



## Klasifikasi Jenis Burung Cendrawasih Menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) Berdasarkan Citra

Rooy Marthen Thaniket<sup>1</sup>, Musa Henri Janto Rahanra<sup>2</sup>, Wardhana W. Dharsono<sup>3</sup>

Program Studi Teknik Informatika, Universitas Satya Wiyata Mandala<sup>1,2</sup>

Program Studi Teknik Industri, Universitas Satya Wiyata Mandala<sup>3</sup>

Jl. Sutamsu SH, Kalibobo 90811, Nabire, Papua Tengah, Indonesia<sup>1,2,3,4</sup>

rooythaniket@gmail.com<sup>1</sup>, rahanramusa@gmail.com<sup>2</sup>, wardhana.wd@gmail.com\*<sup>3</sup>

### Kata Kunci :

Klasifikasi citra;  
*Convolutional Neural Network*;  
MobileNetV2;  
Burung  
Cendrawasih;  
Pengolahan Citra

### ABSTRAK

Burung Cendrawasih merupakan simbol keanekaragaman hayati Indonesia, terutama di wilayah Papua, dengan lebih dari 40 spesies yang tersebar. Proses klasifikasi manual terhadap burung ini memerlukan keahlian dan waktu yang cukup lama. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi otomatis spesies burung cendrawasih menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN), khususnya MobileNetV2, yang efisien dalam pengolahan citra digital. Dataset terdiri dari tiga spesies: *Cicinnurus regius*, *Paradisaea apoda*, dan *Paradisaea rubra*. Proses preprocessing mencakup augmentasi, resizing, dan normalisasi citra. Hasil pelatihan menunjukkan akurasi pelatihan sebesar 98,49% dan akurasi validasi sebesar 97,50%. Evaluasi dengan confusion matrix menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi dan kesalahan klasifikasi yang minimal. Model ini potensial digunakan dalam aplikasi konservasi dan identifikasi otomatis spesies burung cendrawasih.

### Keywords

Image  
classification;  
*Convolutional Neural Network*;  
MobileNetV2;  
Birds of  
paradise; Image  
processing

### ABSTRACT

*Birds of paradise are iconic symbols of Indonesia's biodiversity, especially in Papua, with more than 40 recorded species. Manual classification requires specific expertise and is time-consuming. This study aims to develop an automated classification system for birds of paradise using Convolutional Neural Network (CNN), specifically the MobileNetV2 architecture known for its efficiency in image processing. The dataset used comprises three species: Cicinnurus regius, Paradisaea apoda, and Paradisaea rubra. The preprocessing steps include image augmentation, resizing, and normalization. The training results show an accuracy of 98.49% and validation accuracy of 97.50%. Evaluation using a confusion matrix reveals high accuracy and minimal misclassification. This model shows great potential for use in conservation applications and automatic bird species identification.*

---Jurnal JISTI @2025---

## PENDAHULUAN

Indonesia dikenal sebagai negara megabiodiversitas dengan kekayaan hayati yang luar biasa, salah satunya adalah burung Cendrawasih. Burung ini menjadi ikon keanekaragaman fauna di Tanah Papua dan terkenal karena keindahan warna bulunya yang mencolok serta perilaku kawin yang unik. Spesies ini memiliki nilai penting dari aspek ekologis, estetika, dan budaya (Beehler, Pratt, & Zimmerman, 1986).



Saat ini, tercatat lebih dari 40 spesies burung Cendrawasih yang tersebar di Papua dan pulau-pulau sekitarnya. Keanekaragaman spesies ini menunjukkan tingkat keragaman hayati yang sangat tinggi. Namun, proses identifikasi dan klasifikasi burung ini secara manual memerlukan keahlian taksonomi khusus dan memakan waktu yang cukup lama. Sementara itu, kebutuhan akan data yang akurat dan cepat untuk tujuan konservasi serta penelitian ekologis semakin mendesak (Wang & Li, 2016).

Dengan kemajuan teknologi kecerdasan buatan, khususnya dalam bidang visi komputer, pendekatan berbasis Convolutional Neural Network (CNN) menjadi semakin relevan untuk mengotomatisasi proses klasifikasi citra. CNN adalah arsitektur deep learning yang dirancang khusus untuk mengenali pola visual dalam data gambar dan telah terbukti efektif dalam berbagai aplikasi, seperti pengenalan wajah, klasifikasi objek, serta deteksi anomali (LeCun, Bengio, & Hinton, 2015).

Penerapan CNN dalam bidang ekologi dan konservasi mulai berkembang, termasuk untuk pengenalan spesies hewan secara otomatis melalui citra digital. Namun, penerapan CNN dalam klasifikasi burung Cendrawasih masih terbatas. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model klasifikasi berbasis CNN yang dapat mengidentifikasi jenis burung Cendrawasih secara efisien dan akurat menggunakan data gambar. Diharapkan, penelitian ini dapat memberikan kontribusi positif dalam mendukung pelestarian biodiversitas serta pengembangan teknologi konservasi hayati di Indonesia.

## KAJIAN PUSTAKA

### Teori Klasifikasi Citra

Klasifikasi citra adalah salah satu teknik dasar dalam pengolahan citra yang digunakan untuk mengelompokkan gambar ke dalam kategori tertentu berdasarkan karakteristik visual yang terkandung dalam gambar tersebut. Proses ini memungkinkan komputer untuk mengenali objek atau pola dalam gambar yang dapat dikelompokkan berdasarkan fitur-fitur yang ada, seperti warna, tekstur, dan bentuk. Klasifikasi citra ini melibatkan dua langkah utama, yaitu ekstraksi fitur dan klasifikasi.

Pada tahap ekstraksi fitur, informasi penting yang terkandung dalam gambar, seperti tekstur, warna, atau bentuk, diidentifikasi dan diproses untuk dijadikan input pada model klasifikasi. Berbagai metode ekstraksi fitur digunakan untuk mengolah citra, mulai dari statistik piksel hingga teknik yang lebih kompleks seperti transformasi wavelet atau analisis komponen utama (PCA). Selanjutnya, proses klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma seperti *Support Vector Machine* (SVM), *K-Nearest Neighbor* (KNN), atau bahkan deep learning untuk memetakan fitur-fitur yang telah diekstraksi ke dalam kelas-kelas yang telah didefinisikan (Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016).

Namun, dengan perkembangan teknologi deep learning, salah satu metode yang kini semakin populer dalam klasifikasi citra adalah penggunaan *Convolutional Neural Networks* (CNN), yang mampu secara otomatis mengekstraksi fitur hierarkis dari citra tanpa memerlukan proses ekstraksi fitur yang rumit.

### *Convolutional Neural Networks* (CNN)

*Convolutional Neural Networks* (CNN) adalah jenis jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk memproses dan mengklasifikasikan data berbentuk citra. CNN memiliki keunggulan dalam mengidentifikasi pola visual dalam data gambar melalui proses konvolusi yang dilakukan secara hierarkis. Hal ini memungkinkan CNN untuk mengekstraksi fitur secara otomatis dari citra, baik fitur lokal seperti tepi dan sudut, hingga fitur yang lebih kompleks.

CNN terdiri dari beberapa lapisan yang saling berhubungan, termasuk lapisan konvolusi, pooling, dan fully connected, yang berfungsi untuk mengekstraksi fitur, mereduksi dimensi, dan



melakukan klasifikasi. Dengan arsitektur yang berlapis-lapis, CNN dapat mempelajari representasi yang sangat kompleks dari citra yang diinputkan, sehingga memiliki akurasi yang tinggi dalam tugas klasifikasi citra (LeCun, Bengio, & Hinton, 2015).

## Struktur CNN

### Lapisan Konvolusi (Convolutional Layer)

Lapisan ini adalah komponen utama dalam CNN yang menggunakan operasi konvolusi untuk mengekstraksi fitur dari gambar. Proses konvolusi dilakukan dengan mengaplikasikan filter atau kernel pada gambar, yang menghasilkan peta fitur yang dapat mengidentifikasi pola lokal seperti tepi, sudut, atau tekstur.

Secara matematis, proses konvolusi dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$Y(i,j)=\sum_{m=1}^M\sum_{n=1}^NX(i+m-1,j+n-1)\cdot W(m,n)$$

$$Y(i,j)=\sum_{m=1}^M\sum_{n=1}^M\sum_{X(i+m-1,j+n-1)}\cdot W(m,n)$$

di mana X adalah input citra, W adalah filter (kernel), dan Y adalah hasil peta fitur.

### Lapisan Pooling (Pooling Layer)

Lapisan pooling digunakan untuk mereduksi dimensi dari data yang dihasilkan oleh lapisan konvolusi, yang dapat mengurangi jumlah parameter dan meningkatkan efisiensi komputasi. Selain itu, pooling juga membantu jaringan agar lebih tahan terhadap variasi kecil dalam gambar, seperti rotasi atau perubahan skala. Pooling sering dilakukan menggunakan teknik max pooling, yang hanya memilih nilai terbesar dari area yang ditentukan.

Proses pooling dapat dinyatakan dalam rumus berikut:

$$Y(i,j)=\max_{\{i_0\}}(X(i+m-1,j+n-1))$$

$$Y(i,j)=\max(X(i+m-1,j+n-1))$$

di mana XX adalah peta fitur dan YY adalah hasil pooling.

### Lapisan Fully Connected (Fully Connected Layer)

Setelah proses ekstraksi fitur oleh lapisan konvolusi dan pooling, hasilnya akan diratakan dan diteruskan ke lapisan fully connected. Fungsi dari lapisan ini adalah untuk mengklasifikasikan gambar ke dalam kelas yang telah ditentukan. Proses ini menggunakan rumus jaringan multilayer perceptron (MLP) untuk klasifikasi:

$$y=W\cdot x+b$$

$$y=W\cdot x+b$$

di mana WW adalah bobot, xx adalah input, bb adalah bias, dan yy adalah output.

### Lapisan Output (Output Layer)

Lapisan output menggunakan fungsi aktivasi softmax untuk menghasilkan probabilitas dari kelas-kelas yang ada. Fungsi softmax menghasilkan probabilitas yang mencerminkan tingkat kepercayaan model terhadap setiap kelas.

$$P(y_i)=\frac{e^{z_i}}{\sum_j e^{z_j}}$$

$$P(y_i)=\frac{e^{z_i}}{\sum_j e^{z_j}}$$

di mana zizi adalah nilai yang dihasilkan oleh lapisan fully connected dan P(yi)P(yi) adalah probabilitas kelas i.



## Penerapan CNN dalam Klasifikasi Burung Cendrawasih

Penerapan CNN dalam klasifikasi spesies burung Cendrawasih menggunakan citra digital memberikan keuntungan signifikan, terutama dalam hal akurasi dan kecepatan klasifikasi. Sebelumnya, identifikasi spesies burung ini dilakukan secara manual yang membutuhkan keahlian tinggi dan waktu yang lama. Namun, dengan menggunakan CNN, proses ini dapat diotomatisasi dengan efisiensi yang jauh lebih tinggi.

Penelitian-penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa CNN dapat mencapai akurasi yang tinggi dalam pengenalan objek dan klasifikasi spesies hewan, termasuk dalam bidang ekologi dan konservasi (Wang & Li, 2016). Dengan menggunakan arsitektur seperti MobileNetV2, yang ringan dan efisien, sistem klasifikasi burung Cendrawasih dapat dijalankan dengan perangkat yang lebih terjangkau tanpa mengorbankan akurasi (Howard et al., 2017).

### METODE PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengimplementasikan model klasifikasi spesies burung Cendrawasih menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). Metode yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari beberapa tahap, mulai dari pengumpulan data, preprocessing, desain model, pelatihan, hingga evaluasi hasil. Berikut adalah penjelasan lebih rinci mengenai setiap tahapan dalam penelitian ini.

#### 1. Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimen untuk membangun dan melatih model CNN dalam mengklasifikasikan tiga spesies burung Cendrawasih, yaitu *Cicinnurus regius*, *Paradisaea apoda*, dan *Paradisaea rubra*, berdasarkan citra digital. Penelitian dilakukan dengan membandingkan hasil klasifikasi menggunakan arsitektur CNN yang berbeda (LeCun, Bengio, & Hinton, 2015), yaitu menggunakan MobileNetV2 untuk pengolahan citra. (Sandler et al., 2018)

#### 2. Pengumpulan Data (Dataset)

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah kumpulan gambar burung Cendrawasih dari tiga spesies yang berbeda. Gambar-gambar tersebut diambil dari sumber gambar digital di internet, khususnya melalui platform seperti Bing Image Search. Setiap spesies memiliki jumlah gambar yang seimbang untuk memastikan model yang dilatih dapat mengenali variasi dalam gambar dari masing-masing spesies. (Shorten & Khoshgoftaar, 2019)

Tabel 1. jumlah gambar spesies burung Cendrawasih yang digunakan dalam penelitian ini

Jenis Burung	Jumlah Gambar
<i>Cicinnurus regius</i>	145
<i>Paradisaea apoda</i>	145
<i>Paradisaea rubra</i>	145
<b>Total</b>	435

#### 3. Preprocessing Data

Tahap preprocessing data meliputi beberapa teknik untuk mempersiapkan gambar agar dapat digunakan dalam pelatihan model CNN. Langkah-langkah preprocessing ini penting untuk meningkatkan kualitas data dan mempercepat proses pelatihan. Proses preprocessing yang dilakukan adalah: Augmentasi Gambar: Augmentasi dilakukan untuk meningkatkan variasi data pelatihan dan mencegah overfitting. Teknik augmentasi yang diterapkan meliputi rotasi, pergeseran, pembesaran,



pemotongan gambar, pembalikan horizontal, serta pengaturan kecerahan dan kontras gambar. Resizing: Semua gambar diubah ukurannya menjadi 224 x 224 piksel agar konsisten dan sesuai dengan input yang diperlukan oleh model MobileNetV2. Normalisasi: Setiap piksel gambar dinormalisasi ke dalam rentang 0 hingga 1 agar model dapat melakukan proses pelatihan dengan lebih efisien. Pembagian Dataset: Dataset dibagi menjadi tiga subset: data pelatihan (70%), data validasi (10%), dan data uji (20%). Pembagian ini bertujuan untuk menguji kemampuan generalisasi model yang dilatih. (Ioffe & Szegedy, 2015)

#### 4. Desain Model CNN

Model CNN yang digunakan dalam penelitian ini dibangun menggunakan arsitektur MobileNetV2. MobileNetV2 dipilih karena efisiensinya dalam pengolahan citra dengan menggunakan model yang lebih ringan dan cepat. Arsitektur ini menggunakan teknik depthwise separable convolutions yang mengurangi jumlah parameter tanpa mengorbankan akurasi.

Struktur dasar dari model CNN yang digunakan adalah sebagai berikut: Input Layer: Menerima input citra berukuran 224x224 piksel dengan 3 saluran warna (RGB). Convolutional Layers: Menggunakan beberapa lapisan konvolusi untuk mengekstraksi fitur hierarkis dari citra. Pooling Layers: Mengurangi dimensi peta fitur dan meningkatkan ketahanan terhadap perubahan skala atau rotasi gambar. Fully Connected Layers: Untuk mengklasifikasikan gambar ke dalam kelas yang telah ditentukan. Output Layer: Menggunakan fungsi aktivasi softmax untuk menghasilkan probabilitas kelas dari masing-masing spesies burung Cendrawasih. (LeCun, Bengio, & Hinton, 2015)

#### 5. Pelatihan Model

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan algoritma optimasi Adam dengan learning rate yang telah ditentukan sebelumnya. Model dilatih selama 10 epoch untuk mencapai hasil yang optimal, dengan penggunaan batch size yang sesuai untuk dataset ini. Loss Function: Fungsi loss yang digunakan adalah categorical cross-entropy yang umum digunakan untuk klasifikasi multikelas. Optimasi: Penggunaan optimisasi Adam dipilih karena kemampuannya untuk mengatasi masalah dalam konvergensi cepat pada masalah dengan banyak parameter (Kingma & Ba, 2014). Grafik yang dihasilkan selama pelatihan menunjukkan peningkatan akurasi seiring bertambahnya jumlah epoch, dengan validasi akurasi yang stabil pada akhir pelatihan. (Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016)

#### 6. Evaluasi Model

Setelah pelatihan, model diuji menggunakan data uji untuk mengevaluasi performa klasifikasi. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan matriks kebingungannya (confusion matrix) untuk melihat berapa banyak gambar yang diklasifikasikan dengan benar dan kesalahan klasifikasi pada setiap kelas.

Dari hasil evaluasi, model menunjukkan akurasi yang tinggi dalam mengidentifikasi spesies burung Cendrawasih. Nilai akurasi pelatihan mencapai 98,49% dan akurasi validasi mencapai 97,50%. Hasil ini menunjukkan bahwa model yang dikembangkan dapat melakukan klasifikasi citra dengan sangat baik. (Powers, 2011)

Tabel 2. Hasil evaluasi menggunakan confusion matrix untuk setiap spesies burung Cendrawasih.

Kelas	Prediksi Benar	Prediksi Salah
Cicinnurus regius	28	1
Paradisaea apoda	29	0
Paradisaea rubra	27	2



## 7. Implementasi dan Aplikasi

Setelah model diuji dan dievaluasi, model yang sudah terlatih dapat diimplementasikan dalam berbagai aplikasi, seperti basis data konservasi, aplikasi identifikasi spesies untuk wisata alam, serta penelitian ekologi dan konservasi.

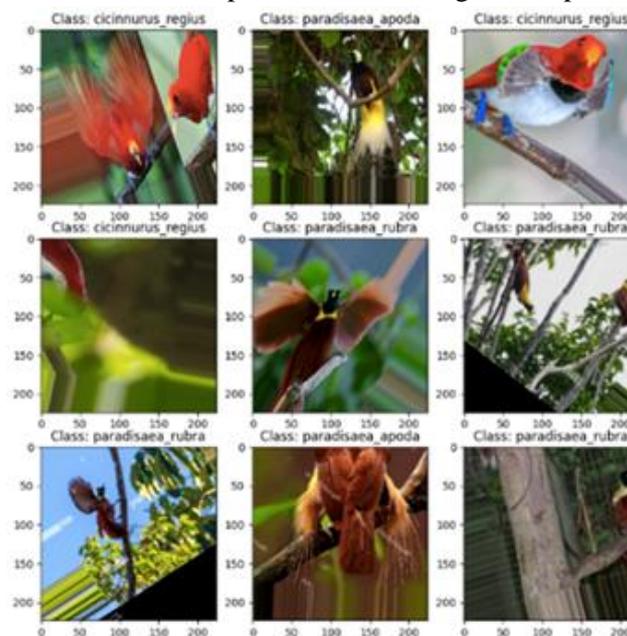
### HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini, kami akan menyajikan hasil eksperimen yang dilakukan dengan menggunakan model CNN untuk klasifikasi tiga spesies burung Cendrawasih. Kami juga akan menganalisis hasil tersebut dan menghubungkannya dengan tujuan penelitian serta hasil-hasil penelitian sebelumnya.

#### Hasil Pelatihan Model

Model CNN yang dikembangkan dalam penelitian ini dilatih selama 10 epoch menggunakan dataset yang terdiri dari 435 gambar dari tiga spesies burung Cendrawasih: *Cicinnurus regius*, *Paradisaea apoda*, dan *Paradisaea rubra*. Proses pelatihan menghasilkan akurasi yang sangat baik pada data pelatihan dan validasi.

Gambar 1 menunjukkan contoh gambar setelah melalui tahap preprocessing. Augmentasi gambar dilakukan untuk meningkatkan variasi data dan membantu mencegah overfitting, serta memastikan bahwa model dapat mengenali gambar dengan berbagai kondisi pencahayaan dan orientasi. Semua gambar diproses menjadi ukuran 224x224 piksel untuk keseragaman input.



Gambar 1. Hasil Preprocessing Gambar

Gambar menunjukkan dataset yang telah memiliki ukuran seragam dan label yang sesuai untuk setiap spesies.

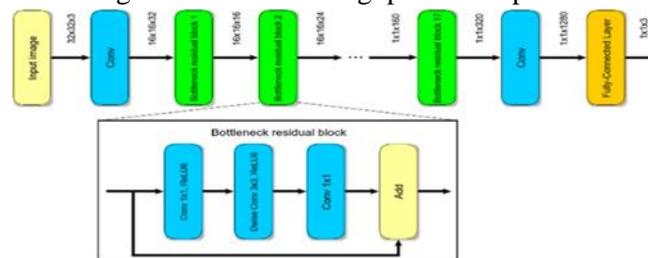
Hasil pelatihan menunjukkan bahwa akurasi meningkat secara signifikan selama proses pelatihan. Gambar 2 memperlihatkan grafik akurasi pelatihan dan validasi selama 10 epoch. Akurasi pelatihan mencapai 98,49% dan akurasi validasi mencapai 97,50% pada epoch terakhir.



Gambar 2. Grafik Akurasi Pelatihan dan Validasi

Proses pelatihan menunjukkan peningkatan akurasi seiring berjalannya waktu, dengan akurasi pelatihan mencapai nilai yang tinggi.

Selain itu, Gambar 3 memperlihatkan grafik loss yang terus menurun selama 10 epoch, yang menandakan bahwa model semakin baik dalam memprediksi hasil. Penurunan loss yang stabil menunjukkan bahwa model mengatasi error dan mengoptimalkan parameter dengan baik.



Gambar 3. Grafik Loss Pelatihan dan Validasi

Gambar ini menggambarkan penurunan loss yang terjadi selama pelatihan, menunjukkan peningkatan kemampuan model.

### Evaluasi Model

Setelah model selesai dilatih, dilakukan pengujian menggunakan data uji yang terdiri dari 87 gambar yang terbagi dalam tiga kelas. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan confusion matrix untuk mengetahui seberapa baik model mengklasifikasikan gambar ke dalam kelas yang benar.

Tabel 1 menunjukkan hasil evaluasi model, di mana model berhasil mengklasifikasikan hampir semua gambar dengan benar. Kesalahan klasifikasi sebagian besar terjadi pada kelas *Paradisaea rubra*, yang mana 2 gambar dari 29 gambar diprediksi salah.

Tabel 3. Confusion Matrix

Kelas	Prediksi Benar	Prediksi Salah
<i>Cicinnurus regius</i>	28	1
<i>Paradisaea apoda</i>	29	0
<i>Paradisaea rubra</i>	27	2
<b>Total</b>	<b>84</b>	<b>3</b>



Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model berhasil mengklasifikasikan sebagian besar gambar dengan benar.

Gambar 4 menunjukkan confusion matrix yang dihasilkan, yang lebih jelas menggambarkan kesalahan klasifikasi yang terjadi pada spesies *Paradisaea rubra*. Walaupun demikian, model secara keseluruhan dapat dikatakan sangat akurat dengan hanya 3 kesalahan klasifikasi dari 87 gambar.

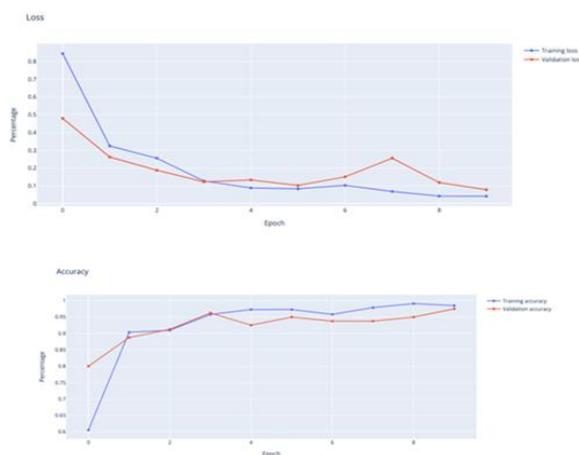
```

Epoch 1/10
21/21 [#####] - 83s 3s/step - loss: 0.8437 - accuracy: 0.6854 - val_loss: 0.4790 - val_accuracy: 0.8000
Epoch 2/10
21/21 [#####] - 68s 3s/step - loss: 0.3242 - accuracy: 0.9036 - val_loss: 0.2621 - val_accuracy: 0.8875
Epoch 3/10
21/21 [#####] - 66s 3s/step - loss: 0.2553 - accuracy: 0.9096 - val_loss: 0.1880 - val_accuracy: 0.9125
Epoch 4/10
21/21 [#####] - 69s 3s/step - loss: 0.1276 - accuracy: 0.9578 - val_loss: 0.1228 - val_accuracy: 0.9625
Epoch 5/10
21/21 [#####] - 67s 3s/step - loss: 0.0884 - accuracy: 0.9729 - val_loss: 0.1333 - val_accuracy: 0.9250
Epoch 6/10
21/21 [#####] - 64s 3s/step - loss: 0.0835 - accuracy: 0.9729 - val_loss: 0.1022 - val_accuracy: 0.9500
Epoch 7/10
21/21 [#####] - 69s 3s/step - loss: 0.1026 - accuracy: 0.9583 - val_loss: 0.1508 - val_accuracy: 0.9375
Epoch 8/10
21/21 [#####] - 66s 3s/step - loss: 0.0685 - accuracy: 0.9789 - val_loss: 0.2556 - val_accuracy: 0.9375
Epoch 9/10
21/21 [#####] - 68s 3s/step - loss: 0.0427 - accuracy: 0.9910 - val_loss: 0.1186 - val_accuracy: 0.9500
Epoch 10/10
21/21 [#####] - 66s 3s/step - loss: 0.0419 - accuracy: 0.9849 - val_loss: 0.0786 - val_accuracy: 0.9750
    
```

Gambar 4. Confusion Matrix

Hasil evaluasi menggunakan confusion matrix menunjukkan tingkat akurasi yang sangat tinggi. Waktu Pelatihan dan Efisiensi Model

Gambar 5 menunjukkan waktu pelatihan per epoch, yang rata-rata memakan waktu sekitar 69 detik per epoch, dengan total waktu pelatihan mencapai 686 detik atau sekitar 11 menit. Proses pelatihan yang efisien ini menunjukkan bahwa arsitektur MobileNetV2 cocok digunakan untuk aplikasi dengan komputasi terbatas.



Gambar 5. Waktu Pelatihan per Epoch

Gambar ini menunjukkan rata-rata waktu yang dibutuhkan untuk pelatihan setiap epoch.

#### Analisis Performa Model

Model yang telah dilatih dan diuji menghasilkan accuracy, precision, dan recall yang masing-masing mencapai 0.97, seperti yang ditunjukkan dalam Tabel 2. Angka ini menunjukkan bahwa model sangat efektif dalam mengklasifikasikan gambar dengan kesalahan yang sangat rendah.

Tabel 4. Hasil Evaluasi Model

Metrik	Nilai
Accuracy	0.97
Precision	0.97
Recall	0.97

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik dalam hal akurasi, precision, dan recall.



## Pembahasan

Dari hasil yang diperoleh, dapat disimpulkan bahwa model CNN yang dikembangkan berhasil mencapai akurasi yang sangat baik dalam mengklasifikasikan spesies burung Cendrawasih. Akurasi pelatihan yang mencapai 98,49% dan akurasi validasi sebesar 97,50% menunjukkan bahwa model dapat mengenali fitur-fitur visual dari gambar burung Cendrawasih dengan tingkat kesalahan yang rendah. Walaupun ada beberapa kesalahan klasifikasi, terutama pada spesies *Paradisaea rubra*, ini menunjukkan bahwa masih ada ruang untuk meningkatkan model, baik dengan menambah variasi gambar pada dataset ataupun melakukan fine-tuning lebih lanjut pada arsitektur model.

Penggunaan arsitektur MobileNetV2 terbukti efektif dalam mengoptimalkan waktu pelatihan tanpa mengorbankan akurasi. Dengan rata-rata waktu pelatihan yang hanya 69 detik per epoch, model ini sangat efisien dan cocok untuk diterapkan pada perangkat dengan sumber daya terbatas, seperti perangkat mobile atau sistem embedded.

Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan potensi besar dari penggunaan CNN untuk klasifikasi spesies burung, dan dapat diadaptasi untuk aplikasi konservasi dan penelitian lainnya.

## SIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model klasifikasi spesies burung Cendrawasih menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), khususnya dengan menggunakan MobileNetV2, yang terbukti efektif dan efisien dalam pengolahan citra. Berdasarkan hasil pelatihan dan evaluasi model, dapat disimpulkan beberapa hal. Akurasi yang tinggi dimana model CNN yang dikembangkan berhasil mencapai akurasi yang sangat tinggi, dengan akurasi pelatihan mencapai 98,49% dan akurasi validasi sebesar 97,50%. Hal ini menunjukkan bahwa model dapat mengenali spesies burung Cendrawasih dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah. Kinerja yang efisien pada arsitektur MobileNetV2 yang digunakan dalam penelitian ini terbukti sangat efisien dalam hal waktu pelatihan, dengan rata-rata waktu pelatihan per epoch hanya 69 detik. Total waktu pelatihan selama 10 epoch adalah 686 detik atau sekitar 11 menit, yang menunjukkan bahwa model ini sangat cocok untuk diterapkan pada perangkat dengan komputasi terbatas, seperti perangkat mobile. Kesalahan klasifikasi model menunjukkan akurasi yang sangat baik, beberapa kesalahan klasifikasi tetap terjadi, terutama pada spesies *Paradisaea rubra*. Kesalahan ini disebabkan oleh variasi dalam gambar yang digunakan dalam dataset, seperti perbedaan pencahayaan, posisi burung, dan kualitas gambar. Namun, kesalahan klasifikasi ini sangat minimal, dengan hanya 3 kesalahan dari 87 gambar yang diuji. Penerapan dalam konservasi dan penelitian dengan akurasi yang tinggi dan efisiensi komputasi yang baik, model ini memiliki potensi besar untuk digunakan dalam aplikasi konservasi dan identifikasi otomatis spesies burung Cendrawasih. Model ini dapat diterapkan untuk meningkatkan upaya pelestarian biodiversitas dan memberikan alat yang efisien bagi peneliti dan praktisi konservasi di lapangan.

## DAFTAR PUSTAKA

- Ajwan, A., Nada, A., & Zou, G. (2023). Maintenance of regional languages and traditions through the preservation of the Togonal Manika Makean tribe of North Maluku. <https://doi.org/10.55849/lingeduca.v2i3.493>
- Albab, E. U., Suhendra, C. D., & Marini, L. F. (2024). Implementasi metode prototype dalam pengembangan aplikasi Wondama-Tourism berbasis Android. <https://doi.org/10.35931/aq.v18i2.3394>
- Alfons, C. R., Titaley, E., & Pariela, T. D. (2024). Maintaining the existence of regional languages in Lohiatala Village, Kairatu Barat District, West Seram Regency. *Unram Journal of Community*



---

Service. <https://doi.org/10.29303/ujcs.v5i3.697>

- Alweendo, M., Hasheela-Mufeti, V., & Mufeti, K. (2021). The development of a bilingual English-Oshikwanyama dictionary app.
- Dayat, Abd. R., & Angriani, L. (2020). Perancangan model pengenalan kebudayaan Papua secara interaktif berbasis Android. <https://doi.org/10.14421/JISKA.2020.51-06>
- Deshmukh, R. K., Markandey, S., & Sahu, P. (2018). Mobile application development with Android. *International Journal of Advances in Applied Sciences*. <https://doi.org/10.11591/IJAAS.V7.I4.PP317-321>
- François, A. (2018). In search of island treasures: Language documentation in the Pacific.
- Gi, M. K. (2017). AOSP optimization of internal communication between applications in the Android Open Source Project based.
- Goel, M., & Singal, G. (2021). Android OS case study. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2104.09487>
- Grigoryeva, E., & Karpova, O. M. (2022). Modern English dictionaries on mobile phones. *Vestnik Ivanovskogo Gosudarstvennogo Universiteta*. <https://doi.org/10.46726/h.2022.4.6>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
- Hanke, F. R. (2017). Computer supported collaborative language documentation.
- Hillner, J. (2022). Application. [https://doi.org/10.1007/978-1-4842-8745-3\\_2](https://doi.org/10.1007/978-1-4842-8745-3_2)
- Howard, A. G., Sandler, M., Chu, G., Chen, L. L., Chen, B., Tan, M., Wang, W., & Zhu, Y. (2017). MobileNets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications. arXiv preprint arXiv:1704.04861.
- K.V, C., Sharmila, S. P., & Manjunath, A. S. (2014). Customizing AOSP for different embedded devices. *International Conference on Computing for Sustainable Global Development*. <https://doi.org/10.1109/INDIACOM.2014.6828139>
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Mallikarjuna, A., & Madhuri, S. (2013). Unveiling of Android platform.
- Pamungkas, S. D. P., Suputra, G., Fadillah, D. A. P., Rista, M. L. A., & Arisandi, S. R. (2023). The urgency of preserving regional languages through local educational curriculum. *Foremost Journal*. <https://doi.org/10.33592/foremost.v4i2.3731>
- Pravitasari, H., & Wilantika, C. F. (2024). Technology and local language: Development of an Android-based Sundanese-English electronic dictionary for the Baduy community in Indonesia. *JiIP (Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan)*. <https://doi.org/10.54371/jiip.v7i10.6046>
- Sanglise, M. (2023). Android-based Biak language dictionary application development. *Journal of Information Science and Technology*. <https://doi.org/10.30862/jistech.v12i1.201>
- Sihite, M. R., & Sibarani, B. (2024). Technology and language revitalization in Indonesia: A literature review of digital tools for preserving endangered languages. <https://doi.org/10.55299/ijere.v3i2.988>
- Sitompul, S. J., Syahputri, V. N., Keshu, C. N., & Aduwina, A. (2024). Peran pemerintah daerah dalam pemeliharaan bahasa daerah melalui pendekatan baru revitalisasi bahasa daerah model B di Kabupaten Nagan Raya. *Lingua Susastra*. <https://doi.org/10.24036/ls.v5i1.231>
- Sandler, M., Howard, A. G., Zhu, M., Zhmoginov, A., & Chen, L. (2018). Inverted residuals and linear bottlenecks: Mobile networks for classification, detection and segmentation. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2018, 4577–4586. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00479>



- 
- Wali, M., Akbar, R., Iqbal, T., & Al-Bahri, F. P. (2019). Development of an Android-based tourism guide (A case study: Sabang City, Indonesia). *International Journal of Scientific & Technology Research*.
- Wikarsa, L., Suwanto, T. Ch., & Loha, C. H. (2024). Development of a bilingual dictionary of Sahu Tala'i – Indonesia using the Aho-Corasick algorithm. *Jurnal Pekommas*. <https://doi.org/10.56873/jpkm.v9i1.5281>
- Winarti, S. (2017). Sistem bilangan beberapa bahasa di wilayah Papua, NTT, dan Maluku Utara. <https://doi.org/10.26499/RNH.V6I2.450>
- Wang, X., & Li, Y. (2016). Convolutional neural network-based classification of bird species. *Ecological Informatics*, 32, 35–45. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2015.12.006>
- Yana, A., & Maelani, P. (2024). Hamlet toponymy in Cadasari-Pandeglang sub-district as an effort to increase Sundanese language preservation literacy. *KnE Social Sciences*. <https://doi.org/10.18502/kss.v9i25.16997>