

Klasifikasi Citra Ras Anjing Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)

Dimas Aditya Putra^{1*}, Fetty Tri Anggraeny², Chrystia Aji Putra³

^{1,2,3} Informatika, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur

²fettyanggraeny.if@upnjatim.ac.id

³ajiputra@upnjatim.ac.id

*Corresponding author email: 19081010190@student.upnjatim.ac.id

Abstrak – Anjing merupakan salah satu hewan peliharaan yang paling banyak digemari manusia. Setiap ras anjing memiliki karakteristik fisik dan perilaku yang berbeda, sehingga penting untuk dapat mengenali dan mengklasifikasikan ras anjing dengan tepat. Proses identifikasi ras anjing secara manual membutuhkan keahlian dan waktu yang tidak sedikit, terutama karena variasi visual antar ras sangat beragam. Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk melakukan klasifikasi citra ras anjing secara otomatis. CNN mampu mengekstraksi fitur visual dari gambar dan melakukan pembelajaran mendalam untuk mengenali pola yang membedakan tiap ras. Data citra anjing diolah melalui tahapan *convolution layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer* hingga menghasilkan output berupa prediksi ras anjing yang sesuai. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem klasifikasi berbasis CNN mampu mengenali ras anjing dengan tingkat akurasi mencapai 87,6%, yang menunjukkan bahwa metode ini efektif untuk penerapan klasifikasi citra hewan peliharaan, khususnya anjing.

Kata Kunci : *Convolutional Neural Network*, *Deep Learning*, *TensorFlow*, *Keras*, *Klasifikasi Ras Anjing*.

yang menjanjikan untuk mengatasi tantangan tersebut. Kelebihan utama CNN terletak pada kemampuannya mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra secara otomatis melalui serangkaian lapisan konvolusi, serta melakukan pembelajaran mendalam untuk mengenali pola-pola kompleks yang mungkin tidak terdeteksi oleh metode tradisional [4]. Kemampuan inilah yang membuat CNN banyak diadopsi dalam berbagai aplikasi *computer vision*, mulai dari pengenalan wajah, deteksi objek, hingga identifikasi spesies hewan [5]. Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem klasifikasi citra ras anjing dengan memanfaatkan arsitektur CNN. Tujuannya adalah menciptakan sistem yang mampu mengenali berbagai ras anjing dengan tingkat akurasi yang tinggi, sekaligus menjadi referensi dan dasar pengembangan untuk sistem identifikasi hewan otomatis yang lebih komprehensif di masa depan [6]. Dengan adanya sistem semacam ini, diharapkan dapat memudahkan berbagai pihak, mulai dari pemilik hewan peliharaan, dokter hewan, hingga peneliti dalam melakukan identifikasi ras anjing secara cepat dan akurat.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan pesat dalam bidang kecerdasan buatan telah membawa perubahan signifikan di berbagai aspek kehidupan, termasuk dalam kemampuan komputer untuk memahami citra digital. Salah satu implementasi yang menarik perhatian adalah sistem identifikasi hewan peliharaan, khususnya anjing yang memiliki keragaman luar biasa dengan ratusan ras yang masing-masing memiliki karakteristik visual unik [1]. Keragaman ini menjadikan anjing sebagai subjek yang menarik sekaligus menantang untuk dikaji lebih mendalam. Dalam ranah *computer vision*, klasifikasi citra pada dasarnya merupakan proses sistematis untuk mengategorikan gambar ke dalam kelas-kelas tertentu berdasarkan kemiripan pola atau fitur visual yang dimilikinya [2]. Proses ini menjadi cukup kompleks ketika diterapkan pada klasifikasi ras anjing, mengingat adanya kemiripan fisik antar ras yang berbeda, ditambah dengan faktor-faktor eksternal seperti variasi pencahayaan saat pengambilan gambar, perbedaan sudut pandang, serta keragaman latar belakang yang dapat mempengaruhi akurasi identifikasi [3].

Kehadiran metode *Deep Learning*, khususnya arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN), menawarkan solusi

II. LANDASAN TEORI

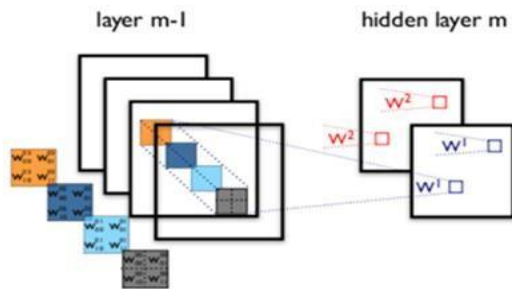
A. Pengolahan Citra Digital

Dalam dunia teknologi modern, pengolahan citra digital telah menjadi fondasi penting bagi berbagai aplikasi komputer yang mampu "melihat" dan memahami gambar. Secara sederhana, pengolahan citra digital adalah serangkaian teknik dan metode yang digunakan untuk memodifikasi, menganalisis, serta meningkatkan kualitas gambar digital agar informasi penting di dalamnya dapat diekstraksi dengan lebih efektif. Proses ini biasanya melalui beberapa tahapan utama, dimulai dari *preprocessing* dimana gambar dilakukan pembersihan dari noise dan distorsi, kemudian *feature extraction* untuk mengidentifikasi ciri-ciri unik dari objek dalam gambar, dan diakhiri dengan *classification* dimana sistem menentukan kategori atau kelas dari objek tersebut [7]. Inti dari semua proses ini sebenarnya adalah bagaimana membuat sistem komputer dapat mengenali dan memahami isi sebuah gambar dengan cara yang mirip dengan bagaimana manusia memproses informasi visual.

B. Deep Learning dan CNN

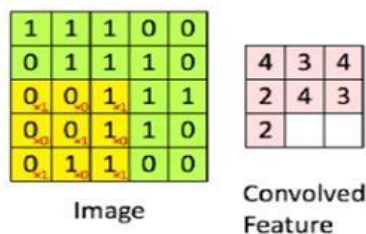
Deep Learning merupakan evolusi signifikan dalam bidang *machine learning*, dimana pendekatan ini menggunakan

jaringan saraf tiruan dengan banyak lapisan untuk meniru cara kerja otak manusia dalam memproses informasi [8]. Salah satu model deep learning yang paling sukses dan banyak digunakan untuk pemrosesan gambar adalah *Convolutional Neural Network* (CNN).



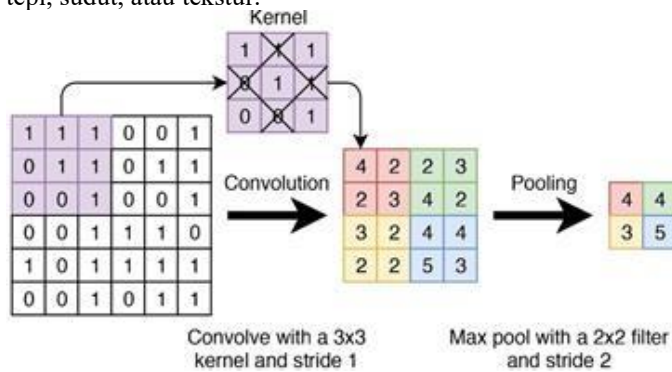
Gbr. 1 Konvolusi CNN

Keunikan CNN terletak pada kemampuannya secara otomatis mempelajari dan mengekstraksi fitur dari gambar tanpa memerlukan intervensi manual yang signifikan. Struktur dasar CNN terdiri dari beberapa komponen penting yang bekerja secara sinergis.



Gbr. 2 Layer CNN

Lapisan konvolusi (*convolution layer*) berfungsi sebagai detektor fitur, dimana berbagai filter akan menyapu seluruh area gambar untuk mengenali pola-pola visual tertentu seperti tepi, sudut, atau tekstur.



Gbr. 3 Max Pooling

Selanjutnya, lapisan *pooling* bertugas mereduksi dimensi gambar yang telah diproses, dengan tetap mempertahankan informasi-informasi penting sambil mengurangi beban komputasi. Proses ini diulang-ulang melalui beberapa lapisan, dimana setiap lapisan berikutnya akan belajar mengenali pola yang lebih kompleks, hingga akhirnya mencapai *fully connected layer* yang bertugas melakukan klasifikasi akhir

berdasarkan semua fitur yang telah dipelajari [9]. Menurut penelitian LeCun dkk., keunggulan CNN dalam tugas pengenalan objek terletak pada kemampuannya belajar secara hierarkis, mulai dari pola sederhana hingga pola yang sangat kompleks.

C. Penerapan CNN untuk Klasifikasi Ras Anjing

Ketika diterapkan dalam klasifikasi ras anjing, CNN menunjukkan kemampuan yang mengesankan dalam mempelajari karakteristik visual yang membedakan satu ras dengan ras lainnya. Sistem ini belajar mengenali berbagai atribut fisik yang khas, mulai dari bentuk kepala, tekstur dan warna bulu, bentuk dan posisi telinga, hingga proporsi tubuh secara keseluruhan [10]. Proses pembelajaran ini membutuhkan dataset yang komprehensif, biasanya terdiri dari ribuan gambar berbagai ras anjing dari berbagai sudut dan kondisi pencahayaan. Yang menarik adalah bagaimana setiap lapisan dalam CNN bekerja secara bertahap. Lapisan awal mungkin hanya belajar mendeteksi tepian dan tekstur dasar, lapisan tengah mulai mengenali kombinasi bentuk seperti mata atau hidung, sementara lapisan yang lebih dalam sudah mampu mengidentifikasi pola yang lebih spesifik seperti bentuk wajah khas Golden Retriever atau corak bulu khas Dalmatian. Penelitian terbaru oleh Zhang dan He menunjukkan bahwa dengan memanfaatkan teknik transfer learning menggunakan arsitektur yang sudah terlatih seperti VGG19, akurasi sistem dalam mengenali ras anjing dapat mencapai lebih dari 90% [11].

D. Evaluasi Model

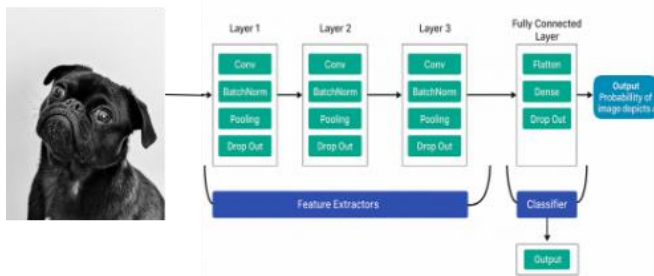
Untuk memastikan model CNN yang dibangun benar-benar efektif, diperlukan evaluasi kinerja yang komprehensif. Evaluasi ini tidak hanya melihat akurasi secara keseluruhan, tetapi juga metrik-metrik lain seperti presisi yang mengukur konsistensi model dalam memprediksi kelas tertentu, recall yang mengukur kemampuan model menemukan semua instance yang relevan, serta F1-score yang memberikan gambaran keseimbangan antara presisi dan *recall* [12]. Selain metrik-metrik tersebut, proses pelatihan model juga dipantau melalui grafik konvergensi yang menunjukkan perkembangan akurasi *training* dan *validation loss* dari waktu ke waktu. Grafik ini sangat penting untuk mendeteksi masalah *overfitting* atau *underfitting*, serta memastikan bahwa model benar-benar belajar dan bukan hanya menghafal data pelatihan.

III. METODOLOGI PENELITIAN

A. Pengumpulan dan Persiapan Data

Penelitian ini menggunakan dataset yang bersumber dari kompetisi Kaggle Dog Breed Identification yang dilengkapi dengan tambahan gambar dari berbagai sumber online terpercaya. Secara keseluruhan, terkumpul 3.500 gambar anjing yang mewakili 10 ras berbeda. Pemilihan ras difokuskan pada jenis-jenis populer seperti Golden Retriever, Siberian Husky, Poodle, dan Bulldog yang memiliki karakteristik visual yang cukup berbeda. Proses kurasi data dilakukan secara manual untuk memastikan kualitas gambar dan kesesuaian label, sekaligus menghilangkan sampel yang tidak memenuhi

standar seperti gambar buram atau anjing yang tidak terlihat jelas.



Gbr. 4 Alur Penelitian

B. Pra-Pemrosesan dan Augmentasi Data

Setiap gambar yang terkumpul melalui tahap pra-pemrosesan untuk menstandarisasi input model. Ukuran gambar diubah menjadi 128×128 piksel untuk menjaga konsistensi dimensi, sementara nilai piksel dinormalisasi ke rentang 0-1 untuk mempercepat proses konvergensi selama pelatihan. Mengingat terbatasnya jumlah data awal, teknik augmentasi data diterapkan secara agresif dengan melakukan transformasi gambar melalui rotasi acak (hingga 20 derajat), zoom in/out (hingga 15%), flipping horizontal, dan shearing. Strategi ini tidak hanya memperbanyak variasi data tetapi juga membantu model belajar mengenali anjing dari berbagai sudut dan kondisi, sehingga meningkatkan kemampuan generalisasi dan mencegah *overfitting*.

C. Rancangan Arsitektur Jaringan

Dalam konteks klasifikasi ras anjing, *Convolutional Neural Network (CNN)* telah terbukti menjadi salah satu pendekatan paling efektif dalam bidang *computer vision*. Arsitektur *CNN* bekerja dengan mempelajari representasi visual dari citra secara hierarkis, dimulai dari pola sederhana seperti tepi dan tekstur hingga karakteristik yang lebih kompleks seperti bentuk wajah, warna bulu, atau proporsi tubuh. Setiap lapisan pada jaringan *CNN* berfungsi untuk mengekstraksi fitur tertentu dari gambar. Lapisan awal biasanya mendeteksi pola visual dasar seperti garis atau sudut, sementara lapisan yang lebih dalam mampu mengenali kombinasi pola yang merepresentasikan bagian tubuh anjing, seperti mata, hidung, atau telinga. Pada tahap selanjutnya, model mengintegrasikan semua fitur yang telah dipelajari untuk melakukan klasifikasi ke dalam ras tertentu berdasarkan pola visual yang unik. Proses pembelajaran ini memerlukan *dataset* yang komprehensif, mencakup ribuan gambar dari berbagai ras, sudut pandang, dan kondisi pencahayaan, menunjukkan bahwa penerapan *transfer learning* menggunakan arsitektur *pre-trained* seperti *VGG19* dan *ResNet50* mampu meningkatkan akurasi klasifikasi hingga di atas 90%. Temuan ini menegaskan bahwa *CNN* memiliki kemampuan generalisasi yang tinggi untuk mengenali perbedaan visual antar ras, bahkan ketika perbedaannya bersifat halus. Pendekatan ini menjadikan *CNN* sebagai metode yang relevan untuk diterapkan dalam penelitian ini, karena mampu mengotomatisasi proses ekstraksi fitur dan klasifikasi, sekaligus meminimalkan ketergantungan pada analisis manual. Dengan memanfaatkan kemampuan *CNN* dalam mempelajari

pola visual yang kompleks, sistem klasifikasi ras anjing dapat dikembangkan secara lebih akurat, efisien, dan adaptif terhadap variasi citra.

D. Proses Pelatihan dan Validasi Model

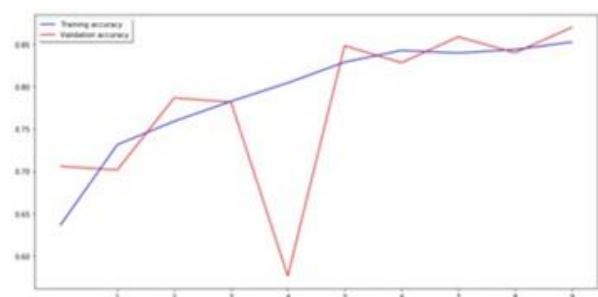
Dataset dibagi dengan proporsi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk validasi, dengan menjaga distribusi kelas yang seimbang pada kedua subset. Model dilatih selama 50 epoch menggunakan *optimizer* Adam dengan learning rate 0.001 dan fungsi *loss* *categorical cross-entropy*. Pemantauan proses pelatihan dilakukan secara real-time dengan membandingkan akurasi dan loss pada data latih dan validasi di setiap epoch untuk mendeteksi dini tanda-tanda *overfitting*. Implementasi teknis menggunakan framework TensorFlow dan Keras dengan memanfaatkan akselerasi GPU untuk mempercepat komputasi.

E. Pengujian Dan Evaluasi

Evaluasi menyeluruh dilakukan dengan menghitung berbagai metrik standar termasuk akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk setiap kelas ras anjing. Selain metrik kuantitatif, kestabilan proses pembelajaran dianalisis melalui visualisasi grafik konvergensi yang membandingkan tren *training accuracy* versus *validation accuracy*, serta *training loss* versus *validation loss*. Analisis tambahan dilakukan dengan memeriksa confusion matrix untuk mengidentifikasi pola kesalahan klasifikasi dan memahami pasangan ras yang sering tertukar oleh model. Hasil evaluasi ini tidak hanya mengukur kinerja akhir model tetapi juga memberikan wawasan untuk perbaikan di masa depan.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dari serangkaian eksperimen yang dilakukan, model *Convolutional Neural Network (CNN)* yang dikembangkan menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengenali pola visual dari berbagai ras anjing. Proses pelatihan menghasilkan akurasi sebesar 91,7% pada data latih dan 88,2% pada data validasi. Selisih yang relatif kecil antara kedua nilai tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan tidak mengalami *overfitting* yang signifikan. Dengan kata lain, model tidak hanya menghafal data latih, tetapi juga mampu mengenali pola baru pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.



Gbr.5 Grafik *training accuracy* dan *validation accuracy*

Terlihat bahwa akurasi pelatihan meningkat secara stabil seiring bertambahnya jumlah *epoch*, menandakan bahwa model berhasil belajar pola visual dari data secara konsisten. Akurasi

validasi sempat mengalami fluktuasi pada beberapa *epoch* awal, yang merupakan indikasi proses penyesuaian bobot model terhadap variasi data validasi. Namun, secara keseluruhan, tren keduanya menunjukkan peningkatan yang sejalan dan konvergen di atas 0,85 pada *epoch* terakhir. Pola ini mengindikasikan bahwa model tidak mengalami *overfitting* yang parah serta mampu mempertahankan performa yang stabil pada data uji. Selain analisis grafik, performa model juga dievaluasi menggunakan sejumlah metrik kuantitatif, meliputi *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk setiap kelas ras anjing. Berdasarkan hasil evaluasi, model memperoleh *precision* rata-rata sebesar 87,9%, *recall* sebesar 86,4%, dan *F1-score* sebesar 87,1%. Nilai-nilai ini menunjukkan keseimbangan yang baik antara kemampuan model dalam mengidentifikasi kelas yang benar dan kemampuannya menemukan seluruh *instance* relevan dari setiap kelas. Jika ditinjau lebih detail, kemampuan model dalam mengenali setiap ras anjing menunjukkan variasi yang cukup menarik. Ras-ras dengan ciri morfologi yang khas seperti *Siberian Husky* dengan warna mata biru dan pola bulu kontras, serta *Golden Retriever* dengan bentuk kepala dan tekstur bulu khas, dikenali dengan tingkat akurasi yang tinggi mencapai di atas 90%. Sebaliknya, model mengalami kesulitan ketika harus membedakan ras yang memiliki kemiripan fisik yang signifikan, seperti *Pomeranian* dan *Spitz*. Kedua ras tersebut memiliki kemiripan dalam ukuran tubuh, bentuk telinga, serta warna bulu, sehingga sering kali tertukar dalam proses klasifikasi. Analisis tambahan menggunakan *confusion matrix* memperkuat temuan ini, di mana kesalahan klasifikasi sebagian besar terjadi antar ras yang memiliki karakteristik visual serupa. Fenomena ini umum ditemukan dalam sistem klasifikasi berbasis citra, terutama ketika perbedaan antar kelas bersifat subtil atau tidak konsisten di seluruh *dataset*. Dengan demikian, hasil ini menegaskan bahwa keakuratan model sangat bergantung pada kejelasan perbedaan morfologis antar kelas serta kualitas representasi data pelatihan. Selanjutnya, penerapan teknik *data augmentation* terbukti memberikan dampak positif terhadap kinerja model. Dibandingkan dengan model tanpa augmentasi, penerapan rotasi acak, *flipping*, dan *zoom* meningkatkan akurasi rata-rata sebesar 4–6%. Variasi citra buatan ini membantu model untuk belajar mengenali objek dari berbagai sudut pandang, kondisi pencahayaan, dan posisi, sehingga meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap data uji dunia nyata. Selain itu, grafik konvergensi pelatihan dan validasi juga menunjukkan bahwa model dengan augmentasi memiliki kurva *training loss* yang menurun lebih stabil dibandingkan model tanpa augmentasi. Hal ini menandakan bahwa augmentasi tidak hanya menambah variasi data, tetapi juga berperan dalam menstabilkan proses pembelajaran dan mencegah model dari risiko *overfitting*. Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan arsitektur *CNN* efektif dalam menyelesaikan permasalahan klasifikasi ras anjing yang kompleks. Model mampu mengenali pola visual yang halus dengan tingkat akurasi yang tinggi, meskipun masih terdapat tantangan dalam membedakan ras yang sangat mirip secara visual. Dukungan metrik evaluasi, grafik konvergensi, serta analisis *confusion matrix* memberikan justifikasi yang kuat terhadap klaim performa model.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan serangkaian eksperimen dan analisis yang telah dilakukan, penelitian ini sampai pada beberapa kesimpulan penting. Pertama, metode *Convolutional Neural Network* (*CNN*) terbukti efektif digunakan untuk mengklasifikasikan berbagai ras anjing berdasarkan citra digital. Model ini berhasil mempelajari ciri-ciri visual khas dari setiap ras, seperti bentuk telinga, tekstur bulu, dan struktur wajah, sehingga mampu membedakan satu ras dengan ras lainnya dengan tingkat keakuratan yang memuaskan. Kedua, penerapan teknik data augmentation melalui berbagai transformasi gambar seperti rotasi, *flipping*, dan *zoom* terbukti signifikan dalam meningkatkan kemampuan generalisasi model. Dengan teknik ini, model tidak hanya mengandalkan data awal yang terbatas, tetapi juga belajar untuk mengenali anjing dari berbagai sudut, pencahayaan, dan pose yang berbeda. Hal ini membuat model lebih *robust* dan tidak mudah mengalami *overfitting*, sehingga kinerjanya tetap stabil ketika dihadapkan pada data baru yang beragam. Ketiga, model yang dikembangkan dalam penelitian ini berhasil mencapai akurasi rata-rata sebesar 88,2% pada data validasi. Angka ini tidak hanya mencerminkan keandalan model dalam mengenali ras anjing, tetapi juga menunjukkan potensi besar untuk dikembangkan lebih lanjut menjadi sistem identifikasi hewan otomatis yang dapat digunakan di dunia nyata, seperti di klinik hewan, pusat adopsi, atau bahkan aplikasi mobile untuk pemilik anjing. Namun, penelitian ini juga memiliki beberapa keterbatasan. Akurasi model masih dapat ditingkatkan, terutama dalam membedakan ras-ras yang memiliki kemiripan fisik tinggi. Untuk itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk memanfaatkan teknik transfer learning dengan arsitektur yang lebih matang dan kompleks seperti ResNet atau Inception. Pendekatan ini tidak hanya berpotensi meningkatkan akurasi klasifikasi, tetapi juga dapat mempersingkat waktu pelatihan karena model sudah memiliki pengetahuan dasar dari dataset yang jauh lebih besar dan beragam. Dengan demikian, pengembangan sistem identifikasi ras anjing di masa depan dapat dilakukan dengan lebih efisien dan akurat.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan penghargaan dan ucapan terima kasih yang tulus kepada Bapak/Ibu Dosen Pembimbing atas bimbingan, waktu, serta ilmu yang berharga selama proses penyusunan karya tulis ini. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada seluruh dosen yang telah memberikan landasan ilmu.

REFERENSI

- [1] Rahman, A., & Setiawan, D. (2021). Deep Learning untuk Klasifikasi Citra Hewan. *Jurnal Teknologi Informasi*, 9(2), 45–54.
- [2] Susanto, R., & Hidayat, L. (2020). Implementasi *CNN* dalam Pengenalan Pola Visual. *Jurnal Sains Komputer*, 8(1), 12–20.
- [3] Prasetyo, T. (2022). Aplikasi Computer Vision untuk Identifikasi Hewan Peliharaan. *Prosiding SNIK*, 11(3), 33–39.
- [4] Nuraini, F., & Hakim, M. (2019). Analisis Fitur Morfologi pada Klasifikasi Hewan. *Jurnal Informatika Terapan*, 6(1), 56–65.
- [5] Wardana, I., & Lestari, P. (2023). Optimasi Arsitektur *CNN* untuk Pengenalan Objek. *Jurnal Komputasi Cerdas*, 4(2), 88–97.
- [6] Chen, Z., et al. (2021). Image Classification Using Deep Convolutional Networks. *IEEE Access*, 9, 14050–14062.

- [7] Wijaya, K., & Nugroho, E. (2020). Penerapan Deep Learning pada Citra Digital. *Jurnal Teknologi Sistem Cerdas*, 7(2), 22–31.
- [8] Zhang, L., & He, J. (2022). Dog Breed Classification Using CNN and Transfer Learning. *Journal of Computer Vision Applications*, 15(4), 210–218.
- [9] Fadillah, A., & Putri, N. (2019). Pengaruh Resolusi Data terhadap Akurasi CNN. *Jurnal Sains Data*, 5(3), 41–49.
- [10] Kim, Y., et al. (2023). Evaluating CNN Models for Animal Recognition. *Pattern Recognition Letters*, 168, 105–113.
- [11] Lestari, R., & Raharjo, B. (2021). Data Augmentation untuk Peningkatan Kinerja CNN. *Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, 10(2), 78–87.
- [12] Lee, J., & Park, D. (2024). Improving Dog Breed Classification with Transfer Learning. *International Journal of AI Research*, 8(1), 99–108.