

## Klasifikasi Wayang Kulit Kurawa Menggunakan Algoritma CNN

Nining Khoirun Nisa<sup>1</sup>, Evanita<sup>\*2</sup>, Aditya Akbar Riadi<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muria Kudus, Indonesia

Email: <sup>1</sup>[202151151@std.umk.ac.id](mailto:202151151@std.umk.ac.id), <sup>2</sup>[evanita@umk.ac.id](mailto:evanita@umk.ac.id), <sup>3</sup>[aditya.akbar@umk.ac.id](mailto:aditya.akbar@umk.ac.id)

### Abstrak

Wayang kulit, sebagai warisan budaya Indonesia yang diakui oleh UNESCO, menghadapi tantangan pelestarian akibat pergeseran minat generasi muda terhadap hiburan digital. Tokoh Kurawa dalam Mahabharata, yang merupakan tokoh antagonis kunci, sering kali direduksi menjadi tujuh karakter utama dalam pementasan wayang kulit Jawa, seperti Duryudana dan Dursasana. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tokoh-tokoh Kurawa menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* sebagai upaya mendukung dokumentasi digital. CNN dipilih karena kemampuannya yang terbukti dalam mengekstrak fitur visual, seperti tepian dan tekstur, melalui lapisan konvolusi, *pooling*, dan *fully connected*. Dalam eksperimen yang dilakukan, model CNN berhasil mencapai akurasi sebesar 89,50% dengan waktu eksekusi 20,83 detik. *Top-3 accuracy* mencapai 98%, menunjukkan kemampuan model dalam mengidentifikasi karakter dengan presisi tinggi. Hasil evaluasi menggunakan *classification report* menunjukkan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang sangat baik untuk sebagian besar kelas, dengan nilai rata-rata makro sebesar 89,41%. Hasil ini membuktikan efektivitas CNN sebagai alat yang dapat digunakan untuk preservasi digital tokoh wayang kulit. Pendekatan ini memungkinkan nilai filosofis wayang kulit untuk diakses secara interaktif oleh generasi muda, sekaligus mempertahankan relevansi budaya tradisional di era digital. Dengan demikian, teknologi *deep learning* dapat menjadi solusi dalam pelestarian warisan budaya, khususnya wayang kulit, untuk mengatasi ancaman kepunahan akibat globalisasi.

**Kata kunci:** *Convolutional Neural Network, Image Classification, Kurawa*

### *Classification of Wayang Kulit Kurawa Using CNN Algorithm*

#### *Abstract*

*Wayang kulit, as an Indonesian cultural heritage recognized by UNESCO, faces preservation challenges due to the shifting interests of the younger generation toward digital entertainment. The Kurawa characters in the Mahabharata, which are key antagonists, are often reduced to seven main characters in Javanese wayang kulit performances, such as Duryudana and Dursasana. This study aims to classify the Kurawa characters using Convolutional Neural Networks (CNN) as an effort to support digital documentation. CNN is chosen for its proven ability to extract visual features such as edges and textures through convolutional layers, pooling, and fully connected layers. In the conducted experiment, the CNN model achieved an accuracy of 89.50% with an execution time of 20.83 seconds. The Top-3 accuracy reached 98%, demonstrating the model's ability to identify characters with high precision. The evaluation results using the classification report showed excellent precision, recall, and F1-score values for most classes, with a macro average of 89.41%. These results prove the effectiveness of CNN as a tool for the digital preservation of wayang kulit characters. This approach allows the philosophical values of wayang kulit to be interactively accessed by the younger generation, while also maintaining the relevance of traditional culture in the digital era. Therefore, deep learning technology can serve as a solution for the preservation of cultural heritage, specifically wayang kulit, in response to the threat of extinction due to globalization.*

**Keywords:** *Convolutional Neural Network, Image Classification, Kurawa*

## 1. PENDAHULUAN

Wayang kulit merupakan salah satu warisan budaya Indonesia yang diakui oleh UNESCO sebagai *Masterpiece of the Oral and Intangible Heritage of Humanity* [1]. Pratama dkk. (2022) mengembangkan model CNN untuk mengklasifikasikan gagrak wayang kulit dari berbagai daerah di Indonesia. Penelitian ini menggunakan 280 gambar wayang kulit yang divalidasi dengan metode *Inter-annotator Agreement*. Arsitektur terbaik dari tiga model yang diuji mencapai akurasi 92,27%, presisi 92,22%, recall 96,85%, dan *f-measure* 91,93% [2]. Penelitian pada 2021 mengklasifikasikan karakter wayang kulit berdasarkan perannya sebagai

protagonis atau antagonis. Dengan empat skenario pengujian berbeda, model CNN yang dikembangkan mencapai akurasi rata-rata 92%, presisi 92,5%, recall 92,25%, dan *f-measure* 91,75% [3]. Pendekatan ini memberikan dasar metodologis yang dapat diadaptasi untuk klasifikasi lebih spesifik pada kelompok Kurawa. Studi lain pada 2021 mengembangkan prototipe aplikasi identifikasi wayang kulit dengan arsitektur *CNN-VGG16*, mencapai akurasi 86% [3]. Meskipun tidak setinggi penelitian lainnya, pendekatan arsitektur ini menawarkan perspektif berbeda dalam pengembangan model klasifikasi. Penelitian pada 2020 mengevaluasi pengaruh berbagai teknik pengolahan citra dan augmentasi data terhadap akurasi klasifikasi wayang kulit. Kombinasi optimal dari teknik-teknik tersebut menghasilkan akurasi hingga 97% [3], menunjukkan pentingnya *preprocessing* yang tepat dalam pengembangan model klasifikasi wayang kulit.

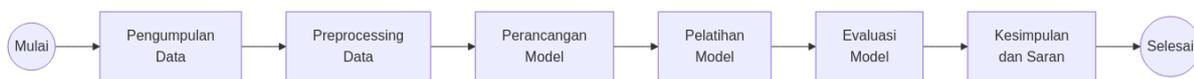
Penelitian oleh Pratama et al. (2022) juga menggunakan CNN untuk menentukan gagrak wayang kulit, yaitu ciri khas atau pola dari masing-masing wilayah. Mereka membandingkan tiga arsitektur CNN dan menemukan bahwa arsitektur ketiga memberikan akurasi terbaik sebesar 92,27% [4]. Selain itu, penelitian oleh Kurnianto (2024) mengembangkan aplikasi *Android* untuk pengenalan tokoh wayang kulit menggunakan CNN dan *Long Short-Term Memory Recurrent (LSTM)*. Aplikasi ini mencapai akurasi pengenalan sebesar 99% dengan menggunakan kombinasi lapisan konvolusi dan *LSTM* [5].

Irawan dkk. (2025) mengusulkan pendekatan baru yang menggabungkan *transfer learning* dengan *ResNet-50* dan *LSTM* untuk mengenali karakter wayang kulit. Hasil penelitian mereka menunjukkan akurasi sebesar 97,92%, dengan *presisi*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing mencapai 100%, yang memberikan potensi besar untuk pelestarian budaya Indonesia [6]. Selain itu, penelitian oleh Nurhikmat (2024) menggunakan pendekatan *transfer learning* dengan model CNN seperti *MobileNetV2* dan *VGG16* untuk mengklasifikasikan wayang golek, yang memberikan hasil yang baik dengan akurasi mencapai 94,17% untuk *MobileNetV2* dan 93% untuk *VGG16* [7]. Kurnianto (2024) juga mengembangkan aplikasi *Android* "Wayangku" yang menggunakan *CNN* dan *LSTM* untuk mengenali tokoh wayang kulit. Dengan 3.600 gambar dari 24 kelas, aplikasi ini berhasil mencapai akurasi 99%, menunjukkan kontribusi signifikan dalam pelestarian wayang kulit [8]. Penelitian lain yang dilakukan oleh Wibawa dkk. (2022) menggunakan CNN untuk mengidentifikasi gagrak wayang kulit. Dengan 100 gambar wayang, model CNN yang mereka kembangkan mencapai akurasi 92%, membuktikan efektivitas CNN dalam mengklasifikasikan karakter wayang kulit [9]. Pendekatan-pendekatan ini membuka jalan bagi pemanfaatan teknologi dalam melestarikan dan memperkenalkan wayang kulit, dengan potensi besar untuk memperkenalkan warisan budaya Indonesia ke seluruh dunia. Selain itu, penelitian oleh Fatmayati dkk. (2023) mengembangkan sistem klasifikasi gambar karakter wayang kulit menggunakan metode *Extreme Learning Machine (ELM)* dan ekstraksi fitur morfologi. Dengan dataset 500 gambar karakter Pandawa Lima, model ini mencapai akurasi 81%, memberikan kontribusi dalam pelestarian budaya Indonesia melalui teknologi pengolahan citra [10].

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model CNN yang dapat mengklasifikasikan tujuh tokoh Kurawa dalam wayang kulit, seperti Duryudana, Dursasana, Durmagati, Dursilawati, Citraksa, Citraksi, dan Kartamarma. Meskipun sudah ada penelitian terkait klasifikasi wayang kulit, masih sedikit yang fokus pada tokoh-tokoh Kurawa. Dengan pendekatan ini, diharapkan dokumentasi digital wayang kulit menjadi lebih interaktif, mudah diakses oleh generasi muda, dan dapat menjaga keberlanjutan budaya tradisional di era industri 4.0.

## 2. METODE PENELITIAN

Proses klasifikasi wayang kulit Kurawa menggunakan CNN memiliki beberapa tahapan penelitian agar berjalan terstruktur sesuai alur. Berikut adalah tahapan penelitian yang diperlihatkan pada gambar 1.



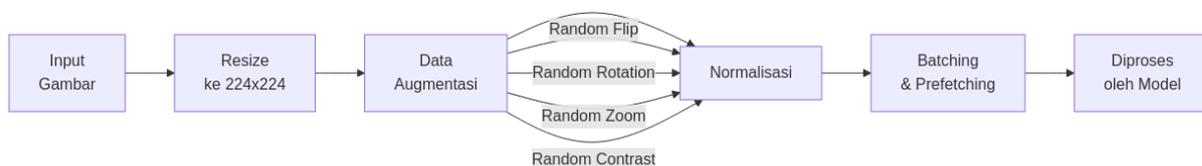
Gambar 1. Tahapan Penelitian

### 2.1. Pengumpulan Data

Data dalam penelitian ini bersumber dari dokumentasi pribadi berupa gambar wayang kulit Kurawa dalam format RGB dengan resolusi tinggi. Penelitian ini mengklasifikasikan delapan kategori, yaitu Citraksa, Citraksi, Durmagati, Dursasana, Dursilawati, Duryudana, Kartamarma, dan bukan wayang, dengan total 1.600 gambar. Pembagian dataset menggunakan teknik *split validation* (70% *training*, 15% *validation*, 15% *testing*) untuk memastikan generalisasi model *Convolutional Neural Network (CNN)* sesuai dengan praktik terbaik dalam klasifikasi gambar berbasis budaya [11]. Validasi dan pengujian dilakukan untuk mengoptimalkan akurasi dan

menghindari *overfitting*, mengacu pada metodologi yang diusulkan dalam studi sebelumnya tentang pengenalan objek warisan budaya.

### 2.2. Preprocessing Data



Gambar 2. Tahapan *Preprocessing* Data

Sebelum proses pelatihan, setiap gambar diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel untuk keseragaman input, kemudian dilakukan augmentasi data melalui teknik seperti pembalikan horizontal acak, rotasi 15 derajat, *zoom* 10%, dan koreksi kontras dinamis guna meningkatkan variasi dataset [12]. Data yang telah diproses dikelompokkan ke dalam *batch* berukuran 32 dan dioptimalkan pemuatannya menggunakan teknik *prefetching* untuk mengurangi *latency* komputasi [13]. Pada lapisan model CNN, *BatchNormalization* diintegrasikan untuk menstabilkan distribusi aktivasi *neuron* dan meningkatkan laju konvergensi selama pelatihan, sesuai dengan metodologi yang diterapkan dalam klasifikasi gambar artefak budaya berbasis CNN pada studi kasus wayang kulit Indonesia [14].

### 2.3. Perancangan Model

Model CNN yang diusulkan untuk klasifikasi tokoh wayang Kurawa, yaitu citraksa, citraksi, durmagati, dursasana, dursilawati, duryudana, kartamarma, dan bukan wayang, adalah *MobileNetV2*. model *machine learning* ini menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan *library* TensorFlow dan Keras, serta arsitektur *MobileNet* untuk membuat model dengan akurasi yang baik. Selama proses pelatihan, model ini akan melalui beberapa tahapan hingga menghasilkan output klasifikasi untuk setiap kategori wayang atau bukan wayang. Berikut adalah usulan tahapan model CNN arsitektur *MobileNetV2* yang dapat dilihat pada tabel berikut.

Tabel 1. Perancangan Model (Arsitektur)

Parameter	Nilai
<i>Base Model</i>	<i>MobileNetV2 (include_top=False, pretrained dengan ImageNet)</i>
<i>Bottleneck Residual</i>	17 (sesuai arsitektur asli <i>MobileNetV2</i> )
<i>Input Shape</i>	(224, 224, 3)
Jumlah Kelas ( <i>num_classes</i> )	8 (sesuai dengan dataset)
Lapisan Tambahan	- <i>GlobalAveragePooling2D</i> - <i>BatchNormalization</i> - <i>Dense(256, activation='relu')</i> - <i>Dropout(0.3)</i> - <i>Dense(num_classes, activation='softmax')</i>
<i>Activation Function</i>	<i>ReLU</i> (pada <i>Dense</i> ) dan <i>Softmax</i> (pada <i>output</i> )
<i>Fine-tuning</i>	Hanya 20 lapisan terakhir dari <i>base model</i> yang di- <i>unfreeze</i> pada tahap akhir

Penjelasan tabel 1 merangkum parameter arsitektur model *MobileNetV2*, termasuk *base model*, lapisan tambahan, serta metode *fine-tuning* yang digunakan. Penambahan lapisan seperti *BatchNormalization* dan *Dropout* pada arsitektur CNN menghasilkan efek sinergis yang meningkatkan stabilitas pelatihan dan generalisasi model, sebagaimana dibuktikan dalam studi eksperimental tentang stabilisasi pelatihan *Deep Neural Networks* [15].

## 2.4. Pelatihan Model

Proses pelatihan model klasifikasi tokoh wayang Kurawa diawali dengan membagi data latih secara *K-Fold Cross Validation* untuk mengevaluasi kinerja model pada berbagai *fold*. Selama pelatihan, model menggunakan *Sparse Categorical Crossentropy* sebagai *loss function* dan *Adam* sebagai *optimizer*. Nilai *learning rate* diperoleh melalui *grid search*, lalu diturunkan lagi saat proses *fine-tuning* untuk mencegah *overfitting*. Selain itu, penggunaan *callbacks* seperti *EarlyStopping*, *ReduceLROnPlateau*, dan *ModelCheckpoint* membantu memastikan pelatihan berhenti tepat waktu dan bobot terbaik tersimpan. Rincian lengkap parameter pelatihan yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 2 berikut.

Table 2. Parameter Pelatihan Model (*Training*)

Parameter	Nilai
<i>Loss Function</i>	<i>Sparse Categorical Crossentropy</i>
<i>Optimizer</i>	Adam
<i>Learning Rate</i>	1e-3 atau 1e-4 (hasil <i>grid search</i> ), kemudian dikurangi 1/10 saat <i>fine-tuning</i>
<i>Batch Size</i>	32 atau 64 (hasil <i>grid search</i> )
<i>Epoch (Cross-Validation)</i>	15 (per <i>fold</i> )
<i>Epoch (Fine-Tuning)</i>	15
<i>K-Fold Cross Validation</i>	3 ( <i>K-Fold</i> = 3 split)
<i>Callbacks</i>	<i>EarlyStopping, ReduceLROnPlateau, ModelCheckpoint</i>

Penjelasan table 2 merangkum pengaturan yang berkaitan dengan proses pelatihan, mulai dari *loss function*, *optimizer*, hingga *learning rate* dan *batch size*. Penerapan teknik *EarlyStopping* dan *ReduceLROnPlateau* pada pelatihan model CNN secara efektif mencegah *overfitting* dengan menghentikan pelatihan ketika validasi *error* stagnan serta menyesuaikan *learning rate* untuk mempercepat konvergensi, sesuai temuan eksperimen pada optimasi model berbasis data terbatas [16].

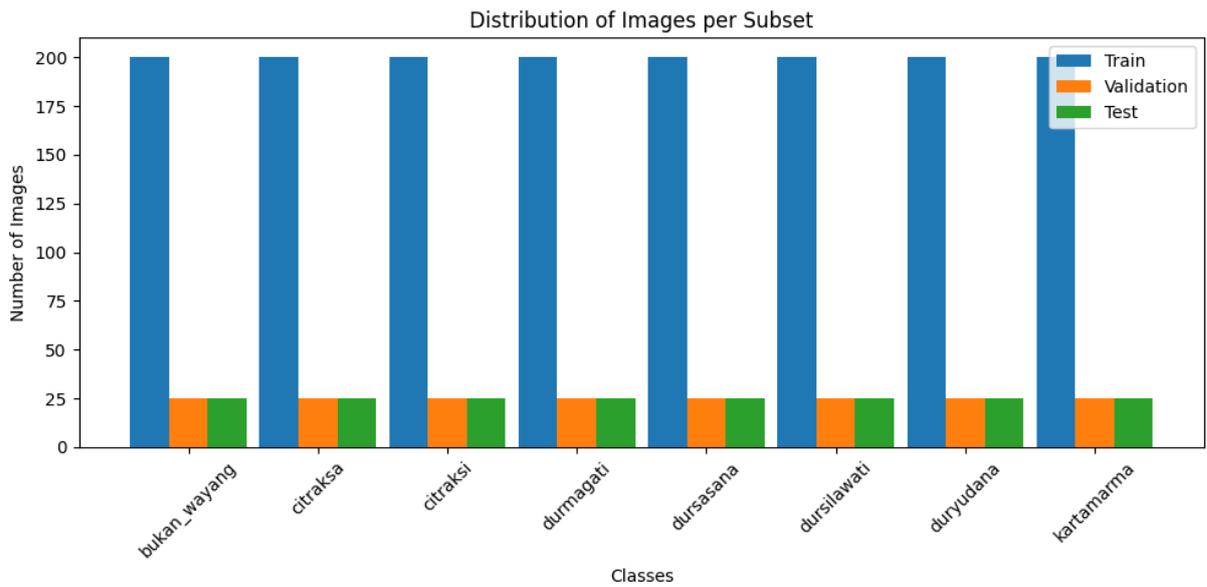
## 2.5. Evaluasi Model

Pada tahap evaluasi, model diuji menggunakan data testing terpisah untuk memastikan objektivitas dalam mengukur kemampuan generalisasi pada data baru. Hasil pengujian dianalisis dengan metrik klasifikasi seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-Score* yang dihitung melalui *confusion matrix*. Akurasi menggambarkan proporsi prediksi benar terhadap total sampel, mencerminkan kinerja keseluruhan model dalam klasifikasi wayang kulit Kurawa [17]. Presisi dan *recall* masing-masing mengukur akurasi prediksi positif dan kemampuan model mengidentifikasi wayang kulit Kurawa yang relevan. Sementara itu, *F1-Score* digunakan untuk menilai keseimbangan antara presisi dan *recall*, khususnya pada dataset tidak seimbang dalam konteks klasifikasi wayang kulit Kurawa [18]. Selain itu, pengukuran metrik klasifikasi yang dijelaskan dalam penelitian sebelumnya [19] menekankan pentingnya evaluasi model untuk mengoptimalkan hasil prediksi pada klasifikasi dataset serupa.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Pengumpulan Data

Total keseluruhan berjumlah 2.000 data yang terdiri dari delapan kelas yaitu bukan wayang, citraksi, citrasisi, durmagati, dursasana, dusilawati, diyudana, dan karanarma. Setiap kelas memiliki jumlah data yang bervariasi. Selanjutnya, dilakukan proses *split validation* dengan pembagian data *training* sebesar 80%, data *validation* sebesar 10%, dan data *testing* sebesar 10%. Pada gambar 3 berikut ini menunjukkan visualisasi distribusi dataset tiap kelas.



Gambar 3. Visualisasi Distribusi Dataset

### 3.2 Preprocessing Data

Data yang telah dikumpulkan masuk ke dalam tahapan preprocessing dengan menggunakan teknik augmentasi *Random Flip*, *Random Rotation*, *Random Zoom*, *Random Contrast*, serta normalisasi dengan *BatchNormalization*. Berikut adalah sampel dari citra wayang kulit Kurawa untuk memperlihatkan visualisasi hasil *preprocessing* data yang dapat dilihat pada Gambar 4.

```
data_augmentation = models.Sequential([
    layers.RandomFlip("horizontal"),
    layers.RandomRotation(0.1),
    layers.RandomZoom(0.1),
    layers.RandomContrast(0.1)
], name="data_augmentation")
```



Gambar 4 Hasil *Preprocessing* Data

Pada gambar 4 terlihat sampel tahapan *preprocessing* data citra. Dalam tahap augmentasi, *Random Flip* membalik gambar secara horizontal untuk menambah variasi tampilan, *Random Rotation* memutar gambar secara acak dengan faktor 0.1 (sekitar  $\pm 36^\circ$ ) untuk menciptakan pergeseran sudut, *Random Zoom* mengubah skala gambar secara acak dengan faktor 0.1 sehingga menghasilkan variasi ukuran, dan *Random Contrast* menyesuaikan tingkat kontras gambar secara acak guna mengoptimalkan pencahayaan. Transformasi ini diterapkan sebelum citra diekstraksi fitur oleh *MobileNetV2* dalam proses *transfer learning*, yang juga

dilengkapi dengan teknik *pooling global*, *batch normalization*, dan *dropout* guna meningkatkan performa dan generalisasi model.

### 3.3 Model Arsitektur *MobileNetV2*

Pada gambar 5 terdapat ringkasan (*summary*) sebuah model *deep learning* yang memanfaatkan arsitektur *MobileNetV2* sebagai inti (*backbone*). Model tersebut kemudian dilengkapi dengan beberapa lapisan tambahan untuk keperluan klasifikasi.

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_layer_1 (InputLayer)	(None, 224, 224, 3)	0
data_augmentation (Sequential)	(None, 224, 224, 3)	0
mobilenetv2_base (Functional)	(None, 7, 7, 1280)	2,257,984
global_average_pooling2d (GlobalAveragePooling2D)	(None, 1280)	0
batch_normalization (BatchNormalization)	(None, 1280)	5,120
dense (Dense)	(None, 256)	327,936
dropout (Dropout)	(None, 256)	0
dense_1 (Dense)	(None, 8)	2,056

Total params: 3,258,202 (12.43 MB)  
 Trainable params: 332,552 (1.27 MB)  
 Non-trainable params: 2,260,544 (8.62 MB)  
 Optimizer params: 665,106 (2.54 MB)

Gambar 5. Detail Model CNN *MobileNetV2*

*MobileNetV2* dirancang untuk perangkat dengan sumber daya terbatas (misalnya pada perangkat seluler), namun tetap mampu menghasilkan performa yang kompetitif. Terlihat bahwa backbone *MobileNetV2* memiliki sejumlah besar parameter, sementara lapisan kustom seperti *Global Average Pooling*, *Batch Normalization*, *Dense*, dan *Dropout* ditambahkan di bagian akhir (*head*) model untuk menyesuaikan output terhadap jumlah kelas yang diinginkan. Dengan demikian, keseluruhan model ini merupakan perpaduan antara efisiensi *MobileNetV2* dan fleksibilitas lapisan kustom untuk tugas klasifikasi tertentu.

### 3.4 Pelatihan Model

Pelatihan model untuk klasifikasi wayang kurawa dilakukan dalam dua tahap utama, yaitu pencarian *hyperparameter* optimal dan *fine-tuning* model. Pada tahap pertama, digunakan pendekatan *grid search* dengan validasi silang (*k-fold*, *k* = 3) selama 15 *epoch* untuk menentukan kombinasi *hyperparameter* terbaik. Misalnya, dilakukan pengujian terhadap nilai *batch\_size* yang dapat bernilai 32 atau 64 serta *learning rate* yang dicoba pada nilai 1e-3 dan 1e-4, seperti pada perintah :

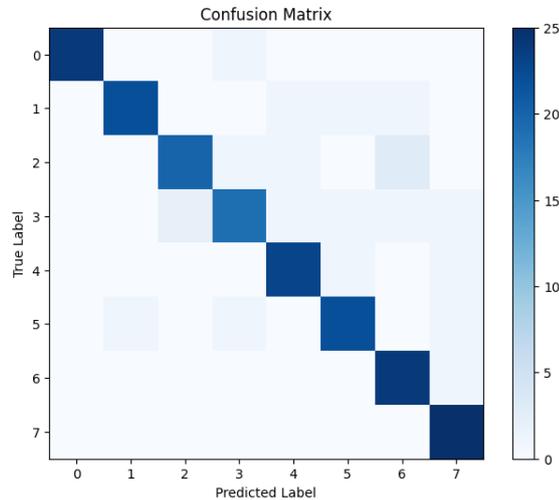
```
grid_search_cv(train_images, train_labels, k_fold=3, epochs=15, hyperparameters={'batch_size': [32, 64], 'learning_rate': [1e-3, 1e-4]})
```

Pada tahap ini, model *transfer learning* berbasis *MobileNetV2* dilatih dengan *base model* yang dibekukan sehingga hanya lapisan tambahan yang dioptimalkan, yang membantu menjaga kestabilan ekstraksi fitur dari citra wayang kurawa. Setelah *hyperparameter* optimal ditemukan, tahap kedua adalah *fine-tuning* untuk meningkatkan performa model. Pada proses ini, *base model* di-*unfreeze* secara parsial dengan membiarkan hanya 20 lapisan terakhir yang dapat dilatih, sementara lapisan awal tetap dibekukan. *Learning rate* pun dikurangi, misalnya dengan pengaturan

```
learning_rate = best_params['learning_rate'] / 10
```

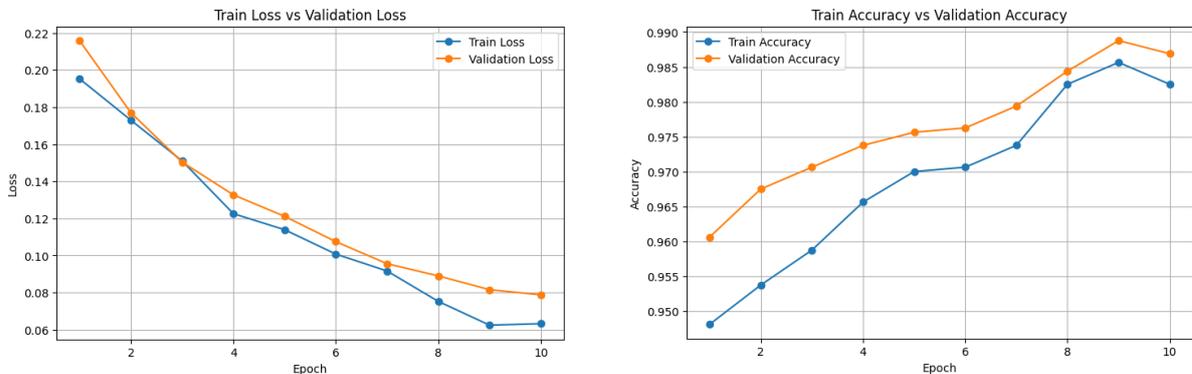
Sehingga *optimizer* Adam dapat melakukan penyesuaian parameter secara lebih halus. Model kemudian dikompilasi ulang dengan loss function *sparse\_categorical\_crossentropy* dan dievaluasi menggunakan *callback* seperti *EarlyStopping* dan *ReduceLROnPlateau* untuk menghindari *overfitting* dan memastikan konvergensi.

### 3.5 Evaluasi Model



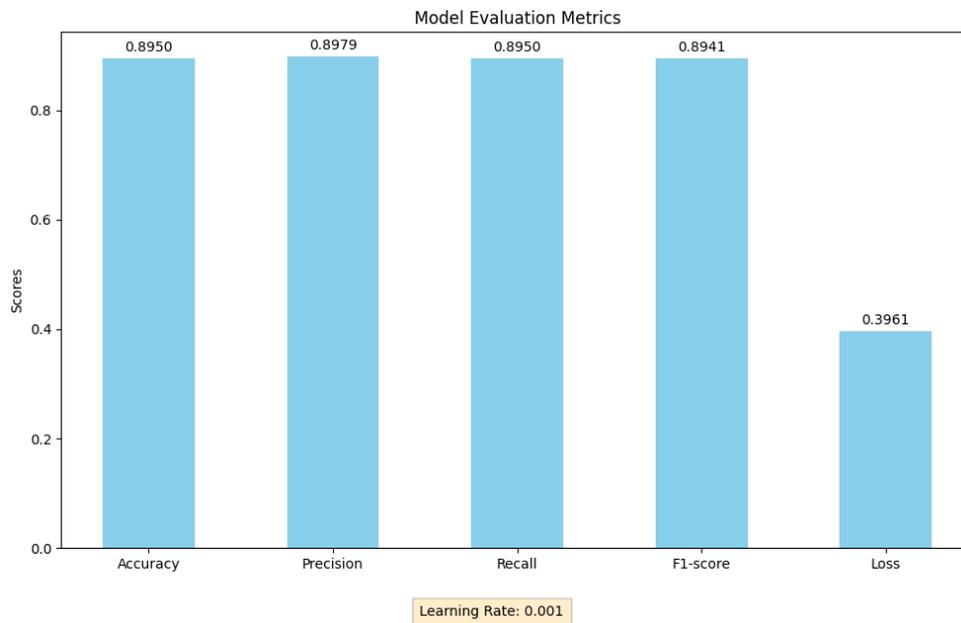
Gambar 6. *Confusion Matrix*

Pada gambar 6 menunjukkan *confusion matrix* yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi. Matriks ini membandingkan label yang diprediksi oleh model dengan label yang sebenarnya. Warna yang lebih gelap pada sel menunjukkan jumlah prediksi yang benar, sementara sel yang lebih terang menunjukkan kesalahan prediksi. Dengan melihat matriks ini, kita dapat menilai seberapa baik model dalam mengklasifikasikan data.



Gambar 7. Perbandingan *Loss* dan *Validation*

Pada gambar 7 menunjukkan perbandingan antara *train loss* dan *validation loss* serta *train accuracy* dan *validation accuracy* selama proses pelatihan. Kedua kurva menunjukkan peningkatan yang signifikan pada akurasi dan penurunan pada *loss* seiring berjalannya *epoch*, yang mengindikasikan bahwa model semakin baik dalam memprediksi data dan tidak mengalami *overfitting*.



Gambar 8. Hasil Evaluasi Model

Pada gambar 8 menunjukkan hasil evaluasi model dalam bentuk grafik batang yang menggambarkan lima metrik kinerja: Akurasi, Presisi, *Recall*, *F1-score*, dan *Loss*. Setiap metrik ditampilkan dengan nilai yang dihitung selama pelatihan model. Nilai untuk metrik seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* berada pada kisaran 0.89, menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang sangat baik dalam hal prediksi yang benar dan keseimbangan antara presisi dan *recall*. Namun, nilai *loss* yang lebih rendah (0.3961) menunjukkan bahwa meskipun model memiliki kinerja yang baik, masih terdapat kesalahan dalam prediksi yang harus diminimalkan lebih lanjut. Selain itu, *learning rate* model yang digunakan adalah 0.001, yang tercantum di bagian bawah grafik.

### 3.6 Diskusi

Secara keseluruhan, model yang dikembangkan dengan menggunakan arsitektur *MobileNetV2* menunjukkan performa yang sangat baik dalam hal akurasi klasifikasi, dengan metrik seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* berada pada kisaran 0.89. Ini menunjukkan bahwa model berhasil mengklasifikasikan citra wayang dengan baik, serta mampu menjaga keseimbangan antara presisi dan *recall*. Namun, meskipun model menunjukkan kinerja yang memuaskan, terdapat beberapa hal yang perlu diperhatikan. Nilai *loss* yang lebih rendah (0.3961) mengindikasikan adanya kesalahan dalam prediksi yang perlu diperbaiki lebih lanjut. Salah satu faktor yang dapat berkontribusi pada hal ini adalah kemungkinan terjadinya *overfitting*, meskipun kurva *loss* dan akurasi menunjukkan perbaikan yang signifikan. Oleh karena itu, perlu dilakukan evaluasi lebih lanjut untuk memverifikasi apakah model terlalu terfokus pada data pelatihan dan kesulitan dalam menggeneralisasi pada data uji. Penting juga untuk membandingkan hasil yang diperoleh dengan penelitian lain yang menggunakan model serupa, seperti CNN pada objek budaya lain. Hal ini dapat memberikan perspektif yang lebih luas mengenai efektivitas model dalam konteks yang lebih besar, serta menilai apakah arsitektur *MobileNetV2* adalah pilihan yang tepat untuk klasifikasi citra wayang kurawa dibandingkan dengan model lain yang digunakan dalam studi sejenis. Dalam hal *preprocessing* data, teknik augmentasi seperti *Random Flip*, *Random Rotation*, dan *Random Zoom* terbukti efektif dalam meningkatkan variasi data, yang pada gilirannya membantu model untuk lebih *robust* dalam mengenali berbagai variasi citra wayang. Transformasi ini sangat penting dalam melatih model yang dapat mengatasi kondisi nyata di lapangan, di mana citra yang diambil bisa memiliki sudut pandang dan kontras yang berbeda. Secara keseluruhan, meskipun model menunjukkan hasil yang sangat baik, masih ada ruang untuk perbaikan lebih lanjut, terutama dalam hal mengurangi *overfitting* dan meningkatkan akurasi pada data yang tidak terlihat sebelumnya. Hal ini dapat dilakukan melalui peningkatan teknik augmentasi data, *fine-tuning* lebih lanjut, atau eksperimen dengan arsitektur model lain yang lebih kompleks.

#### 4. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan arsitektur *MobileNetV2* dapat secara efektif mengklasifikasikan tokoh-tokoh Kurawa dalam wayang kulit. Model yang dikembangkan berhasil mencapai akurasi 89,50%, dengan *top-3 accuracy* sebesar 98%, menunjukkan kemampuan yang tinggi dalam mengidentifikasi karakter wayang dengan presisi yang sangat baik. Pendekatan ini membuktikan potensi besar teknologi deep learning dalam mendukung pelestarian warisan budaya Indonesia, khususnya wayang kulit, di era digital. Dengan hasil ini, dokumentasi digital wayang kulit dapat diakses secara interaktif oleh generasi muda, sekaligus mempertahankan relevansi budaya tradisional di tengah pesatnya perkembangan teknologi. Ke depannya, penelitian ini dapat menjadi dasar bagi pengembangan lebih lanjut dalam pelestarian dan promosi budaya, melalui integrasi teknologi canggih untuk dokumentasi dan interaksi yang lebih kaya dengan generasi muda.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] UNESCO, *Building Peace through Education, Science and Culture*, 2025
- [2] A. Setya, S. Pratama, A. Prasetya Wibawa, and A. N. Handayani, "CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK MENENTUKAN GAGRAK WAYANG KULIT," 2022.
- [2] A. Setya, S. Pratama, A. Prasetya Wibawa, and A. N. Handayani, "CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK MENENTUKAN GAGRAK WAYANG KULIT," 2022.
- [3] F. Akbar, J. Handani, E. Wijayanti, and R. Fiati, "IMPLEMENTATION OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK METHOD IN CLASSIFYING PANDAWA SHADOW PUPPETS," *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, vol. 6, no. 1, pp. 211–219, 2025, doi: 10.52436/1.jutif.2025.6.1.1851.
- [5] A. F. Kurnianto, *Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) dan Long Short-Term Memory Recurrent (LSTM) pada Pengenalan Tokoh Wayang Kulit Berbasis Android*, Skripsi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur, Surabaya, Indonesia, 2024.
- [6] Irawan, C., Rachmawanto, E. H., & Hadi, H. P., "Ensemble Learning Layer for Wayang Recognition using CNN-based ResNet-50 and LSTM" 2025.
- [7] Nurhikmat, A., "Image Classification of Wayang Using Transfer Learning and Fine-Tuning of CNN Models" 2024.
- [8] Kurnianto, A. F., "Implementasi *Convolutional Neural Network (CNN)* dan *Long Short-Term Memory Recurrent (LSTM)* Pada Pengenalan Tokoh Wayang Kulit Berbasis Android" 2024.
- [9] Wibawa, A. P., Pratama, W. A. Y., Handayani, A. N., & Ghosh, A., "Convolutional Neural Network (CNN) to determine the character of wayang kulit" 2022.
- [10] F. Fatmayati, M. Nugraheni, and R. Nuraini, "Classification of Character Types of Wayang Kulit Using Extreme Learning Machine and Morphological Feature Extraction," *Buletin Ilmiah Sarjana Teknik Elektro*, vol. 5, no. 1, pp. 317–326, Jun. 2023, doi: 10.47065/bits.v5i1.3568.
- [11] Y. Zhang, D. Liu, W. Chen, and L. Sun, "Microstructural analysis and multiscale modeling for stiffening and strengthening of consolidated earthen-site soils," *J Cult Herit*, vol. 55, pp. 143–148, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.culher.2022.03.005>.
- [12] C. Shorten and T. M. Khoshgoftaar, "A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning," *J Big Data*, vol. 6, no. 1, Dec. 2019, doi: 10.1186/s40537-019-0197-0.
- [13] P. Bi, Y. Deng, and X. Du, "A robust optimal mean cosine angle 2DPCA for image feature extraction," *Neural Comput Appl*, vol. 34, no. 22, pp. 20117–20134, 2022, doi: 10.1007/s00521-022-07572-z.
- [14] C. B. Wilda, A. Burnstock, K. Suhling, F. Mattioli Della Rocca, R. K. Henderson, and J. Nedbal, "Visualising varnish removal for conservation of paintings by fluorescence lifetime imaging (FLIM)," *Herit Sci*, vol. 11, no. 1, Dec. 2023, doi: 10.1186/s40494-023-00957-w.
- [15] W. He, M. Wu, and S.-K. Lam, "ACSL: Adaptive correlation-driven sparsity learning for deep neural network compression," *Neural Networks*, vol. 144, pp. 465–477, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2021.09.012>.
- [16] D. Muhr, M. Affenzeller, and J. Küng, "A Probabilistic Transformation of Distance-Based Outliers," *Mach Learn Knowl Extr*, vol. 5, no. 3, pp. 782–802, Sep. 2023, doi: 10.3390/make5030042.
- [17] J. Simon *et al.*, "Role of sex in lung cancer risk prediction based on single low-dose chest computed tomography," *Sci Rep*, vol. 13, no. 1, Dec. 2023, doi: 10.1038/s41598-023-45671-6.

- [18] I. Gandin, A. Scagnetto, S. Romani, and G. Barbati, “Interpretability of time-series deep learning models: A study in cardiovascular patients admitted to Intensive care unit,” *J Biomed Inform*, vol. 121, Sep. 2021, doi: 10.1016/j.jbi.2021.103876.
- [19] Yusman, M. A., Evanita, & Riadi, A. A. (2023). Classification of Fig Ripeness Using Convolutional Neural Network Based Android. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi (JuTISI)*, 9(2), 167–174. <https://doi.org/10.28932/jutisi.v9i2.5701>