

## Klasifikasi Hewan Anjing, Kucing, dan Harimau Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)

Murdifin Murdifin <sup>(1)\*</sup>, Shofwatul Uyun <sup>(2)</sup>

Departemen Magister Informatika, UIN Sunan Kalijaga, Yogyakarta, Indonesia  
e-mail : 23206052007@student.uin-suka.ac.id, shofwatul.uyun@uin-suka.ac.id.

\* Penulis korespondensi.

Artikel ini diajukan 27 Agustus 2024, direvisi 15 Februari 2025, diterima 17 Februari 2025, dan dipublikasikan 30 September 2025.

### Abstract

*Animal classification is a complex challenge due to variations in shape, color, and patterns across species. Traditional methods, which rely on manual feature extraction, are often ineffective in handling such complexities. Therefore, this study employs Convolutional Neural Networks (CNNs) as a more accurate approach for automatic feature extraction and image classification. This research aims to develop an animal image classification model, specifically for dogs, cats, and tigers, utilizing CNNs. The dataset consists of 4,800 images obtained from Kaggle, which were divided into training, testing, and validation sets. The CNN model was built using TensorFlow/Keras, trained for 50 epochs, and evaluated using accuracy, precision, recall, F1-score, and a confusion matrix. The experimental results show that the model achieved an overall accuracy of 88%, with the highest performance in tiger classification (99% accuracy). However, distinguishing between dogs and cats remains a challenge, with an accuracy of 81% for both classes. The findings indicate that CNNs are effective in automatically classifying animal images, although challenges persist in differentiating visually similar species. This study lays the groundwork for further enhancements, such as refining the model architecture or utilizing data augmentation techniques to boost classification accuracy.*

**Keywords:** *Animal Classification, Convolutional Neural Network (CNN), Deep Learning, Image Processing, Species Identification*

### Abstrak

Klasifikasi hewan merupakan tantangan yang kompleks karena variasi bentuk, warna, dan pola antarspesies. Metode tradisional yang mengandalkan fitur manual sering kali kurang efektif dalam menangani kompleksitas ini. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) sebagai pendekatan yang lebih akurat dalam ekstraksi fitur otomatis dan klasifikasi gambar hewan. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi gambar hewan, khususnya anjing, kucing, dan harimau, dengan memanfaatkan CNN. Dataset yang digunakan terdiri atas 4.800 gambar yang diperoleh dari Kaggle, kemudian dibagi menjadi data pelatihan, pengujian, dan validasi. Model CNN dibangun menggunakan TensorFlow/Keras, dilatih selama 50 epoch, dan dievaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, F1-score, dan confusion matrix. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model mencapai akurasi keseluruhan sebesar 88%, dengan performa terbaik pada klasifikasi harimau (akurasi 99%). Namun, ditemukan tantangan dalam membedakan anjing dan kucing, dengan akurasi masing-masing 81%. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa CNN merupakan metode yang efektif dalam mengklasifikasikan gambar hewan secara otomatis, meskipun masih terdapat kesulitan dalam membedakan spesies yang memiliki karakteristik visual serupa. Studi ini memberikan dasar bagi pengembangan lebih lanjut, seperti peningkatan arsitektur model atau penggunaan teknik augmentasi data untuk meningkatkan akurasi klasifikasi.

**Kata Kunci:** *Klasifikasi Hewan, Convolutional Neural Network (CNN), Deep Learning, Pengolahan Citra, Identifikasi Spesies*

### 1. PENDAHULUAN

Klasifikasi adalah kemampuan untuk memberi nama dan mengidentifikasi menurut ukuran, tampilan, atau karakteristik lain (A'yun & Erman, 2019). Kemampuan mengklasifikasi merupakan



Artikel ini didistribusikan mengikuti lisensi Atribusi-NonKomersial CC BY-NC sebagaimana tercantum pada <https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>.

salah satu dari kemampuan proses sains yaitu mengelompokkan fakta atau data berdasarkan perbedaan, persamaan, dan karakteristik yang kontras. Tujuan klasifikasi adalah untuk memudahkan pengenalan dan perbandingan (Mariyanti et al., 2022; Mohite et al., 2025). Klasifikasi menggunakan morfologi sebagai dasar utama untuk mengelompokkan, morfologi merujuk pada penampilan luar yang dapat diamati dengan mata telanjang (Adrianto et al., 2022; Ricard et al., 2023).

Hewan telah mengalami banyak perkembangan sepanjang sejarah, hewan juga merupakan makhluk yang sangat dekat pada manusia sesuai dengan jenisnya seperti hewan ternak, hewan peliharaan, dan bahkan hewan liar pun bisa dekat sama manusia. Meskipun memiliki banyak ciri dan karakteristik yang membedakan satu sama lain, beberapa jenis hewan sulit untuk dibedakan, terutama bagi yang baru mengenal dunia hewan. Klasifikasi hewan sebagai bidang ilmu menawarkan berbagai aplikasi penting seperti dalam konservasi alam, penelitian biologi, dan manajemen hewan domestik. Namun, masalah utama dalam klasifikasi hewan adalah kompleksitas dan variasi besar hewan (Norouzzadeh et al., 2018). metode tradisional yang mengandalkan fitur manual seringkali tidak cukup efektif untuk menangani keragaman (Tan & Le, 2019). Untuk mengatasi hal ini, pendekatan otomatis dengan tingkat akurasi yang tinggi menjadi solusi yang diperlukan (Samudra et al., 2023).

Perkembangan teknologi pengenalan citra dan kecerdasan buatan dalam beberapa dekade terakhir telah membuka banyak peluang baru dalam berbagai bidang, seperti klasifikasi dan identifikasi hewan (He et al., 2020). Fukushima (1980), seorang peneliti dari NHK Broadcasting Science Research Laboratories, Kinuta, Setagaya, Tokyo, Jepang, berhasil mengembangkan CNN pertama kali dengan nama NeoCognitron. Penelitian ini akan dilakukan pengelompokan jenis hewan menggunakan metode Convosional Neural Network (CNN). Metode Convolution Neural Network merupakan metode deep learning yang dapat melakukan proses pembelajaran mandiri untuk pengenalan dan ekstraksi objek (Ahmad et al., 2023). Algoritma CNN diketahui dapat menghasilkan tingkat akurasi yang signifikan dikarenakan metode ini memiliki kedalaman jaringan yang tinggi serta mampu mempelajari sendiri fitur yang terdapat pada citra yang kompleks (Suhendar et al., 2023). Kemampuan yang luar biasa dalam pengenalan pola dan klasifikasi citra secara otomatis telah ditunjukkan oleh Convolutional Neural Network (CNN) (Younis et al., 2022).

Penelitian yang dilakukan oleh Leovincent & Yoannita (2023) dengan judul "Klasifikasi Ras Anjing Berdasarkan Citra Menggunakan Convolutional Neural Network" mengkategorikan 120 ras anjing menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet-50 dan optimizer Adam. Dataset yang digunakan terdiri dari 20.580 gambar yang dibagi menjadi data latih, validasi, dan uji dengan rasio 60:20:20. Gambar-gambar tersebut diubah ukurannya menjadi 224x224 piksel. Penelitian ini mencapai tingkat akurasi sebesar 99,35%.

Penelitian yang dilakukan oleh Micheal & Hartati (2022), berjudul "Klasifikasi Spesies Kupu-Kupu Menggunakan Metode Convolutional Neural Network", bertujuan untuk mengklasifikasikan spesies kupu-kupu dengan menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur VGG-16 dan LeNet serta optimizer Adam, Adagrad, dan SGD. Dataset penelitian ini berisi 5.455 citra yang dibagi menjadi 4.955 data latih, 250 data uji, dan 250 data validasi. Dataset ini kemudian di-augmentasi sehingga jumlah data latih menjadi 8.000 untuk setiap kelas dan data uji menjadi 800 untuk setiap kelas. Hasil penelitian menunjukkan bahwa tingkat akurasi tertinggi dicapai dengan menggunakan optimizer Adam, dengan VGG-16 mencapai akurasi sebesar 93% dan LeNet mencapai akurasi sebesar 67%.

Penelitian yang dilakukan oleh Laksono et al. (2024) dengan judul "Identifikasi Jenis Ikan Cupang Berdasarkan Gambar Menggunakan Metode Convolutional Neural Network" bertujuan untuk mengidentifikasi jenis ikan cupang. Sistem ini menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN), algoritma deep learning dengan arsitektur keras sequential yang memiliki 1.424.403 parameter, dan biasanya digunakan untuk klasifikasi citra. Dataset yang digunakan terdiri dari 330 data, dengan 300 data latih dan 30 data uji yang terbagi dalam tiga kelas. Sistem



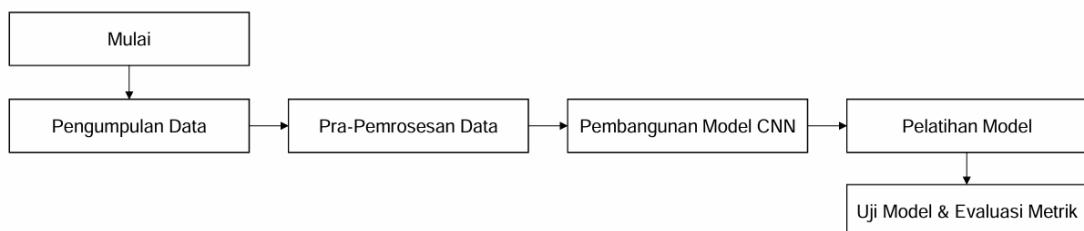
yang dikembangkan berhasil mengidentifikasi tiga jenis ikan cupang dengan akurasi 97% setelah 10 epoch, 93% setelah 15 epoch, dan mencapai akurasi tertinggi 100% setelah 20 epoch.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan model klasifikasi hewan menggunakan CNN, khususnya untuk hewan seperti anjing, kucing, dan harimau. Diharapkan bahwa dengan menggunakan kemampuan CNN untuk mengekstraksi dan mengklasifikasikan fitur otomatis, akan diciptakan model yang sangat akurat dan kuat terhadap berbagai variasi dalam gambar hewan. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya yaitu dalam hal pendekatan metodologi, kompleksitas objek, dan tantangan klasifikasi. Leovincent & Yoannita (2023) mengklasifikasikan 120 ras anjing menggunakan ResNet-50, Micheal & Hartati (2022) mengklasifikasikan spesies kupu-kupu dengan VGG-16 dan LeNet, sementara Laksono et al. (2024) mengidentifikasi jenis ikan cupang dengan Keras Sequential. Ketiga penelitian tersebut berfokus pada satu jenis hewan dengan karakteristik serupa dalam satu spesies. Sebaliknya, penelitian ini mengembangkan model CNN untuk klasifikasi lintas spesies dengan tingkat kemiripan visual yang tinggi, yaitu anjing, kucing, dan harimau. Tantangan utama adalah membedakan fitur spesifik antarspesies yang sering tertukar, tidak hanya dalam satu kategori hewan. Selain itu, penelitian ini juga menganalisis metrik evaluasi yang lebih mendalam, termasuk confusion matrix, presisi, recall, dan F1-score, untuk meningkatkan generalisasi model dalam klasifikasi gambar yang lebih kompleks.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan Penelitian adalah hubungan antara konsep-konsep penelitian yang akan dilakukan (Hidayatullah et al., 2022). Tahapan pada penelitian ini mencakup pengumpulan dataset gambar hewan, proses pra-pemrosesan data untuk mempersiapkan dataset dan augmentasi, pembangunan arsitektur CNN menggunakan platform TensorFlow/Keras, pelatihan model untuk mengenali pola-pola yang signifikan dalam dataset, evaluasi kinerja model dengan data testing, serta analisis mendalam terhadap hasil yang dihasilkan. Gambar tahapan penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



**Gambar 1 Tahapan Penelitian**

- 1) Pengumpulan Data: Penelitian ini menggunakan dataset 4.800 gambar dari tiga kategori: anjing, kucing, dan harimau. Dataset diperoleh dari Kaggle, dibagi menjadi 3.000 gambar untuk pelatihan, 1.500 untuk pengujian, dan 300 untuk validasi. Augmentasi data seperti rotasi, *flipping*, penyesuaian kecerahan, kontras, *zooming*, dan *cropping* diterapkan untuk meningkatkan generalisasi model.
- 2) Pra-Pemrosesan Data: Gambar dikonversi ke resolusi 224×224 piksel dan dinormalisasi ke rentang [0,1] untuk mempercepat konvergensi. Gaussian Blur digunakan untuk mengurangi *noise* dan meningkatkan kualitas data (K et al., 2023; Supiyandi et al., 2024).
- 3) Pembangunan Model CNN: Model CNN terdiri dari empat lapisan konvolusi dengan filter 3×3, diikuti pooling 2×2, batch normalization, dan dropout 0,5 untuk mencegah overfitting. Fully connected layer dengan aktivasi ReLU di hidden layer dan softmax pada output digunakan untuk klasifikasi.
- 4) Pelatihan Model: Pelatihan dilakukan dengan TensorFlow/Keras menggunakan optimizer Adam (learning rate 0,001), categorical cross-entropy loss, batch size 32, dan 50 epoch. Early



stopping diterapkan untuk menghindari overfitting, dengan akurasi dan loss yang terus meningkat dan menurun.

- 5) Uji Model dan Evaluasi Metrik: Pengujian dilakukan dengan data testing 1.500 gambar. Evaluasi metrik mencakup akurasi, presisi, recall, F1-score, dan categorical cross-entropy loss, dihitung menggunakan rumus pada Pers. (1) sampai (5).

$$Accuracy = \frac{TN + TP}{TN + FN + TP + FP} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (3)$$

$$L = - \sum_i y_i \log \hat{y}_i \quad (3)$$

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian terbagi menjadi tiga jenis data yaitu data *training*, *testing*, dan validasi. Kelas yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak tiga kelas jenis hewan seperti ditunjukkan pada Tabel 1 dan contoh dataset pada Gambar 2. Pada Tabel 1, dataset yang digunakan pada data *training* dibagi menjadi 1.000 data/kelas dan total keseluruhan data *training* yang digunakan sebanyak 3.000 data. Data *testing* digunakan untuk memvalidasi model yang sudah dilatih untuk melihat akurasi dalam melakukan klasifikasi. Data testing dibagi menjadi 500 data/kelas dan total keseluruhan data testing sebanyak 1.500 data. Data validasi digunakan untuk mengevaluasi dan menyetel parameter model selama proses pelatihan untuk mencegah overfitting. Data validasi dibagi menjadi 100 data/kelas dan total keseluruhan data validasi sebanyak 300 data.

**Tabel 1 Dataset**

Jenis Data	Kelas	Jumlah Data	Total Data
Data Training	Anjing	1000	3000
	Harimau	1000	
	Kucing	1000	
Data Testing	Anjing	500	1500
	Harimau	500	
	Kucing	500	
Data Validasi	Anjing	100	300
	Harimau	100	
	Kucing	100	

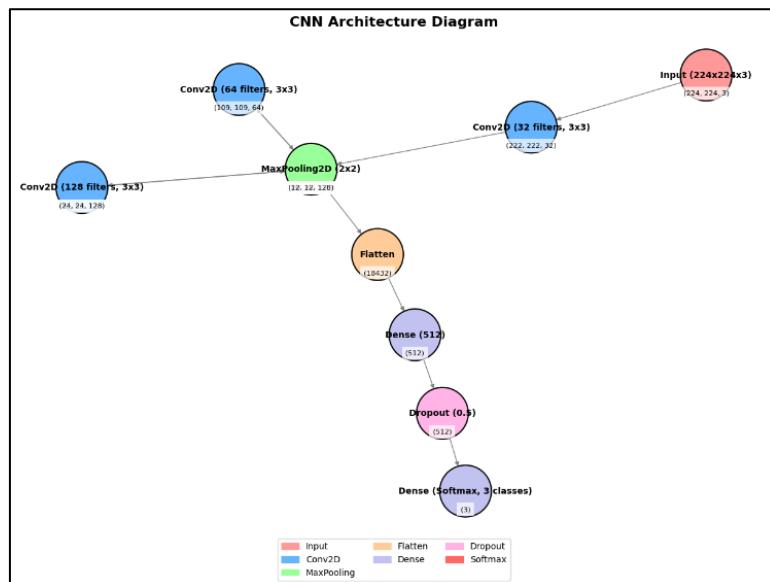




Gambar 2 Contoh Dataset

### 3.2 Pemodelan CNN

Model CNN ini dirancang untuk klasifikasi citra menjadi tiga kelas (anjing, kucing, dan harimau) dengan input berukuran  $224 \times 224$  piksel (RGB). Arsitektur terdiri dari empat lapisan konvolusi dengan jumlah filter bertambah secara bertahap (32, 64, 128, 128), menggunakan kernel  $3 \times 3$  dan aktivasi ReLU untuk mengekstraksi fitur. Setiap lapisan konvolusi diikuti oleh MaxPooling2D ( $2 \times 2$ ) untuk mengurangi dimensi data dan kompleksitas komputasi. Setelah ekstraksi fitur, lapisan Flatten mengubah data menjadi vektor satu dimensi, yang kemudian diproses oleh Dense (512 neuron, ReLU) dan Dropout (0,5) untuk mengurangi overfitting. Lapisan output menggunakan Dense (3 neuron, Softmax) untuk menghasilkan probabilitas klasifikasi. Model dikompilasi dengan optimizer Adam dan categorical crossentropy, yang optimal untuk klasifikasi multi-kelas. Kombinasi konvolusi, pooling, dan fully connected memastikan model dapat mengenali pola dalam citra secara efektif. Pemodelan ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3 Pemodelan CNN

### 3.3 Pelatihan Model

Model mencapai akurasi pelatihan 86% setelah 50 epoch, dengan penurunan bertahap dalam nilai loss pelatihan. Evaluasi pada data validasi juga menunjukkan peningkatan akurasi hingga sekitar 83% pada akhir pelatihan. Hasil ini menunjukkan bahwa model CNN tidak hanya mampu mempelajari pola-pola yang kompleks dari data pelatihan, tetapi juga efektif dalam menggeneralisasi pada data baru yang tidak digunakan dalam pelatihan. Dengan demikian, model ini menunjukkan potensi yang baik untuk aplikasi klasifikasi gambar dalam konteks studi ini. Hasil Pelatihan Model ditunjukkan pada Gambar 4.



Artikel ini didistribusikan mengikuti lisensi Atribusi-NonKomersial CC BY-NC sebagaimana tercantum pada <https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>.

```
Epoch 1/50
94/94 173s 2s/step - accuracy: 0.4035 - loss: 1.0440 - val_accuracy: 0.5233 - val_loss: 0.9392
Epoch 2/50
94/94 180s 2s/step - accuracy: 0.5175 - loss: 0.9153 - val_accuracy: 0.4833 - val_loss: 0.9110
Epoch 3/50
94/94 178s 2s/step - accuracy: 0.5349 - loss: 0.8631 - val_accuracy: 0.5700 - val_loss: 0.8279
Epoch 4/50
94/94 173s 2s/step - accuracy: 0.6087 - loss: 0.7803 - val_accuracy: 0.6467 - val_loss: 0.6953
Epoch 5/50
94/94 176s 2s/step - accuracy: 0.6294 - loss: 0.6922 - val_accuracy: 0.6533 - val_loss: 0.6729
Epoch 6/50
94/94 176s 2s/step - accuracy: 0.6615 - loss: 0.6974 - val_accuracy: 0.7033 - val_loss: 0.5779
Epoch 7/50
94/94 166s 2s/step - accuracy: 0.6759 - loss: 0.6829 - val_accuracy: 0.6900 - val_loss: 0.5923
Epoch 8/50
94/94 79s 817ms/step - accuracy: 0.6972 - loss: 0.6267 - val_accuracy: 0.7467 - val_loss: 0.5124
Epoch 9/50
94/94 69s 714ms/step - accuracy: 0.7295 - loss: 0.5776 - val_accuracy: 0.7567 - val_loss: 0.4863
Epoch 10/50
94/94 79s 821ms/step - accuracy: 0.7152 - loss: 0.5650 - val_accuracy: 0.7433 - val_loss: 0.5134
Epoch 11/50
94/94 69s 708ms/step - accuracy: 0.7223 - loss: 0.5510 - val_accuracy: 0.7800 - val_loss: 0.4767
Epoch 12/50
94/94 79s 821ms/step - accuracy: 0.7312 - loss: 0.5565 - val_accuracy: 0.7567 - val_loss: 0.4922
Epoch 13/50
...
Epoch 49/50
94/94 77s 797ms/step - accuracy: 0.8666 - loss: 0.3137 - val_accuracy: 0.8267 - val_loss: 0.3393
Epoch 50/50
94/94 67s 689ms/step - accuracy: 0.8606 - loss: 0.3213 - val_accuracy: 0.8300 - val_loss: 0.3396
```

Gambar 4 Hasil Pelatihan Model

### 3.4 Evaluasi Model

Akurasi model pada data pelatihan adalah 87.06%, yang menunjukkan bahwa model mampu mengenali dan mengklasifikasikan gambar-gambar dalam data pelatihan dengan tingkat keberhasilan sebesar 87.06%. Nilai loss pada data pelatihan adalah 0,3339, yang menggambarkan besarnya kesalahan prediksi model terhadap data pelatihan. Hasil evaluasi model ditunjukkan pada Gambar 5.

```
47/47 7s 150ms/step - accuracy: 0.8706 - loss: 0.3339
```

```
Test loss: 0.3046361804008484
```

```
Test accuracy: 0.875333309173584
```

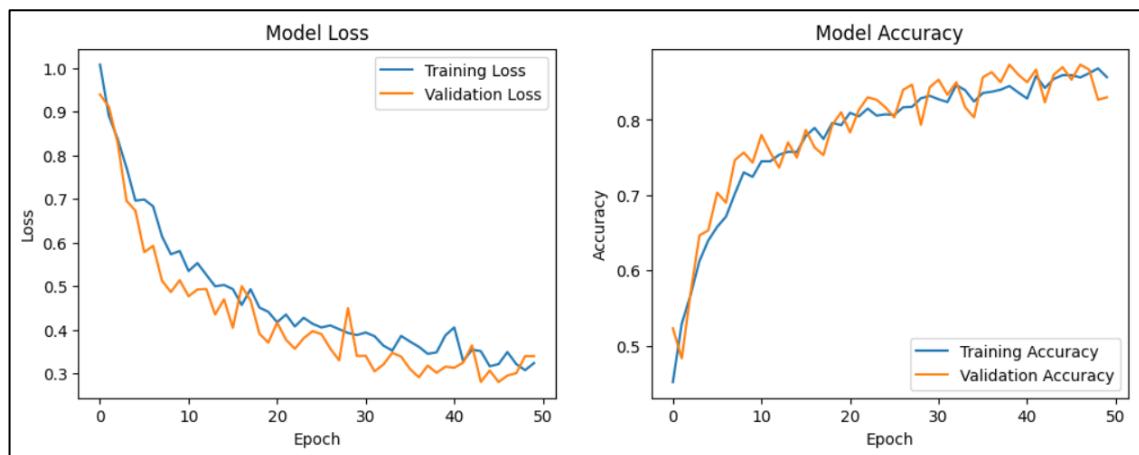
Gambar 5 Hasil Evaluasi Model

### 3.5 Analisis Hasil

#### 3.5.1 Loss dan Akurasi

Kurva loss menunjukkan penurunan cepat selama 10 epoch pertama untuk data pelatihan dan validasi. Setelah itu, penurunannya lebih bertahap. Pada akhir pelatihan, loss validasi sedikit lebih rendah dibandingkan loss pelatihan, berkisar antara 0,3-0,4. Akurasi model meningkat tajam selama 10 epoch pertama, dari sekitar 45% menjadi 75%. Kemudian, peningkatannya lebih lambat hingga mencapai 90-92% di akhir pelatihan. Kurva akurasi pelatihan dan validasi berdekatan, menunjukkan kemampuan generalisasi model yang baik. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola-pola dalam data pelatihan secara efektif dan menerapkannya pada data validasi yang belum pernah dilihat sebelumnya. Tidak ada tanda-tanda overfitting yang signifikan, karena performa validasi terus meningkat seiring dengan performa pelatihan. Hasil loss dan akurasi ditunjukkan pada Gambar 6.





Gambar 6 Hasil Evaluasi Model

### 3.5.2 Metrik Presisi, Recall, F1-Score, dan Akurasi Keseluruhan

Hasil klasifikasi model CNN terhadap data uji menunjukkan metrik evaluasi yang positif untuk ketiga kelas hewan: anjing, harimau, dan kucing. Akurasi keseluruhan model adalah 88%, yang berarti model dapat mengklasifikasikan 88% dari total gambar dengan benar. Untuk anjing, presisi adalah 0,81, recall 0,83, dan F1-score 0,82. Harimau memiliki presisi 0,99, recall 1,00, dan F1-score 0,99, menunjukkan kinerja hampir sempurna. Kucing menunjukkan presisi 0,83, recall 0,80, dan F1-score 0,81. Macro average dari presisi, recall, dan F1-score masing-masing adalah 0,88, menunjukkan kinerja rata-rata yang baik di semua kelas. Selain itu, weighted average dari presisi, recall, dan F1-score juga masing-masing adalah 0,88, mempertimbangkan jumlah sampel di setiap kelas. Hasil ini menunjukkan bahwa model CNN memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan dapat mengklasifikasikan gambar-gambar baru dengan akurasi yang tinggi, terutama pada kelas harimau yang menunjukkan kinerja terbaik. Hasil metrik ditunjukkan pada Gambar 6.

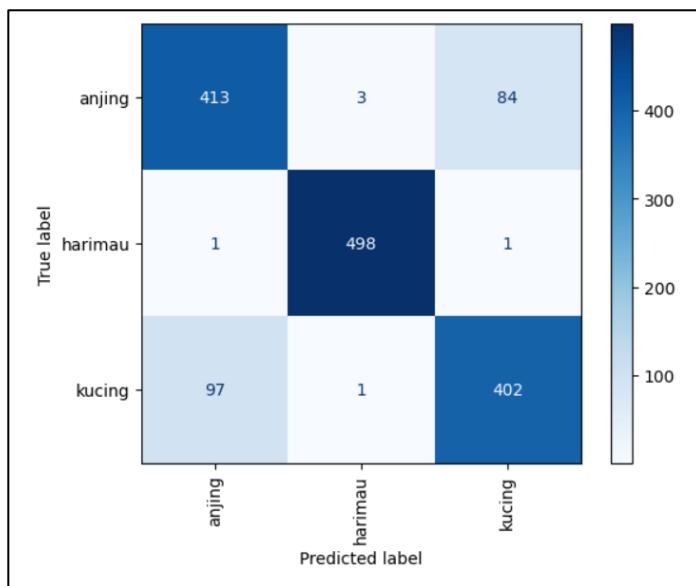
Tabel 2 Hasil Metrik Presisi, Recall, F1-Score, dan Akurasi Keseluruhan

	Presisi	Recall	F1-Score	Support
Anjing	0,81	0,83	0,82	500
Harimau	0,99	1,00	0,99	500
Kucing	0,83	0,80	0,81	500
<b>Akurasi</b>	-	-	0,88	1500
<b>Macro Avg</b>	0,88	0,88	0,88	1500
<b>Weighted Avg</b>	0,88	0,88	0,88	1500

### 3.5.3 Confusion Matrix

Confusion matrix adalah sebuah metode pengukuran yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja atau tingkat keakuratan dari proses klasifikasi (Openg et al., 2022). Matriks ini menunjukkan kinerja model klasifikasi untuk tiga jenis hewan: anjing, harimau, dan kucing. Model memiliki akurasi tertinggi dalam mengidentifikasi harimau, dengan 498 dari 500 kasus dikenali dengan benar. Untuk anjing, model berhasil mengidentifikasi dengan tepat sebanyak 413 kasus, namun terjadi kesalahan klasifikasi di mana 84 anjing salah dikenali sebagai kucing dan 3 sebagai harimau. Kucing memiliki tingkat kesalahan tertinggi, dengan 402 kasus dikenali dengan benar, tetapi 97 salah diklasifikasikan sebagai anjing dan 1 sebagai harimau. Secara keseluruhan, model menunjukkan performa yang baik, terutama dalam mengidentifikasi harimau. Hasil confusion matrix ditunjukkan pada Gambar 7.

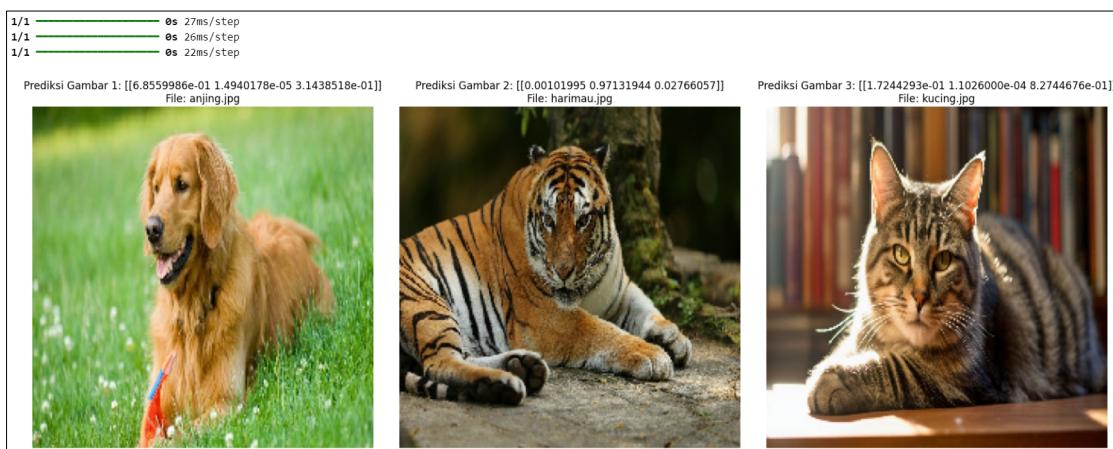




Gambar 7 Hasil Confusion Matrix

### 3.5.4 Akurasi Prediksi Gambar

Model Convolutional Neural Network (CNN) yang telah dilatih digunakan untuk memprediksi kategori dari gambar-gambar individual yang diujikan. Pada Gambar 8, ditampilkan hasil prediksi untuk tiga gambar uji, masing-masing dari kelas anjing, harimau, dan kucing. Untuk gambar anjing, model memberikan probabilitas sebesar 0,6856 (68,56%) untuk kategori “anjing”, dengan nilai probabilitas kecil untuk kategori lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali ciri khas dari gambar tersebut sebagai gambar anjing, meskipun probabilitas tidak terlalu tinggi dibanding kelas lainnya. Sementara itu, gambar harimau teridentifikasi dengan probabilitas sangat tinggi, yaitu 0,9713 (97,13%), menunjukkan bahwa model sangat yakin terhadap klasifikasi tersebut. Prediksi ini mengindikasikan bahwa ciri visual harimau lebih mudah dibedakan dibandingkan dengan kelas lainnya. Untuk gambar kucing, model memprediksi gambar ini sebagai “kucing” dengan probabilitas 0,8275 (82,75%). Meski demikian, terdapat kemungkinan yang lebih kecil untuk kategori “anjing” dan “harimau”. Prediksi ini menunjukkan kemampuan model dalam mengenali kucing meskipun dengan beberapa tantangan dalam membedakan dari kelas lain.



Gambar 8 Hasil Prediksi Gambar



Prediksi ini mencerminkan bahwa model CNN telah mampu mengklasifikasikan gambar secara akurat pada sebagian besar kasus, meskipun terdapat variasi probabilitas pada beberapa gambar. Hasil ini juga menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kepercayaan tinggi pada kategori dengan pola visual yang jelas, seperti harimau. Rata-rata keseluruhan probabilitas untuk ketiga gambar tersebut adalah 0,8281 (82,81%). Nilai ini memberikan gambaran umum tentang tingkat kepercayaan model dalam mengklasifikasikan gambar yang diuji, menunjukkan kinerja yang konsisten pada dataset yang diberikan. Selain itu, rata-rata ini menunjukkan bahwa model berhasil mengidentifikasi pola visual dalam data uji dengan akurasi yang cukup baik, meskipun masih terdapat ruang untuk perbaikan dalam membedakan antara kategori yang memiliki kemiripan visual.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan evaluasi yang dilakukan, model Convolutional Neural Network (CNN) berhasil mencapai akurasi keseluruhan sebesar 88% dalam mengklasifikasikan gambar hewan seperti anjing, harimau, dan kucing. Performa model ini terutama mencolok dalam mengenali gambar harimau, dengan tingkat akurasi yang mencapai 99%. Meskipun demikian, model menghadapi kesulitan dalam membedakan antara gambar anjing dan kucing, di mana akurasi untuk kedua jenis hewan tersebut 81%. Selama proses pelatihan, terjadi peningkatan signifikan dalam akurasi dari awal hingga akhir, dengan mencapai 92% pada epoch terakhir dari nilai awal sekitar 45%. Evaluasi menggunakan confusion matrix menunjukkan bahwa sebagian besar kasus berhasil diklasifikasikan dengan tepat, meskipun terdapat kesalahan yang menunjukkan adanya kemiripan fitur antara anjing dan kucing dalam perspektif model. Dalam hal presisi, recall, F1-score, dan akurasi keseluruhan model mampu mencapai nilai yang memuaskan untuk setiap kelas, menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan dengan presisi tinggi dan mampu mengingat kembali data yang relevan. Secara keseluruhan, hasil ini menegaskan bahwa CNN dapat digunakan untuk klasifikasi gambar hewan, dan menunjukkan potensi untuk pengembangan lebih lanjut di masa depan untuk mengatasi tantangan dalam membedakan detail antara jenis-jenis hewan yang serupa.

Sebagai saran bagi pengembang selanjutnya, penelitian ini dapat dikembangkan lebih lanjut dengan memperluas cakupan data, baik dari segi jumlah maupun variasi dataset, untuk meningkatkan generalisasi model. Selain itu, dapat dilakukan eksplorasi terhadap arsitektur jaringan yang lebih kompleks atau metode augmentasi data yang lebih bervariasi guna meningkatkan akurasi. Uji coba pada lingkungan nyata juga disarankan untuk memastikan performa model dalam kondisi sebenarnya serta mengidentifikasi potensi perbaikan di masa depan.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Adrianto, H., Setyawan, Y., Banjarnahor, D. P., Kusumah, I. P., & Messakh, B. D. (2022). Pembekalan Klasifikasi Baru Makhluk Hidup Hewan Kepada Guru-Guru Biologi. *Sebatik*, 26(2), 638–643. <https://doi.org/10.46984/sebatik.v26i2.2152>
- Ahmad, A., Idris, I. S. K., & Bode, A. (2023). Klasifikasi Jenis Buah Tomat Menggunakan Convolutional Neural Network. *Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer*, 2(2), 83–89. <https://doi.org/10.37195/balok.v2i2.617>
- A'yun, D. K., & Erman, E. (2019). Kemampuan Siswa Mengklarifikasi Kingdom Animalia Invertebrata: Studi Kasus di SMP Negeri 1 Jabon. *PENSA: E-Jurnal Pendidikan Sains*, 7(3), 361–366. <https://ejournal.unesa.ac.id/index.php/pensa/article/view/32294>
- Fukushima, K. (1980). Neocognitron: A Self-Organizing Neural Network Model for a Mechanism of Pattern Recognition Unaffected by Shift in Position. *Biological Cybernetics*, 36(4), 193–202. <https://doi.org/10.1007/BF00344251>
- He, K., Gkioxari, G., Dollar, P., & Girshick, R. (2020). Mask R-CNN. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 42(2), 386–397. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2018.2844175>



- Hidayatullah, D., Ardiansah, T., & Styawati, S. (2022). Sistem Informasi Reservasi Pelayanan dan Penyewaan Fasilitas Lapangan Futsal Berbasis Web dengan Metode Waterfall. *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi (JTSI)*, 3(3), 64–68. <https://doi.org/10.33365/jtsi.v3i3.1994>
- K, L., Gadde, S., Puttagunta, M. K., Dhanalakshmi, G., & El-Ebary, Y. A. B. (2023). Efficiency Analysis of Firefly Optimization-Enhanced GAN-Driven Convolutional Model for Cost-Effective Melanoma Classification. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 14(11), 742–753. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2023.0141175>
- Laksono, S. A., Rahmat, B., & Nugroho, B. (2024). Identifikasi Jenis Ikan Cupang Berdasarkan Gambar Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(3), 3331–3338. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i3.9676>
- Leovincent, A., & Yoannita, Y. (2023). Klasifikasi Ras Anjing Berdasarkan Citra Menggunakan Convolutional Neural Network. *Jurnal Algoritme*, 3(2), 160–169. <https://doi.org/10.35957/algoritme.v3i2.3389>
- Mariyanti, S., Gayatri, Y., & Wikanta, W. (2022). Pengembangan Atlas Klasifikasi Hewan Vertebrata Berbasis Sumber Daya Hayati Lokal Sebagai Sumber Belajar Biologi di Sekolah Penulis. *Journal of Science, Education, and Studies*, 1(1), 1–9. <https://journal.um-surabaya.ac.id/index.php/J-SES/article/view/14877>
- Micheal, M., & Hartati, E. (2022). Klasifikasi Spesies Kupu Kupu Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *MDP Student Conference (MSC) 2022*, 569–577. <https://jurnal.mdp.ac.id/index.php/msc/article/view/1928>
- Mohite, O. S., Jørgensen, T. S., Booth, T. J., Charusanti, P., Phaneuf, P. V., Weber, T., & Palsson, B. O. (2025). Pangenome Mining of the Streptomyces Genus Redefines Species' Biosynthetic Potential. *Genome Biology*, 26(1), Article ID: 9. <https://doi.org/10.1186/s13059-024-03471-9>
- Norouzzadeh, M. S., Nguyen, A., Kosmala, M., Swanson, A., Palmer, M. S., Packer, C., & Clune, J. (2018). Automatically Identifying, Counting, and Describing Wild Animals in Camera-Trap Images with Deep Learning. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 115(25), E5716–E5725. <https://doi.org/10.1073/pnas.1719367115>
- Openg, J. B. J. R., Hiswati, M. E., & Hamzah, H. (2022). Klasifikasi Unggas Ordo Anseriformes Berdasarkan Citra Menggunakan Metode Deep Learning dengan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN). *7th Seminar Nasional Teknik Elektro, Informatika dan Sistem Informasi (SINTaKS)*, 1. <https://doi.org/10.35842/sintaks.v1i1.3>
- Ricard, A., Crevier-Denoix, N., Pourcelot, P., Crichan, H., Sabbagh, M., Dumont-Saint-Priest, B., & Danvy, S. (2023). Genetic Analysis of Geometric Morphometric 3D Visuals of French Jumping Horses. *Genetics Selection Evolution*, 55(1), Article ID: 63. <https://doi.org/10.1186/s12711-023-00837-8>
- Samudra, J. T., Rosnelly, R., Situmorang, Z., & Ramadhan, P. S. (2023). Model Klasifikasi Jenis Hewan dengan SVM, KNN, Logistic Regression Menggunakan Pre-Trained VGG 16. *Jurnal SAINTIKOM (Jurnal Sains Manajemen Informatika dan Komputer)*, 22(2), 225–231. <https://doi.org/10.53513/jis.v22i2.8314>
- Suhendar, S., Purnama, A., & Fauzi, E. (2023). Deteksi Penyakit pada Daun Tanaman Ubi Jalar Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *Jurnal Ilmiah Informatika Global*, 14(3), 62–67. <https://doi.org/10.36982/jiig.v14i3.3478>
- Supiyandi, S., Sitorus, A., Fitriah, N., Virul, H., & Rangkuti, S. P. (2024). Pendekripsi Gerakan pada Vidio Menggunakan Python dan OpenCV. *Merkurius: Jurnal Riset Sistem Informasi dan Teknik Informatika*, 2(6), 334–343. <https://doi.org/10.61132/merkurius.v2i6.522>
- Tan, M., & Le, Q. (2019). EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks. In K. Chaudhuri & R. Salakhutdinov (Eds.), *Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning* (Vol. 97, pp. 6105–6114). PMLR. <https://proceedings.mlr.press/v97/tan19a.html>
- Younis, E. M. G., Zaki, S. M., Kanjo, E., & Houssein, E. H. (2022). Evaluating Ensemble Learning Methods for Multi-Modal Emotion Recognition Using Sensor Data Fusion. *Sensors*, 22(15), Article ID: 5611. <https://doi.org/10.3390/s22155611>

