

IMPLEMENTATION OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK METHOD IN CLASSIFYING PANDAWA SHADOW PUPPETS

Faisal Akbar Junivo Handani^{*1}, Esti Wijayanti², Rina Fiati³

^{1,2,3}Informatics Engineering, Engineering Faculty, Universitas Muria Kudus, Indonesia
Email: ¹202051146@std.umk.ac.id, ²esti.wijayanti@umk.ac.id, ³rina.fiati@umk.ac.id

(Article received: February 10, 2024; Revision: April 18, 2024; published: February 20, 2025)

Abstract

The rapid development of technology can lead to the neglect of traditional cultural and artistic aspects by humans. Nonetheless, technology has become integral in society's life. While technology facilitates humans in completing tasks, Negative impacts can also arise. One example of traditional art in Indonesia is shadow puppetry, often featuring stories of the Pandavas from the Mahabharata in puppetry performances. Characters in shadow puppetry are grouped based on character, era, and story, with similar shapes and contours. The similarity of these characters makes them difficult to distinguish and remember. Therefore, an application has been developed that can detect and classify Pandawa shadow puppet characters. The method used in this research is the Convolutional Neural Network (CNN), an effective method in deep learning for classifying data based on informational context. The hope is that this application will not only introduce Indonesian culture through Pandawa shadow puppet characters but also provide a high level of accuracy in its classification results. Through the conducted training procedure, the developed model showed an accuracy rate of 95.70%. Furthermore, result verification through the use of a confusion matrix confirmed an accuracy level reaching 88%.

Keywords: *Classification, Convolutional Neural Network, MobilenetV2, Pandawa, Shadow Puppet.*

PENERAPAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DALAM KLASIFIKASI WAYANG KULIT PANDAWA

Abstrak

Wayang kulit diakui secara internasional sebagai warisan budaya yang mempesona dan merupakan manifestasi dari seni tradisional Indonesia. Namun, perkembangan teknologi yang berlangsung secara eksponensial telah mengakibatkan pergeseran dalam popularitas wayang, tidak hanya dalam ranah pertunjukan tetapi juga sebagai komponen penting dari kebudayaan. Penurunan signifikan dalam prevalensi wayang kulit dapat dikaitkan dengan berbagai faktor determinan. Salah satunya adalah penggunaan bahasa dalam penyajian dan pertunjukan wayang kulit, yang sering kali dipandang sebagai arkaik dan tidak mencerminkan nilai-nilai budaya yang sesuai dengan konteks kontemporer. Dalam upaya menanggulangi penurunan keberadaan wayang kulit serta kekurangan pengetahuan tentang wayang kulit di antara anggota masyarakat, terutama di kalangan generasi muda, penerapan teknologi klasifikasi menawarkan salah satu pendekatan strategis yang bisa dipertimbangkan. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Convolutional Neural Network (CNN)*, sebuah metode dalam *deep learning* yang efektif untuk mengklasifikasikan data berdasarkan konteks informasional. Harapannya, penelitian ini tidak hanya memperkenalkan budaya Indonesia melalui tokoh wayang kulit Pandawa, tetapi juga dapat memberikan tingkat akurasi yang tinggi dalam hasil klasifikasinya. Melalui prosedur pelatihan yang dilaksanakan, model yang dikembangkan menunjukkan tingkat akurasi sebesar 95,70%. Selanjutnya, verifikasi hasil melalui penggunaan *confusion matrix* mengonfirmasi sebuah tingkat akurasi yang mencapai 88%.

Kata kunci: *Convolutional Neural Network, Klasifikasi, MobilenetV2, Pandawa, Wayang Kulit.*

1. PENDAHULUAN

Wayang kulit merupakan suatu bentuk ekspresi seni tradisional asal Indonesia, yang telah mendapatkan pengakuan global sebagai sebuah warisan budaya yang memukau. Narasi Pandawa dari epik Mahabharata, sebuah opus literatur klasik,

seringkali dijadikan materi utama dalam pertunjukan seni wayang. Pandawa, yang terdiri dari lima bersaudara, yaitu Yudhistira, Bima, Arjuna, Nakula, dan Sadewa, menjadi tokoh sentral dalam banyak pementasan. Namun, kemajuan teknologi yang eksponensial telah menyebabkan tergesernya

popularitas wayang, baik dalam konteks pertunjukan maupun sebagai elemen kebudayaan. Hal ini dapat diatributkan kepada kesulitan dalam memahami bahasa yang digunakan serta beratnya pesan sosial yang disampaikan, yang seringkali dianggap tidak sesuai atau terlalu kompleks bagi generasi muda.

Data yang diterbitkan oleh Badan Pusat Statistik terkait dengan Sosial Budaya untuk tahun 2021 menunjukkan penurunan yang signifikan, dengan angka 23,06%, dalam partisipasi anak-anak berumur lima tahun ke atas dalam kegiatan mengunjungi pameran seni, selama interval waktu dari tahun 2018 sampai 2021. Selain itu, audiens pertunjukan seni wayang kulit mencatatkan persentase yang hanya berada di angka 3,34%, posisi yang hampir paling rendah, bila dibandingkan dengan tingkat partisipasi dalam pertunjukan dan ekshibisi seni lainnya [1]. Penurunan yang mencolok ini dalam keberadaan wayang kulit dapat dikaitkan dengan beberapa faktor determinan. Diantaranya, bahasa yang digunakan dalam penyajian serta pertunjukan wayang kulit seringkali dianggap ketinggalan zaman dan tidak lagi mencerminkan nilai-nilai budaya yang relevan dengan konteks saat ini [2].

Perkembangan teknologi yang berlangsung dengan kecepatan yang signifikan di era kontemporer berpotensi menyebabkan individu mengalihkan perhatian mereka dari warisan kebudayaan dan kesenian tradisional. Teknologi, yang kini telah terintegrasi secara mendalam dalam struktur kehidupan sosial, menawarkan solusi terhadap berbagai tantangan yang dihadapi dalam kehidupan sehari-hari. Namun, dalam konteks masyarakat Indonesia, baik generasi muda maupun orang dewasa, terdapat suatu ketidakcukupan dalam pemahaman terhadap elemen-elemen kebudayaan tradisional, seperti wayang kulit. Keterbatasan ini dapat dikaitkan dengan minimnya ketersediaan sumber informasi yang dapat diakses oleh publik mengenai kekayaan budaya tradisional Indonesia, yang merupakan salah satu akar masalah dari fenomena ini [3].

Dalam mengatasi penurunan eksistensi wayang kulit serta defisit pengetahuan mengenai wayang kulit di kalangan masyarakat, khususnya generasi muda, implementasi teknologi pengenalan objek melalui sistem klasifikasi merupakan salah satu strategi yang dapat diadopsi. Klasifikasi merupakan prosedur pengembangan model atau fungsi yang secara eksplisit merepresentasikan konsep-konsep tertentu dalam kumpulan data [4]. Citra merupakan representasi visual, kemiripan, atau tiruan dari suatu objek atau entitas [5]. *Digital image processing* adalah sebuah disiplin ilmiah yang berfokus pada pengembangan metode-metode untuk mengubah dan menyesuaikan citra, termasuk gambar statis dan dinamis. Teknologi *Digital image processing* mengalami perkembangan yang signifikan, terutama melalui penerapan metode pembelajaran *machine learning* dan pembelajaran mendalam *deep learning* [6].

Prosedur klasifikasi dapat diimplementasikan melalui penerapan *machine learning*, yang merupakan sebuah segmen dari kecerdasan buatan, berfungsi untuk menganalisis data historis dengan tujuan mengidentifikasi pola dan korelasi di antara dataset tersebut. *Machine learning* merupakan proses di mana sistem komputer memperoleh kemampuan untuk belajar dari kumpulan data dan memanfaatkan pembelajaran tersebut untuk menyusun prediksi atau keputusan di masa depan [7].

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan teknik dalam bidang *machine learning* yang mampu melaksanakan tugas klasifikasi dengan tingkat akurasi yang signifikan. *Convolutional Neural Networks* (CNN) merupakan algoritma canggih dalam paradigma Deep Learning, yang berkembang dari kerangka dasar *Multilayer Perceptrons* (MLP). Jaringan ini secara khusus dirancang untuk memproses modalitas data, termasuk sinyal visual dan auditori. Melalui kemampuannya untuk belajar langsung dari input visual, CNN secara signifikan mengurangi tuntutan pemrograman yang tradisionalnya dikaitkan dengan tugas-tugas semacam itu [8]. *Convolutional Neural Network* (CNN) muncul sebagai solusi untuk mengatasi tantangan klasifikasi objek dalam bidang kebudayaan. Sebagai metode dalam *deep learning*, CNN terbukti efektif dalam mengklasifikasikan data berdasarkan konteks informasional.

Pemanfaatan *Convolutional Neural Networks* (CNN) telah secara luas diadopsi untuk tugas-tugas klasifikasi objek dalam berbagai sektor seperti ekonomi, pertanian, dan kesehatan. Namun, aplikasi teknologi ini dalam konteks kebudayaan, khususnya untuk identifikasi objek budaya, masih terbatas dalam hal volume penelitian yang dilakukan. Di sisi lain, di era globalisasi saat ini, banyak aspek kebudayaan mengalami degradasi keberlanjutannya. Contoh signifikan dari fenomena ini adalah penurunan keberadaan wayang kulit di Indonesia, yang merupakan salah satu warisan budaya penting negara.

Tahun 2020 dilakukan penelitian yang menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasikan tiga tokoh wayang kulit Pandawa, yakni Yudhistira, Bima, dan Arjuna. Penelitian ini melibatkan tiga tahap pengujian yang mendalam, dengan hasil akhir menunjukkan bahwa arsitektur yang dirancang mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 96,67 persen dalam mengidentifikasi ketiga tokoh wayang kulit Pandawa. Riset ini dijalankan menggunakan 600 data, dan temuan tersebut dicatat dalam penelitian yang dilakukan [9].

Penelitian [10] yang dilakukan tahun 2020 yang bertujuan untuk mengevaluasi pengaruh algoritma CNN terhadap tingkat akurasi klasifikasi citra wayang. Proses ini melibatkan preprocessing citra wayang, seperti konversi ke *grayscale* dan penerapan teknik *augmentation*, dengan hasil akurasi tertinggi mencapai 97% menggunakan kombinasi teknik

augmentation, *grayscale*, rasio *dataset* 80:20, dan 118 *epoch*.

Pada tahun 2021, penelitian [11] dilakukan untuk mengklasifikasikan karakter wayang kulit berdasarkan perannya sebagai protagonis atau antagonis menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Penelitian ini melibatkan uji coba dengan empat skenario berbeda. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa sistem berhasil mengklasifikasikan tokoh wayang kulit dengan menggunakan CNN, yang menghasilkan keluaran karakter yang membedakan peran protagonis dan antagonis. Secara keseluruhan, dalam semua skenario pengujian, tingkat akurasi klasifikasi karakter wayang kulit menggunakan metode CNN mencapai nilai rata-rata sebesar 92 persen. Selain itu, presisi mencapai skor rata-rata 92,5 persen, *recall* mencapai rata-rata 92,25 persen, dan nilai rata-rata dari F-Measure mencapai 91,75 persen.

Pada tahun 2021, sebuah studi dilaksanakan untuk mengembangkan prototipe aplikasi identifikasi wayang kulit, memanfaatkan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) yang berorientasi pada arsitektur *Visual Geometry Group 16* (VGG16). Temuan dari penelitian ini menunjukkan bahwa metode CNN yang terintegrasi dengan VGG16 efektif dalam mengenali berbagai jenis wayang kulit, mencapai tingkat akurasi sebesar 86 persen. Dengan demikian, prototipe aplikasi yang dikembangkan berhasil melakukan deteksi yang akurat terhadap jenis-jenis wayang kulit yang diuji [12].

Penelitian yang dilaksanakan pada tahun 2022 telah secara efektif mengelompokkan berbagai gagrak wayang kulit dengan memanfaatkan teknik *Convolutional Neural Network* (CNN). Melalui implementasi empat skenario pengujian yang berbeda, hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa arsitektur optimal menghasilkan tingkat akurasi sebesar 92,27%, dengan presisi mencapai 92,22%, tingkat pengenalan (*recall*) sebesar 96,85%, dan nilai f-measure sebesar 91,93%. Hasil ini menegaskan bahwa algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) menawarkan kemampuan yang handal dalam klasifikasi gagrak wayang kulit [13].

Penelitian [14] pada tahun 2022 bertujuan mengembangkan model deteksi hama pada tanaman sawi hijau dengan menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN), dan hasil eksperimen menunjukkan bahwa model CNN dari awal memiliki akurasi rendah, sementara model dengan transfer *learning* menggunakan VGG16 dan Xception menunjukkan akurasi lebih tinggi, yaitu 95,00% dan 97,00%, serta dapat diterapkan pada perangkat seluler.

Pada 2023, penelitian [15] berhasil menciptakan aplikasi berbasis *Android* dengan algoritma *Convolutional Neural Network* untuk mendeteksi penyakit pada daun tomat, yang terbukti efektif

melalui uji coba dan analisis menggunakan model terlatih *Tensorflow lite*.

Berdasarkan permasalahan dan penelitian terdahulu yang telah dijelaskan sebelumnya, terdapat suatu inisiatif untuk melaksanakan penelitian tentang pengklasifikasian citra dari karakter wayang Pandawa, meliputi Yudhistira, Bima, Arjuna, Nakula, dan Sadewa, dengan memanfaatkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Penelitian ini bertujuan untuk berkontribusi pada pelestarian budaya wayang kulit dan diharapkan bisa menjadi alat bantu dalam mengenalkan kesenian wayang kulit kepada audiens yang lebih luas.

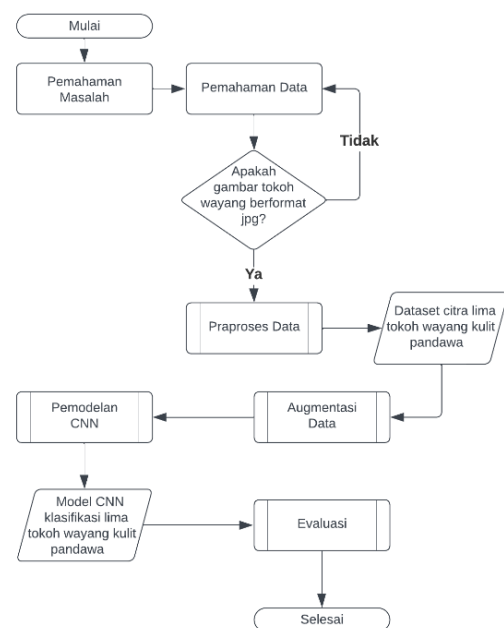
2. METODE PENELITIAN

2.1. Pengumpulan Data

Untuk keperluan penelitian ini, gambar atau citra wayang kulit Pandawa diperoleh dengan menggunakan metode *scraping*, yang merupakan teknik pengumpulan data otomatis dari mesin pencari Google. Proses ini dilakukan melalui ekstensi yang disematkan pada peramban internet untuk mendapatkan hasil pencarian yang relevan dengan subjek penelitian. Pendekatan ini memungkinkan peneliti untuk secara efisien mengumpulkan *dataset* gambar yang diperlukan untuk analisis atau keperluan penelitian terkait wayang kulit Pandawa.

2.2. Tahap Penelitian

Dalam bagian ini, akan diuraikan secara mendetail mengenai langkah-langkah perancangan studi yang akan diimplementasikan.. Langkah-langkah ini merupakan elemen krusial dalam mencapai hasil penelitian yang diharapkan dan berkontribusi terhadap penyusunan studi secara sistematis.



Gambar 1. Tahap penelitian

Tahapan-tahapan penelitian yang terdapat dalam Gambar 1 bersifat dapat disesuaikan dan fleksibel sesuai dengan kebutuhan penelitian. Fase selanjutnya dalam rangkaian tersebut dapat mengalami perubahan bergantung pada hasil yang diperoleh dari fase sebelumnya. Rincian lebih lanjut mengenai langkah-langkah dalam alur kerja penelitian yang tergambar dalam Gambar 1 akan dijelaskan secara mendalam sebagai berikut:

2.2.1. Pemahaman Masalah

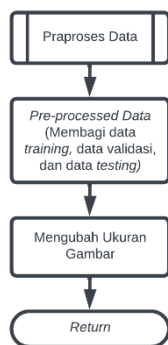
Tahap ini menitikberatkan pada pemahaman esensi kegiatan klasifikasi gambar, menetapkan tujuan, dan merencanakan *strategi* berdasarkan urgensi permasalahan. Fokus penelitian adalah menghasilkan klasifikasi tokoh wayang kulit Pandawa untuk efektifitas pengenalan oleh masyarakat, sebagaimana terperinci dalam latar belakang dan tujuan penelitian.

2.2.2. Pemahaman Data

Proses pengumpulan *dataset* merupakan fase krusial dalam penelitian klasifikasi gambar. Pada tahap ini, esensial untuk mengumpulkan *dataset* yang memadai dan memiliki kualitas tinggi guna melatih model klasifikasi gambar. Dalam konteks penelitian ini, *dataset* yang digunakan berasal dari sumber sekunder, yaitu gambar-gambar tokoh wayang kulit Pandawa yang diambil dari Google Image.

2.2.3. Praproses Data

Fase ini menuntut investasi besar waktu dan tenaga kerja, meliputi kegiatan seperti pembersihan data dan pembagian *dataset* menjadi data latih, validasi, dan uji. Proses ini esensial untuk mempersiapkan data mentah agar sesuai dengan kebutuhan proses selanjutnya, termasuk transformasi dan normalisasi citra. *Dataset* dibagi menjadi tiga bagian tanpa tumpang tindih untuk memastikan pelatihan model yang efektif, dengan proporsi data latih yang lebih besar untuk pembelajaran yang memadai. Data latih berperan penting dalam pembelajaran model, sementara data validasi dan uji digunakan untuk menguji performa dan kemampuan model dalam situasi dunia nyata, tanpa akses model ke data uji selama pelatihan.



Gambar 2. Praproses data

Data citra yang berasal dari *dataset* tokoh wayang kulit Pandawa menampilkan variasi dalam hal ukuran, orientasi, dan sudut pandang. Guna memfasilitasi proses pelatihan, dilakukan penyesuaian ukuran pada data citra tersebut, sehingga ukurannya menjadi seragam, yakni 128x128 piksel. Penyesuaian ini dikenal sebagai proses *resizing image*.

2.2.4. Augmentasi Data

Augmentasi data adalah *strategi* yang digunakan untuk menanggulangi *overfitting* dengan mengubah data asli menjadi variasi baru. Model pembelajaran mesin mampu mencapai tingkat akurasi yang tinggi apabila diberikan pelatihan menggunakan sejumlah data yang memadai. Namun, ketika *dataset* yang digunakan terlalu terbatas, model cenderung mengalami *overfitting*, yakni kemampuannya yang berlebihan dalam menyesuaikan diri dengan data latih sehingga kurang akurat saat dihadapkan dengan data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Salah satu *strategi* untuk mengatasi *overfitting* adalah melalui penerapan augmentasi data, sebuah proses manipulasi data yang bertujuan untuk menambah jumlah data pelatihan. Augmentasi data dapat diimplementasikan melalui beragam teknik, termasuk rotasi, *zoom*, *flip*, *shift*, dan metode lainnya.



Gambar 3. Augmentasi data

2.2.5. Pemodelan CNN

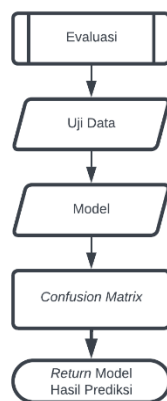
Bagian ini melibatkan serangkaian langkah dalam pengembangan model *deep learning*. Pada tahap ini, perlu ditetapkan algoritma, teknik, dan perangkat *deep learning* yang akan digunakan, serta penentuan *hyperparameter* yang optimal untuk menyelesaikan permasalahan yang dihadapi. Pendekatan yang dipilih melibatkan metode klasifikasi menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN).

Proses algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk menganalisis gambar tokoh wayang kulit Pandawa melibatkan *input* gambar tokoh ke dalam sistem, konvolusi dengan filter untuk ekstraksi

fitur (seperti ciri wajah dan pakaian), dan penggunaan fungsi aktivasi *Relu*. Dilanjutkan dengan proses *pooling* untuk mengurangi dimensi fitur, *flattening* menjadi vektor, dan penerapan lapisan *fully connected* untuk analisis holistik. Model menghasilkan probabilitas klasifikasi tokoh Pandawa (Yudhistira, Bima, Arjuna, Nakula, Sadewa) melalui lapisan *softmax*. Pembelajaran dilakukan dengan *backpropagation* dan optimasi *gradient descent* untuk menyesuaikan parameter jaringan, meningkatkan akurasi klasifikasi.

2.2.6. Evaluasi

Fase evaluasi pada penelitian ini melibatkan penilaian hasil model *deep learning* menggunakan *Confusion Matrix* untuk mengukur kinerja model klasifikasi. Evaluasi mencakup akurasi, presisi, *recall*, dan *F1 score* untuk menentukan kebutuhan pelatihan tambahan model berdasarkan kemampuannya mengklasifikasikan data. Akurasi menunjukkan ketepatan klasifikasi, presisi keakuratan prediksi, *recall* efektivitas menemukan informasi, dan *F1 score* menggambarkan keseimbangan antara presisi dan *recall*.



Gambar 4. Evaluasi

Confusion Matrix merupakan suatu matriks yang bertujuan untuk menyajikan rangkuman dari hasil pengklasifikasian dalam sebuah format tabular. Matriks ini terdiri dari empat elemen utama yang merefleksikan jumlah pengamatan yang diklasifikasikan secara akurat maupun keliru. Elemen *True Positive* (TP) merujuk pada pengamatan yang secara aktual positif dan secara tepat diidentifikasi sebagai positif oleh model. Elemen *True Negative* (TN) menandakan pengamatan yang secara aktual negatif dan dengan benar dikategorikan sebagai negatif oleh model. Elemen *False Positive* (FP) mengacu pada pengamatan yang sejatinya negatif namun keliru diklasifikasikan sebagai positif oleh model. Sedangkan, elemen *False Negative* (FN) adalah pengamatan yang pada kenyataannya positif tetapi salah dikategorikan sebagai negatif oleh model. Melalui penggunaan matriks kebingungan, berbagai metrik performa seperti akurasi, presisi, serta sensitivitas dapat dihitung.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (1)$$

Persamaan 1 menjelaskan bahwa akurasi menggambarkan proporsi total pengamatan yang diklasifikasikan secara korrek oleh model.

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

Persamaan 2 menjelaskan bahwa presisi merupakan proporsi data yang positif yang diklasifikasikan secara akurat sebagai positif terhadap keseluruhan data yang diklasifikasikan sebagai positif.

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

Persamaan 3 menjelaskan bahwa *recall* merupakan proporsi dari data positif yang secara akurat dikategorikan dari keseluruhan data positif.

$$F1 - score = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall} \times 100\% \quad (4)$$

Persamaan 4 menjelaskan bahwa *F1-score* dapat diinterpretasikan sebagai metrik evaluatif yang mengkuantifikasi keseimbangan antara presisi dan sensitivitas dalam identifikasi data berlabel positif pada *output* klasifikasi.

Confusion matrix juga dapat dimanfaatkan sebagai alat dalam menganalisis keseimbangan kelas. Konsep keseimbangan kelas merujuk pada rasio antara jumlah data positif dan negatif yang terdapat dalam sebuah *dataset*. Ketidakseimbangan dalam keseimbangan kelas dapat berdampak terhadap tingkat akurasi serta metrik kinerja lainnya [16].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam bagian ini, akan diuraikan secara mendalam temuan penelitian, mencakup prosedur pengambilan data, konstruksi model, proses pelatihan model, serta pengujian melalui *confusion matrix*.

3.1. Hasil Pengumpulan Data

Dataset ini terdiri dari 800 gambar tokoh wayang kulit Pandawa, yang dibagi menjadi lima kelas: Puntadewa, Werkudara, Janaka, Nakula, dan Sadewa.

Tabel 1. Jumlah Citra






No	Kelas Citra Tokoh Wayang Kulit	Jumlah Citra
1	Janaka	160
2	Nakula	160
3	Puntadewa	160
4	Sadewa	160
5	Werkudara	160

Berdasarkan analisis data yang disajikan dalam Tabel 1, dapat disimpulkan bahwa *dataset* terdiri dari lima kategori citra tokoh wayang kulit Pandawa, dimana setiap kategori meliputi sejumlah 160 citra dengan ekstensi *.jpg*. Secara spesifik, kategori Janaka diidentifikasi dengan nomor urut satu, diikuti oleh

kategori Nakula dengan nomor urut dua, Puntadewa dengan nomor urut tiga, Sadewa dengan nomor urut empat, dan terakhir Werkudara dengan nomor urut lima. Lebih lanjut, Tabel 2 menyajikan contoh visual

dari citra yang terdapat dalam masing-masing kategori, yang mana setiap contoh tersebut merupakan representasi dari jenis citra yang termasuk dalam kumpulan data tersebut.

Tabel 2. Contoh Citra

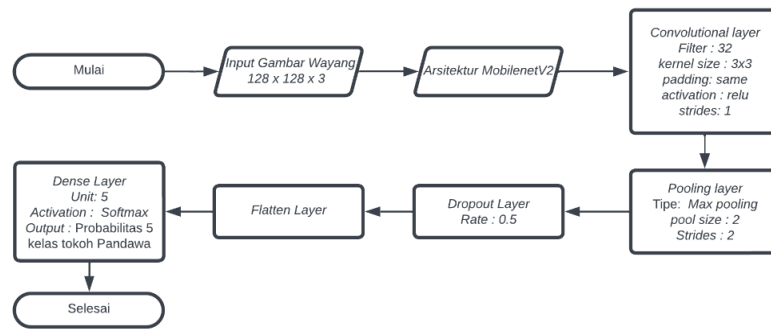
No	Citra	Label
1		Janaka
2		Nakula
3		Puntadewa
4		Sadewa
5		Werkudara

Data citra diklasifikasikan ke dalam tiga kategori utama, yaitu: data latih, data validasi, dan data uji. Proporsi dari data latih mencapai 84%, sementara data validasi berkontribusi sebesar 10%, dan data uji sekitar 6%. Alokasi proporsi data ini memainkan peran krusial dalam menentukan volume data yang dialokasikan untuk setiap fase, yang secara langsung berpengaruh terhadap tingkat keakuratan model yang dikembangkan. Secara umum, model yang dirancang dengan akses ke jumlah data yang lebih luas dan lebih variatif cenderung menunjukkan performa keakuratan yang lebih tinggi.

3.2. Hasil Pemodelan CNN

Berdasarkan eksperimen yang menggunakan *input* dengan dimensi 128x128x3, telah

dikembangkan sebuah konfigurasi arsitektural yang terdiri dari enam strata. Konstruksi ini mengintegrasikan prinsip dasar dari arsitektur *MobilenetV2*, yang kemudian diperluas melalui penerapan sebuah fase yang mencakup proses konvolusi dan *pooling*. Proses ini diikuti oleh implementasi lapisan penghalusan (*flatten*) yang bertujuan untuk transformasi data ke format matriks unidimensional. Matriks ini selanjutnya digunakan sebagai masukan untuk lapisan terhubung penuh (*fully connected*). Detail lebih lanjut mengenai konfigurasi ini diilustrasikan dalam Gambar 5:



Gambar 5. Arsitektur pemodelan CNN

```

Layer (type)                Output Shape                Param #
-----
mobilenetv2_1.00_224 (Func  (None, 4, 4, 1280)        2257984
tional)
conv2d_2 (Conv2D)          (None, 4, 4, 32)          368672
max_pooling2d_2 (MaxPoolin  (None, 2, 2, 32)          0
g2D)
dropout_2 (Dropout)        (None, 2, 2, 32)          0
flatten_2 (Flatten)        (None, 128)                0
dense_2 (Dense)            (None, 5)                  645
=====
Total params: 2627301 (10.02 MB)
Trainable params: 369317 (1.41 MB)
Non-trainable params: 2257984 (8.61 MB)
    
```

Gambar 6. Model summary

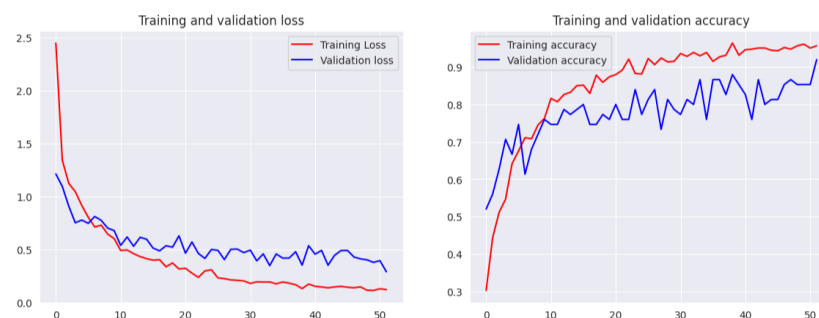
Gambar 5 dan Gambar 6 menggambarkan struktur arsitektur yang telah dirancang, dilengkapi dengan serangkaian nilai *hyperparameter* tertentu. Penemuan nilai-nilai *hyperparameter* ini merupakan hasil dari proses eksperimental yang melibatkan metode trial dan error. Proses ini berkontribusi signifikan dalam mengidentifikasi konfigurasi arsitektur yang mampu menghasilkan tingkat akurasi paling optimal. Dalam konteks eksperimen yang dimaksud, *hyperparameter* diatur sesuai dengan konfigurasi berikut:

No	<i>Hyperparameter</i>	
1	Membagi data	84% Latih, 10% Validasi, 6% Uji
2	<i>Layers</i>	6
3	<i>Batch size</i>	15
4	<i>Epoch</i>	52
5	<i>Optimizer</i>	<i>Adam</i>
6	<i>Learning rate</i>	0,0001

Tabel 3 memaparkan alokasi *dataset* yang digunakan dalam proses pelatihan, validasi, serta

pengujian, di mana *dataset* pelatihan mencakup 84% dari keseluruhan data, *dataset* validasi mencakup 10%, dan *dataset* pengujian mencakup 6%. Proses pelatihan dijalankan dengan memecah *dataset* menjadi kelompok-kelompok kecil berjumlah 15 entri data. Dengan demikian, dalam konteks 800 entri data, algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) akan memproses 15 entri data pertama sebagai satu *Batch*, kemudian berlanjut ke 15 entri data selanjutnya, dan seterusnya. Arsitektur dari model ini dibangun dengan enam lapisan, yang meliputi: lapisan dasar *MobilenetV2*, lapisan konvolusi, lapisan max *pooling*, lapisan dropout, lapisan *flatten*, serta lapisan *fully connected*. Pelatihan model ini dilaksanakan sepanjang 52 *epoch*, menggunakan algoritma pengoptimalan *Adam* untuk pembaruan bobot model secara iteratif. Penetapan *learning rate* sebesar 0.0001 bertujuan untuk memfasilitasi proses pembelajaran model dengan tingkat keakuratan yang lebih detail, yang disesuaikan melalui penyesuaian nilai *learning rate* seiring waktu.

Setelah berhasil menuntaskan proses desain arsitektur model, fase selanjutnya yang harus dilakukan adalah implementasi pelatihan data. Selama fase ini, data pelatihan akan diaplikasikan untuk menjalankan model guna menghasilkan versi yang siap diuji. Nilai *hyperparameter* yang telah ditentukan dalam Tabel 3 memainkan peran krusial dalam menentukan tingkat presisi model. Berdasarkan eksperimen yang dilaksanakan dengan durasi 52 *epoch* atau iterasi, model berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 95,70%. Detail mengenai nilai kerugian (*loss*) dan akurasi selama proses pelatihan model disajikan dalam Gambar 7:

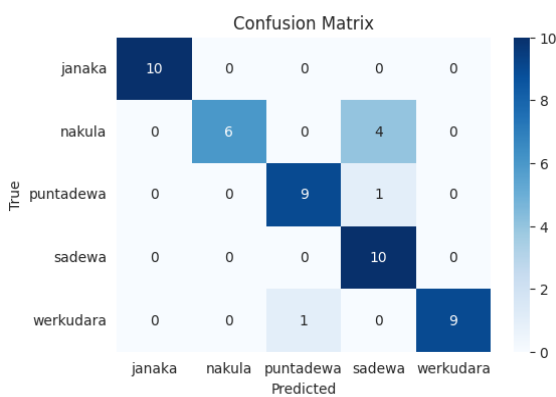


Gambar 7. Hasil pelatihan model

Grafik yang dipresentasikan dalam Gambar 7 mengilustrasikan dinamika nilai kerugian (*loss*) serta akurasi yang berkaitan dengan proses pelatihan model. Dari kedua grafik tersebut, terlihat bahwa terjadi proses pembelajaran yang progresif dan mendalam oleh model, manifestasi dari hal ini dapat diobservasi melalui trend penurunan nilai kerugian dan trend peningkatan nilai akurasi secara bertahap. Penurunan bertahap nilai kerugian untuk data pelatihan dan validasi menandakan peningkatan kapabilitas model dalam memprediksi target dengan presisi yang lebih tinggi. Sementara itu, kenaikan bertahap nilai akurasi untuk data pelatihan dan validasi mengindikasikan peningkatan efektivitas model dalam klasifikasi atau prediksi yang lebih akurat.

3.3. Hasil Pengujian Model

Evaluasi model melalui penerapan *confusion matrix* merupakan metode yang efektif untuk mengidentifikasi kebutuhan pelatihan ulang model tersebut. *Confusion matrix* menyediakan berbagai metrik evaluasi kinerja, seperti akurasi, presisi, *recall*, dan skor *F1*, yang bersama-sama memberikan gambaran komprehensif mengenai efektivitas model. Dalam konteks penelitian ini, model tersebut diuji menggunakan kumpulan data yang terdiri dari 50 sampel. Detail lebih lanjut mengenai hasil evaluasi ini diilustrasikan pada Gambar 8, yang diuraikan di bawah ini:



Gambar 8. Hasil pengujian model

Berdasarkan hasil pengujian pada Gambar 8, diperoleh nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* sebagai berikut :

$$Accuracy = \frac{10+6+9+10+9}{50} \times 100\% = 88\%$$

$$Precision \text{ Puntadewa} = \frac{9}{9+1} = 0.9$$

$$Precision \text{ Werkudara} = \frac{9}{9+1} = 0.9$$

$$Precision \text{ Janaka} = \frac{10}{10+0} = 1$$

$$Precision \text{ Nakula} = \frac{6}{6+4} = 0.6$$

$$Precision \text{ Sadewa} = \frac{10}{10+0} = 1$$

$$Precision = \frac{0.9 + 0.9 + 1 + 0.6 + 1}{5} \times 100\% = 88\%$$

$$Recall \text{ Puntadewa} = \frac{9}{9+1} = 0.9$$

$$Recall \text{ Werkudara} = \frac{9}{9+0} = 1$$

$$Recall \text{ Janaka} = \frac{10}{10+0} = 1$$

$$Recall \text{ Nakula} = \frac{6}{6+0} = 1$$

$$Recall \text{ Sadewa} = \frac{10}{10+4+1} = 0.67$$

$$Recall = \frac{0.9 + 1 + 1 + 1 + 0.67}{5} \times 100\% = 91,4\%$$

$$F1 - score \text{ Puntadewa} = \frac{2 \times 0.9 \times 0.9}{0.9 + 0.9} = 0.9$$

$$F1 - score \text{ Werkudara} = \frac{2 \times 0.9 \times 1}{0.9 + 1} = 0.94$$

$$F1 - score \text{ Janaka} = \frac{2 \times 1 \times 1}{1 + 1} = 1$$

$$F1 - score \text{ Nakula} = \frac{2 \times 0.6 \times 1}{0.6 + 1} = 0.75$$

$$F1 - score \text{ Sadewa} = \frac{2 \times 1 \times 0.67}{1 + 0.67} = 0.8$$

$$F1 - score = \frac{0.9 + 0.94 + 1 + 0.75 + 0.8}{5} \times 100\% = 87,8\%$$

Berdasarkan analisis terhadap data sampel uji yang berjumlah 50, diketahui bahwa *confusion matrix* dari model klasifikasi menunjukkan tingkat akurasi sebesar 88%. Hal ini menandakan bahwa, dari total 50 sampel data yang diuji, model tersebut mampu melakukan klasifikasi objek secara akurat pada 88% kesempatan.

4. DISKUSI

Pemanfaatan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam klasifikasi tokoh wayang kulit Pandawa telah terbukti menunjukkan tingkat presisi yang signifikan. Bukti efikasi tersebut dapat dilihat melalui studi-studi sebelumnya yang telah menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasikan tiga tokoh wayang kulit Pandawa, yakni Yudhistira, Bima, dan Arjuna. Penelitian ini melibatkan tiga tahap pengujian yang mendalam, dengan hasil akhir menunjukkan bahwa arsitektur yang dirancang mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 96,67 persen dalam mengidentifikasi ketiga tokoh wayang kulit Pandawa. Riset ini dijalankan menggunakan 600 data, dan temuan tersebut dicatat dalam penelitian yang dilakukan [9]. Di samping itu, terdapat studi yang telah berupaya untuk mengevaluasi pengaruh algoritma CNN terhadap tingkat akurasi klasifikasi citra wayang. Proses ini melibatkan preprocessing citra wayang, seperti konversi ke *grayscale* dan penerapan teknik *augmentation*, dengan hasil akurasi tertinggi mencapai 97% menggunakan kombinasi teknik *augmentation*, *grayscale*, rasio *dataset* 80:20, dan 118 *epoch* [10].

Inovasi dari penelitian yang saat ini dibahas terletak pada eksplorasi mendalam terhadap konfigurasi lapisan dan implementasi model untuk klasifikasi tokoh wayang kulit Pandawa. Hasil dari penelitian ini mencakup pengembangan arsitektur model CNN yang menggunakan arsitektur *MobilenetV2*, proporsi dari data latih mencapai 84%, sementara data validasi berkontribusi sebesar 10%, dan data uji sekitar 6%, menampilkan konfigurasi enam lapisan, penggunaan *optimizer Adam*, pelaksanaan 52 *epoch*, dan penetapan ukuran *Batch* sebanyak 15. Dari proses tersebut, dicapai akurasi pelatihan sebesar 95,70%, dan akurasi pengujian sebesar 88%. Meskipun demikian, tingkat akurasi yang tercapai dianggap belum optimal, dimana keterbatasan *dataset* uji menjadi salah satu faktor penentu. Oleh karena itu, peningkatan akurasi yang signifikan diperkirakan dapat dicapai melalui ekspansi *dataset* uji dengan mempertahankan arsitektur yang sama. Citra tokoh Nakula dan Sadewa yang mirip bahkan banyak yang sama persis juga merupakan faktor yang membuat tingkat akurasi pengujian menjadi sedikit rendah.

5. KESIMPULAN

Pengembangan model klasifikasi citra untuk karakter wayang kulit Pandawa telah dilaksanakan melalui penerapan metode klasifikasi menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* yang mencakup serangkaian tahapan proses yang komprehensif. Tahapan-tahapan ini termasuk akuisisi dan klasifikasi *dataset*, pra-pemrosesan data, augmentasi data, serta implementasi model CNN yang terdiri dari berbagai lapisan, seperti lapisan konvolusional, *max pooling*, *flattening*, *Relu*, *dropout*, dan lapisan *dense*. Proses pelatihan model ini telah dilakukan selama 52 *epoch* untuk mencapai hasil yang optimal. Melalui prosedur pelatihan yang dilaksanakan, model yang dikembangkan menunjukkan tingkat akurasi sebesar 95,70%. Selanjutnya, verifikasi hasil melalui penggunaan *confusion matrix* mengonfirmasi sebuah tingkat akurasi yang mencapai 88%.

Berdasarkan analisis temuan penelitian yang telah dilaksanakan, penulis mengusulkan beberapa rekomendasi untuk penelitian selanjutnya, yaitu: Pertama, implementasi arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)* yang beragam dengan konfigurasi *hyperparameter* yang variatif. Langkah ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja berbagai arsitektur CNN dalam tugas deteksi karakter wayang kulit Pandawa, memperluas pemahaman tentang potensi dan batasan arsitektur tersebut dalam konteks aplikasi ini. Kedua, eksplorasi penggunaan model klasifikasi alternatif, termasuk namun tidak terbatas pada, *Decision Tree*, untuk menilai efektivitas relatif berbagai pendekatan klasifikasi dalam mendeteksi karakter wayang kulit Pandawa. Pendekatan ini memungkinkan identifikasi model yang paling sesuai berdasarkan kriteria efektivitas dan efisiensi. Ketiga,

pengembangan dan penerapan *dataset* yang lebih ekstensif, yang mencakup variasi karakter wayang kulit yang lebih luas, untuk mengatasi masalah *overfitting* dan *underfitting*. Ini akan membantu dalam memperkuat model yang dikembangkan, menjadikannya lebih robust dan dapat diandalkan dalam aplikasi nyata. Serta penggabungan antara tokoh Nakula dan Sadewa agar model tidak mengalami kebingungan saat dilakukan pengujian dikarenakan citra yang sama dari kedua tokoh kembar tersebut.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] BPS, "Statistik Sosial Budaya Indonesia 2021," 04200.2205. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/id/publication/2022/06/30/6a2dabc16d556ab9d075f918/statistik-sosial-budaya-2021.html>
- [2] M. Z. Alfaqi, "Eksistensi Dan Perolematika Pelestarian Wayang Kulit Pada Generasi Muda Kec. Ringinrejo Kab. Kediri," *J. Praksis dan Dedik. Sos.*, vol. 5, no. 2, p. 119, 2022, doi: 10.17977/um032v5i2p119-128.
- [3] I. Nurfuadi, "Rancang Bangun Media Pembelajaran Pengenalan Budaya Indonesia Berbasis Android Menggunakan Phonegap," UIN Alauddin Makassar, Makassar, 2017.
- [4] D. Irfansyah, M. Mustikasari, and A. Suroso, "Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 6, no. 2, pp. 87–92, 2021, doi: 10.30591/jpit.v6i2.2802.
- [5] S. Styawati, F. Ariany, D. Alita, and E. R. Susanto, "Pembelajaran Tradisional Menuju Milenial : Pengembangan Aplikasi Berbasis Web Sebagai Penunjang Pembelajaran E-Learning Pada Man 1 Pesawaran," *J. Soc. Sci. Technol. Community Serv.*, vol. 1, no. 2, pp. 10–16, 2020, doi: 10.33365/jsstcs.v1i2.816.
- [6] A. R. Muslikh, D. R. I. M. Setiadi, and A. A. Ojugo, "Rice Disease Recognition Using Transfer Learning Xception Convolutional Neural Network," *J. Tek. Inform.*, vol. 4, no. 6, pp. 1535–1540, 2023, doi: 10.52436/1.jutif.2023.4.6.1529.
- [7] D. E. Goldberg and J. H. Holland, "Genetic Algorithms and Machine Learning," *Mach. Learn.*, vol. 3, pp. 95–88, 1988.
- [8] F. F. Maulana and N. Rochmawati, "Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 1, no. 02, pp. 104–108, 2020, doi: 10.26740/jinacs.v1n02.p104-108.
- [9] K. Wisnudhanti and F. Candra, "Metode Convolutional Neural Network dalam Klasifikasi Citra Tiga Tokoh Wayang

- Pandawa,” *JOMFTEKNIK*, vol. 7, no. 2, pp. 1–5, 2020.
- [10] M. A. R. Yudianto, Kusriani, and H. Al Fatta, “Analisis Pengaruh Tingkat Akurasi Klasifikasi Citra Wayang dengan Algoritma Convolutional Neural Network,” *J. Teknol. Inf.*, vol. 4, no. 2, pp. 182–190, 2020.
- [11] A. P. Wibawa, W. A. Y. Pratama, A. N. Handayani, and A. Ghosh, “Convolutional Neural Network (CNN) to determine the character of wayang kulit,” *Int. J. Vis. Perform. Arts*, vol. 3, no. 1, pp. 1–8, Jun. 2021, doi: 10.31763/viperarts.v3i1.373.
- [12] D. P. Prabowo, D. I. I. Ullumudin, and R. A. Pramunendar, “Prototipe Aplikasi Pengenalan Wayang Kulit Menggunakan CNN Berbasis VGG16,” 2021.
- [13] A. S. S. Pratama, A. P. Wibawa, and A. N. Handayani, “Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Menentukan Gagrak Wayang Kulit,” *J. Mnemon.*, vol. 5, no. 2, pp. 98–102, 2022, doi: 10.36040/mnemonic.v5i2.4671.
- [14] C. L. Nazalia, “Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network untuk Deteksi Hama di Tanaman Sawi Hijau,” Institut Teknologi PLN Jakarta, Jakarta, 2022.
- [15] Y. H. Natbais and A. B. S. Umbu, “Aplikasi Deteksi Penyakit pada Daun Tomat Berbasis Android Menggunakan Model Terlatih Tensorflow Lite,” *TEKNOTAN*, vol. 17, no. 2, p. 83, Aug. 2023, doi: 10.24198/jt.vol17n2.1.
- [16] M. Sokolova and G. Lapalme, “A systematic analysis of performance measures for classification tasks,” *Inf. Process. Manag.*, vol. 45, no. 4, pp. 427–437, Jul. 2009, doi: 10.1016/j.ipm.2009.03.002.