

# PENERAPAN ARSITEKTUR CNN-EFFICIENTNETB2 DENGAN TRANSFER LEARNING PADA KLASIFIKASI GAMBAR TOKOH WAYANG KULIT

Hafizh Kennandya Maulana<sup>1</sup>, Henni Endah Wahanani<sup>2</sup>, Muhammad Muharrom Al Haromayni<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur; Jl. Rungkut Madya, Gunung Anyar, Surabaya; Fax/telp +62 (031) 870 6372

Received: 17 Desember 2024

Accepted: 14 Januari 2025

Published: 20 Januari 2025

## Keywords:

Klasifikasi; *EfficientNetB2*;  
*ResNet50*; *Transfer Learning*;  
Wayang Kulit.

## Correspondent Email:

[hkennandya@gmail.com](mailto:hkennandya@gmail.com)

**Abstrak.** Wayang merupakan seni pertunjukan berupa boneka tiruan dengan terdiri dari beberapa jenis yang masing-masingnya memiliki ciri khas tersendiri berdasarkan daerah, seperti wayang kulit yang merupakan jenis wayang dari Jawa Timur dengan ciri khas bentuk tokoh-tokohnya yang pipih dan bertangkai. Meskipun masing-masing tokoh memiliki bentuk yang beragam, beberapa tokoh memiliki kemiripan 2 dari bentuk atribut, pola ataupun warna. Hal tersebut menimbulkan kendala dalam mengenali tokoh wayang, terutama bagi generasi muda yang baru mengenal kesenian wayang. Dengan adanya hal tersebut penelitian ini dilakukan sebagai upaya mengenalkan kesenian wayang dan melestarikan kebudayaan Indonesia pada generasi muda. Fokus utama penelitian ini adalah menguji arsitektur CNN 4 yang berbeda untuk mencapai tingkat akurasi yang lebih baik pada klasifikasi gambar tokoh wayang kulit. *EfficientNetB2* dipilih sebagai arsitektur yang diterapkan dengan teknik *Transfer Learning* untuk melakukan penugasan pada klasifikasi gambar tokoh wayang kulit dan *ResNet50* sebagai pembanding. Data dalam penelitian ini berupa data sekunder yang diambil dari website Kaggle, yang kemudian diolah dengan dua tahapan, yaitu pembagian data testing, validation, dan testing, dan augmentasi data. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model *EfficientNetB2* dan *ResNet50* berhasil diterapkan untuk klasifikasi gambar tokoh wayang kulit yang terdiri dari 22 kelas dengan akurasi tinggi.

**Abstract.** *Wayang is a performing art in the form of imitation puppets consisting of several types, each of which has its own characteristics based on the region, such as wayang kulit which is a type of wayang from East Java with the characteristic of the shape of its flat and stemmed characters. Although each character has a variety of shapes, some characters have similarities in terms of attribute shapes, patterns or colors. This creates obstacles in recognizing wayang characters, especially for the younger generation who are new to wayang art. With this, this research was conducted as an effort to introduce wayang art and preserve Indonesian culture to the younger generation. The main focus of this research is to test different CNN 4 architectures to achieve a better level of accuracy in classifying wayang kulit character images. Efficient NetB2 was chosen as the architecture applied with the Transfer Learning technique to perform assignments on the classification of wayang kulit character images and ResNet50 as a comparison. The data in this study are secondary data taken from the Kaggle website, which are then processed in two stages, namely the division of testing, validation, and testing data, and data augmentation. The results of the study showed that the Efficient NetB2 and ResNet50 models were successfully applied to classify wayang kulit character images consisting of 22 classes with high accuracy.*

## 1. PENDAHULUAN

Wayang merupakan salah satu dari banyaknya kebudayaan yang dimiliki oleh Indonesia yang diwariskan secara turun menurun sejak dahulu kala. Wayang merupakan seni pertunjukan berupa boneka tiruan orang dari pahatan kulit atau kayu sebagai pemeran dalam cerita yang dibawakan oleh dalang [1].

Wayang terdiri dari beberapa jenis yang masing-masingnya memiliki ciri khas tersendiri berdasarkan daerah, seperti wayang kulit yang merupakan jenis wayang dari Jawa Timur dengan ciri khas bentuk tokoh-tokohnya yang pipih dan bertangkai [2]. Setiap tokoh wayang memiliki bentuk visual yang unik serta makna filosofis dan simbolis yang mencerminkan semangat pada bidang seni dan budaya [3]. Misalnya, Semar yang memiliki bentuk fisik perut bulat yang melambang bumi sebagai tempat tinggal makhluk hidup atau Petruk yang berbentuk panjang melambangkan makhluk hidup perlu berpikir panjang dalam menjalani kehidupan [4].

Beragamnya bentuk yang dimiliki oleh masing-masing tokoh wayang kulit, membuat timbulnya kemiripan dari pada beberapa tokoh wayang mulai dari bentuk atribut, pola ataupun warna. Hal tersebut menimbulkan kendala dalam mengenali tokoh wayang, terutama bagi generasi muda yang baru mengenal kesenian wayang. Misalnya, pada wayang kulit terdapat kemiripan antara tokoh Bima dengan Arjuna pada gelungnya yang berbentuk minangkara (supit urang).

Kendala dalam mengenali tokoh wayang merupakan salah satu dampak dari kurangnya kepedulian generasi muda saat ini terhadap kesenian wayang, di mana saat ini anak muda lebih tertarik dengan kebudayaan asing dibandingkan kebudayaan dalam negeri [5]. Berdasarkan kendala tersebut, penelitian ini ditujukan sebagai upaya mengenalkan kesenian wayang dan melestarikan kebudayaan Indonesia pada generasi muda.

Karakteristik yang membedakan masing-masing tokoh wayang sebenarnya dapat dikenali dengan mempelajari pola fitur yang menjadi ciri khas masing-masing tokoh. Pengelolaan Citra merupakan proses perbaikan kualitas citra agar manusia atau mesin dapat dengan mudah mengidentifikasi atau mempresentasikan citra [6]. Pengolahan citra ini menggunakan citra sebagai input dan

menghasilkan citra yang memiliki kualitas lebih baik sebagai output.

Banyaknya informasi yang dimiliki oleh citra mengakibatkan terjadinya degradasi seperti cacat, noise, warna kurang tajam, dan kabur sehingga citra sulit untuk diimplementasikan. Untuk mengatasi hal tersebut diperlukan beberapa pengelolaan citra digital guna meningkatkan kualitas citra seperti *Resizing*, ruang warna *Hue Saturation Value*, *K-Nearest Neighbour*, dan *Euclidean Distance*.

Salah satu jenis arsitektur *Deep Learning* yang cocok dalam penugasan citra adalah *Convolutional Neural Network (CNN)*. CNN menggunakan lapisan konvolusi untuk mempelajari fitur-fitur spasial seperti sudut, tekstur, atau bentuk abstrak dalam menggambarkan kelas atau kuantitas target [7]. Berdasarkan hal tersebut, CNN dipilih sebagai jenis arsitektur untuk mengklasifikasikan gambar tokoh wayang kulit pada penelitian ini.

Meskipun kinerja CNN mendukung penugasan citra, efisiensi menjadi sebuah permasalahan yang perlu diatasi. CNN memanfaatkan sejumlah parameter yang diperlukan, sehingga membutuhkan penyimpanan memori yang cukup besar [8]. Upaya untuk mengatasi permasalahan tersebut adalah dengan menerapkan teknik *Transfer Learning* [9].

Berbagai penelitian menggunakan komputasi pada penugasan citra telah dilakukan untuk mengklasifikasikan gambar tokoh wayang. Penelitian yang dilakukan oleh [10] menunjukkan nilai akurasi sebesar 80-85% menggunakan menggunakan CNN dengan arsitektur LeNet. Kemudian penelitian lain yang menggunakan beberapa arsitektur dengan teknik *Transfer Learning* menunjukkan hasil akurasi tertinggi oleh arsitektur *EfficientNetB2* sebesar 96,6% dalam melakukan klasifikasi pada penyakit tanaman persik [11].

Penelitian ini dilakukan untuk menguji arsitektur *EfficientNetB2* guna mencapai tingkat akurasi yang lebih baik pada klasifikasi gambar tokoh wayang kulit. *EfficientNetB2* dipilih sebagai arsitektur yang diterapkan dengan teknik *Transfer Learning* untuk melakukan penugasan pada klasifikasi gambar tokoh wayang kulit di penelitian ini. Selain itu *EfficientNetB2* dipilih dikarenakan efisiensinya dalam kinerja dan jumlah parameter [12].

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah arsitektur Deep Learning yang mempelajari input secara langsung tanpa menerapkan fitur ekstraksi lain [13]. CNN menggunakan metode Supervised Learning dalam mengklasifikasikan data berdasarkan label ke dalam masing-masing kategori [14]. Dibandingkan model Neural Network lainnya, CNN memberikan hasil akurasi dan performa dalam mengklasifikasikan gambar yang lebih baik [15]. Perbedaan antara CNN dengan model Neural Network lainnya terdapat pada lapisan Convolution, yang mempelajari fitur-fitur spasial seperti sudut, tekstur, atau bentuk abstrak dalam menggambarkan kelas atau kuantitas target.

CNN memiliki beberapa tahapan untuk mempelajari fitur, setiap tahapan terdiri dari beberapa lapisan seperti *Convolution Layer* dan *Pooling Layer*. Masing-masing lapisan memiliki *input* dan *output* yang terdiri dari *Feature Map*. *Input* dan *output* pada masing-masing lapisan mengikuti susunan hierarki, sehingga *output* pada lapisan yang telah diproses akan menjadi *input* pada lapisan berikutnya, begitu juga seterusnya. Sementara itu, proses klasifikasi juga terdiri dari beberapa tahapan yang meliputi *Flatten*, *Fully Connected Layer*, dan *Softmax*.

### 2.2 Transfer Learning

CNN membutuhkan jumlah sampel data pelatihan yang besar selama proses pelatihan, sehingga diperlukan suatu teknik pendekatan untuk menyelesaikan permasalahan tersebut [16]. Salah satu teknik pendekatan yang dapat digunakan adalah *Transfer Learning*, yang memanfaatkan informasi fitur pada unit neuron yang telah dipelajari di penugasan tertentu untuk menyelesaikan penugasan lainnya pada domain yang sama [17]. *Transfer Learning* dapat diterapkan untuk mengatasi keterbatasan jumlah sample, sehingga mampu meningkatkan kinerja model untuk penugasan klasifikasi.

### 2.3 EfficientNet

EfficientNet merupakan arsitektur CNN yang dirancang untuk memberikan keseimbangan pada optimalisasi antara akurasi dan efisiensi kinerja komputasi. EfficientNet menggunakan penerapan teknik optimasi yang

disebut *Model Scaling*, seperti *width scaling*, *depth scaling*, *resolution scaling* dan *compound scaling* [18]. EfficientNet menggunakan pendekatan *width scaling* untuk mengatur resolusi gambar input yang berbeda secara proporsional dengan kedalaman dan lebar model. Hal ini memungkinkan model untuk memanfaatkan informasi penting di setiap resolusi. Penggunaan komponen *Inverted Residuals* dan *Linear Bottleneck* pada arsitektur EfficientNet juga membantu mengurangi jumlah parameter dengan mempertahankan kinerja komputasi yang tetap efisien.

### 2.4 Residual Network (ResNet)

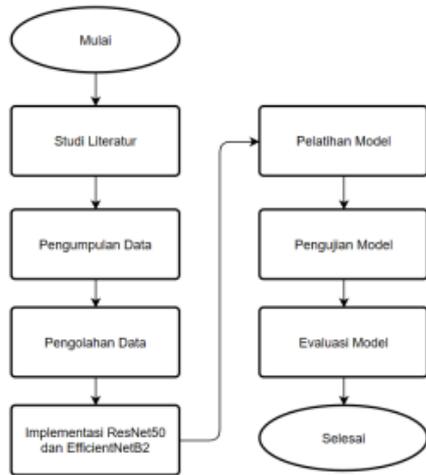
*Residual Network* (ResNet) merupakan arsitektur CNN yang diperkenalkan oleh Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, dan Jian Sun pada tahun 2015. ResNet dibuat untuk mengatasi permasalahan *vanishing gradient*, yaitu suatu keadaan dimana hasil gradien yang dipelajari oleh model tidak dapat mencapai lapisan pertama karena mengalami perkalian berkali-kali sehingga lapisan pertama tidak menerima gradien apapun [19]. ResNet mengatasi permasalahan tersebut dengan membentuk komponen *identity block*. Komponen *identity block* menerapkan fungsi *skip connections*, yaitu fungsi untuk melompati beberapa lapisan sekaligus dengan menambahkan pintasan jalur yang langsung menghubungkan lapisan *input* ke lapisan *output*, sehingga informasi asli dari lapisan input dapat mengalir tanpa mengalami kendala. ResNet memiliki beberapa model arsitektur berdasarkan jumlah lapisan yang digunakan, yaitu 18 lapisan, 34 lapisan, 50 lapisan, 101 lapisan, dan 152 lapisan. Lapisan pertama dan kedua dari arsitektur ResNet merupakan *Convolution Layer* berukuran  $7 \times 7$  dan *maximum pooling* berukuran  $3 \times 3$ .

## 3. METODE PENELITIAN

### 3.1. Alur Penelitian

Penelitian dimulai dengan melakukan studi literatur terhadap jurnal dan artikel yang berkaitan dengan topik penelitian. Setelah itu, pengumpulan data dengan masing-masing kelas yang telah dikelompokkan berdasarkan label dan pengolahan data yang membagi data menjadi *training*, *validaton*, dan *testing* serta menyesuaikan ukuran citra gambar. Kemudian,

melakukan perancangan masing-masing model arsitektur EfficientNetB2 dan ResNet50 dengan pendekatan *Transfer Learning* untuk pelatihan model.



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

Pelatihan model dilakukan dengan berupa skenario untuk menemukan parameter terbaik pada model arsitektur yang digunakan. Tahapan terakhir merupakan pengujian dan evaluasi model untuk menunjukkan hasil kinerja model yang telah dilatih untuk melakukan penugasan klasifikasi pada gambar tokoh wayang.

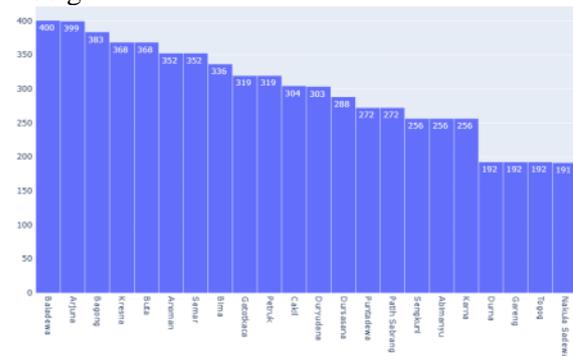
### 3.2. Studi Literatur

Pada tahap studi literatur, peneliti mencari, membaca, dan mempelajari artikel ilmiah, makalah ilmiah, dan berbagai penelitian sebelumnya yang memiliki topik serupa dengan penelitian yang dilakukan. Studi literatur bertujuan untuk mendapatkan dasar teori yang mendukung pelaksanaan penelitian. Peneliti melakukan pencarian dan pengumpulan data terkait tokoh wayang, pengolahan citra, dan teknik *Transfer Learning* dengan arsitektur EfficientNetB2 dan ResNet50. Referensi dari literatur yang telah dipelajari dan digunakan oleh peneliti akan dilampirkan dalam daftar pustaka pada bagian akhir laporan skripsi.

### 3.3. Pengumpulan Data

Pada tahap ini, pengumpulan data dilakukan dengan melakukan observasi pada beberapa dataset yang tersedia di internet. Dataset yang digunakan pada penelitian ini merupakan data sekunder, yang diambil dari website Kaggle.

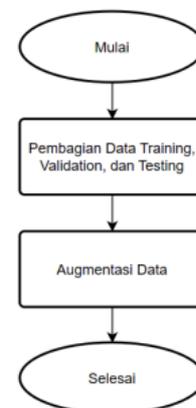
Dataset bersifat publik yang diterbitkan oleh Achmad Solichin dan Sanding Riyanto sebagai pemilik dataset. Dataset terdiri dari 22 kelas yang merupakan tokoh-tokoh wayang, yaitu Abimanyu, Anoman, Arjuna, Bagong, Baladewa, Bima, Buta, Cakil, Durna, Dursasana, Duryudana, Gareng, Gatotkaca, Karna, Kresna, Nakula Sadewa, Patih Sabrang, Petruk, Puntadewa, Semar, Sengkuni, dan Togog. Dataset yang digunakan memiliki keseluruhan total gambar berjumlah 6570 dengan setiap kelas yang terdiri dari 190 hingga 400 gambar.



Gambar 2. Distribusi Kelas Dataset

### 3.4. Pengolahan Data

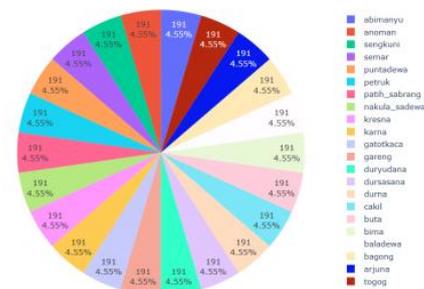
Pengolahan data pada penelitian ini terdiri dari dua tahapan, yaitu pembagian data *training*, *validation*, dan *testing*, dan augmentasi data. Pada tahapan ini, gambar yang terdiri dari beberapa format yang berbeda diubah menjadi jpg untuk mendapatkan keseluruhan gambar dengan format yang sama. Ukuran citra gambar juga diubah menjadi  $224 \times 224$ , sehingga setiap gambar memiliki ukuran citra yang konsisten.



Gambar 3. Diagram Alur Tahapan Pengelolaan Data

### 3.5 Undersampling Data

Pada tahap ini, dilakukan proses *undersampling* untuk menyeimbangkan jumlah data pada setiap kelas dalam dataset. Metode *undersampling* yang digunakan menghasilkan sebanyak 191 data untuk masing-masing kelas, sehingga distribusi data menjadi lebih seimbang. Setelah proses ini total keseluruhan data yang diperoleh adalah sebanyak 4202 data. Hal ini dilakukan untuk memastikan bahwa model tidak bias terhadap kelas tertentu dan dapat belajar dengan lebih baik dari semua kelas yang ada pada dataset.



Gambar 4. Distribusi Undersampling Data

### 3.6 Pembagian Data Training, Validation, dan Testing

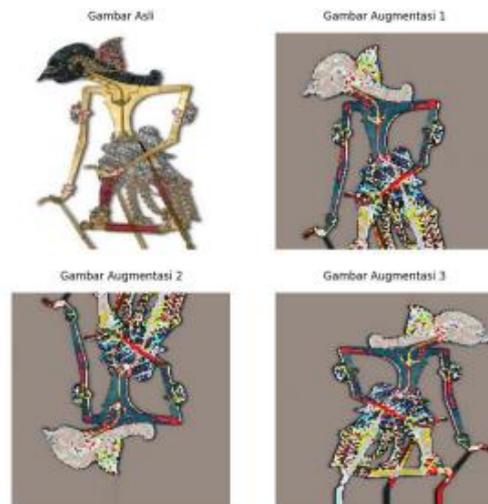
Dalam penelitian ini, rasio yang digunakan dalam proses pembagian dataset dibandingkan berdasarkan *training* dengan *validation* dan juga *training* serta 36 *validation* dengan *testing*. Selain itu, pembagian rasio dataset pada penelitian ini terdiri dari beberapa skenario, diantaranya yaitu 5 banding 5, 6 banding 4, 7 banding 3, 8 banding 2, dan 9 banding 1. Hasil pembagian dataset disimpan pada masing-masing folder berdasarkan rasio dengan nama yang sesuai, yaitu *train* untuk *training*, *val* untuk *validation*, dan *test* untuk *testing*.



Gambar 5. Distribusi Pembagian Data Training, Validation, dan Testing.

### 3.7 Augmentasi Data

Augmentasi data merupakan proses pengolahan atau modifikasi gambar untuk mengenali fitur atau pola pada setiap gambar, sehingga model mampu membedakan masing-masing kelas pada tahap pelatihan. Beberapa teknik pengolahan yang digunakan dalam augmentasi data diantaranya yaitu *flip*, *zoom*, *rotation*, dan *shear*.

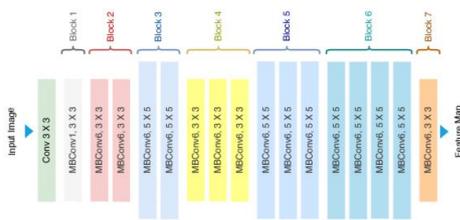


Gambar 6. Hasil Augmentasi Data

Gambar di atas menunjukkan hasil dari pengolahan gambar tokoh wayang pada kelas Abimanyu melalui tahap augmentasi data. Pengolahan gambar tersebut menghasilkan fitur atau pola pada beberapa gambar dengan variasi yang berbeda, sehingga dapat digunakan untuk melatih model dalam mengenali gambar sebagai kelas Abimanyu. Salah satu teknik yang diterapkan untuk menghasilkan beberapa variasi pada gambar tersebut adalah *flip*, yaitu pengolah citra dengan membalik gambar seperti *vertical flip* pada gambar augmentasi 2 dan *horizontal flip* pada gambar augmentasi 3.

### 3.8 EfficientNetB2

EfficientNetB2 merupakan arsitektur Deep Learning yang dirancang untuk mengoptimalkan efisiensi dan kinerja model pembelajaran dalam mengatasi berbagai tugas penglihatan komputer.

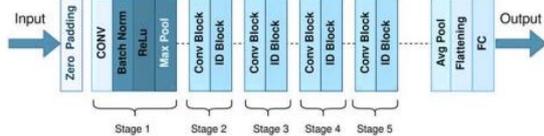


Gambar 7. Arsitektur EfficientNetB2

Pada implementasi model menggunakan arsitektur EfficientNetB2, terdapat 7 tahap yang terdiri dari beberapa lapisan untuk mempelajari setiap fitur atau pola dari data pelatihan. Setelah melalui ketujuh tahapan, terdapat lapisan tambahan seperti *average pooling*, *flatten*, dan *fully connected layer* sebagai tahap klasifikasi dari hasil pelatihan model.

### 3.9 ResNet50

ResNet50 adalah arsitektur Deep Learning yang dirancang untuk mengatasi masalah pelatihan dengan menggunakan pendekatan residual block. Pendekatan tersebut memungkinkan pembelajaran dan representasi model yang lebih baik, sehingga dapat meningkatkan tingkat akurasi prediksi.



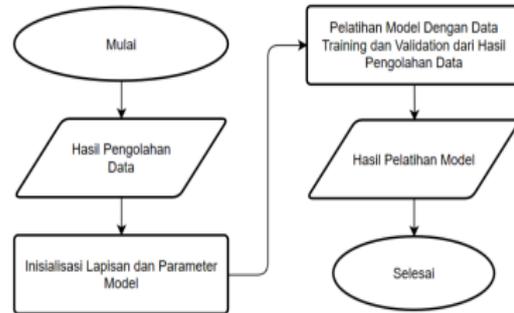
Gambar 8. Arsitektur ResNet50

Pada implementasi model menggunakan arsitektur ResNet50, terdapat 5 tahap yang terdiri dari beberapa lapisan untuk mempelajari setiap fitur atau pola dari data pelatihan. Setelah melalui kelima tahapan, terdapat lapisan tambahan seperti *average pooling*, *flatten*, dan *fully connected layer* sebagai tahap klasifikasi dari hasil pelatihan model.

### 3.10 Pelatihan Model

Pada tahap pelatihan model, lapisan dan parameter model diinisialisasi dengan melakukan penyesuaian *epoch* dan *batch size*. Selama pelatihan, *accuracy* dan *loss* merupakan hasil yang menunjukkan nilai dari proses pelatihan model terhadap data *training* dan *validation*. Hasil dari pelatihan model merupakan sebuah model baru yang telah mempelajari dan mengenali data *training*, sehingga model dapat digunakan untuk

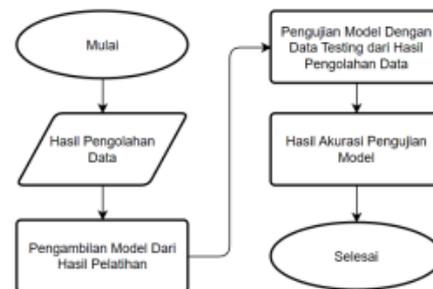
melakukan penugasan klasifikasi pada data yang telah dilatih. Gambar berikut menunjukkan diagram alur dari tahapan pelatihan model.



Gambar 9. Diagram Alur Tahapan Pelatihan Model

### 3.11 Pengujian Model

Pengujian Model merupakan tahap menguji model yang telah dilatih pada data *testing*. Proses pengujian ini bertujuan untuk menunjukkan hasil kinerja model dan mengukur seberapa baik model dapat mengenali fitur atau pola yang telah dipelajari ke dalam data baru yang tidak pernah dilihat sebelumnya.



Gambar 10. Diagram Tahap Pengujian Model

### 3.12 Evaluasi Model

Pada penelitian ini, *confusion matrix* digunakan untuk mengukur nilai prediksi terhadap setiap kelas pada tokoh wayang dari hasil pengujian model dengan nilai pada kelas yang sebenarnya. Sementara itu, *Classification Report* merupakan analisis berbentuk matriks laporan yang bertujuan untuk mengukur seberapa baik model melakukan klasifikasi pada setiap kelas yang ada dalam data *testing*. *Classification report* berisi matriks evaluasi seperti *precision*, *recall*, dan *f1-score*. *Precision* merupakan perbandingan antara *True Positive* (TP) dengan jumlah keseluruhan nilai yang diprediksi sebagai positif. *Recall* merupakan

perbandingan antara *True Positive* (TP) dengan jumlah keseluruhan nilai yang sebenarnya positif. Sementara itu, *f1-score* merupakan *harmonic mean* dari *precision* dan *recall*.

### 3.13 Skenario Penelitian

Pada penelitian ini, skenario yang digunakan mencakup pada perbandingan rasio data, arsitektur yang digunakan, dan penyesuaian parameter model. Parameter model yang digunakan terdiri dari *epoch* yang merupakan jumlah perulangan model dalam melakukan pelatihan dan *batch size* yang merupakan jumlah proses pengolahan model terhadap sampel data pada setiap perulangan selama proses pelatihan.

Tabel 1. Skenario Penelitian Pelatihan Model

Skenario	Rasio Data	Arsitektur	Epoch	Batch Size
1	5 : 5	EfficientNetB2	16	14
2			32	32
3			64	128
4		ResNet50	16	14
5			32	32
6			64	128
7	6 : 4	EfficientNetB2	16	14
8			32	32
9			64	128
10		ResNet50	16	14
11			32	32
12			64	128
13	7 : 3	EfficientNetB2	16	14
14			32	32
15			64	128
16		ResNet50	16	14
17			32	32
18			64	128
19	8 : 2	EfficientNetB2	16	14
20			32	32
21			64	128
22		ResNet50	16	14
23			32	32
24			64	128
25	9 : 1	EfficientNetB2	16	14
26			32	32
27			64	128
28		ResNet50	16	14
29			32	32
30			64	128

Perbandingan terhadap rasio data yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari beberapa skenario, yaitu 5 banding 5, 6 banding 4, 7 banding 3, 8 banding 2, dan 9 banding 1. Sementara itu, skenario arsitektur yang

digunakan terdiri dari EfficientNetB2 dan ResNet50. Selain itu, skenario pada parameter model yang digunakan selama proses pelatihan masing-masing terdiri dari *epoch* 16 dengan *batch size* 14, *epoch* 32 dengan *batch size* 32, dan *epoch* 64 dengan *batch size* 128.

## 4 HASIL DAN PEMBAHASAN

Tabel 2. Hasil Accuracy dan Loss Model Arsitektur EfficientNetB2

Skenario		15	26
Training	Accuracy	97,60%	95,15%
	Loss	0,08	0,14
Validation	Accuracy	97,72%	94,91%
	Loss	0,07	0,14
Testing	Accuracy	96,78%	97.72%
	Loss	0,10	0,12

Berdasarkan tabel di atas, skenario 26 menunjukkan hasil *accuracy* tertinggi pada *testing* dengan nilai 97.72% dan *loss* sebesar 0.12. Namun, grafik pelatihan dari skenario tersebut menunjukkan adanya fluktuasi yang tidak seimbang antara *training* dan *validation*, yang dapat mengindikasikan kemungkinan terjadinya *overfitting*. Skenario yang paling stabil pada model arsitektur EfficientNetB2 adalah skenario 15 dengan nilai *accuracy* 96,78% dan *loss* 0,10 pada pengujianya. Pada skenario ini, *accuracy testing* tidak melebihi *training* dan hasil pelatihan dan pengujian tidak memiliki jarak perbedaan yang besar. Dengan demikian, model pada skenario 15 yang menggunakan rasio dataset 7:3, *epoch* 64, dan *batch size* 128 dikatakan mampu mempelajari dataset dan melakukan klasifikasi terhadap masing-masing kelas dengan baik.



Gambar 11. Hasil klasifikasi prediksi gambar pada skenario 15.

Pada skenario 15, beberapa kelas telah menunjukkan hasil yang sangat memuaskan, seperti Abimanyu, Anoman, Bagong, Baladewa, Cakil, Durna, Kresna, Nakula Sadewa, Petruk, Puntadewa, Semar, dan Sengkuni yang memiliki *precision* 100%. Hal ini menandakan bahwa model sangat akurat dalam mengklasifikasikan gambar dari kelas-kelas tersebut. Selain itu, kelas Buta, Durna, Gareng, Gatokaca, Karna, Nakula Sadewa, Petruk, Semar, dan Togog juga memiliki *recall* 100%, menunjukkan bahwa model berhasil mengenali semua gambar dari kelas-kelas tersebut tanpa ada yang terlewat.

Tingkat *f1-score* yang tinggi juga mendukung performa model dalam mempertahankan keseimbangan antara *precision* dan *recall*, sehingga hasil klasifikasi untuk sebagian besar kelas dapat dikategorikan sebagai sangat baik.

Namun, terdapat beberapa kelas yang masih memerlukan perbaikan, seperti Patih Sabrang yang memiliki *precision* 92,59% dan *recall* 86,20%, menandakan bahwa 11,80% gambar dari kelas ini salah diklasifikasikan. Kelas Kresna memiliki *precision* tinggi sebesar 100%, tetapi *recall* rendah sebesar 82,75%, menunjukkan bahwa model sering kali tidak mengenali sebagian gambar dari kelas ini.

Berdasarkan *confusion matrix*, terdapat beberapa kesalahan prediksi yang signifikan, terutama pada kelas Kresna dan Patih Sabrang. Kelas kresna memiliki 6 gambar yang salah diklasifikasikan sebagai kelas Karna dan 3 gambar salah diklasifikasikan sebagai Duryudana. Sementara itu, Patih Sabrang memiliki 4 gambar yang salah diklasifikasi sebagai Gatokaca dan 3 gambar salah diklasifikasi sebagai Dursasana. Model tampaknya mengalami kesulitan dalam membedakan antara kelas Kresna terhadap kelas Karna dan Duryudana.

Tabel 3. Hasil Accuracy dan Loss Model Arsitektur ResNet50

Skenario		24	30
Training	Accuracy	96,90%	97,28%
	Loss	0,09	0,07

Validation	Accuracy	96,66%	95,45%
	Loss	0,11	0,15
Testing	Accuracy	95,92%	97,04%
	Loss	0,13	0,10

Berdasarkan tabel di atas, skenario 30 menunjukkan hasil *accuracy* tertinggi pada testing dengan nilai 97.04% dan *loss* sebesar 0.10. Namun, grafik pelatihan dari skenario tersebut menunjukkan adanya fluktuasi yang tidak seimbang antara *training* dan *validation*, yang dapat mengindikasikan kemungkinan terjadinya *overfitting*. Skenario yang paling stabil pada model arsitektur ResNet50 adalah skenario 24 dengan nilai *accuracy* 95,92% dan *loss* 0,13 pada pengujian-nya. Pada skenario ini, *accuracy testing* tidak melebihi *training* dan hasil pelatihan dan pengujian tidak memiliki jarak perbedaan yang besar.

Dengan demikian, model pada skenario 24 yang menggunakan rasio dataset 8:2, *epoch* 64, dan *batch size* 128 dikatakan mampu mempelajari dataset dan melakukan klasifikasi terhadap masing-masing kelas dengan baik.



Gambar 12. Hasil klasifikasi prediksi gambar pada skenario 24

Pada skenario 24, beberapa kelas telah menunjukkan hasil yang sangat memuaskan, seperti Arjuna, Cakil, Durna, Duryudana, Karna, Nakula Sadewa, Petruk, dan Sengkuni yang memiliki *precision* 100%. Hal ini menandakan bahwa model sangat akurat dalam mengklasifikasikan gambar dari kelas-kelas tersebut. Selain itu, kelas Arjuna, Bima, Durna, Gareng, Gatokaca, Puntadewa, Sengkuni, dan Togog juga memiliki *recall* 100%, menunjukkan bahwa model berhasil mengenali

semua gambar dari kelas-kelas tersebut tanpa ada yang terlewat.

Tingkat *f1-score* yang tinggi juga mendukung performa model dalam mempertahankan keseimbangan antara *precision* dan *recall*, sehingga hasil klasifikasi untuk sebagian besar kelas dapat dikategorikan sebagai sangat baik.

Namun, terdapat beberapa kelas yang masih memerlukan perbaikan, seperti Baladewa yang memiliki *precision* 94,59% dan *recall* 89,74%, menandakan bahwa 11,26% gambar dari kelas ini salah diklasifikasikan. Kelas Duryudana memiliki *precision* tinggi sebesar 100%, tetapi *recall* rendah sebesar 84,61%, menunjukkan bahwa model sering kali tidak mengenali sebagian gambar dari kelas ini.

Berdasarkan *confusion matrix*, terdapat beberapa kesalahan prediksi yang signifikan, terutama pada kelas Cakil dan Duryudana dengan 6 gambar yang salah diklasifikasikan sebagai kelas Patih Sabrang. Model tampaknya mengalami kesulitan dalam membedakan antara kelas Cakil dan Duryudana terhadap kelas Patih Sabrang.

Kedua arsitektur, EfficientNetB2 dan ResNet50, terbukti mampu melakukan klasifikasi gambar tokoh wayang dengan akurasi yang sangat baik. Hal ini mengindikasikan bahwa kedua arsitektur tersebut memiliki kemampuan yang kuat dalam mengidentifikasi karakteristik dari setiap kelas yang ada pada gambar. Berdasarkan hasil pengujian, arsitektur EfficientNetB2 mencapai akurasi tertinggi sebesar 96,78%, sedangkan arsitektur ResNet50 mencapai 95,92%.

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa arsitektur EfficientNetB2 memiliki performa akurasi yang lebih baik dibandingkan ResNet50. Skenario optimal pada kedua arsitektur melibatkan penggunaan *epoch* sebanyak 64 dengan *batch size* 128, yang terbukti memberikan hasil akurasi tertinggi. Selain itu, rasio dataset yang memberikan akurasi terbaik adalah 7:3 dan 8:2. Rasio ini mampu menghasilkan model yang optimal dengan indikasi *overfitting* atau *underfitting* yang minimal, sehingga model dapat mempelajari pola dari dataset secara efektif dan melakukan klasifikasi gambar dengan tingkat akurasi yang tinggi.

## 5 KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan mengenai klasifikasi gambar tokoh wayang kulit menggunakan arsitektur CNN dengan metode transfer learning, beberapa kesimpulan dapat ditarik sebagai berikut:

- Penelitian ini berhasil menerapkan model EfficientNetB2 dan ResNet50 untuk klasifikasi gambar tokoh wayang kulit dari dataset yang terdiri dari 22 kelas. Kedua model ini mampu mengenali tokoh wayang dengan akurasi yang tinggi.
- Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi rasio dataset, jumlah *epoch*, dan *batch size* yang bervariasi mempengaruhi performa model. Skenario terbaik yang diperoleh menggunakan arsitektur EfficientNetB2 menghasilkan *training accuracy* sebesar 97,60% dan *validation accuracy* sebesar 97,72%, dan *testing accuracy* sebesar 96,78%.
- ResNet50 dan EfficientNetB2 masing-masing menunjukkan keunggulan yang berbeda dalam klasifikasi, di mana *batch size* yang lebih besar dan jumlah *epoch* yang tinggi memberikan hasil yang lebih optimal, terutama pada skenario tertentu.
- Analisis *precision*, *recall*, dan *f1-score* pada masing-masing kelas tokoh wayang kulit memperlihatkan bahwa beberapa kelas, seperti Durna dan Nakula Sadewa, memiliki performa lebih baik dibandingkan kelas lainnya. Hal ini menunjukkan adanya variasi dalam kemampuan model dalam mengenali kelas tertentu.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Pada penelitian ini saya mengucapkan terima kasih kepada:

- Allah SWT atas karunia dan kemudahan yang diberikan dalam menyelesaikan penelitian ini.
- Orang tua saya yang senantiasa mendoakan dan memotivasi dalam menuntut ilmu.
- Dosen pembimbing atas bimbingan dan arahan yang diberikan selama proses penelitian.
- Teman-teman yang selalu hadir disaat penulis membutuhkan.
- Semua pihak yang secara langsung maupun tidak langsung turut membantu kelancaran proses penelitian.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. N. Fauziah, A. A. Rohman, W. O. G. Monida, and N. Hariyanti, "WAYANG UKUR SEBAGAI MEDIA REPRESENTASI INDONESIA," *CHANNEL: Jurnal Komunikasi*, vol. 8, no. 1, p. 43, Apr. 2020, doi: 10.12928/channel.v8i1.15096.
- [2] E. Setiawan, "Makna Nilai Filosofi Wayang Kulit Sebagai Media Dakwah," *Jurnal Al-Hikmah*, vol. 18, no. 1, pp. 37–56, Apr. 2020, doi: 10.35719/alhikmah.v18i1.21.
- [3] S. Subiyantoro, D. Fahrudin, and S. Baroo Amirulloh, "Character education values of Pancasila student profiles in the puppet figure wayang Arjuna: A Javanese cultural perspective," *ISVS E-Journal*, vol. 10, no. 6, pp. 106–118, Jun. 2023.
- [4] M. Mukhlisin, "Wayang sebagai Media Pendidikan Karakter (Perspektif Dalang Purwadi Purwacarita)," *Attaqwa*, vol. 17, no. 02, pp. 132–139, 2021, doi: 10.54069/attaqwa.v17i02.134.
- [5] E. Irmania, A. Trisiana, and C. Salsabila, "Upaya mengatasi pengaruh negatif budaya asing terhadap generasi muda di Indonesia," *Jurnal Dinamika Sosial Budaya*, vol. 23, no. 1, pp. 148–160, Jun. 2021.
- [6] A. Naufal Hilmi *et al.*, "Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Identifikasi Penyakit pada Tanaman Jeruk Berdasarkan Citra Daun," no. 2, pp. 107–117, 2024.
- [7] T. Kattenborn, J. Leitloff, F. Schiefer, and S. Hinz, "Review on Convolutional Neural Networks (CNN) in vegetation remote sensing," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 173, pp. 24–49, Mar. 2021, doi: 10.1016/j.isprsjprs.2020.12.010.
- [8] J. Qin, W. Pan, X. Xiang, Y. Tan, and G. Hou, "A biological image classification method based on improved CNN," *Ecol Inform*, vol. 58, p. 101093, Jul. 2020, doi: 10.1016/j.ecoinf.2020.101093.
- [9] A. Herlangga, "PENERAPAN TRANSFER LEARNING EFFICIENTNETB3 UNTUK PENGENALAN SENJATA TRADISIONAL SUMATERA BARAT MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 2, Apr. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i2.4256.
- [10] Muhathir, N. Khairina, R. K. I. Barus, M. Ula, and I. Sahputra, "Preserving Cultural Heritage Through AI: Developing LeNet Architecture for Wayang Image Classification," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 14, no. 9, 2023, doi: 10.14569/IJACSA.2023.0140919.
- [11] T. Ahmad *et al.*, "EfficientNet-Based Robust Recognition of Peach Plant Diseases in Field Images," *Computers, Materials & Continua*, vol. 71, no. 1, pp. 2073–2089, 2022, doi: 10.32604/cmc.2022.018961.
- [12] I. R. Fadhillah, M. M. Al Haromainy, and H. Maulana, "IMPLEMENTASI MODEL TRANSFER LEARNING EFFICIENTNET UNTUK PENDETEKSIAN BAHASA ISYARAT INDONESIA (BISINDO) PADA PERANGKAT ANDROID," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 8, no. 4, pp. 7816–7822, Aug. 2024.
- [13] Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, "Gradient-based learning applied to document recognition," *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, no. 11, pp. 2278–2324, 1998, doi: 10.1109/5.726791.
- [14] I. R. Sari, "IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS (CNN) UNTUK KLASIFIKASI CITRA BENIH KACANG HIJAU BERKUALITAS," Universitas Muhammadiyah Semarang, Semarang, 2021.
- [15] S. S. Kadam, A. C. Adamuthe, and A. B. Patil, "CNN Model for Image Classification on MNIST and Fashion-MNIST Dataset," *Journal of scientific research*, vol. 64, no. 02, pp. 374–384, 2020, doi: 10.37398/JSR.2020.640251.
- [16] Y. Wang, Y. Li, Y. Song, and X. Rong, "The Influence of the Activation Function in a Convolution Neural Network Model of Facial Expression Recognition," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 5, p. 1897, Mar. 2020, doi: 10.3390/app10051897.
- [17] I. Kandel and M. Castelli, "Transfer Learning with Convolutional Neural Networks for Diabetic Retinopathy Image Classification. A Review," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 6, p. 2021, Mar. 2020, doi: 10.3390/app10062021.
- [18] M. Tan and Q. V. Le, "EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks," *CoRR*, vol. abs/1905.11946, 2019, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1905.11946>
- [19] Y. Hu, A. Huber, J. Anumula, and S.-C. Liu, "Overcoming the vanishing gradient problem in plain recurrent networks," Jan. 2018.