

Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Jenis Ras Kucing Dengan Metode Mobilenetv2

¹Diyah Kingkin Sulistiana, ²Made Ayu Dusea Widyadara, ³Umi Mahdiyah

¹Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹diyahkingkin08@gmail.com, ²madedara@unpkediri.ac.id, ³umimahdiyah@unpkediri.ac.id

Penulis Korespondens : Diyah Kingkin Sulistiana

Abstrak— Kucing merupakan hewan peliharaan yang sangat popular di dunia. Kucing juga memiliki banyak jenis ras yang diakui secara *internasional* yaitu sekitar 142 ras kucing. Karena banyaknya jenis ras kucing di dunia, sehingga banyak pemilik kucing yang sulit untuk membedakan jenis ras kucing yang mereka pelihara. Oleh karena itu dibutuhkan sistem klasifikasi otomatis berbasis pengolahan citra menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur *MobileNetV2*. Model dikembangkan untuk mengenali 5 jenis ras kucing dengan dataset berjumlah 500 gambar. Data dilatih selama 20 epoch dengan batch size 32, menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 91%. Evaluasi dengan data baru menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi secara akurat. Hasil ini menunjukkan potensi *MobileNetV2* sebagai solusi ringan dan efektif untuk klasifikasi citra berbasis ras kucing dalam aplikasi nyata.

Kata Kunci— Citra, Convolutional Neural Network, MobileNetV2, Ras kucing

Abstract— Cats are very popular pets in the world. Cats also have many types of internationally recognized breeds, which are around 142 cat breeds. Because of the many types of cat breeds in the world, many cat owners find it difficult to distinguish the types of cat breeds they keep. Therefore, an automatic classification system based on image processing using the Convolutional Neural Network algorithm with the MobileNetV2 architecture is needed. The model was developed to recognize 5 types of cat breeds with a dataset of 500 images. The data was trained for 20 epochs with a batch size of 32, resulting in the highest accuracy of 91%. Evaluation with new data shows that the model is able to identify accurately. These results demonstrate the potential of MobileNetV2 as a lightweight and effective solution for cat breed-based image classification in real applications.

Keywords— Citra, Convolutional Naeural Network, MobileNetV2, Cat breeds

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Kucing atau secara ilmiah dikenal sebagai *Felis silvestris catus*, merupakan hewan peliharaan yang sangat diminati karena sifatnya yang tenang, perilakunya yang menyenangkan, serta kemampuannya yang dapat membantu meredakan stres. Selain *karakteristik* kepribadiannya, kucing juga memiliki beragam jenis ras yang dibedakan berdasarkan ciri-ciri fisik tertentu seperti bentuk wajah, mata, hidung, dan telinga. Terdapat lebih dari 140 ras kucing yang telah diakui secara *global*, namun perbedaan antar ras ini sering kali sulit dikenali oleh masyarakat awam.

Selain itu kucing juga memiliki *karakteristik* fisik yang berbeda dan ada berbagai jenis ras kucing yang diakui secara *internasional* termasuk 5 jenis ras kucing yang akan *dianalisis* pada penelitian ini, yaitu *Maine Coone*, *American curl*, *Persia peaknose*, *Sphynx* dan *Scottish fold*. Namun banyak pemilik kucing tidak mengetahui secara pasti jenis ras kucing yang mereka miliki, terutama karena beberapa ras memiliki kemiripan dalam penampilan, seperti kucing berbulu lebat yang sering disalahartikan sebagai *Persia* atau *Anggora* [1]. Padahal, setiap ras kucing memiliki

karakteristik dan kebutuhan perawatan yang berbeda, terutama ketika mengalami masalah kesehatan [2].

Oleh karena itu, dibutuhkan suatu sistem berbasis teknologi yang mampu *mengidentifikasi* ras kucing secara *otomatis* dan *akurat*. Pemanfaatan teknik pengolahan *citra digital* dalam bidang kecerdasan buatan menjadi solusi potensial untuk permasalahan ini. Salah satu metode yang terbukti *efektif* dalam mengenali objek *visual* adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), yang mampu mengekstraksi fitur-fitur penting dari gambar.

Penelitian tentang klasifikasi telah dilakukan sebelumnya oleh beberapa penelitian dengan menggunakan berbagai *metode*, seperti penelitian mengenai *klasifikasi* ras kucing yang telah dilakukan sebelumnya dengan memanfaatkan berbagai pendekatan. Beberapa studi terdahulu mencoba menyelesaikan tantangan dalam membedakan jenis-jenis kucing melalui penerapan sejumlah metode, termasuk penggunaan model *deep learning* seperti *SqueezeNet* yang dikombinasikan dengan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dan *Naive Bayes*. Berdasarkan hasil penelitian, metode *Naive Bayes* mencatatkan akurasi sebesar 79,5%, sementara *SVM* menunjukkan performa lebih baik dengan tingkat akurasi mencapai 88,4% [3]. Hasil ini mengindikasikan bahwa *SVM* memiliki kinerja yang lebih unggul dibandingkan *Naive Bayes* dalam konteks klasifikasi gambar berdasarkan ras kucing.

Selain itu, terdapat penelitian lain yang menerapkan *metode Convolutional Neural Network (CNN)* dalam kasus klasifikasi citra buah. Dalam studi tersebut, *CNN* digunakan untuk mengenali dan mengelompokkan gambar buah, dengan hasil akurasi yang sangat tinggi, yaitu mencapai 97,97% setelah proses pelatihan selesai. Gambar yang digunakan dalam model tersebut terlebih dahulu diubah ukurannya menjadi 100 x 100 piksel sebelum dimasukkan ke dalam sistem. Hasil penelitian ini membuktikan bahwa *CNN* memiliki kemampuan yang sangat baik dalam melakukan klasifikasi objek berbasis gambar secara akurat [4].

Penelitian ini memanfaatkan salah satu metode *Deep Learning* yang efektif dalam mengenali serta mengklasifikasikan objek, yaitu *Convolutional Neural Network (CNN)*. *CNN* memiliki keunggulan dalam mengekstraksi fitur visual dari *citra digital*, termasuk pola, bentuk, dan tekstur yang kompleks, sehingga dapat dimanfaatkan untuk membedakan berbagai ras kucing berdasarkan karakteristik fisik mereka. Berbeda dari studi sebelumnya yang umumnya melakukan klasifikasi secara umum terhadap kucing atau bahkan terhadap beragam jenis hewan, penelitian ini lebih spesifik dengan mengidentifikasi lima jenis ras kucing. Fokus utama terletak pada pengenalan fitur secara lebih rinci, seperti struktur hidung, mata, telinga, dan bentuk wajah, guna meningkatkan ketepatan klasifikasi berbasis citra.

II. METODE

A. Pengumpulan Data

Pengambilan data dalam penelitian ini memanfaatkan *dataset publik* yang diperoleh dari *Kaggle*. Untuk mengunduh gambar-gambar ras jenis kucing, peneliti menggunakan aplikasi *Chrome Download Image* yang memungkinkan pengambilan gambar secara massal dan efisien. Dalam penelitian ini, sampel yang digunakan difokuskan pada lima jenis ras kucing yang dipilih secara selektif. Jumlah total citra yang dikumpulkan untuk keperluan pelatihan (*training data*) sebanyak 400 gambar, sedangkan untuk pengujian (*validation data*) berjumlah 100 gambar. Adapun lima jenis ras kucing yang dijadikan objek penelitian memiliki beragam bentuk fisik dan karakteristik unik, yang mencerminkan keanekaragaman, sehingga

diharapkan dapat mendukung efektivitas model dalam studi klasifikasi citra ini. Secara lebih rinci, masing-masing ras kucing terdiri dari 80 citra untuk pelatihan dan 20 citra untuk validasi. Kelima ras kucing tersebut meliputi: *American Curl*, *Maine Coon*, *Peaknose*, *Scottish Fold*, dan *Sphynx*. Distribusi jumlah data ini dirancang agar seimbang, dengan harapan memberikan hasil pelatihan model yang optimal.



Gambar 1. Data Citra Ras Kucing

B. Pre-processing Data

Pada tahap *preprocessing*, citra yang akan digunakan dalam pelatihan dan pengujian model terlebih dahulu diubah ukurannya menjadi 224x224 piksel agar sesuai dengan standar input arsitektur *MobileNetV2*. Proses ini dilakukan menggunakan metode *bilinear interpolation*, di mana nilai setiap piksel baru dihitung dari rata-rata empat piksel terdekat, sehingga menghasilkan transisi visual yang lebih halus meskipun ukuran citra berubah. Setelah proses *resize*, dilakukan normalisasi piksel dengan mengubah nilai intensitas citra dari rentang 0–255 ke dalam skala bilangan riil antara 0 dan 1. Langkah ini bertujuan untuk menyederhanakan data input agar model dapat memproses informasi visual secara lebih efisien, mempercepat proses pelatihan, dan meningkatkan stabilitas pembelajaran selama klasifikasi berlangsung

C. Machine Learning

Machine Learning merupakan cabang dari kecerdasan buatan dan komputer sains. Fokus utama *machine learning* adalah penggunaan data dan algoritma untuk meniru cara manusia dalam belajar, guna meningkatkan akurasi dari *machine learning* [5]. Salah satu fitur dari machine learning adalah adanya proses yang meliputi pelatihan dan pembelajaran. Oleh karena itu *Machine Learning* memerlukan data untuk dipelajari yaitu data training. Sedangkan klasifikasi adalah metode dalam *machine learning* yang digunakan oleh mesin untuk mengelompokkan objek berdasarkan fitur-fitur yang telah ditentukan untuk membedakan satu dengan yang lainnya.

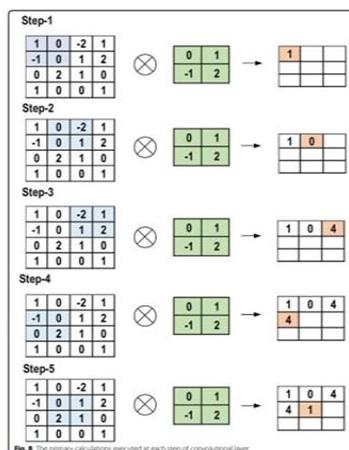
D. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network adalah salah satu metode *Deep Learning* yang sangat efektif dalam mengolah data visual yang kompleks seperti gambar. *CNN* tidak hanya memberikan performa yang baik dalam tugas klasifikasi, tetapi juga dirancang untuk meniru cara kerja sistem pengenalan visual manusia. Melalui kemampuannya dalam mengekstraksi fitur-fitur penting dari *citra digital*, *CNN* dapat membedakan satu objek dengan objek lainnya secara akurat, menjadikannya alat yang sangat tepat dalam hal analisis citra berbasis komputer.

Metode *Convolutional Neural Network* selain memiliki hasil yang bagus, Metode ini juga dapat meniru sistem pengenalan citra dan mengenali objek citra digital serta dapat membedakan objek satu dengan objek lainnya [6]. Selain itu *CNN* juga memiliki beberapa model utama yang digunakan antara lain *Convolutional Layer* dan *Pooling Layer*.

1. Convolutional Layer

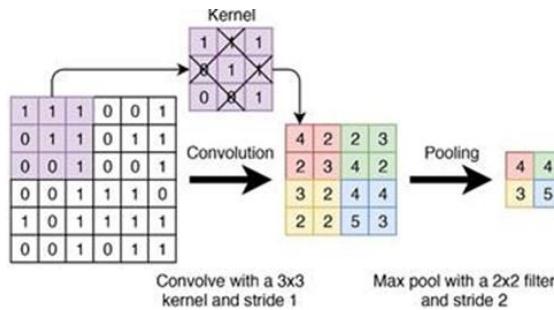
Convolutioanl Layer merupakan lapisan yang terdiri dari beberapa *filter konvolusi* yang digunakan dalam pengolahan gambar, operasi ini menerapkan fungsi output sebagai *feature map* dari masukan (input) gambar. Masukan berupa gambar yang diproses dalam tahap ekstraksi fitur Gambar yang dimasukkan ke dalam sistem akan melalui tahap *ekstraksi fitur*, di mana citra tersebut diolah dengan membaginya ke dalam sejumlah bagian kecil berdasarkan ukuran piksel yang telah ditentukan oleh *parameter* tertentu. Melalui proses *konvolusi*, citra yang dihasilkan bisa mengalami perubahan ukuran menjadi lebih kecil atau tetap, namun biasanya memiliki tingkat kedalaman (*depth*) yang berbeda, tergantung pada jumlah dan jenis fitur visual yang berhasil diekstraksi [7]. Berikut adalah proses *konvolusi* :



Gambar 2. Proses *Convolutional Layer*

2. Pooling Layer

Pooling Layer berfungsi untuk menciptakan *sub-sampel* peta fitur yang dihasilkan oleh lapisan *konvolusi* sebelumnya, dengan cara membuat *representasi* data yang lebih sederhana melalui proses *subsampling*. Lapisan ini biasanya ditempatkan setelah lapisan *konvolusi* dalam struktur jaringan CNN secara berurutan. Lapisan ini untuk menentukan apakah suatu fitur tersedia atau tidak pada gambar yang dijadikan input [8]. Secara umum *Pooling Layer* mengikuti *layer konvolusi* untuk menyederhanakan dimensi dari *feature map* dan meningkatkan efisiensi proses *komputasi*, karena jumlah *parameter* yang harus dihitung dan diperbarui menjadi lebih sedikit.

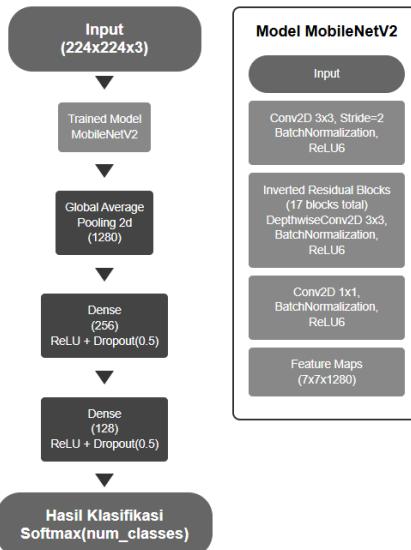


Gambar 3. Operasi Max Pooling [9]

E. MobileNet-V2

Arsitektur *mobilenet* memiliki keunggulan dalam menghasilkan akurasi yang tinggi dengan ukuran model yang ringan, sehingga cocok digunakan pada perangkat dengan spesifikasi yang tidak terlalu besar. *MobileNetV2* sendiri hanya berukuran sekitar 14MB, namun tetap memiliki kinerja yang cukup baik. Dengan karakteristik tersebut, model ini sangat ideal untuk diimplementasikan dalam aplikasi seperti platform Android atau layanan berbasis web, karena tidak membebani penyimpanan maupun kinerja sistem. Perbedaan dari versi sebelumnya adalah adanya penambahan komponen *bottleneck*, yang berfungsi untuk mengenkapsulasi lapisan bagian dalam guna mentransformasikan *representasi* fitur dari tingkat rendah ke tingkat yang lebih tinggi. Selain itu, penggunaan *shortcut connection* membantu mempercepat proses pelatihan dan menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi [10].

F. Model Pengujian



Gambar 4. Model pengujian

Gambar 4 di atas menampilkan arsitektur model klasifikasi citra yang digunakan dalam penelitian ini. Model ini memanfaatkan arsitektur *pre-trained* *MobileNetV2* dengan bobot dari *ImageNet*, yang berperan sebagai *ekstraktor* fitur dan tidak dilatih ulang (non-trainable). Sebelum masuk ke dalam model, citra masukan terlebih dahulu diubah ukurannya

menjadi 224x224 piksel dengan tiga saluran warna (RGB) dan dilakukan proses normalisasi piksel (*feature scaling*) agar sesuai dengan standar input model dan meningkatkan performa pelatihan. Setelah fitur diekstraksi oleh *MobileNetV2*, hasilnya diproses melalui lapisan *Global Average Pooling 2D* untuk merangkum *representasi* spasial menjadi *vektor* satu dimensi. Selanjutnya, *vektor* ini dilewatkan ke dalam dua *lapisan Dense* berturut-turut yang masing-masing terdiri dari 256 dan 128 *neuron* dengan fungsi *aktivasi ReLU*, dan diselingi oleh dua *lapisan Dropout* berturut-turut sebesar 0.5 dan 0.3 untuk mengurangi risiko *overfitting*. Akhirnya, *lapisan Dense* dengan fungsi *aktivasi Softmax* digunakan sebagai output layer untuk mengklasifikasikan citra ke dalam sejumlah kelas yang ditentukan (*NUM_CLASSES*). Model ini dikompilasi menggunakan *optimizer Adam* dengan laju pembelajaran 0.0001, menggunakan fungsi kerugian *categorical crossentropy* serta metrik akurasi untuk evaluasi performa klasifikasi.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah proses perancangan model selesai dilakukan, langkah selanjutnya adalah melakukan pelatihan menggunakan data citra ras kucing. Proses ini dilakukan dengan memanfaatkan fungsi fit, yang tidak hanya menjalankan pelatihan model, tetapi juga menyimpan histori pelatihan melalui *parameter history*. Dalam penelitian ini, digunakan dataset yang terdiri dari lima kelas jenis ras kucing dengan total 500 citra. Dataset tersebut dibagi menjadi dua bagian, yaitu 500 citra digunakan sebagai data latih (*training data*), 400 citra sebagai data validasi (*validation data*), dan 100 citra sisanya digunakan untuk pengujian model. Setelah pelatihan awal selesai, dilakukan uji *prediksi* terhadap 100 citra tersebut yang mencakup kelima kelas untuk mengukur performa model. Pelatihan model dijalankan selama 20 epoch, yang berarti model akan melihat seluruh kumpulan data latih sebanyak 20 kali. Selain itu, digunakan *batch size* sebesar 32, yaitu jumlah citra yang diproses dalam satu kali *forward* dan *backward pass*. Nilai *batch size* yang lebih besar dapat mempercepat proses pelatihan namun membutuhkan memori yang lebih besar. Dengan konfigurasi ini, diharapkan model dapat mempelajari pola-pola penting dari citra secara efektif dan menghasilkan akurasi klasifikasi yang tinggi.

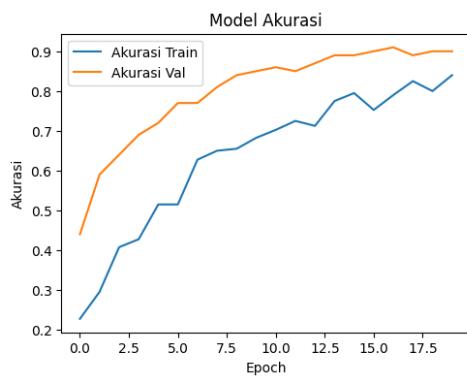
A. Hasil Pengujian Model

	precision	recall	f1-score	support
America Curl	0.83	0.75	0.79	20
Maine Coon	0.82	0.90	0.86	20
Peaknose	0.95	1.00	0.98	20
Scottishfold	0.95	0.90	0.92	20
Sphynx	1.00	1.00	1.00	20
accuracy			0.91	100
macro avg	0.91	0.91	0.91	100
weighted avg	0.91	0.91	0.91	100

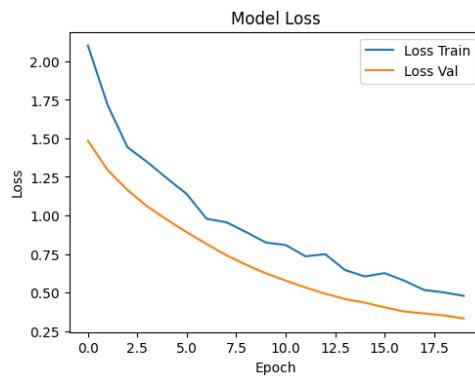
Gambar 5. Hasil Pengujian

Gambar 3 menampilkan hasil evaluasi performa model klasifikasi citra kucing berdasarkan lima kategori ras yang diuji, yaitu *American Curl*, *Maine Coon*, *Peaknose*, *Scottishfold*, dan *Sphynx*. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *precision*, *recall*, dan *f1-score*, dengan masing-masing kelas memiliki jumlah data validasi sebanyak 20 gambar.

Hasilnya menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik, dengan *nilai f1-score* tertinggi sebesar 1.00 pada kelas *Sphynx* dan nilai terendah sebesar 0.79 pada kelas *American Curl*. Secara keseluruhan, model mencapai akurasi total sebesar 91%. Selain itu, nilai rata-rata makro dan rata-rata tertimbang (*weighted average*) dari *precision*, *recall*, dan *f1-score* juga konsisten pada angka 0.91, yang mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan *generalisasi* yang seimbang terhadap seluruh kelas. Hasil ini memperkuat bahwa model yang dibangun mampu mengenali berbagai karakteristik visual antar ras kucing dengan tingkat ketepatan yang tinggi.



Gambar 5 Grafik Loss Data Train dab Validation



Gambar 6 Grafik Loss Data Train dab Validation

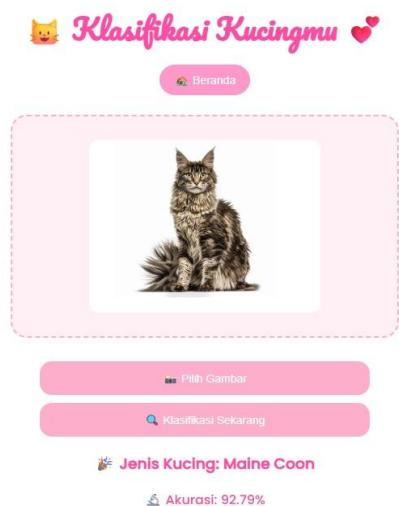
Berdasarkan Gambar 4 (akurasi) dan Gambar 5 (loss), terlihat adanya pola yang jelas mengenai hubungan antara jumlah *epoch* dengan performa model baik pada data latih maupun data validasi. Pada grafik akurasi, terlihat bahwa semakin banyak *epoch* yang dijalankan, nilai akurasi pada kedua data (*train dan validasi*) mengalami peningkatan. Hal ini menunjukkan adanya *korelasi positif* dimana peningkatan jumlah *epoch* memberikan dampak langsung terhadap naiknya akurasi model. Sebaliknya, grafik loss memperlihatkan tren yang berkebalikan. Seiring bertambahnya *epoch*, nilai *loss* pada data *train* maupun validasi menunjukkan penurunan yang konsisten. Ini menunjukkan *korelasi negatif* antara jumlah *epoch* dengan nilai *loss* artinya semakin banyak *epoch*, maka tingkat kesalahan model dalam memprediksi semakin menurun. Dari pengamatan ini, dapat disimpulkan bahwa menambah jumlah *epoch* dalam proses pelatihan cenderung memberikan efek *positif* terhadap peningkatan akurasi sekaligus membantu menurunkan nilai *loss*, sehingga mendukung terbentuknya model yang lebih andal.

B. Pengujian Model

Setelah pelatihan akhir model dilakukan dengan menerapkan teknik ekstraksi fitur menggunakan arsitektur *MobileNetV2* pada dataset yang terdiri dari 500 gambar yang terbagi menjadi 400 citra (80%) untuk pelatihan dan 100 citra (20%) untuk validasi diperoleh hasil evaluasi yang menunjukkan kinerja model yang sangat memuaskan. Pelatihan dijalankan dengan menggunakan *batch size* sebesar 32 dan selama 20 *epoch*. Sepanjang proses pelatihan, akurasi pada data validasi menunjukkan peningkatan yang *signifikan*, dimulai dari 44% dan terus meningkat hingga mencapai puncaknya pada epoch ke-17 dengan akurasi *validasi* sebesar 91%. Pada akhir pelatihan, model berhasil mempertahankan akurasi *validasi* maksimum tersebut dengan nilai loss yang relatif rendah, yaitu sebesar 0,33. Capaian ini mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan *generalisasi* yang baik dan sangat *efektif* dalam melakukan *klasifikasi* gambar terhadap data *validasi* yang belum pernah dilihat sebelumnya.

C. Hasil Model

Proses prediksi dilakukan menggunakan gambar baru yang tidak termasuk dalam data pelatihan maupun *validasi*. Seperti yang ditunjukkan pada Gambar, sistem berhasil mengidentifikasi kucing pada gambar sebagai ras *Maine Coon* dengan tingkat akurasi sebesar 92.79%. Hasil ini menunjukkan bahwa model *MobileNetV2* yang digunakan mampu melakukan *generalisasi* dengan sangat baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Tingkat akurasi yang tinggi juga memperkuat bukti bahwa model ini efektif dalam mengenali dan membedakan karakteristik visual dari berbagai ras kucing secara tepat dan *konsisten*.



Gambar 7. Hasil Model Klasifikasi

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan keberhasilan dalam penerapan algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan memanfaatkan arsitektur *MobileNetV2* untuk mengklasifikasikan berbagai ras kucing berdasarkan ciri-ciri *morfologis* seperti bentuk wajah, hidung, mata, dan telinga. Model dikembangkan menggunakan dataset yang terdiri dari 500 gambar yang mewakili

lima jenis ras kucing, yaitu *Persia Peaknose*, *American Curl*, *Maine Coon*, *Scottish Fold*, dan *Sphynx*. Proses pelatihan dilakukan dengan pengaturan *batch size* sebanyak 32 dan sebanyak 20 *epoch*. Selama proses pelatihan, *akurasi validasi* meningkat secara *progresif* dan mencapai puncaknya sebesar 91% pada *epoch* ke-17, dengan nilai *loss* minimum sebesar 0,33. Ketika diuji menggunakan gambar yang tidak termasuk dalam data pelatihan maupun validasi, model mampu melakukan prediksi dengan tepat, yang mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan *generalisasi* yang baik terhadap data baru. Oleh karena itu, *MobileNetV2* dapat disimpulkan sebagai *arsitektur yang efisien* dan handal dalam mendukung sistem klasifikasi otomatis berbasis *citra digital*, khususnya untuk pengenalan ras kucing.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Gunawan, D. M. I. Hanafie, dan A. Elanda, “Klasifikasi Jenis Ras Kucing Dengan Gambar Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN),” *J. Interkom J. Publ. Ilm. Bid. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 18, no. 4, hal. 1–8, 2024, doi: 10.35969/interkom.v18i4.318.
- [2] U. Kulsum dan A. Cherid, “Penerapan Convolutional Neural Network Pada Klasifikasi Tanaman Menggunakan ResNet50,” *Simkom*, vol. 8, no. 2, hal. 221–228, 2023, doi: 10.51717/simkom.v8i2.191.
- [3] J. Kusuma, A. Jinan, M. Z. Lubis, R. Rubianto, dan R. Rosnelly, “Komparasi Algoritma Support Vector Machine Dan Naive Bayes Pada Klasifikasi Ras Kucing,” *Generic*, vol. 14, no. 1, hal. 8–12, 2022, doi: 10.18495/generic.v14i1.122.
- [4] F. F. Maulana dan N. Rochmawati, “Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network,” *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 1, no. 02, hal. 104–108, 2020, doi: 10.26740/jinacs.v1n02.p104-108.
- [5] V. Angkasa dan J. J. Pangaribuan, “Information System Development Komparasi Tingkat Akurasi Random Forest Dan Knna Untuk Mendiagnosis Penyakit Kanker Payudara,” *J. Inf. Syst. Dev.*, vol. 7, no. 1, hal. 37–38, 2022, [Daring]. Tersedia pada: <http://dx.doi.org/10.19166/xxxx>
- [6] N. H. Harani, C. Prianto, dan M. Hasanah, “Deteksi Objek Dan Pengenalan Karakter Plat Nomor Kendaraan Indonesia Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Berbasis Python,” *J. Tek. Inform.*, vol. 11, no. 3, hal. 47–53, 2019, [Daring]. Tersedia pada: <https://ejurnal.ulbi.ac.id/index.php/informatika/article/view/658>
- [7] F. Ramadhani, A. Satria, dan S. Salamah, “Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network dalam Mengidentifikasi Dini Penyakit pada Mata Katarak,” *sudo J. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 4, hal. 167–175, 2023, doi: 10.56211/sudo.v2i4.408.
- [8] L. Alzubaidi dkk., *Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions*, vol. 8, no. 1. Springer International Publishing, 2021. doi: 10.1186/s40537-021-00444-8.
- [9] A. S. Riyadi, I. P. Wardhani, dan S. Widayati, “Klasifikasi Citra Anjing Dan Kucing Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Cnn),” *Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Komun. STI&K*, vol. 5, no. 1, hal. 307–311, 2021, [Daring]. Tersedia pada: <https://ejournal.jakstik.ac.id/files/journals/2/articles/sentik2021/2857/submission/proof/2857-13-1919-1-10-20210902.pdf>

- [10] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, dan A. Zhmoginov, “Sandler_MobileNetV2_Inverted_Residuals_CVPR_2018_paper.pdf,” *arXiv*, hal. 4510–4520, 2018.