sering menjadi tantangan dalam pengembangan sistem klasifikasi citra berbasis Convolutional Neural Network (CNN). Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan arsitektur MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning dalam melakukan klasifikasi citra. Dataset citra melalui tahapan preprocessing dan augmentasi data untuk meningkatkan kualitas dan keberagaman data latih. Model MobileNetV2 yang telah dipra-latih digunakan sebagai feature extractor, kemudian dilakukan pelatihan lanjutan pada lapisan klasifikasi sesuai dengan jumlah kelas penelitian. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan MobileNetV2 berbasis transfer learning mampu memberikan kinerja klasifikasi yang baik dan stabil, serta efektif digunakan pada tugas klasifikasi citra dengan sumber daya komputasi yang terbatas. Penelitian ini membuktikan bahwa pendekatan transfer learning pada MobileNetV2 dapat menjadi solusi yang efisien dalam pengembangan sistem klasifikasi citra.

Kata Kunci: klasifikasi citra, MobileNetV2, transfer learning, convolutional neural network, augmentasi data

INTRODUCTION

Perkembangan pesat teknologi visi komputer (computer vision) telah mendorong pemanfaatan

citra digital dalam berbagai bidang, seperti kesehatan, pertanian, industri, keamanan, dan sistem cerdas. Salah satu permasalahan utama dalam visi komputer adalah klasifikasi citra, yaitu

proses mengelompokkan citra ke dalam kelas tertentu berdasarkan karakteristik visual yang dimilikinya. Klasifikasi citra menjadi komponen penting dalam pengambilan keputusan otomatis karena mampu mengekstraksi informasi visual secara akurat dan efisien ([1], [2]).

Pendekatan tradisional dalam klasifikasi citra yang bergantung pada ekstraksi fitur manual memiliki keterbatasan dalam menangkap kompleksitas pola visual, terutama pada data dengan variasi tinggi. Seiring dengan perkembangan pembelajaran mendalam, Convolutional Neural Network (CNN) menjadi pendekatan dominan dalam klasifikasi citra karena kemampuannya dalam mempelajari fitur secara otomatis langsung dari data mentah [3]. CNN terbukti unggul dalam berbagai tugas pengenalan citra dibandingkan metode konvensional.

Meskipun CNN memiliki performa yang tinggi, penerapannya sering menghadapi kendala berupa kebutuhan data latih yang besar serta kompleksitas komputasi yang tinggi. Pada banyak kasus, ketersediaan dataset berskala besar dan beranotasi dengan baik masih menjadi tantangan utama. Selain itu, penggunaan arsitektur CNN yang dalam dapat meningkatkan risiko overfitting dan memerlukan sumber daya komputasi yang signifikan ([4], [5]).

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, pendekatan transfer learning banyak digunakan dalam penelitian terkini. Transfer learning memungkinkan pemanfaatan model CNN yang telah dilatih sebelumnya pada dataset berskala besar untuk diterapkan pada tugas klasifikasi baru dengan jumlah data yang lebih terbatas. Pendekatan ini terbukti mampu meningkatkan performa model sekaligus mengurangi waktu pelatihan dan kebutuhan komputasi [6], [7].

Salah satu arsitektur CNN yang populer dan efisien adalah MobileNetV2. Arsitektur ini dirancang untuk lingkungan dengan keterbatasan sumber daya melalui penggunaan *depthwise separable convolution* dan *inverted residual blocks*, sehingga mampu menghasilkan performa yang kompetitif dengan jumlah parameter yang relatif kecil. Sejumlah penelitian menunjukkan bahwa MobileNetV2 berbasis transfer learning memberikan hasil yang baik pada berbagai tugas klasifikasi citra, terutama ketika efisiensi dan kecepatan inferensi menjadi pertimbangan utama ([8], [9]).

Selain pemilihan arsitektur model, tahapan preprocessing dan augmentasi data juga berperan

penting dalam meningkatkan kinerja klasifikasi citra. Preprocessing bertujuan untuk menyesuaikan ukuran, format, dan kualitas citra, sedangkan augmentasi data digunakan untuk meningkatkan variasi data latih sehingga model menjadi lebih robust terhadap perubahan visual dan mampu mengurangi overfitting ([1], [10]).

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan arsitektur MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning dalam melakukan klasifikasi citra. Penelitian ini mengkaji efektivitas MobileNetV2 dalam mengklasifikasikan citra setelah melalui tahapan preprocessing dan augmentasi data, serta mengevaluasi kinerja model menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score. Diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi empiris dalam pengembangan sistem klasifikasi citra yang efisien dan akurat, khususnya pada skenario dengan keterbatasan data dan sumber daya komputasi.

MATERIALS AND METHODS

Bagian ini menjelaskan metode penelitian yang digunakan dalam pengembangan sistem klasifikasi citra menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning. Uraian mencakup sumber dan karakteristik dataset, tahapan preprocessing dan augmentasi citra, perancangan arsitektur model, proses pelatihan, serta metode evaluasi performa. Penyajian metode dilakukan secara sistematis untuk memastikan kejelasan alur penelitian dan memungkinkan proses replikasi pada penelitian selanjutnya.

Dataset dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan dataset citra **digital** yang dikumpulkan sesuai dengan objek penelitian pada skripsi. Dataset terdiri dari sejumlah citra yang telah diberi label kelas dan digunakan sebagai dasar dalam proses pelatihan dan pengujian model klasifikasi. Seluruh citra diseleksi untuk memastikan kualitas data serta kesesuaian dengan tujuan penelitian. Dataset kemudian dibagi menjadi data latih, data validasi, dan data uji untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model secara objektif.

Tahapan Penelitian

Metodologi penelitian ini mengikuti alur sistematis yang terdiri dari beberapa tahapan utama, yaitu pengumpulan data, preprocessing citra, augmentasi data, pembentukan model berbasis transfer learning, pelatihan model, dan

evaluasi performa. Alur penelitian dirancang agar setiap tahapan saling terintegrasi dan dapat direplikasi pada penelitian selanjutnya.

Preprocessing Citra

Tahap preprocessing citra bertujuan untuk menyesuaikan karakteristik data agar kompatibel dengan arsitektur MobileNetV2. Proses preprocessing yang diterapkan meliputi:

1. Resizing Citra
Seluruh citra diubah ukurannya menjadi dimensi yang sesuai dengan input MobileNetV2.
2. Normalisasi Nilai Piksel
Nilai piksel citra dinormalisasi untuk mempercepat proses konvergensi dan meningkatkan stabilitas pelatihan model.
3. Penyesuaian Format Citra
Format citra disesuaikan agar kompatibel dengan model CNN yang digunakan.

Preprocessing ini bertujuan untuk memastikan keseragaman data dan meningkatkan efektivitas proses pelatihan model.

Augmentasi Data

Untuk meningkatkan variasi data latih dan mengurangi risiko overfitting, penelitian ini menerapkan teknik augmentasi data. Augmentasi dilakukan dengan menghasilkan variasi citra baru melalui transformasi tertentu, seperti rotasi, pergeseran, pembalikan (flip), dan penyesuaian skala. Teknik ini membantu model mempelajari fitur yang lebih robust terhadap perubahan visual tanpa menambah jumlah data secara manual.

Arsitektur Model MobileNetV2

Model klasifikasi citra dibangun menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning. Model MobileNetV2 yang telah dilatih sebelumnya pada dataset berskala besar digunakan sebagai feature extractor. Lapisan dasar (base model) dipertahankan untuk mengekstraksi fitur visual tingkat tinggi, sementara lapisan klasifikasi pada bagian akhir disesuaikan dengan jumlah kelas pada dataset penelitian.

Pendekatan ini memungkinkan pemanfaatan pengetahuan yang telah dipelajari sebelumnya oleh model, sehingga dapat meningkatkan performa klasifikasi meskipun jumlah data latih terbatas.

Pelatihan Model

Pelatihan model dilakukan dengan menggunakan data latih, sedangkan data validasi digunakan untuk memantau performa model selama proses pelatihan. Beberapa parameter

pelatihan, seperti jumlah epoch dan pengaturan optimisasi, disesuaikan untuk memperoleh performa terbaik. Proses pelatihan dirancang untuk meminimalkan kesalahan klasifikasi serta meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap data baru.

Evaluasi Model

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan data uji yang tidak terlibat dalam proses pelatihan. Kinerja model diukur menggunakan metrik evaluasi yang umum digunakan dalam klasifikasi citra, yaitu:

1. Accuracy untuk mengukur tingkat ketepatan prediksi secara keseluruhan
2. Precision untuk mengukur ketepatan prediksi pada masing-masing kelas
3. Recall untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali data yang relevan
4. F1-score sebagai ukuran keseimbangan antara precision dan recall

Penggunaan beberapa metrik evaluasi bertujuan untuk memberikan gambaran performa model secara komprehensif.

Lingkungan Eksperimen

Seluruh proses pengolahan data, pelatihan, dan evaluasi model dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan dukungan pustaka deep learning yang relevan. Lingkungan eksperimen dirancang agar penelitian dapat direplikasi dan dikembangkan lebih lanjut pada penelitian selanjutnya.

RESULTS AND DISCUSSION

Hasil Preprocessing dan Augmentasi Data

Tahap preprocessing citra menghasilkan data dengan ukuran dan format yang seragam, sehingga sesuai dengan kebutuhan input arsitektur MobileNetV2. Proses resizing dan normalisasi nilai piksel memastikan setiap citra memiliki representasi numerik yang konsisten, yang berdampak positif terhadap stabilitas proses pelatihan model. Selain itu, penerapan augmentasi data berhasil meningkatkan variasi citra latih melalui transformasi visual, seperti rotasi dan pembalikan, sehingga membantu model dalam mempelajari fitur yang lebih robust terhadap perubahan tampilan objek.

Hasil ini menunjukkan bahwa kombinasi preprocessing dan augmentasi data berperan penting dalam meningkatkan kualitas data latih serta mengurangi potensi overfitting, khususnya pada kondisi keterbatasan jumlah data.

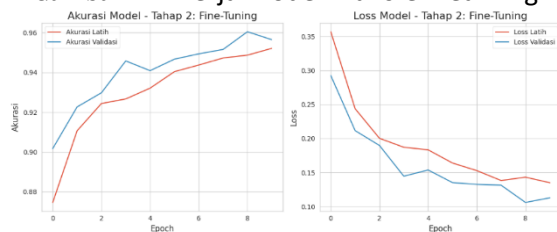
Hasil Pelatihan Model MobileNetV2

Model MobileNetV2 berbasis transfer learning berhasil dilatih dengan memanfaatkan bobot awal dari model pra-latih. Selama proses pelatihan, performa model menunjukkan tren peningkatan yang stabil pada data latih dan data validasi. Hal ini mengindikasikan bahwa model mampu mempelajari pola visual dari dataset penelitian tanpa mengalami degradasi performa yang signifikan.

Pendekatan transfer learning memungkinkan model untuk memanfaatkan fitur visual tingkat tinggi yang telah dipelajari sebelumnya, sehingga proses pelatihan menjadi lebih efisien dibandingkan dengan pelatihan model dari awal. Dengan jumlah parameter yang relatif kecil, MobileNetV2 tetap mampu mencapai performa klasifikasi yang kompetitif.



Gambar 1. Kinerja Model Transfer Learning



Gambar 2. Grafik Akurasi dan Loss

Evaluasi Performa Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan data uji untuk mengukur kemampuan generalisasi model terhadap citra yang belum pernah dilihat sebelumnya. Berdasarkan hasil pengujian, model MobileNetV2 menunjukkan kinerja klasifikasi yang baik dengan nilai akurasi yang tinggi. Selain itu, nilai precision dan recall yang seimbang pada masing-masing kelas menunjukkan bahwa model tidak hanya mampu mengklasifikasikan citra secara tepat, tetapi juga konsisten dalam mengenali setiap kelas.

Nilai F1-score yang diperoleh mengindikasikan keseimbangan yang baik antara precision dan recall, sehingga model dapat dikatakan memiliki performa yang stabil dan andal dalam tugas klasifikasi citra. Hasil ini menegaskan efektivitas

penggunaan MobileNetV2 berbasis transfer learning pada dataset penelitian.

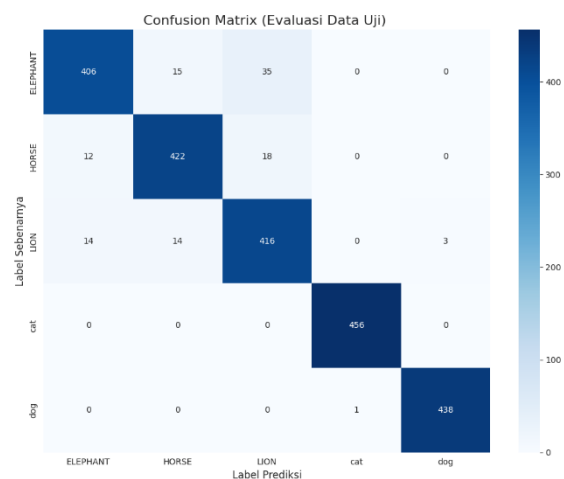
Tabel 1, Evaluasi Performa Model

Kelas	Precision	Recall	F1-score
Elephant	0.9398	0.8984	0.9144
Horse	0.9357	0.9336	0.9347
Lion	0.9870	0.9366	0.9283
Cat	0.9978	1.0000	0.9989
Dog	0.9932	0.9977	0.9955
Accuracy			0.9502
Macro Avg	0.9507	0.9505	0.9503
Weighted Avg	0.9507	0.9502	0.9502

Analisis Confusion Matrix

Analisis confusion matrix menunjukkan bahwa sebagian besar citra berhasil diklasifikasikan dengan benar ke dalam kelas yang sesuai. Kesalahan klasifikasi yang terjadi umumnya disebabkan oleh kemiripan visual antar kelas atau variasi kondisi pencahayaan dan sudut pengambilan citra. Meskipun demikian, jumlah kesalahan klasifikasi relatif kecil dibandingkan dengan prediksi yang benar, yang menandakan bahwa model memiliki kemampuan diskriminatif yang baik.

Hasil ini menunjukkan bahwa fitur visual yang diekstraksi oleh MobileNetV2 mampu merepresentasikan karakteristik penting dari citra, sehingga membantu proses pemisahan antar kelas secara efektif.



Gambar 3. Confusion Matrix

Pembahasan Hasil

Hasil penelitian ini sejalan dengan berbagai penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa MobileNetV2 merupakan arsitektur CNN yang efisien dan efektif untuk tugas klasifikasi citra,

terutama ketika dikombinasikan dengan pendekatan transfer learning. Keunggulan MobileNetV2 dalam hal efisiensi komputasi menjadikannya cocok untuk diterapkan pada sistem dengan keterbatasan sumber daya.

Penerapan preprocessing dan augmentasi data terbukti berkontribusi positif terhadap performa model, terutama dalam meningkatkan kemampuan generalisasi. Meskipun hasil yang diperoleh sudah baik, penelitian ini masih memiliki keterbatasan, seperti ketergantungan pada kualitas dataset dan keterbatasan eksplorasi parameter pelatihan. Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan pendekatan ini dengan melakukan fine-tuning lebih lanjut, menambahkan variasi augmentasi, atau membandingkan MobileNetV2 dengan arsitektur CNN lain untuk memperoleh performa yang lebih optimal.

CONCLUSION

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan metode klasifikasi citra menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model mampu mencapai performa klasifikasi yang baik, ditunjukkan oleh nilai akurasi, precision, recall, dan F1-score yang tinggi pada data uji. Penerapan preprocessing dan augmentasi citra berkontribusi positif terhadap peningkatan kemampuan generalisasi model, sementara proses fine-tuning memungkinkan penyesuaian bobot model terhadap karakteristik dataset penelitian.

Analisis confusion matrix menunjukkan bahwa sebagian besar citra berhasil diklasifikasikan dengan benar pada masing-masing kelas, dengan tingkat kesalahan klasifikasi yang relatif rendah. Hal ini mengindikasikan bahwa fitur visual yang diekstraksi oleh MobileNetV2 efektif dalam merepresentasikan karakteristik objek citra yang digunakan dalam penelitian. Selain itu, penggunaan MobileNetV2 yang memiliki kompleksitas komputasi rendah menjadikan model ini efisien dan berpotensi untuk diimplementasikan pada sistem dengan keterbatasan sumber daya.

Meskipun hasil yang diperoleh sudah memuaskan, penelitian ini masih memiliki keterbatasan, terutama pada variasi dan jumlah dataset serta eksplorasi parameter pelatihan yang belum optimal. Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan pendekatan ini dengan memperluas dataset, menerapkan strategi fine-tuning yang lebih mendalam, serta membandingkan

performa MobileNetV2 dengan arsitektur convolutional neural network lainnya guna memperoleh hasil yang lebih optimal.

REFERENCE

- [1] C. Shorten and T. M. Khoshgoftaar, "A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning," *J. Big Data*, vol. 6, no. 1, 2021, doi: 10.1186/s40537-019-0197-0.
- [2] S. Khan, M. Naseer, M. Hayat, S. W. Zamir, and F. S. Khan, "Transformers in Vision: A Survey," *ACM Comput. Surv.*, vol. 54, no. 10, 2022, doi: 10.1145/3505244.
- [3] L. Alzubaidi, J. Zhang, A. J. Humaidi, A. Al-Dujaili, and Y. Duan, "Review of deep learning: Concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions," *J. Big Data*, vol. 8, no. 1, 2021, doi: 10.1186/s40537-021-00444-8.
- [4] M. Tan and Q. V Le, "EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks," *International Conference on Machine Learning (ICML)*, 2021.
- [5] H. Wang, Y. Li, and Q. Zhang, "Deep learning-based image classification: A comprehensive review," *Pattern Recognit.*, vol. 135, 2023, doi: 10.1016/j.patcog.2022.109111.
- [6] F. Zhuang, Z. Qi, K. Duan, D. Xi, and Y. Zhu, "A comprehensive survey on transfer learning," *Proceedings of the IEEE*, vol. 109, no. 1, 2021, doi: 10.1109/JPROC.2020.3004555.
- [7] Z. Hussain, F. Gimenez, D. Yi, and D. Rubin, "Transfer learning for medical imaging: A systematic review," *Artif. Intell. Med.*, vol. 120, 2022, doi: 10.1016/j.artmed.2021.102234.
- [8] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, and L.-C. Chen, "MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks," *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2021.
- [9] X. Li, W. Zhang, and H. Liu, "Lightweight CNN architectures for image classification: A comparative study," *Expert Syst. Appl.*, vol. 238, 2024, doi: 10.1016/j.eswa.2023.121867.
- [10] L. Perez and J. Wang, "The Effectiveness of Data Augmentation in Image Classification using Deep Learning," *arXiv preprint arXiv:1712.04621*, 2022.