

Implementasi Model Mobilenetv2 Untuk Klasifikasi Ras Anjing

Nurzaenab^{1✉}, Sul Agus Zarni², Andi Yulia Muniar³, Tatik Maslihatin⁴, Ika Yuswandari Supagi⁵, Fitriana M. Sabir⁶

nurzaenab@akba.ac.id¹, sulagus22@mhs.unitama.ac.id², andiyulia@akba.ac.id³, tatik@akba.ac.id⁴, ika22@mhs.unitama.ac.id⁵, fitriana@akba.ac.id⁶

^{1,2,3,4,5} Teknik Informatika, Universitas Teknologi Akba Makassar

⁶ Teknologi Informasi, Universitas Teknologi Akba Makassar

Kata kunci: Anjing, Deep Learning, Klasifikasi Citra, MobileNetV2, Visi Komputer	Abstrak
Dikirim: 15/07/2026	Identifikasi ras anjing secara visual merupakan tantangan signifikan bagi masyarakat awam karena kemiripan fitur morfologi yang sangat tinggi antar spesies. Kesalahan identifikasi berdampak serius pada ketidaktepatan pola perawatan harian dan penanganan medis spesifik. Penelitian ini mengimplementasikan teknologi visi komputer melalui model Deep Learning berbasis arsitektur MobileNetV2 untuk klasifikasi otomatis ras Basenji, Chow, Dingo, dan Lhasa. Permasalahan utama yang diangkat adalah tingginya variasi intra-kelas dan kemiripan ekstrem antar-kelas pada citra hewan. Metodologi penelitian menggunakan 600 citra berkualitas tinggi dengan tahap preprocessing ketat dan augmentasi data intensif. Teknik transfer learning diterapkan melalui fine-tuning pada 50 lapisan terakhir MobileNetV2. Untuk meningkatkan stabilitas, model dimodifikasi dengan menambahkan lapisan Dense 32 unit, Dropout 0.6, serta Regularizer L2 sebesar 0.003 guna menekan risiko overfitting. Hasil pengujian menunjukkan performa impresif dengan akurasi pelatihan 96% dan akurasi pengujian 93%. Waktu pelatihan sangat efisien, yakni hanya 3 menit untuk 10 epoch. Analisis confusion matrix menunjukkan keunggulan model pada ras Basenji, meskipun terdapat tantangan tekstur bulu pada Lhasa dan Chow. Konfigurasi ini terbukti efektif, ringan, dan siap untuk implementasi real-time pada perangkat seluler.
Revisi: -	
Diterima: 24/07/2026	
Penulis Korespondensi: Nurzaenab Teknik Informatika, Universitass Teknologi Akba Makassar Jl. Perintis Kemerdekaan, Tamalanrea, Kec. Tamalanrea, Kota Makassar, Sulawesi Selatan 90245 Email: nurzaenab@akba.ac.id	

PENDAHULUAN

Anjing merupakan salah satu hewan peliharaan yang memiliki keragaman genetika dan morfologi yang sangat luas. Saat ini, terdapat ratusan ras anjing yang diakui secara internasional, di mana setiap ras memiliki karakteristik unik baik dari segi bentuk tubuh, warna bulu, hingga fitur wajah. Namun, banyaknya kemiripan fitur morfologi antar ras seringkali menimbulkan kesulitan bagi masyarakat awam dalam mengidentifikasi jenis ras anjing secara akurat melalui pengamatan visual langsung. Fenomena serupa juga ditemukan pada klasifikasi ras hewan lain, di mana orang awam cenderung sulit membedakan jenis ras berdasarkan fitur fisik seperti tekstur dan bentuk tubuh tanpa bantuan ahli (Kencana et al., 2023; Sulistiana et al., 2024).

Perkembangan teknologi Visi Komputer (Computer Vision) dan Deep Learning telah membawa perubahan signifikan dalam cara manusia melakukan identifikasi objek secara otomatis. Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) telah terbukti sangat efektif dalam menangani tantangan kompleks dalam pengolahan citra digital (Bismi et al., 2024). Dalam konteks klasifikasi ras hewan, CNN mampu mengekstraksi fitur-fitur halus yang membedakan satu spesies dengan spesies lainnya dengan tingkat akurasi yang tinggi (Hermawan et al., 2025).

Salah satu arsitektur CNN yang paling unggul untuk implementasi pada perangkat dengan sumber daya terbatas adalah MobileNetV2. Arsitektur ini menggunakan mekanisme inverted residuals dan linear bottlenecks yang memungkinkan model tetap ringan tanpa mengorbankan akurasi secara signifikan (Sandler et al., 2018). Efektivitas MobileNetV2 telah dibuktikan dalam berbagai penelitian klasifikasi citra, mulai dari deteksi penyakit medis (Fransisca & Matondang, 2022; Syakuroh et al., 2025), identifikasi individu ternak melalui moncong (Wiriasto et al., 2024), hingga pemilahan sampah otomatis (Syarif et al., 2025).

Selain efisiensinya, MobileNetV2 juga mendukung teknik transfer learning yang memungkinkan penggunaan bobot yang telah dilatih sebelumnya pada dataset skala besar seperti ImageNet. Teknik ini sangat bermanfaat dalam meningkatkan akurasi model meskipun bekerja dengan dataset yang jumlahnya relatif terbatas (Martins et al., 2025). Penggunaan MobileNetV2 tidak hanya memberikan hasil yang akurat tetapi juga waktu pelatihan yang efisien, menjadikannya solusi ideal untuk aplikasi klasifikasi citra yang bersifat real-time (Saputra et al., 2022).

Berdasarkan keunggulan tersebut, penelitian ini berfokus pada implementasi model MobileNetV2 untuk mengklasifikasikan jenis anjing berdasarkan citra digital. Dengan menerapkan teknik fine-tuning dan konfigurasi parameter yang optimal, penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan sistem klasifikasi otomatis yang andal bagi masyarakat untuk mengenali berbagai ras anjing secara cepat dan akurat.

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan MobileNetV2 pada klasifikasi ras anjing yang mencakup Basenji, Chow, Dingo, dan Lhasa. Fokus utama penelitian adalah mencari konfigurasi hyperparameter optimal, termasuk penggunaan Dropout yang tinggi dan regulasi L2 untuk menangani risiko overfitting.

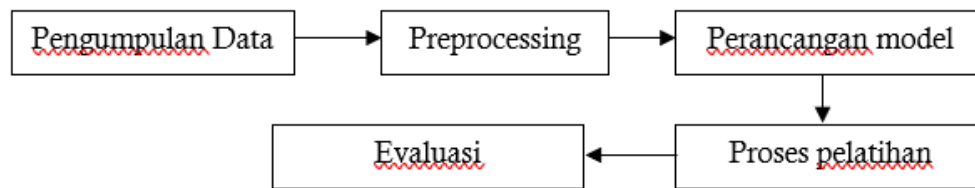
METODOLOGI PENELITIAN

Metode penelitian ini dirancang untuk membangun model klasifikasi ras anjing yang akurat dan efisien. Tahapan penelitian mengikuti alur sistematis mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi model akhir.

Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian ini dilaksanakan melalui alur kerja terstruktur yang dimulai dari akuisisi citra digital untuk empat ras target, hingga tahap evaluasi akhir. Proses dimulai dengan pengumpulan data, dilanjutkan dengan pra-pemrosesan untuk standarisasi dimensi, serta penerapan augmentasi data secara sintetis guna memperkuat kemampuan generalisasi model. Setelah data siap, dilakukan inisialisasi model dengan memuat arsitektur MobileNetV2 menggunakan bobot pre-trained dari ImageNet, yang diikuti oleh

perancangan lapisan atas (top-layer) melalui penambahan komponen kustom seperti Dense, Dropout, dan Regularizer. Tahap krusial berikutnya adalah fine-tuning pada 50 lapisan terakhir untuk menyesuaikan bobot model dengan fitur spesifik anjing, yang diakhiri dengan evaluasi performa menggunakan metrik akurasi dan confusion matrix.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian ini terdiri dari lima tahap utama: pengumpulan data, *preprocessing*, perancangan model, proses pelatihan (*fine-tuning*), dan evaluasi.

Metrik Evaluasi

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik akurasi dengan rumus:

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Di mana *TP* (*True Positive*) dan *TN* (*True Negative*) merepresentasikan prediksi yang benar, sedangkan *FP* (*False Positive*) dan *FN* (*False Negative*) merepresentasikan kesalahan prediksi.

Dataset

Dataset dalam penelitian ini dirancang secara spesifik untuk menangani tantangan klasifikasi fine-grained, di mana perbedaan antar kelas sangat halus namun variasi dalam satu kelas sangat tinggi. Total data yang digunakan berjumlah 600 citra yang mencakup empat ras anjing utama, yaitu Basenji, Dingo, Lhasa, dan Chow. Data tersebut didistribusikan menjadi 400 citra sebagai data pelatihan (100 citra per ras) untuk kebutuhan ekstraksi fitur dan pembaruan bobot, serta 200 citra sebagai data pengujian (50 citra per ras) untuk mengukur validitas model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Distribusi ini secara sengaja mengikuti prinsip small-data regime, sebuah kondisi di mana jumlah data terbatas namun tetap dapat menghasilkan akurasi tinggi melalui optimasi teknik transfer learning.



Gambar 2. Dataset yang digunakan

Gambar 2 menunjukkan Visualisasi sampel data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu representasi visual dari empat ras anjing yaitu Basenji, Dingo, Lhasa, dan Chow. Dapat diamati adanya kemiripan fitur tekstur bulu dan struktur wajah yang menjadi tantangan utama dalam proses klasifikasi.

Pra-pemrosesan dan Augmentasi

Sebelum memasuki fase pelatihan, citra mentah harus melalui tahap pra-pemrosesan dan augmentasi yang ketat. Tahap resizing dilakukan untuk mengubah seluruh dimensi gambar menjadi 224×224 piksel, sesuai dengan spesifikasi input standar MobileNetV2 (Sandler et al., 2018). Selain itu, dilakukan normalisasi nilai intensitas piksel ke rentang

[0,1] guna mempercepat konvergensi selama proses gradient descent. Mengingat dataset pelatihan yang terbatas, teknik augmentasi data diterapkan secara ekstensif untuk mencegah overfitting. Proses ini meliputi manipulasi citra seperti rotation hingga 30 derajat, width and height shift, shear mapping, zoom, hingga horizontal flip. Penerapan augmentasi yang robust terbukti krusial dalam meningkatkan kemampuan model mengenali objek dari berbagai sudut pandang dan kondisi pencahayaan.



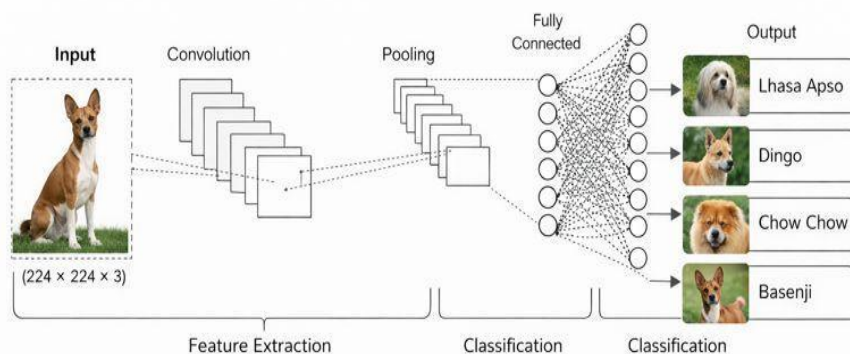
Gambar 3. Augmetasi data

Teknik augmentasi data diperlihatkan pada Gambar 3 yaitu menggunakan beberapa teknik seperti rotation, shear, dan horizontal flip. Satu citra asli dapat ditransformasikan menjadi berbagai variasi visual. Hal ini secara signifikan membantu model dalam mempelajari fitur objek yang invarian terhadap posisi dan orientasi, sekaligus mengatasi keterbatasan jumlah data pelatihan.

Arsitektur MobileNetV2

Arsitektur MobileNetV2 dipilih sebagai tulang punggung (backbone) penelitian karena efisiensinya yang luar biasa dalam penggunaan sumber daya komputasi. Keunggulan utamanya terletak pada penggunaan Inverted Residual Blocks dan Linear Bottlenecks yang memungkinkan model tetap ringan tanpa kehilangan fitur-fitur penting selama konvolusi (Sandler et al., 2018). Model ini memanfaatkan depthwise separable convolution yang secara signifikan mereduksi jumlah parameter dan operasi multiply-accumulate (MACs), menjadikannya ideal untuk aplikasi mobile yang bersifat real-time (Fransisca & Matondang, 2022).

Arsitektur MobileNetV2 untuk Klasifikasi Ras Anjing



Gambar 4 Arsitektur MobileNetV2

Gambar 4 mengilustrasikan implementasi arsitektur MobileNetV2 yang telah dimodifikasi, proses pelatihan dengan teknik transfer learning, hingga tahap evaluasi akhir untuk mendapatkan metrik performa model.

Keunggulan MobileNetV2 terletak pada efisiensi komputasinya. Biaya komputasi konvolusi standar ($Cost_{std}$) dirumuskan sebagai:

$$Cost_{std} = D_k \cdot D_k \cdot M \cdot N \cdot D_f \cdot D_f \quad (1)$$

MobileNetV2 mereduksi biaya tersebut melalui dua tahap *Depthwise Separable Convolution*. Tahap pertama, *Depthwise Convolution* ($Cost_{dw}$), menerapkan filter tunggal pada setiap saluran input:

$$Cost_{dw} = D_k \cdot D_k \cdot M \cdot D_f \cdot D_f \quad (2)$$

Tahap kedua, *Pointwise Convolution* ($Cost_{pw}$), menggabungkan hasil tersebut ke saluran output:

$$Cost_{pw} = M \cdot N \cdot D_f \cdot D_f \quad (3)$$

Perbandingan efisiensi antara metode ini dengan konvolusi standar ditunjukkan oleh rasio:

$$\frac{Cost_{dw_sep}}{Cost_{std}} = \frac{1}{N} + \frac{1}{D_k^2} \quad (4)$$

Perancangan Model dan Optimasi

Perancangan model ini dioptimasi menggunakan pendekatan Transfer Learning dengan memodifikasi lapisan akhir (head). Penulis menambahkan Global Average Pooling (GAP) untuk reduksi dimensi, diikuti lapisan Dense dengan 32 unit neuron untuk mempelajari kombinasi fitur spesifik ras anjing. Strategi optimasi difokuskan pada stabilitas dan pencegahan overfitting pada dataset kecil. Penggunaan Dropout dengan nilai 0.6 yang relatif tinggi diimplementasikan untuk mematikan neuron secara acak selama pelatihan, sementara L2 Regularization sebesar 0.003 ditambahkan untuk memberikan penalti pada bobot lapisan Dense agar tidak tumbuh terlalu besar secara ekstrem. Tahap fine-tuning dilakukan dengan membuka kunci 50 lapisan terakhir dari base model untuk dilatih kembali dengan learning rate yang sangat rendah.

Evaluasi Model

Evaluasi model akhir menunjukkan hasil yang impresif dengan akurasi pelatihan sebesar 96% dan akurasi pengujian sebesar 93%. Analisis melalui confusion matrix digunakan untuk mengidentifikasi potensi misklasifikasi pada ras dengan karakteristik serupa seperti jenis anjing Lhasa dan Chow, sementara pengukuran waktu pelatihan memvalidasi efisiensi arsitektur yang diusulkan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan data hasil pengujian sistem, evaluasi performa model melalui grafik, serta analisis kesalahan klasifikasi menggunakan *confusion matrix*.

Hasil Pengujian Model

Setelah melalui proses pelatihan, model diuji menggunakan 200 data citra yang tidak termasuk dalam data latih. Hasil pengujian menunjukkan performa yang sangat stabil.

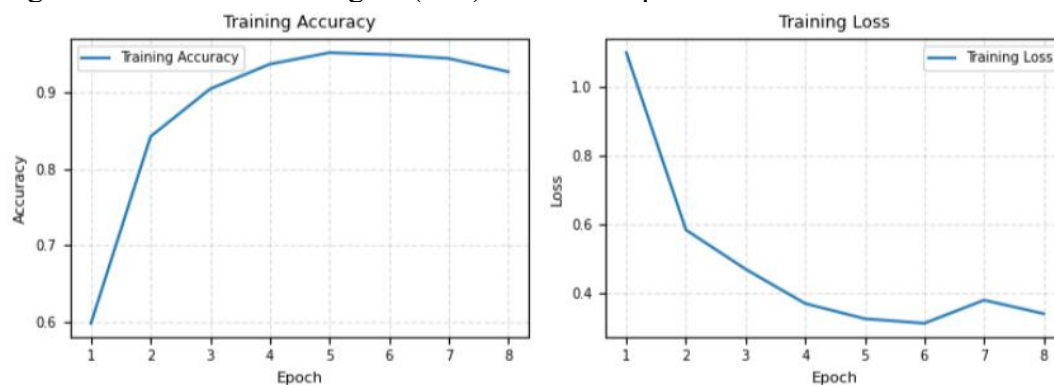
Table 1. Pengujian Hyperparameter Klasifikasi Ras Anjing

epoch	Rotation range	Zoom range	Shear range	Brightness range	dense	droup out	akurasi train	akurasi test
10	30	0.3	0.2	0.7,1.3	64	0.7	99%	97%
6	45	0.4	0.3	0.6,1.2	32	0.8	97%	93%
6	45	0.4	0.3	0.6,1.2	32	0.8	100%	99%
10	50	0.5	0.35	0.5,1.1	16	0.85	54%	56%
10	30	0.25	0.15	0.7,1.2	32	0.6	100%	99%
10	30	0.25	0.15	0.7,1.2	32	0.6	96%	93%

Tabel 1. menunjukkan hasil pengujian yang dilakukan untuk menguji model MobileNetV2 agar mendapatkan hasil akurasi yang ideal dan sesuai dengan standar akademis. Pada pengujian model terbaik telah di dapatkan akurasi training 96% dan testing 93% dengan *Gap* 3%. Dengan epoch 10 dengan waktu kurang lebih 4 menit, dan beberapa perubahan pada preprocessing seperti yang terlihat pada gambar di atas.

Grafik Akurasi dan Loss

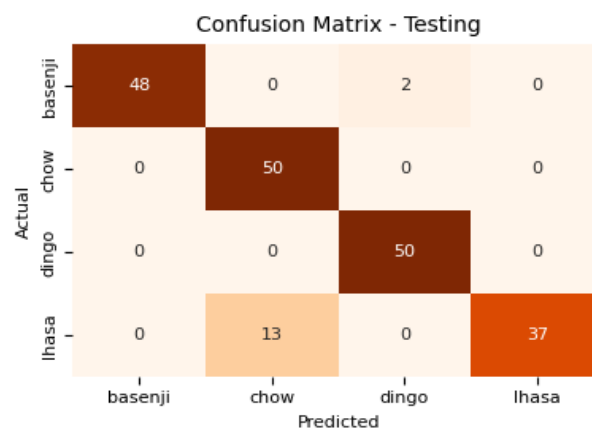
Keberhasilan model dalam mencapai akurasi 93% dipantau melalui grafik pergerakan akurasi dan kerugian (*loss*) selama 10 epoch.

**Gambar 5. Grafik akurasi dan loss**

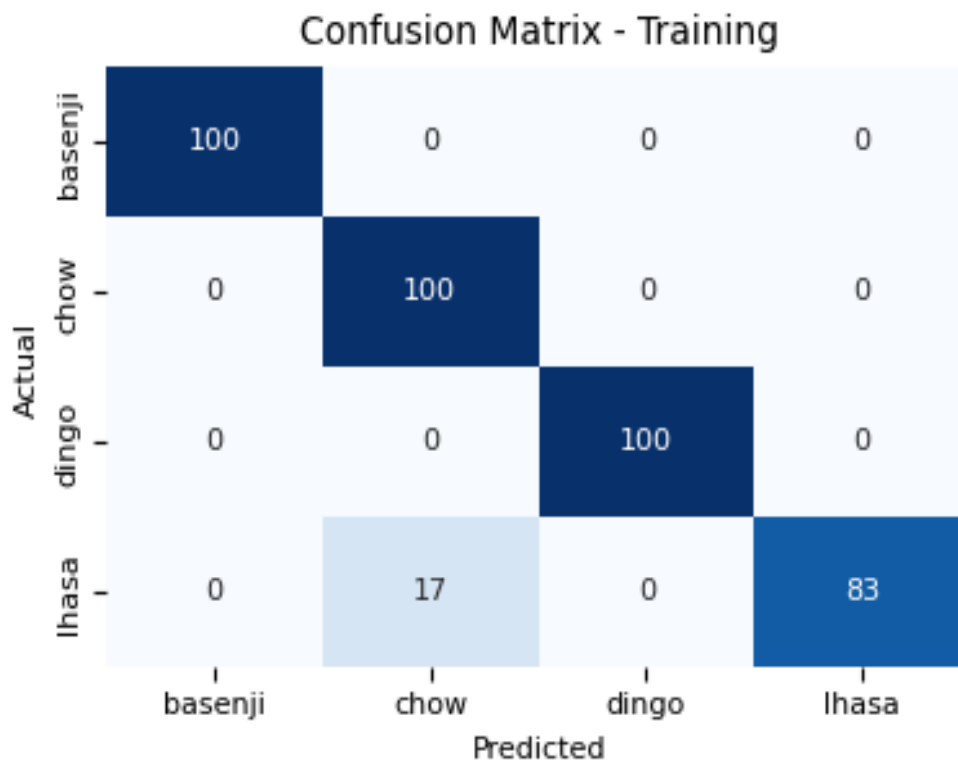
Berdasarkan Gambar 5, terlihat bahwa akurasi meningkat secara signifikan pada 4 epoch pertama. Stabilitas kurva pelatihan dan pengujian yang berdekatan membuktikan bahwa penggunaan *Dropout* 0.6 dan *L2 Regularizer* 0.003 efektif dalam mencegah *overfitting* pada dataset berjumlah 600 citra ini.

Confusion Matrix

Untuk melihat distribusi kesalahan klasifikasi secara lebih mendalam, digunakan *Confusion Matrix*.

**Gambar 6. Confusion Matrix Testing**

Berdasarkan Gambar 6, pada confusion matrix testing terlihat bahwa terdapat 13 citra ras Lhasa yang salah diklasifikasikan sebagai ras Chow. Serta terdapat 2 citra ras Basenji yang diprediksi sebagai Dingo. Hal ini terjadi karena kemiripan tekstur bulu dan proporsi tubuh antara kedua ras tersebut. Temuan ini menjadi catatan penting untuk pengembangan model di masa depan.



Gambar 7. Confusion Matrix Training

Berdasarkan Gambar 7 pada confusion matrix training terlihat bahwa terdapat 17 citra ras Lhasa yang di prediksi sebagai Chow. Hal ini terjadi karena kemiripan tekstur bulu dan bentuk tubuh antara kedua ras tersebut ada kemiripan. Citra ras yang lain dapat diprediksi dengan benar. Hal ini membuktikan bahwa model mampu belajar memprediksi dengan baik.

KESIMPULAN DAN SARAN

Simpulan

Berdasarkan hasil eksperimen yang telah dilakukan, penelitian ini menyimpulkan bahwa optimalisasi arsitektur MobileNetV2 melalui strategi fine-tuning pada 50 lapisan terakhir memberikan dampak signifikan terhadap performa klasifikasi ras anjing secara otomatis. Pendekatan ini, yang dikombinasikan dengan penerapan augmentasi data ekstensif—mencakup rotasi, shearing, dan penyesuaian skala—terbukti mampu memperkaya representasi fitur pada dataset dan meningkatkan ketahanan model terhadap variasi visual. Secara empiris, konfigurasi tersebut menghasilkan capaian akurasi pengujian sebesar 93%, yang merepresentasikan kemampuan generalisasi yang tinggi dalam mengenali pola morfologi antar ras anjing yang berbeda. Selain unggul dalam akurasi, model ini menunjukkan efisiensi komputasi yang luar biasa dengan durasi pelatihan hanya selama 4 menit. Hal ini menegaskan bahwa penggunaan teknik transfer learning yang tepat sasaran, dipadukan dengan manajemen preprocessing yang kuat, dapat menghasilkan model yang tidak hanya akurat dan andal, tetapi juga sangat efisien untuk diimplementasikan pada perangkat dengan sumber daya terbatas.

Saran

Saran untuk penelitian selanjutnya yaitu menambah performa model dengan menambah kelas klasifikasi dan menguji hyperparameter dengan nilai lain untuk mencari akurasi terbaik.

DAFTAR PUSTAKA

- W. Bismi, D. Novianti, and M. Qomaruddin. (2024). "Analisis Perbandingan Klasifikasi Citra Genus Panthera dengan Pendekatan Deep learning Model MobileNet," *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 6, no. 1, pp. 1-9.
- P. S. Fransisca and N. Matondang. (2022). "Deteksi Citra Digital Penyakit Cacar Monyet menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network dengan Arsitektur MobileNetV2," *JIKA*, vol. 10, no. 2, pp. 200-211.
- N. W. Kencana, R. Umar, and Murinto. (2023). "Implementasi Transfer Learning Untuk Klasifikasi Jenis Ras Ayam Menggunakan Arsitektur MobileNetV2," *JIP (Jurnal Informatika Polinema)*.
- G. W. Wiriasto et al. (2024). "Studi Pengembangan Sistem Pengenalan Individu Sapi Ternak dari Citra Muzzle Berbasis Model MobileNetV2," *J-COSINE*, vol. 8, no. 1, pp. 57-64.
- D. K. Sulistiana, M. A. D. Widyadara, and U. Mahdiyah. (2023). "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Jenis Ras Kucing Dengan Metode Mobilenetv2," *INOTEK*, vol. 9, no. 1, pp. 2255-2264.
- R. A. Hermawan, I. Taufik, and Y. A. Gerhana. (2025). "Klasifikasi Citra Ras Kucing Berbasis CNN dengan Metode MobileNet-V2," *INTERNAL (Information System Journal)*, vol. 8, no. 1, pp. 70-84.
- Saputra, K. I. I., Muttaqin, M. R., & Hermanto, T. I. (2022). Klasifikasi Citra Mutu Kemasan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dengan Arsitektur MobileNetV2. *Progresif: Jurnal Ilmiah Komputer*, 12(1), 613-622.
- Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., & Chen, L. C. (2018). MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 4510-4520.
- Syakuroh, A., Monado, F., Ariani, M., Hadi, Koriyanti, E., & Erni. (2025). Analisis Akurasi Model MobileNetV2 dalam Klasifikasi Citra X-Ray untuk Deteksi Kondisi Paru-Paru. *JoP (Journal of Physics)*, 10(3), 67-74.
- Syarif, M., Prasetyo, S., Az Zahra, E. O., Kristiawan, Y. I., & Irawan, R. D. (2025). Klasifikasi Sampah Organik dan Anorganik Menggunakan Transfer Learning MobileNetV2 pada Citra Digital. *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Bisnis (SENATIB)*, 1513-1520.
- Martins, O. O., Oosthuizen, C. C., & Desai, D. A. (2025). Evaluating unified training optimisations for MobileNetV2: Efficiency-accuracy trade-offs in fine-grained dog breed classification. *Discover Applied Sciences*, 7, 1240.