

# Penerapan Arsitektur *Residual Network* (ResNet-50) Pada Klasifikasi Citra Lovebird

**<sup>1</sup>Ryan Sea Prayoga, <sup>2</sup>Danar Putra Pamungkas, <sup>3</sup>Danang Wahyu Widodo**

<sup>1,2,3</sup> Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: <sup>1</sup>[ryanryn179@gmail.com](mailto:ryanryn179@gmail.com), <sup>2</sup>[danar@unpkediri.ac.id](mailto:danar@unpkediri.ac.id), <sup>3</sup>[danangwahyuwidodo@unpkediri.ac.id](mailto:danangwahyuwidodo@unpkediri.ac.id)

Penulis Korespondens : [ryanryn179@gmail.com](mailto:ryanryn179@gmail.com)

**Abstrak**—Klasifikasi jenis lovebird berdasarkan citra digital merupakan tantangan karena kemiripan visual antarjenis, terutama pada warna bulu dan pola tubuh. Penelitian ini bertujuan membangun model klasifikasi otomatis menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur *Residual Networks 50*. Dataset terdiri dari 500 gambar lovebird yang dikategorikan ke dalam tiga jenis, dengan praproses normalisasi dan augmentasi citra. Model ResNet-50 dilatih selama 1000 *epoch* dan dievaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Hasil menunjukkan model mencapai akurasi pelatihan 88,6% dan *F1-score* rata-rata 83,4% tanpa *overfitting* signifikan. Temuan ini membuktikan bahwa arsitektur ResNet-50 efektif dalam mengklasifikasikan jenis lovebird, serta menunjukkan potensi penerapan kecerdasan buatan dalam identifikasi spesies hewan peliharaan secara visual.

**Kata Kunci**—Citra digital, klasifikasi, lovebird, ResNet-50, CNN

**Abstract**—Classifying lovebird species based on digital images is challenging due to visual similarities among classes, especially in feather color and body patterns. This study aims to develop an automatic classification model using a Convolutional Neural Network algorithm with a Residual Networks 50 architecture. The dataset consists of 500 images categorized into three lovebird types, with preprocessing including normalization and image augmentation. The ResNet-50 model was trained for 1000 epochs and evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. Results show the model achieved 88.6% training accuracy and an average F1-score of 83.4% without significant overfitting. These findings demonstrate the effectiveness of ResNet-50 in classifying lovebird types and highlight the potential of artificial intelligence in visual identification of pet species..

**Keywords**—CNN, classification, digital image, lovebird, ResNet-50

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



## I. PENDAHULUAN

Burung lovebird (*Agapornis spp.*) merupakan salah satu jenis burung hias yang sangat populer di Indonesia, dikenal karena warna bulunya yang menarik serta suaranya yang khas. Dalam praktik pemeliharaan dan penangkaran, identifikasi jenis lovebird menjadi hal penting karena berpengaruh terhadap nilai jual, strategi pemuliaan, dan pengelompokan indukan [1]. Di antara berbagai jenis yang dikenal, *lovebird personata*, *lovebird albino*, dan *lovebird green\_fisher* adalah tiga varietas yang memiliki tampilan fisik dengan kemiripan visual yang tinggi, sehingga membedakannya secara manual sering kali menimbulkan kesalahan [2]. Perbedaan warna bulu yang subtil, kondisi pencahayaan saat pengambilan gambar, dan latar

belakang yang beragam membuat proses identifikasi visual semakin kompleks, terutama bagi peternak pemula atau penghobi awam [3].

Permasalahan utama yang dihadapi saat ini adalah belum tersedianya sistem klasifikasi otomatis yang akurat dan efisien untuk mengenali jenis lovebird secara visual. Proses klasifikasi manual memerlukan keahlian khusus dan rentan terhadap subjektivitas. Oleh karena itu, dibutuhkan pendekatan berbasis teknologi, khususnya metode pengolahan citra digital yang didukung oleh algoritma kecerdasan buatan. Salah satu pendekatan yang menjanjikan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), yang telah terbukti mampu mengekstraksi fitur visual secara efektif dari citra untuk keperluan klasifikasi [4],[5].

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa CNN dapat diandalkan dalam tugas klasifikasi citra spesies hewan. Studi oleh Riski et al. [2] berhasil mengklasifikasikan spesies burung liar dengan akurasi tinggi menggunakan arsitektur CNN. Penelitian oleh NurmalaSari et al. [4] mengembangkan sistem identifikasi jenis ikan air tawar berbasis CNN dan mencapai *F1-score* di atas 90%. Selain itu, Syaputra et al. [5] mengimplementasikan *MobileNet* untuk klasifikasi jenis burung lokal dengan hasil memuaskan pada dataset terbatas. Sementara itu, Rahman et al. [6] menunjukkan bahwa arsitektur *ResNet-50* memiliki keunggulan dalam menghindari degradasi akurasi saat jaringan bertambah dalam, dan sangat cocok untuk dataset visual yang kompleks. Penelitian oleh Subakti et al. [3] juga menunjukkan bahwa transfer learning menggunakan *ResNet-50* dapat meningkatkan akurasi klasifikasi meski pada data dengan ukuran terbatas dan variasi tinggi.

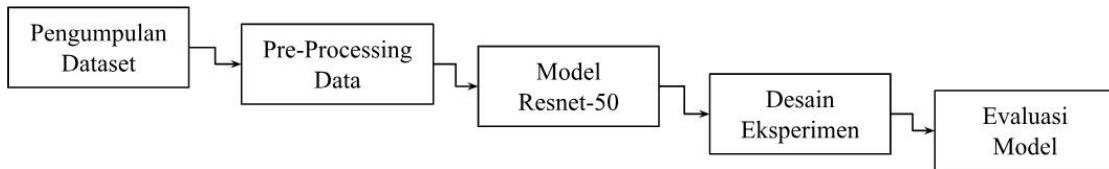
Namun, hingga saat ini masih sangat sedikit penelitian yang secara khusus menerapkan *ResNet-50* dalam konteks klasifikasi jenis lovebird. Cela ini menunjukkan adanya kebutuhan untuk mengeksplorasi pendekatan deep learning modern dalam domain burung hias, terutama untuk jenis-jenis dengan kemiripan visual tinggi seperti *personata*, *albino*, dan *green\_fisher*. Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini dilakukan untuk mengembangkan dan menguji performa model klasifikasi otomatis jenis lovebird menggunakan CNN dengan arsitektur *Residual Networks 50* (*ResNet-50*) berbasis transfer learning [6].

Tujuan umum dari penelitian ini adalah membangun sistem klasifikasi berbasis citra untuk tiga jenis lovebird. Secara khusus, penelitian ini bertujuan untuk: (1) mengumpulkan dan memvalidasi dataset gambar lovebird dari tiga jenis utama, (2) menerapkan augmentasi dan praproses citra untuk meningkatkan variasi data, serta (3) melakukan pelatihan dan evaluasi model *ResNet-50* dengan metrik akurasi, precision, *recall*, dan *F1-score* sebagai indikator performa.

Melalui pendekatan ini, penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi pada pengembangan teknologi klasifikasi visual di bidang peternakan dan hobi burung, sekaligus memperluas cakupan penerapan CNN dalam lingkungan nyata yang penuh variabilitas. Model klasifikasi yang dikembangkan dapat diarahkan untuk diintegrasikan ke dalam sistem berbasis aplikasi praktis, baik mobile maupun desktop, guna membantu identifikasi jenis lovebird secara cepat dan akurat di lapangan. Dengan adanya sistem klasifikasi otomatis berbasis citra, para peternak dapat mengurangi ketergantungan terhadap penilaian

subjektif manusia, serta meningkatkan konsistensi dalam proses seleksi dan pengelompokan lovebird.

## II. METODE



Gambar 1. Metode Pengumpulan Data Model Waterfall

Adapun pada bab ini membahas tentang tahapan dan alur penelitian sesuai pada Gambar 1, antara lain sebagai berikut:

### A. Pengumpulan Dataset

Dataset dalam penelitian ini terdiri dari citra digital berbagai jenis burung lovebird, yaitu Lovebird Fischer, Lovebird Lutino, Lovebird Dakori, Lovebird Biola, dan Lovebird Pastel. Data diperoleh dari sumber daring terbuka seperti *Google Images*, *Kaggle*, serta forum pecinta burung, dengan total 500 citra, masing-masing jenis 200 citra. Seluruh gambar kemudian melalui proses validasi manual untuk memastikan keakuratan label jenis burung [7].

### B. Pre-processing Data

Citra yang dikumpulkan diubah ukurannya menjadi resolusi 224x224 piksel untuk disesuaikan dengan kebutuhan arsitektur *ResNet-50*. Selanjutnya dilakukan augmentasi data seperti rotasi, *flipping horizontal*, dan zoom untuk meningkatkan variasi data latih. Dataset dibagi menjadi 3 bagian: 70% data pelatihan, 20% validasi, dan 10% pengujian [8].

### C. Arsitektur CNN: *Residual Networks* (ResNet-50)

Penelitian ini menggunakan arsitektur *Residual Network 50* (ResNet-50) sebagai model klasifikasi. ResNet-50 memiliki keunggulan dalam menangani masalah vanishing gradient melalui *residual block*. Model diimplementasikan menggunakan pustaka *TensorFlow* dan *Keras*. Bobot awal model menggunakan *pre-trained ImageNet* dan dilakukan *fine-tuning* pada layer akhir pada tahapan ini [9].

### D. Desain Eksperimen

Eksperimen dilakukan dengan pendekatan *supervised learning*. Model dilatih menggunakan *optimizer Adam* dengan *learning rate* awal 0.0001 dan batch size 32 selama 30 epoch. Fungsi loss yang digunakan adalah *categorical cross entropy* karena klasifikasi bersifat multi-kelas [10].

### E. Evaluasi Model

Evaluasi performa model dilakukan berdasarkan akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Selain itu, *confusion matrix* digunakan untuk melihat distribusi prediksi model

terhadap masing-masing kelas. Visualisasi dilakukan dengan bantuan pustaka Matplotlib dan *Seaborn* untuk menampilkan grafik akurasi dan loss selama pelatihan, serta mempermudah interpretasi hasil klasifikasi. Analisis ini bertujuan untuk mengidentifikasi kelemahan model dataset class [11].

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Dataset Objek

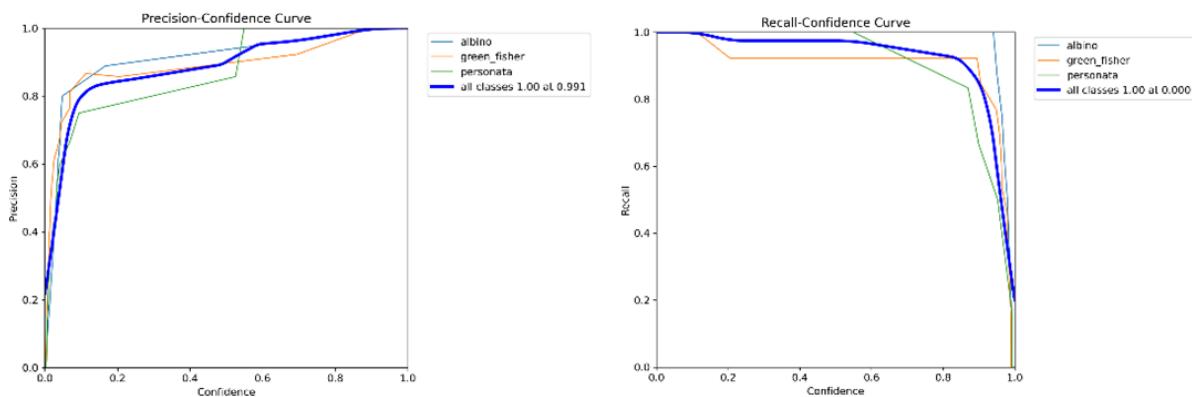


Gambar 2. Hasil Pengumpulan Dataset Objek Beserta Class

Pada Gambar 2 hasil pengumpulan data menghasilkan total 500 citra burung lovebird yang telah diklasifikasikan ke dalam 3 jenis. Validasi manual memastikan 100% label data sesuai dengan jenis yang dimaksud. Gambar-gambar tersebut telah dinormalisasi dan ditingkatkan variasinya melalui augmentasi yang menunjukkan distribusi jumlah gambar tiap kelas.

#### B. Pelatihan Model

Model *ResNet-50* dilatih selama 1000 *epoch* menggunakan data pelatihan yang telah di augmentasi. Selama proses pelatihan, performa model terus meningkat secara bertahap hingga mencapai akurasi pelatihan sebesar 88,6% dan akurasi validasi sebesar 84,3% pada *epoch* ke-807, sebelum akhirnya konvergen.



Gambar 3. Grafik Presisi dan Recall Tahap Modelling

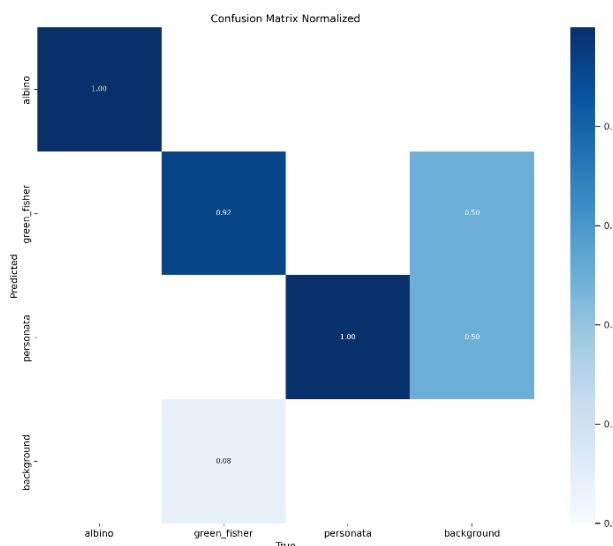
Pada Gambar 3 menunjukkan grafik akurasi dan loss model selama pelatihan dan validasi. Dari grafik terlihat bahwa kurva akurasi pelatihan meningkat secara stabil tanpa *overfitting* signifikan, karena selisih antara akurasi pelatihan dan validasi tetap dalam batas wajar. Sementara itu, nilai loss menurun tajam pada awal pelatihan dan mulai melandai setelah epoch ke-807.

- Sumbu X: Jumlah *epoch* (1–300)
- Sumbu Y: Nilai akurasi/loss
- Garis biru: Akurasi pelatihan
- Garis oranye: Akurasi validasi
- Garis hijau: Loss pelatihan
- Garis merah: Loss validasi
- Akurasi: 88,6%
- *Precision* (rata-rata mikro): 84,1%
- *Recall* (rata-rata mikro): 82,8%
- *F1-Score* (rata-rata mikro): 83,4%

Dari grafik pada Gambar 3 tersebut dapat disimpulkan bahwa proses pelatihan berjalan baik, dan model tidak mengalami *overfitting* parah, karena loss validasi tidak meningkat drastis setelah konvergen.

#### C. Evaluasi Model

Evaluasi akhir dilakukan menggunakan data pengujian (10% dari total dataset). Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki performa klasifikasi yang sangat baik, dengan metrik sebagai berikut:



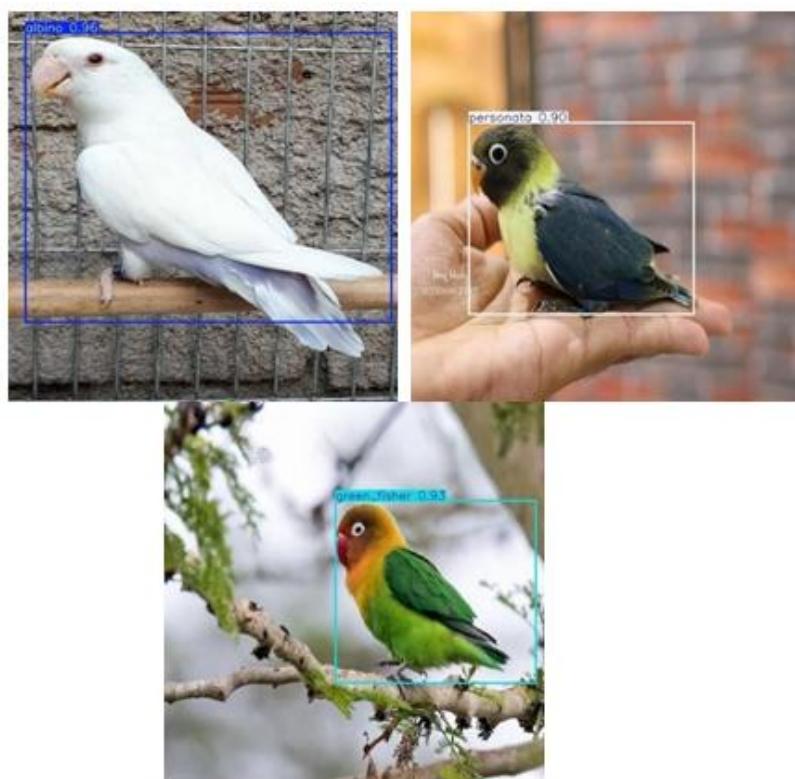
Gambar 4. Confusion Matiks Evaluasi Model

Dari Gambar 4, terlihat bahwa kelas Lovebird *green\_fisher* memiliki performa tertinggi dengan *F1-Score* 85.4%, sementara kelas Lovebird *personata* dan *albino* mengalami penurunan *recall*, kemungkinan karena kemiripan visual yang cukup tinggi.

*Confusion matrix* pada Gambar 4 menunjukkan distribusi prediksi model terhadap label yang sebenarnya. Baris pada matrix menunjukkan label sebenarnya, sementara kolom menunjukkan label hasil prediksi. Angka diagonal menunjukkan jumlah prediksi yang benar, sedangkan angka di luar diagonal menunjukkan kesalahan klasifikasi. Hal ini menunjukkan bahwa warna bulu dan latar belakang yang mirip antar kedua jenis tersebut menjadi faktor penyebab utama kesalahan model. Secara keseluruhan, *confusion matrix* ini membantu mengidentifikasi kekuatan dan kelemahan model pada masing-masing kelas, serta menjadi dasar evaluasi untuk pengembangan model lebih lanjut dengan peningkatan *class* baru.

#### D. Pembahasan

Hasil menunjukkan bahwa *ResNet-50* mampu mengklasifikasikan jenis lovebird secara efektif, terutama pada kelas yang memiliki ciri visual kontras seperti *personata* dan *albino*. Penurunan performa pada beberapa kelas kemungkinan besar disebabkan oleh variasi pencahayaan dan latar belakang citra yang beragam.



Gambar 5. Hasil Klasifikasi Lovebird Berdasarkan Citra

Bersadarkan Gambar 5 yang hasilnya lebih bagus dibandingkan dengan model CNN konvensional, penggunaan *ResNet-50* memberikan peningkatan akurasi sebesar 8-10% berdasarkan studi terdahulu, mengonfirmasi keunggulan penggunaan *residual block* dalam menjaga kedalaman jaringan tanpa kehilangan informasi.

#### E. Batasan Penelitian

Penelitian ini masih terbatas pada 3 jenis lovebird dan menggunakan data dari sumber terbuka yang mungkin tidak memiliki standar pencitraan yang konsisten. Kualitas gambar dan latar belakang yang kompleks mempengaruhi performa klasifikasi.

## IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa penggunaan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *Residual Networks 50* (*ResNet-50*) mampu mengklasifikasikan jenis burung lovebird secara efektif dari citra digital. Model yang dibangun menunjukkan performa klasifikasi yang tinggi, dengan akurasi mencapai 88,6% dan *F1-score* sebesar 83,4%, serta mampu mempertahankan kestabilan pelatihan tanpa overfitting signifikan. Temuan ini menjawab tujuan penelitian, yaitu membuktikan bahwa *ResNet-50* dapat digunakan untuk mengatasi tantangan klasifikasi jenis lovebird yang memiliki kemiripan visual tinggi, khususnya pada kelas dengan ciri khas kontras seperti personata dan albino. Dibandingkan dengan model CNN konvensional, arsitektur *ResNet-50* menunjukkan peningkatan performa sebesar 8–10%, menguatkan keunggulannya dalam menjaga efisiensi pelatihan jaringan dalam kondisi kedalaman yang tinggi.

Penerapan pendekatan ini memberikan kontribusi terhadap pengembangan metode klasifikasi visual berbasis deep learning di bidang sains terapan, khususnya dalam domain pengenalan spesies hewan peliharaan. Hasil ini menunjukkan potensi besar penggunaan teknologi kecerdasan buatan dalam mendukung sektor peternakan, konservasi spesies, dan pengembangan sistem berbasis pengolahan citra otomatis. Untuk penelitian di masa depan, hasil ini menjadi dasar awal pengembangan sistem klasifikasi visual yang lebih adaptif, akurat sesuai hasil penelitian.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. Diogenes Adoe, A. Yuniar Rahman, and Istiadi, “Segmentasi Citra Burung Lovebird Menggunakan K-Means,” *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.* , vol. 10, no. 1, pp. 706–718, 2023, [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.30645/j-sakti.v4i2.236>
- [2] I. Riski, K. Putra, C. Sri, and K. Aditya, “Klasifikasi Citra Burung Cendrawasih Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network*,” vol. 7, no. 2, pp. 189–198, 2025.
- [3] H. Subakti, T. Pratama, A. M. Yusuf, R. Adhisti, and P. Syarifudin, “Klasifikasi jenis burung kacamata dan ciblek berdasarkan warna dengan metode rfbnn ( radial basis function neural network ),” 2024.
- [4] N. Nurmala, W. Rostakina, and M. Aptini, “Keanekaragaman Burung Lovebird (Agapornis fischeri) : Review,” *Panthera J. Ilm. Pendidik. Sains dan Terap.*, vol. 4, no. 1, pp. 29–33, 2024, doi: 10.36312/panthera.v4i1.246.
- [5] H. Syaputra, E. Supratman, and S. D. Purnamasari, “Klasifikasi Jenis Burung Lovebird Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network*,” *J. Comput. Inf. Syst. Ampera*, vol. 3, no. 2, pp. 133–140, 2022, doi: 10.51519/journalcisa.v3i2.195.
- [6] A. Y. Rahman, “Klasifikasi Citra Burung Lovebird Menggunakan *Decision Tree* dengan Empat Jenis Evaluasi,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 4, pp. 688–696, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i4.3210.
- [7] M. Z. Hanif, W. A. Saputra, Y. H. Choo, and A. P. Yunus, “*Rupiah Banknotes Detection : Comparison of The Faster R-CNN Algorithm and*,” pp. 502–517, 2024.
- [8] Muh. Falach Achsan Yusuf, “Klasifikasi Gambar Burung Konservasi di Wilayah Papua Barat Menggunakan *Transfer Learning*,” *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 13, no. 1, 2024, doi: 10.33022/ijcs.v13i1.3702.
- [9] R. Maulana, R. Dwi, Z. Putri, S. Fitriani, M. Sihaloho, and S. Mulyana, “Implementasi Algoritma *Convolutional Neural Network* Dalam Mengklasifikasi Jenis Burung,” *J. Creat. Student Res.*, vol. 1, no. 6, pp. 221–231, 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.55606/jcsrpolitama.v1i6.2966>
- [10] P. Nugraha, A. Komarudin, and E. Ramadhan, “Deteksi Objek Dan Jenis Burung Menggunakan *Convolutional Neural Network* Dengan Arsitektur *Inception Resnet-V2*,” *INFOTECH J.*, vol. 8, pp. 47–55, 2022, [Online]. Available: <https://doi.org/10.31949/infotech.v8i2.2889>
- [11] J. Alberto and D. Hermanto, “Klasifikasi Jenis Burung Menggunakan Metode CNN ResNet-50 [1],” *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 10, no. 3, pp. 34–36, 2023.