

# Implementasi *Convolutional Neural Network* Dengan *MobileNetV2* Untuk Deteksi Tokoh Wayang Golek Berdasarkan Citra Digital

DOI: <http://dx.doi.org/10.35889/progresif.v21i2.2782>

Creative Commons License 4.0 (CC BY – NC)



Siti Nurazizah<sup>1\*</sup>, Asriyanik<sup>2</sup>, Fathia Frazna Az-Zahra<sup>3</sup>

Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Sukabumi, Sukabumi, Indonesia

\*e-mail *Corresponding Author*: [sitnurazizah2203@gmail.com](mailto:sitnurazizah2203@gmail.com)

## Abstract

*Wayang golek is a traditional Pasundan regional performing art played using wooden puppets by a puppeteer, which was recognized by UNESCO on November 7, 2003 as an intangible cultural heritage. However, many people find it difficult to distinguish the characters of wayang golek because of the diversity of the characters. This research aims to implement CNN in developing an image-based golek puppet character identification system, so that the recognition process is carried out quickly and accurately. This research uses 15 golek puppet characters with MobileNetV2 architecture as a feature extractor. The model produces train accuracy of 95% and validation accuracy of 91%. Evaluation results using confusion matrix showed accuracy of 90%, precision 90.47%, recall 90%, and f1-score 89.93%. The results show that the CNN model with MobileNetV2 architecture is effective and optimal in detecting and classifying puppets, so that it can support the preservation of puppet culture through technology.*

**Keyword:** *Wayang Golek; Convolutional Neural Network; Computer Vision; Image Processing; Website*

## Abstrak

Wayang golek adalah seni pertunjukan tradisional daerah Pasundan yang dimainkan menggunakan boneka kayu oleh seorang dalang, yang telah diakui UNESCO pada 7 November 2003 sebagai warisan budaya tak benda. Meskipun demikian, tidak sedikit orang kesulitan dalam membedakan tokoh-tokoh wayang golek karena keberagaman tokohnya. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan CNN dalam mengembangkan sistem identifikasi tokoh wayang golek berdasarkan citra, sehingga proses pengenalan dilakukan secara cepat dan akurat. Penelitian ini menggunakan 15 tokoh wayang golek dengan arsitektur *MobileNetV2* sebagai *feature extractor*. Model menghasilkan *train accuracy* sebesar 95% dan *validation accuracy* sebesar 91%. Hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix* menunjukkan akurasi sebesar 90%, *precision* 90,47%, *recall* 90%, dan *f1-score* 89,93%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN dengan arsitektur *MobileNetV2* terbukti efektif dan optimal dalam mendeteksi serta mengklasifikasikan wayang golek, sehingga dapat mendukung pelestarian budaya wayang golek melalui teknologi.

**Kata kunci:** *Wayang golek; Convolutional neural network; Computer vision; Pengolahan citra; Website*

## 1. Pendahuluan

Indonesia dikenal sebagai negara dengan kekayaan budaya yang beragam. Budaya nasional Indonesia mencakup tradisi, nilai, kesenian, dan norma-norma yang diwariskan secara turun-temurun. Kesenian merupakan bagian dari kebudayaan yang sangat kaya dalam menggambarkan kebudayaan sebuah masyarakat, karena mengandung nilai-nilai budaya, wujud, dan ekspresi yang mencolok [1]. Wayang adalah salah satu seni tradisional masyarakat Indonesia, terutama di daerah Jawa, Bali, Sunda [2]. Kesenian wayang telah diakui dunia dengan

gelar *Masterpiece of Oral and Intangible Heritage of Humanity* yang ditetapkan oleh UNESCO pada tanggal 7 November 2003 [3]. Wayang memiliki beberapa variasi yang berbeda-beda, salah satunya wayang golek.

Wayang golek merupakan seni pertunjukan khas dari wilayah pasundan, yaitu Jawa Barat, yang memiliki nilai seni, edukasi, dan filosofi kehidupan yang penting untuk dilestarikan. Seni ini menggunakan boneka kayu dan melibatkan seorang dalang sebagai narator [4]. Salah satu tempat yang masih melestarikan seni wayang golek adalah Padepokan Girijaya di Cidahu, Sukabumi, Jawa Barat, sebagai destinasi wisata budaya dalam memperkenalkan seni. Namun, tantangan yang dihadapi adalah bagaimana cara memikat perhatian generasi muda agar tertarik untuk mempelajari dan memahami seni wayang golek. Pemahaman tentang seni wayang golek di kalangan pengunjung, terutama generasi muda semakin menurun. Hal tersebut dapat terlihat dari kurangnya pengetahuan mereka mengenal tokoh-tokoh pewayangan. Berdasarkan data penelitian [5] menyimpulkan bahwa seni wayang golek menghadapi tantangan berupa keterbatasan aksesibilitas dan kurangnya relevansi di tengah perkembangan teknologi. Salah satu penyebabnya adalah banyaknya tokoh pewayangan yang memiliki ciri fisik dan karakteristik yang beragam, sehingga sulit untuk mengetahui setiap tokoh wayang golek tersebut. Untuk mendukung upaya pelestarian dan mempertahankan eksistensi kesenian wayang di kalangan generasi muda, diperlukannya pemanfaatan teknologi berbasis kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*), seperti aplikasi interaktif yang inovatif dan menarik, guna membantu mengenali tokoh-tokoh wayang golek dengan lebih mudah. Salah satu bidang kecerdasan buatan yang populer adalah *Deep Learning*, yang termasuk bagian dari *Machine Learning* [6].

*Deep Learning* mampu melakukan klasifikasi data gambar atau citra, *text*, dan jenis data lainnya. Selain itu, metode ini menggunakan GPU untuk meningkatkan performa dan mempercepat komputasi data dalam jumlah besar [7]. Salah satu algoritma dalam *deep learning* yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN), yang dirancang untuk mengenali pola dan fitur yang belajar langsung melalui data citra atau gambar. CNN sering digunakan dalam pengenalan citra, deteksi objek, dan hal lainnya yang melibatkan analisis gambar [8]. Temuan ini didukung oleh studi yang dilakukan oleh [9] yang menjelaskan CNN lebih baik dalam pengolahan citra dengan akurasi 96,87% dibandingkan SVM dengan akurasi 93,09%. Selain itu, terdapat *MobileNetV2* sebagai *feature extractor*, yang merupakan salah satu arsitektur dari CNN yang memiliki jumlah lapisan 32 [10], serta memiliki kelebihan tingkat akurasi yang tinggi pada model ringan [11]. Kemudian, model yang dibangun akan di evaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk mengukur performa klasifikasi secara lebih akurat, dengan perhitungan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* [9] [12].

Mengacu pada permasalahan di atas, penelitian ini bertujuan menerapkan algoritma CNN dengan arsitektur *MobileNetV2* sebagai *feature extractor* dalam membantu pengenalan tokoh-tokoh wayang golek dan metode CRISP-DM yang merupakan metodologi komprehensif dengan kelebihan, kerangka kerja yang terstruktur dalam mengelola proyek berbasis data dengan cara yang lebih terorganisir dan efisien [13] serta fleksibilitas yang dapat diterapkan pada berbagai strategi permasalahan umum [14]. Dengan menggunakan CNN, penelitian berfokus pada sistem yang dapat secara otomatis mengenali dan mengidentifikasi tokoh wayang golek berdasarkan citra digital. Penelitian ini, diharapkan akan menghasilkan temuan baru yang dapat dijadikan sebagai potensi bahan pertimbangan dan pengembangan strategi pelestarian budaya Indonesia bagi masyarakat, khususnya generasi muda.

## 2. Tinjauan Pustaka

Pada penelitian terdahulu telah menunjukkan penerapan kecerdasan buatan dalam proses deteksi dan klasifikasi citra digital. Salah satu penelitiannya yaitu yang dilakukan oleh Tri Hidayati dan Banu Firstian Putra [1], dalam mengimplementasikan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) pada tiga citra wayang golek, yang menghasilkan tingkat akurasi tinggi yaitu 92%. Kemudian, pada penelitian ini evaluasi yang digunakan adalah *confusion matrix* seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang mendukung efektivitas metode CNN dalam membantu mengidentifikasi tokoh wayang secara cepat dan akurat.

Selain itu, terdapat penelitian yang dilakukan oleh Pratama et al. [15] yang hasilnya menunjukkan bahwa klasifikasi gagrak wayang kulit dapat dilakukan dengan algoritma CNN, dengan jumlah data 280 gambar wayang kulit, yang kemudian diubah latar belakang menjadi putih dan ukuran gambar 480 x 640 piksel. Arsitektur yang diuji pada penelitian ini menghasilkan

akurasi mendekati 92.3%, precision sekitar 92.2%, *recall* hampir mencapai 97%, dan *f-measure* di kisaran 91.9%.

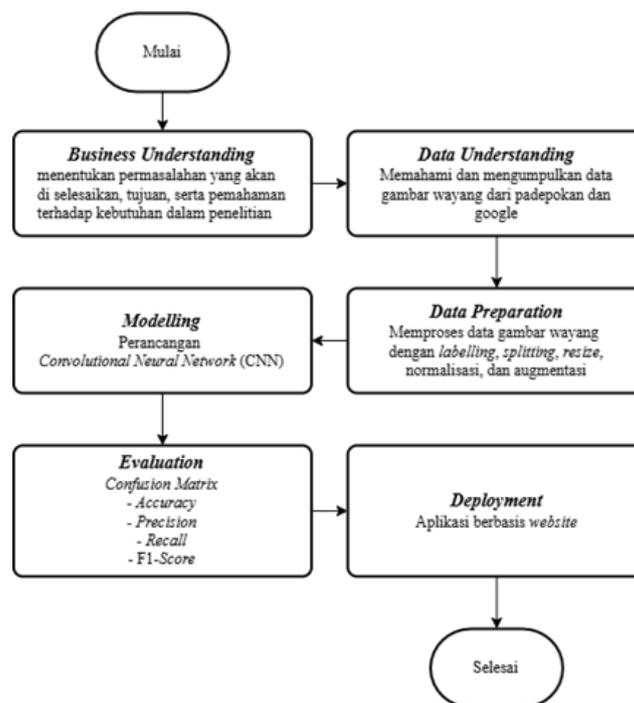
Selanjutnya, terdapat penelitian yang dilakukan oleh Wibawa et al. [16], menghasilkan bahwa penggunaan CNN dalam mengklasifikasikan karakter wayang kulit sebagai protagonis 50 gambar dan antagonis 50 gambar sangat efektif, dengan mencapai akurasi keseluruhan sebesar 95.5%. Dengan metrik kinerja CNN, mencakup akurasi rata-rata 92%, *precision* 92.5%, *recall* 92.25%, dan *f-measure* 91.75%.

Penelitian yang dilakukan oleh Nurfitri [8] yang mampu mengenali jenis bunga dengan tingkat keakuratan sangat tinggi yaitu 99.15%. Penelitian ini menganalisis perbandingan model arsitektur VGG16 dengan *NasNetMobile*, yang menghasilkan akurasi dari *NasNetMobile* terbaik. Hal tersebut membuktikan bahwa algoritma CNN sangat baik dalam klasifikasi citra digital.

Berdasarkan tinjauan pustaka yang dijelaskan di atas, maka pada penelitian ini akan menerapkan arsitektur *MobileNetV2* sebagai *feature extractor* yang dinilai efektif dan akurat untuk model ringan. Perbedaan penelitian ini dengan sebelumnya terletak pada penggunaan CNN dengan arsitektur standar, sedangkan penelitian ini menggunakan *MobileNetV2*. Selain itu, pada dua penelitian sebelumnya meneliti wayang kulit, 1 penelitian sebelumnya meneliti wayang golek dengan 3 tokoh saja, dan penelitian terakhir menggunakan perbandingan arsitektur serta bunga sebagai objeknya. Penelitian ini akan menggunakan 15 tokoh wayang golek yang mengambil gambar secara manual dari Padepokan Girijaya Cidahu, dan sebagian mengambil dari internet, kemudian hasil klasifikasi ini akan di implementasikan dalam bentuk aplikasi berbasis *website*.

### 3. Metodologi

Pada penelitian ini menggunakan metode CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) sebagai pendekatan utama. Rangkaian proses CRISP-DM dibagi menjadi beberapa tahap, seperti pada gambar berikut:



Gambar 1. Metode penelitian CRISP-DM

#### 3.1 Dataset

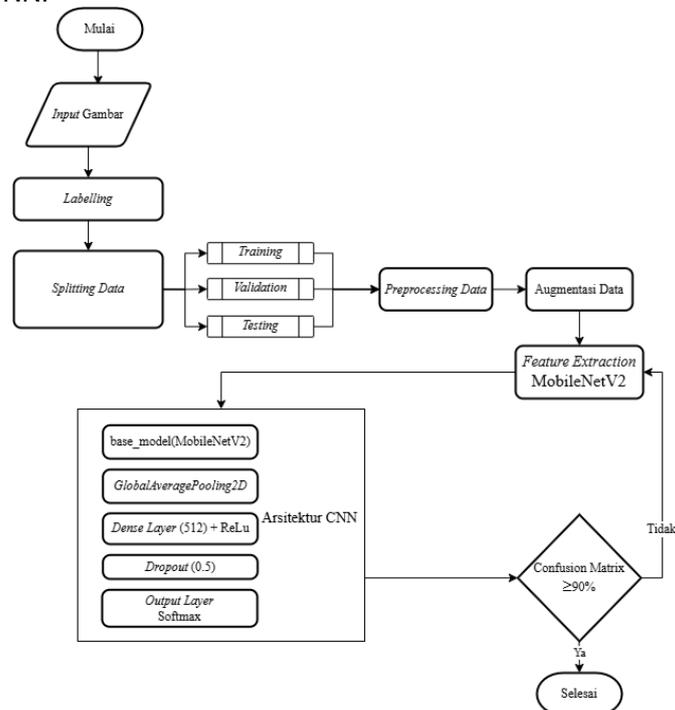
*Dataset* yang digunakan meliputi tokoh-tokoh wayang berdasarkan gambar yang dikumpulkan secara manual menggunakan kamera *smartphone* di Padepokan Girijaya Cidahu dan mengunduh dari sumber internet. Tokoh wayang golek yang diambil sebanyak 15 tokoh, di mana *sample* yang diambil dari masing-masing kelas memiliki jumlah gambar yang seimbang.

Tabel 1. *Dataset* wayang golek

Tokoh	Jumlah Gambar
Arjuna	200
Batara Guru	200
Bima	200
Cakil	200
Cepot	200
Dawala	200
Gareng	200
Gatot Kaca	200
Hanoman	200
Rahwana	200
Rama	200
Resi Dorna	200
Semar	200
Srikandi	200
Yudistira	200

### 3.2 Rancangan model

Pada tahap ini, pembuatan model dilakukan dengan *Convolutional Neural Network* (CNN) pada *dataset* gambar wayang golek yang sudah bersih. Berikut ini merupakan detail gambaran model CNN:

Gambar 2. *Flowchart* model

Pada gambar di atas menunjukkan proses awal dari *input* gambar, pemodelan menggunakan CNN, dan evaluasi. Setelah gambar melewati proses *labelling*, *splitting*, *preprocessing* dan augmentasi, selanjutnya dilakukan proses menggunakan pemodelan CNN dengan arsitektur *MobileNetV2* sebagai *feature extractor*. Kemudian, menggunakan base model dari *MobileNetV2*. Setelah itu sebelum proses *fully connected layer* pada tahap *classification*, dilakukan proses *GlobalAveragePooling2D*, yaitu mengubah hasil *feature map* dari *pooling layer* menjadi sebuah vektor. Pada proses selanjutnya, yaitu *fully connected layer* yang menghubungkan semua *neuron* dari lapisan sebelumnya. Di dalam proses tersebut, dilakukan *dense layer* yang memiliki 512 *neuron* dan *dropout* 0.5 yang berfungsi untuk mencegah *overfitting*. Pada proses terakhir, melakukan aktivasi *softmax* yang berguna untuk mengklasifikasikan kelas gambar wayang golek berdasarkan nilai yang dihasilkan oleh *neuron* di

*hidden layer*. Selanjutnya, hasil akhir dari model CNN ini dilakukan proses evaluasi apakah akurasi dan loss sudah optimal atau masih belum optimal, jika masih belum optimal maka akan kembali ke proses *MobileNetV2*.

#### 4. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)*, yang dinilai mampu menghasilkan model dengan akurasi yang baik. Pendekatan tersebut akan melatih model mengenali dan mengklasifikasikan 15 tokoh wayang golek yang berbeda. *Dataset* yang digunakan akan melalui *labelling, splitting data, resize, normalisasi*, kemudian melakukan augmentasi. Model CNN akan diproses pada *google colab* menggunakan *library tensorflow* dan yang lainnya.

##### 4.1. Business Understanding

Langkah pertama yang dilakukan adalah memahami masalah pada penelitian, di mana remaja-remaja generasi penerus bangsa masih terkendala dalam mengenali tokoh wayang golek, termasuk pengunjung di Padepokan Girijaya Cidahu. Masalah tersebut dapat diselesaikan dengan penggunaan teknologi untuk mengembangkan sistem yang dapat secara otomatis mengenali dan mengklasifikasikan karakter wayang golek berdasarkan gambar, dengan pendekatan *Convolutional Neural Network (CNN)*. Sistem tersebut tidak hanya mempermudah remaja untuk mengenali tokoh wayang golek dalam upaya pelestarian budaya, tetapi juga meningkatkan edukasi, pengalaman hiburan, serta memberikan solusi praktis bagi pendidik, peneliti budaya, dan komunitas seni, khususnya di Padepokan Girijaya Cidahu.

##### 4.2. Data Understanding

*Dataset* yang digunakan meliputi tokoh-tokoh wayang golek yang diidentifikasi dan diklasifikasikan berdasarkan gambar yang dikumpulkan, setiap data kelas wayang golek diperoleh 150 gambar menggunakan kamera dan 50 gambar *download* di internet.



Gambar 3. *Dataset* wayang golek

##### 4.3. Data Preparation

Pada tahap ini, sebelum digunakan untuk melatih model, *dataset* yang telah dikumpulkan akan melalui persiapan data. Langkah tersebut bertujuan untuk memastikan dataset oleh model berjalan secara efisien serta menjaga stabilitas kinerjanya. Persiapan data yang pertama adalah menyeragamkan format gambar dari HEIC dan PNG menjadi JPG. Setelah

format gambar seragam, tahap selanjutnya dalam persiapan data meliputi *labelling*, *splitting data*, *resize*, normalisasi data, dan augmentasi.

- 1) *Labelling*, dilakukan pada setiap *dataset* gambar sesuai dengan nama tokoh wayang golek. Proses pelabelan menggunakan bantuan Roboflow, untuk memastikan bahwa setiap gambar sudah diklasifikasikan dengan tepat sesuai nama tokoh tersebut.
- 2) *Splitting data*, yaitu membagi *dataset* secara otomatis di Roboflow ke dalam tiga bagian: 80% *training* (latih), 10% *validation* (validasi), dan 10% *testing* (uji). Sebelum tahap augmentasi, *dataset* asli terdiri dari 3000 gambar, yang terbagi menjadi 2400 data latih, 300 data validasi, dan 300 data uji.
- 3) *Resize*, dilakukan dengan mengatur *img\_size* = (224,224) pada saat memuat gambar menggunakan ImageDataGenerator, yang berfungsi untuk membaca dan memproses gambar sebelum dilatih oleh model secara efisien.
- 4) Normalisasi data, untuk meningkatkan kecepatan, stabilitas, dan efisiensi proses pelatihan model, normalisasi dilakukan dengan mengatur *rescale* = 1./255, yang mengubah nilai piksel dari rentang 0-255 menjadi 0-1.
- 5) Augmentasi, adalah meningkatkan variasi gambar *dataset* yang dilakukan hanya pada data *training*. Parameter augmentasi yang akan dilakukan diantaranya, rotasi sebesar 30 derajat, pergeseran gambar secara horizontal dan vertikal (*image shift*) sejauh 20%, *flipping* secara acak horizontal kiri dan kanan, *zooming* dengan rentang 90% hingga 110%, *shearing* sebesar 0.2 radian, *brightness adjustment* dengan rentang 80% sampai 110%, dan *nearest*. Proses augmentasi data yang dilakukan menghasilkan 14400 gambar pada data *train* dari 2400 gambar asli yang terdapat dalam data *train*, setiap gambar dilakukan augmentasi sebanyak 5 variasi, kemudian hasil augmentasi disimpan di dalam *google drive*.



Gambar 4. Setelah augmentasi

#### 4.4. Modelling

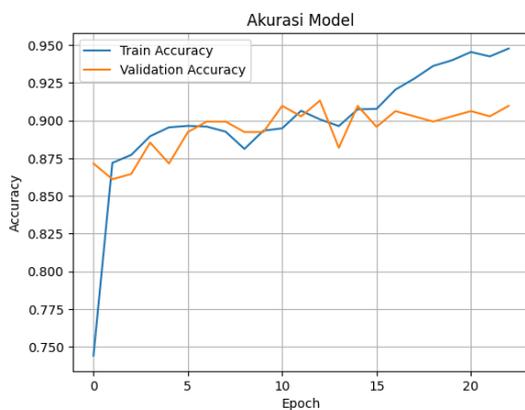
Tahap ini akan menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasikan *dataset* gambar tokoh wayang golek. Implementasi model CNN ini menggunakan bahasa pemrograman Python di *platform* Google Colab dan *library* TensorFlow untuk melatih model jaringan CNN. Langkah awal pemodelan dengan mengimplementasikan arsitektur CNN berbasis *transfer learning* menggunakan *MobileNetV2*. Model ini menggunakan *pre-trained MobileNetV2* sebagai *feature extractor* dengan menambah beberapa *layer fully connected* sebagai *classifier*.

Tabel 2. Tahapan layer model CNN dan *feature extractor mobilenetv2*

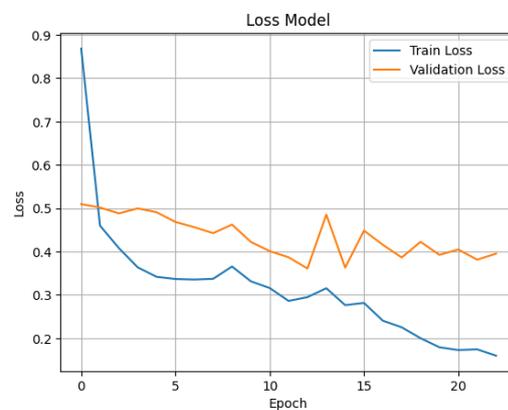
Nama Layer	Deskripsi
Input	Citra berukuran 224x224 piksel dengan tiga <i>channel</i> warna (RGB).
MobileNetV2 ( <i>pre-trained</i> )	<i>Feature extractor</i> yang terdiri dari banyak <i>layer</i> konvolusi dan <i>depthwise separable convolution</i> (teknik konvolusi yang terpisah) untuk mengekstraksi fitur citra. <i>Pre-trained</i> pada ImageNet, tanpa bagian <i>fully connected layer</i> .
<i>GlobalAveragePooling2D</i>	Mengubah hasil <i>feature maps</i> menjadi vektor satu dimensi dengan cara mengambil rata-rata nilainya menjadi satu angka per <i>channel</i> .
Dense(512, activation = 'relu')	512 <i>neuron</i> pada lapisan <i>fully connected</i> agar belajar pola dari fitur yang diratakan. Terdapat aktivasi relu untuk menambahkan <i>non-linearitas</i> .

Nama Layer	Deskripsi
Dropout(0.5)	Mengurangi <i>overfitting</i> dengan cara mengabaikan 50% neuron secara acak saat pelatihan.
BatchNormalization()	Menormalkan <i>output</i> dari lapisan sebelumnya agar pelatihan cepat dan stabil.
Dense(15, activation = 'softmax')	<i>Layer output</i> 15 neuron sesuai dengan jumlah kelas wayang golek, terdapat aktivasi <i>softmax</i> untuk mengklasifikasikan citra ke dalam satu kelas berdasarkan probabilitas.

Setelah tahap awal model dibangun, dilakukan konfigurasi untuk memproses model dengan menggunakan *optimizer* Adam (*Adaptive Moment Estimation*) dengan *learning rate* awal 0.001 agar mempercepat konvergensi. Selanjutnya, setelah model dirancang terdapat proses pelatihan model dengan menggunakan parameter *train\_generator* untuk memuat data *training*, *steps\_per\_epoch* untuk menunjukkan berapa banyak *batch* yang akan dijalankan dalam satu *epoch*, *validation\_data* untuk memuat data validasi, *validation\_steps* untuk menunjukkan berapa banyak *batch* validasi yang akan dijalankan dalam satu *epoch*, menentukan 50 *epoch*, dan menerapkan *callback* *EarlyStopping*, *ModelCheckpoint*, dan *ReduceLROnPlateau*. Hasil akurasi yang sudah dilakukan pada model dengan parameter-parameter yang ada, sebagai berikut:



Gambar 5. Train dan validation accuracy

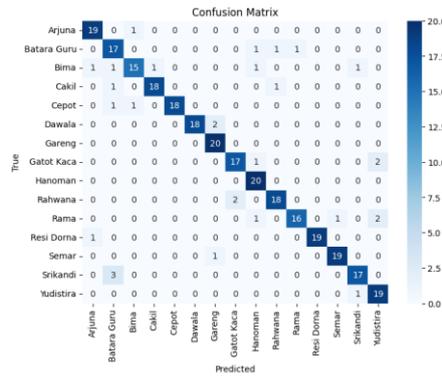


Gambar 6. Train dan validation loss

Pada gambar di atas menunjukkan grafik perkembangan akurasi model selama 23 *epoch* pelatihan. Gambar 5 *train accuracy* mengalami kestabilan dan peningkatan yang signifikan di awal pelatihan, sedangkan *validation accuracy* mengalami fluktuasi (naik-turun). Model menghasilkan akurasi tertinggi pada *train accuracy* 95% dan *validation accuracy* 91%, sedangkan akurasi terendah pada *train accuracy* 74% dan *validation accuracy* 86%. Gambar 6 juga menunjukkan *train loss* yang menurun secara konsisten hingga mencapai nilai mendekati 15%, sedangkan *validation loss* mengalami fluktuatif (naik-turun) di sekitar 40%. Secara keseluruhan, model menunjukkan kinerja yang cukup baik dalam mempelajari pola dari data latih dengan hasil *loss* cukup rendah dan akurasi tinggi, serta mempertahankan kestabilan pada data validasi meskipun sedikit fluktuatif.

#### 4.5. Evaluation

Setelah model CNN selesai diuji, selanjutnya tahap evaluasi model. Evaluasi model menggunakan *confusion matrix* yang di visualisasikan seperti berikut:



Gambar 7. Hasil *confusion matrix*

Visualisasi *confusion matrix* tersebut mengindikasikan bahwa sistem klasifikasi yang dibangun dengan model CNN mampu memberikan performa yang baik, meskipun model memprediksi beberapa kelas wayang golek dengan salah. Dari 300 gambar testing terdapat 270 gambar terklasifikasi benar dan 30 gambar terklasifikasi salah.

	precision	recall	f1-score	support
Arjuna	0.90	0.95	0.93	20
Batara Guru	0.74	0.85	0.79	20
Bima	0.88	0.75	0.81	20
Cakil	0.95	0.90	0.92	20
Cepot	1.00	0.90	0.95	20
Dawala	1.00	0.90	0.95	20
Gareng	0.87	1.00	0.93	20
Gatot Kaca	0.89	0.85	0.87	20
Hanoman	0.83	1.00	0.91	20
Rahwana	0.90	0.90	0.90	20
Rama	0.94	0.80	0.86	20
Resi Dorna	1.00	0.95	0.97	20
Semar	0.95	0.95	0.95	20
Srikandi	0.89	0.85	0.87	20
Yudistira	0.83	0.95	0.88	20
accuracy			0.90	300
macro avg	0.91	0.90	0.90	300
weighted avg	0.91	0.90	0.90	300

Gambar 8. *Classification report*

Selain itu, evaluasi ini dihitung dengan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*, pada *classification report* yang dibuktikan pada gambar di atas. Hampir di semua kelas memiliki nilai yang sama besarnya di atas 80%. Berikut penjelasan lebih detail hasil evaluasi:

- 1) *Accuracy*, menunjukkan model 90% berhasil mengklasifikasikan data uji 270 dari 300 dengan benar pada 15 kelas wayang golek.
- 2) *Precision*, dihitung untuk masing-masing kelas secara individual, dengan 14 kelas memiliki nilai yang baik di atas 82% dan 1 kelas di bawah 82%. *Precision* yang paling besar berada di kelas “Cepot”, “Dawala”, dan “Resi Dorna” yaitu 100%, sedangkan yang paling kecil berada di kelas “Batara Guru” yaitu 74%.
- 3) *Recall*, dihitung dengan 14 kelas memiliki nilai yang baik di atas 79% dan 1 kelas di bawah 79%. *Recall* yang paling besar berada di kelas “Gareng” dan “Hanoman” yaitu 100%, sedangkan yang paling kecil berada di kelas “Bima” yaitu 75%.
- 4) *F1-score*, dihitung dengan 14 kelas memiliki nilai yang baik di atas 80% dan 1 kelas di bawah 80%. *F1-score* yang paling besar berada di kelas “Resi Dorna” yaitu 97%, sedangkan yang paling kecil berada di kelas “Batara Guru” yaitu 79%.

Setelah mengukur kinerja model dengan menggunakan *confusion matrix* dan matrix evaluasi seperti *accuracy*, *recall*, *precision*, dan *f1-score*, membuktikan bahwa model mempunyai kinerja yang baik dengan tingkat akurasi keseluruhan mencapai 90%. Pengujian menggunakan sejumlah citra wayang golek di dalam data *testing* menghasilkan prediksi yang baik dan akurat. Namun, saat dilakukan pengujian langsung menggunakan kamera *smartphone* atau pc, beberapa citra tidak terdeteksi dengan baik. Hal tersebut terjadi karena pencahayaan yang kurang, pengambilan citra pada jarak yang terlalu jauh atau dekat yang mengakibatkan ciri khas dari wayang golek tidak tertangkap secara optimal, resolusi dari citra yang kurang, dan latar belakang yang beragam.



Gambar 9. Hasil pengujian data *testing*

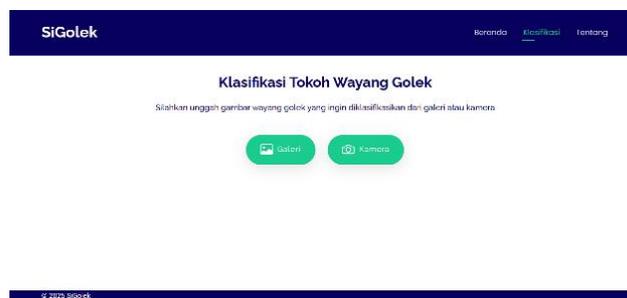
**4.6. Deployment**

Pada tahap terakhir ini yaitu *deployment*, model yang sudah dilatih dan dievaluasi sebelumnya dibuatlah sebuah aplikasi berbasis *website* agar dapat digunakan oleh pengguna secara lebih interaktif dan efisien. Tampilan antarmuka pada aplikasi ini memuat tiga halaman, yaitu: Beranda, Klasifikasi, dan Tentang.



Gambar 9. Halaman beranda

Halaman beranda merupakan tampilan awal yang menampilkan informasi umum yang menarik. Aplikasi berbasis *website* dapat diakses melalui perangkat komputer ataupun *smartphone*.



Gambar 10. Halaman klasifikasi

Halaman klasifikasi merupakan fitur utama dalam aplikasi ini, pengguna yang ingin melakukan klasifikasi atau identifikasi tokoh wayang golek dapat mengklik tombol galeri atau kamera. Setelah itu, sistem dapat mengeluarkan hasil informasi dari gambar yang dimasukkan pengguna.



Gambar 11. Halaman tentang

Halaman tentang merupakan fitur yang menampilkan informasi mengenai tujuan dari pembuatan aplikasi dan manfaatnya.

#### 4.7 Pembahasan

Hasil akurasi sebesar 90% menunjukkan bahwa model algoritma CNN dengan arsitektur MobileNetV2 yang digunakan memiliki performa yang cukup tinggi dalam mengenali tokoh wayang golek dari citra digital. Hal ini selaras dengan tujuan penelitian, yaitu menerapkan sistem klasifikasi dan pengenalan tokoh wayang golek secara cepat dan akurat sebagai bagian dari pelestarian budaya melalui pemanfaatan teknologi kecerdasan buatan.

Penelitian ini mendukung temuan dari beberapa penelitian terdahulu oleh Sandy dkk [17], yang menggunakan algoritma CNN pada klasifikasi jenis ubur-ubur, dengan menghasilkan akurasi 87%, kemudian penelitian lain dilakukan oleh Pratama dkk [15], yang menggunakan algoritma CNN pada klasifikasi wayang kulit saja, dan berhasil mendapatkan akurasi 92,27%, serta penelitian oleh Tri Hidayati dan Banu Firstian Putra [1], yang menggunakan algoritma CNN untuk klasifikasi tokoh wayang golek sebanyak 3 tokoh wayang golek, dan berhasil memperoleh akurasi sebesar 92%. Meskipun akurasi pada penelitian pertama lebih rendah dari 90%, penelitian tersebut tetap mampu mengklasifikasikan jenis ubur-ubur dengan baik. Sementara itu, penelitian dua studi terakhir lebih tinggi jika dibandingkan dengan penelitian ini yang mencapai 90%, namun pada studi ini mengklasifikasikan 15 tokoh wayang golek, yang tentu lebih kompleks visualnya. Dengan demikian hasil akurasi 90%, penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma CNN dengan tambahan arsitektur MobileNetV2 tetap mampu memberikan performa yang sangat baik. Hasil ini memperkuat relevansi penggunaan CNN dalam pengenalan budaya tradisional yang berbasis citra digital.

#### 5. Simpulan

Menurut hasil yang diperoleh dari penelitian ini, model yang digunakan yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN) dapat mendeteksi dan mengklasifikasikan 15 tokoh wayang golek. Dalam penelitian ini, digunakan arsitektur *MobileNetV2 pretrained* pada *ImageNet* sebagai *feature extractor* dengan parameter ukuran batch size  $224 \times 224$  piksel, *optimizer* Adam dengan *learning rate* 0,0001, jumlah *epoch* sebesar 50. Untuk meningkatkan performa pelatihan, digunakan *EarlyStopping*, *ReduceLROnPlateau*, dan *ModelCheckpoint* untuk menyimpan model terbaik.

Model CNN dengan arsitektur *MobileNetV2 pretrained* pada *ImageNet* sebagai *feature extractor* terbukti efektif dan menunjukkan kinerja yang baik dalam mendeteksi serta mengidentifikasi tokoh wayang golek. Pada tahap pelatihan, model menghasilkan *train accuracy* sebesar 95% dan *validation accuracy* sebesar 91%. Nilai *train loss* menunjukkan penurunan secara konsisten hingga mencapai nilai mendekati 15%, sementara *validation loss* mengalami fluktuatif (naik-turun) di sekitar nilai 40%. Selanjutnya, hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix* menunjukkan tingkat akurasi sebesar 90%, yang menandakan bahwa model cukup baik dan akurat dalam mengenali dan membedakan setiap tokoh. Selain itu, dari 15 kelas wayang golek yang diuji, diperoleh *precision* sebesar 90,47%, *recall* sebesar 90%, dan *f1-score* sebesar 89,93%.

Model kemudian diterapkan pada aplikasi berbasis *website* untuk memudahkan akses pengguna dalam mengenali dan mengklasifikasikan tokoh wayang golek, sehingga menjadi salah satu solusi untuk mendukung pelestarian budaya wayang golek melalui teknologi.

Adapun rekomendasi yang dapat dipertimbangkan oleh peneliti berikutnya yakni, dapat menambahkan seluruh tokoh wayang golek yang lebih beragam, menambahkan kualitas dan variasi *dataset* dengan pencahayaan, sudut, latar belakang yang bersih maupun beragam, serta penerapan segmentasi yang lebih optimal, menambahkan kelas negatif “non-wayang” dalam *dataset* dan melatih model untuk mengenali kelas yang bukan wayang golek, mengeksplorasi arsitektur lain selain *MobileNetV2*, menerapkan sistem klasifikasi secara *real-time*, dan mengembangkan aplikasi kedalam bentuk *mobile*.

#### Daftar Referensi

- [1] T. Hidayati dan B. F. Putra, “Implementasi Deep Learning Untuk Image Classification menggunakan Convolutional Neural Network Pada Citra Wayang (Studi Kasus: SDN Leuwibatu 03),” *Scientia Sacra: Jurnal Sains, Teknologi dan Masyarakat*, vol. 4, no. 1, pp. 1–7, Mar 2024, Diakses: 11 Desember 2024. [Daring]. Tersedia pada: <http://pijarpemikiran.com/index.php/Scientia/article/view/676/641>
- [2] S. Setyono, “Wayang,” Djuanda University. Diakses: 11 Desember 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://info.unida.ac.id/artikel/wayang>
- [3] Balai Pelestarian Kebudayaan (BPK) Wilayah IX, “Mengenal Budaya Wayang Golek,” Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset dan Teknologi. Diakses: 11 Desember 2024. [Daring]. Tersedia pada: <https://kebudayaan.kemdikbud.go.id/bpnbjabar/mengenal-budaya-wayang-golek/>
- [4] D. Ardianti dan M. Fariz, “Ethnography of Cultural Communication Wayang Golek Made from Waste in Bogor City, West Java,” *Journal Sampurasun: Interdisciplinary Studies for Cultural Heritage*, vol. 10, no. 1, pp. 17–26, Jun 2024, doi: 10.23969/sampurasun.v10i1.13761.
- [5] K. Pirmansyah *dkk.*, “Wayang Golek di Era Modern: Sejarah, Keunikan, dan Tantangan yang Dihadapi,” dalam *Prosiding Seminar Nasional Penelitian LPPM UMJ*, Jakarta: Universitas Muhammadiyah Jakarta, Nov 2024, pp. 2–7. Diakses: 26 Januari 2025. [Daring]. Tersedia pada: <http://jurnal.umj.ac.id/index.php/semnaslit>
- [6] P. A. Nugroho, I. Fenriana, dan R. Arijanto, “Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Ekspresi Manusia,” *JURNAL ALGOR*, vol. 2, no. 1, pp. 25–36, 2020, [Daring]. Tersedia pada: <https://jurnal.buddhidharma.ac.id/index.php/algor/index>
- [7] N. Yudistira, *Deep Learning: Teori Contoh Perhitungan, dan Implementasi*. Yogyakarta: CV Budi Utama, 2024. Diakses: 31 Desember 2024. [Daring]. Tersedia pada: [https://books.google.co.id/books?hl=id&lr=&id=G6cTEQAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=pengertian+deep+learning&ots=WrcM4QooEd&sig=fqWqzjPhnf-BefRPG7o-YuCkGUI&redir\\_esc=y#v=onepage&q=pengertian%20deep%20learning&f=false](https://books.google.co.id/books?hl=id&lr=&id=G6cTEQAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=pengertian+deep+learning&ots=WrcM4QooEd&sig=fqWqzjPhnf-BefRPG7o-YuCkGUI&redir_esc=y#v=onepage&q=pengertian%20deep%20learning&f=false)
- [8] A. N. R. Munandar dan A. F. Rozi, “Analisis Arsitektur Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Citra Bunga,” *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, vol. 6, no. 3, pp. 522–531, Jul 2024, doi: 10.47233/jteksis.v6i3.1413.
- [9] B. K. Widodo, H. Prasetyo, G. A. Lustiansyah, B. A. Wibisono, dan D. S. Prasvita, “Analisis Perbandingan Algoritma SVM dan CNN untuk Klasifikasi Buah,” *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer dan Aplikasinya (SENAMIKA)*, no. 2, Sep 2021, pp. 69–80, Diakses: 3 Januari 2025. [Daring]. Tersedia pada: <https://conference.upnvj.ac.id/index.php/senamika/article/view/1564/0>
- [10] S. A. Maulana, S. H. Batubara, Y. P. P. Pasaribu, H. Syahputra, dan F. Ramadhani, “Deteksi Burung Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Dengan Model Arsitektur Mobilenetv2,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 4, pp. 6108–6114, Agu 2024, doi: 10.36040/jati.v8i4.10126.
- [11] F. Marpaung, N. Khairina, R. Muliono, M. Muhathir, dan S. Susilawati, “Klasifikasi Daun Teh Siap Panen Menggunakan Convolutional Neural Network Arsitektur MobileNetV2,” *JURNAL TEKNOINFO*, vol. 18, no. 1, pp. 215–225, Jan 2024, doi: 10.33365/jti.v18i1.3435.
- [12] L. L. Larasati, “Analisis Sentimen Terhadap Opini Warganet Tentang Wisata D.I Yogyakarta Pada Platform Instagram Menggunakan Naïve Bayes Classifier,” Tugas Akhir, Universitas Islam Indonesia, 2024.
- [13] M. Armando dan S. Wati, “Klasifikasi Kendaraan Militer (Pesawat F16, Kapal Fregat, Tank Leopard) di Indonesia Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN),” *JURNAL*

- ELEKTROSISTA*, vol. 12, no. 1, pp. 64-74, Des 2024, Diakses: 4 Januari 2025. [Daring]. Tersedia pada: <https://ojs.akmil.ac.id/index.php/jurnal-elektrosista/article/view/245>
- [14] A. D. A. Putra dan S. Juanita, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Pengguna Aplikasi Bibit Dan Bareksa Dengan Algoritma KNN," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 2, pp. 636-646, Jun 2021, doi: 10.35957/jatisi.v8i2.962.
- [15] A. S. S. Pratama, A. P. Wibawa, dan A. N. Handayani, "Convolutional Neural Network (CNN) untuk Menentukan Gagrak Wayang Kulit," *Jurnal MNEMONIC*, vol. 5, no. 2, pp. 98-102, Sep 2022, Diakses: 1 Januari 2025. [Daring]. Tersedia pada: <https://ejournal.itn.ac.id/index.php/mnemonic/article/view/4671/3334>
- [16] A. P. Wibawa, W. A. Yudha Pratama, A. N. Handayani, dan A. Ghosh, "Convolutional Neural Network (CNN) to determine the character of wayang kulit," *International Journal of Visual and Performing Arts*, vol. 3, no. 1, pp. 1–8, 2021, doi: 10.31763/viperarts.v3i1.373.
- [17] S. A. Maulana, S. H. Batubara, T. A. Amelia, dan Y. P. P. Pasaribu, "Penerapan Metode CNN (Convolutional Neural Network) Dalam Mengklasifikasi Jenis Ubur-Ubur," *Jurnal Penelitian Rumpun Ilmu Teknik (JUPRIT)*, vol. 2, no. 4, pp. 122–130, Nov 2023, doi: 10.55606/juprit.v2i4.3084.