



Klasifikasi Citra Pada Wayang Kulit Menggunakan *Convolutional Neural Network*

Wulandari Nurhasanah¹, Wina Witanti^{*2}, Herdi Ashaury³

^{1,2,3}Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Informatika, Universitas Jenderal Achmad Yani, Cimahi, Indonesia
Email: ¹wulandarinurhasanah20@if.unjani.ac.id; ^{*2}wwitanti@gmail.com; ³herdi.ashaury@lecture.unjani.ac.id

Nurhasanah, W., Witanti, W., & Ashaury, H. (2025). Klasifikasi Citra Pada Wayang Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network. *Journal Cerita: Creative Education of Research in Information Technology and Artificial Informatics*, 11(1), 112-119

DOI: <https://doi.org/10.33050/cerita.v11i1.3700>

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi citra wayang kulit berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan memanfaatkan arsitektur ResNet-18, yang dikenal efisien dalam menangani data citra dan memiliki tingkat akurasi yang tinggi. Sistem ini dirancang untuk mengklasifikasikan tokoh-tokoh Punakawan dalam wayang kulit, yaitu Bagong, Gareng, Petruk, dan Semar, yang merupakan bagian dari warisan budaya Indonesia. Selain itu, penelitian ini juga membandingkan performa ResNet-18 dengan dua arsitektur lain, yaitu MobileNetV2 dan DenseNet121. Dataset yang digunakan terdiri dari 2.148 gambar, yang diperoleh melalui pemotretan langsung dan pencarian daring. Gambar-gambar tersebut diproses menggunakan teknik augmentasi dan dibagi dengan rasio 70:15:15 untuk pelatihan, validasi, dan pengujian. Model dilatih menggunakan hyperparameter optimal, seperti learning rate 0,001 dan batch size 32, untuk mengevaluasi performa ketiga arsitektur. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa arsitektur ResNet-18, sebagai fokus utama penelitian, mencapai akurasi keseluruhan sebesar 93,90%, dengan precision, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 94%. Sebagai pembanding, MobileNetV2 menghasilkan akurasi validasi tertinggi sebesar 96%, dengan performa lebih baik dalam generalisasi, sementara DenseNet121 menghasilkan akurasi validasi sebesar 95%. Hasil ini menegaskan bahwa meskipun MobileNetV2 memiliki performa terbaik dalam klasifikasi citra wayang kulit, ResNet-18 tetap menunjukkan hasil yang sangat baik dengan kompleksitas yang lebih sederhana, sehingga dapat menjadi solusi yang efisien untuk implementasi sistem klasifikasi wayang kulit Punakawan.

Kata kunci: Citra, *Convolutional Neural Network*, Klasifikasi, ResNet-18, Wayang Kulit

ABSTRACT

This research aims to develop a Convolutional Neural Network (CNN)-based shadow puppet image classification system by utilizing the ResNet-18 architecture, which is known to be efficient in handling image data and has a high level of accuracy. The system is designed to classify the Punakawan characters in shadow puppets, namely Bagong, Gareng, Petruk, and Semar, which are part of Indonesia's cultural heritage. In addition, this study also compares the performance of ResNet-18 with two other architectures, namely MobileNetV2 and DenseNet121. The dataset used consists of 2,148 images, which were obtained through live shooting and online searches. The images were processed using augmentation techniques and divided in a ratio of 70:15:15 for training, validation, and testing. The model was trained using optimal hyperparameters, such as learning rate 0.001 and batch size 32, to evaluate the performance of the three architectures. The evaluation results showed that the ResNet-18 architecture, as the main focus of the research, achieved an overall accuracy of 93.90%, with precision, recall, and F1-score of 94% each. In comparison, MobileNetV2 produced the highest validation accuracy of 96%, with better performance in generalization, while DenseNet121 produced a validation accuracy of 95%. This result confirms that although MobileNetV2 has the best performance in shadow puppet image classification, ResNet-18 still shows excellent results with simpler complexity, so it can be an efficient solution for the implementation of Punakawan shadow puppet classification system.

Keywords: Classification, Convolutional Neural Network, Image, ResNet-18, Wayang Kulit

I. PENDAHULUAN

Indonesia, sebagai negara yang kaya akan warisan budaya, memiliki berbagai seni dan tradisi yang telah diwariskan dari generasi ke generasi. Salah satu warisan budaya yang paling menonjol adalah seni wayang, khususnya wayang kulit (Muhathir et al., 2021). Wayang Kulit adalah salah satu warisan budaya Indonesia yang menjadi kebanggaan bangsa. Keindahan wayang kulit tidak hanya diakui oleh Indonesia, tetapi juga oleh UNESCO, yang pada 7 November 2003 menetapkannya sebagai *Masterpiece of Oral and Intangible Heritage of Humanity* (Sulistyorini, 2022). Punakawan adalah bagian dari dunia wayang yang khas dan hanya ditemukan di Indonesia (Saputra, 2021). Tokoh-tokoh Punakawan mulai dikenal luas dalam pertunjukan wayang pada abad ke-18, dan sejak itu kehadiran mereka selalu menjadi bagian yang dinantikan dalam setiap pagelaran wayang di Jawa (Bing Bedjo Tanudjaja, 2022).

Klasifikasi terhadap wayang kulit, khususnya tokoh Punakawan, melibatkan pengelompokan dan analisis karakteristik digital yang merepresentasikan tokoh-tokoh tersebut. Dengan teknik seperti pengolahan citra digital, algoritma pembelajaran mesin, dan analisis data, atribut visual seperti bentuk wajah, pakaian, dan postur tokoh Punakawan dapat diidentifikasi dan diorganisasi (Resa Arif Yudianto & Al Fatta, 2020). Pentingnya klasifikasi citra dalam bidang visi komputer sangat besar, memiliki dampak

signifikan dalam studi, pekerjaan, dan kehidupan sehari-hari. Proses klasifikasi citra melibatkan langkah-langkah seperti pra-pemrosesan citra, segmentasi citra, ekstraksi fitur utama, dan identifikasi pencocokan (Tianmei Guo, 2017).

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan suatu metode pembelajaran mendalam yang mampu mengekstrak ciri-ciri penting dari gambar dan melakukan klasifikasi pada berbagai kategori (Sharma et al., 2018). CNN mampu mengidentifikasi pola nonlinear yang tersembunyi dalam data dengan memanfaatkan fungsi aktivasi yang tepat (Vasanthakumari et al., 2023).

Penelitian terdahulu dengan judul "Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Menentukan Gagrak Wayang Kulit". Pada penelitian ini menggunakan data berupa 280 gambar wayang kulit yang diperoleh secara manual melalui platform Facebook dan Google Image Search. Gambar-gambar tersebut kemudian dimodifikasi dengan mengubah latar belakangnya menjadi putih serta menyesuaikan ukurannya menjadi 480x640 piksel. Menunjukkan bahwa CNN dapat digunakan sebagai metode yang handal dan akurat dalam menentukan gagrak wayang kulit, yang merupakan salah satu warisan budaya Indonesia, bahwa arsitektur ketiga memberikan performa terbaik dengan akurasi sebesar 92,27%, presisi 92,22%, recall 96,85%, dan f-measure 91,93% (Setya et al., 2022).

Penelitian terdahulu dengan judul "Indonesian Traditional Shadow Puppet Classification using Convolutional Neural Network". Pada penelitian ini menggunakan Arsitektur MobileNet pada CNN memberikan kinerja pengenalan yang lebih tinggi daripada menggunakan arsitektur VGG-16, dengan peningkatan sebesar 1,67% menjadi 86,67% (Prabowo et al., 2021).

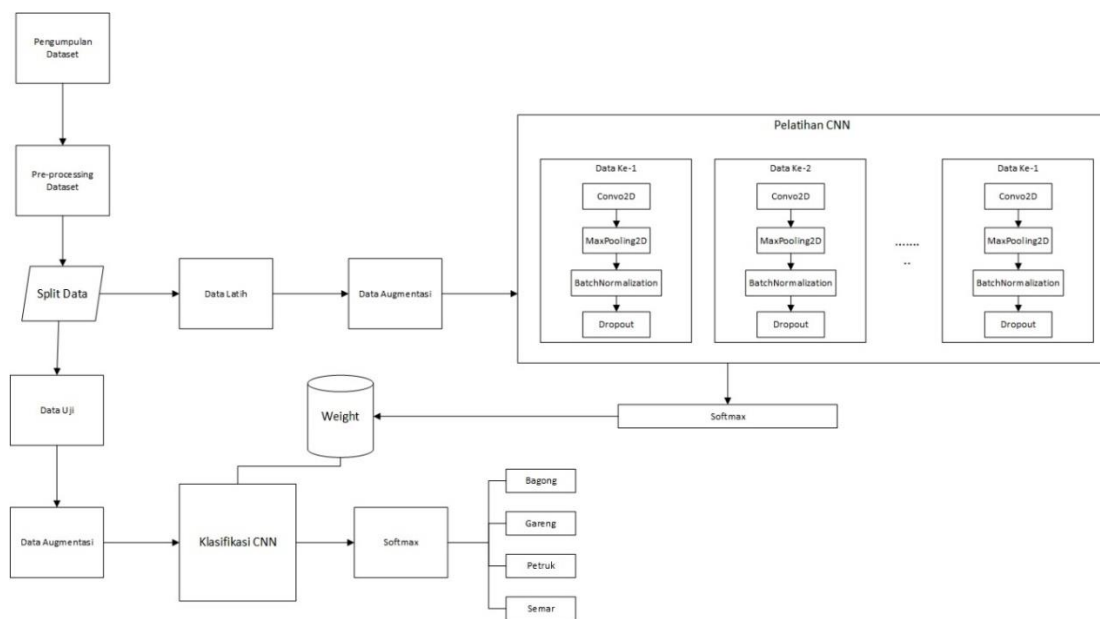
Selain itu, penelitian berjudul "Klasifikasi Tingkat Penjualan Video Game Dengan Metode K-Nearest Neighbors" memberikan panduan penting dalam proses klasifikasi data, mulai dari tahap pengumpulan, *pre-processing*, transformasi data, hingga evaluasi model menggunakan *confusion matrix*. Pendekatan yang digunakan, seperti pengelompokan data dan tahapan *pre-processing*, dapat diterapkan dalam klasifikasi citra wayang kulit menggunakan CNN. Hal ini mencakup

pembagian data menjadi data latih dan uji, serta evaluasi akurasi model. Penelitian ini juga menyoroti pentingnya penggunaan dataset eksternal untuk memastikan validitas hasil penelitian (Adzani et al., 2023).

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi wayang kulit berbasis Convolutional Neural Network (CNN) dengan memanfaatkan arsitektur ResNet-18, yang dikenal efisien dalam menangani data citra dan memiliki tingkat akurasi yang tinggi. Sistem ini dirancang untuk mengklasifikasikan tokoh-tokoh Punakawan dalam wayang kulit, yaitu Bagong, Gareng, Petruk, dan Semar.

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan penelitian yang dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian
Sumber: diolah dari data primer

A. Pengumpulan Dataset

Dataset yang digunakan pada penelitian ini yaitu berupa citra atau gambar dari jenis wayang kulit punakawan diantaranya Bagong, Gareng, Petruk, dan Semar. Pengumpulan dataset dilakukan melalui dua sumber utama, yaitu pemotretan langsung menggunakan kamera ponsel dan pengambilan citra dari internet melalui pencarian di Google. Gambar yang diambil menggunakan kamera ponsel memberikan data yang lebih realistis karena

sesuai dengan kondisi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar di dunia nyata. Proses ini melibatkan pengaturan posisi wayang kulit secara manual untuk menangkap detail fitur visual, seperti bentuk, pola, dan warna. Sementara itu, gambar dari internet, khususnya dari Google Images, melengkapi dataset dengan berbagai variasi citra, seperti latar belakang, resolusi, dan pencahayaan yang berbeda.

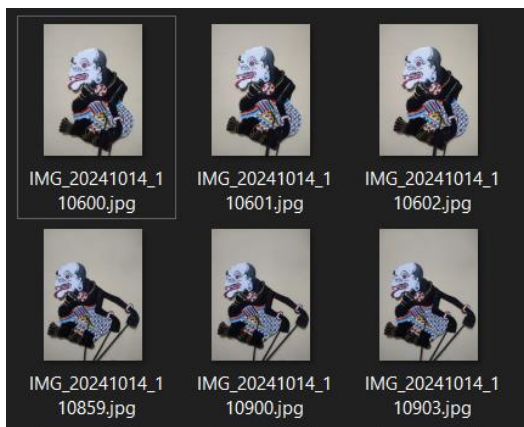
B. Preprocessing Dataset

Pada tahap preprocessing dataset, data gambar yang telah dikumpulkan diolah untuk memastikan kesesuaian dengan proses pelatihan Convolutional Neural Network (CNN). Langkah pertama adalah resize, yaitu mengubah ukuran setiap gambar menjadi dimensi tetap sebesar 224x224 piksel, resize dilakukan untuk memastikan konsistensi ukuran gambar, sehingga model dapat memproses semua citra dengan ukuran yang seragam. Dapat dilihat pada Gambar 2.



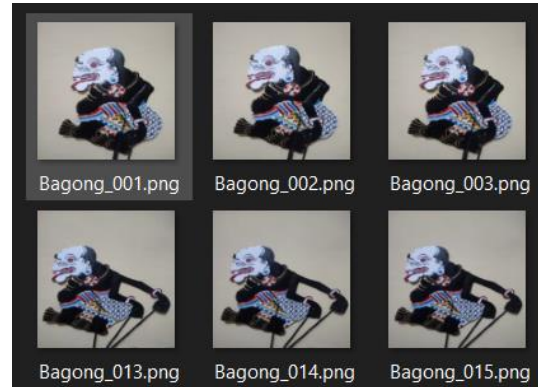
Gambar 2. Proses Resize Dataset
Sumber: diolah dari data primer

Setiap gambar dalam dataset diberi label yang sesuai berdasarkan karakter wayang yang terdapat di dalamnya. Proses labeling ini bertujuan untuk mengklasifikasikan dan mengidentifikasi gambar berdasarkan kategori tertentu. Dalam dataset ini, terdapat empat kategori utama, yaitu Bagong, Gareng, Petruk, dan Semar. Sebelum perubahan, gambar menggunakan penamaan generik berbasis kode, seperti IMG_20241014.jpg, yang tidak mencerminkan identitas kelas objek. Dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Sebelum Proses Labeling
Sumber: diolah dari data primer

Setelah dilakukan perbaikan, penamaan file diubah menjadi lebih deskriptif, seperti Bagong_001.png, sehingga label kelas langsung terintegrasi dalam nama file. Format baru ini mempermudah pengelompokan data dan mendukung proses pembelajaran mesin secara lebih efisien. Dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Setelah Proses Labeling
Sumber: diolah dari data primer

Selain itu, class mapping diterapkan untuk memberikan indeks numerik pada setiap kelas, seperti indeks 0 untuk kelas Bagong, indeks 1 untuk kelas Gareng, indeks 2 untuk kelas Petruk, dan indeks 3 untuk kelas Semar. Mapping ini berfungsi untuk mengonversi label tekstual menjadi representasi numerik yang diperlukan oleh algoritma pembelajaran mesin, sehingga memastikan konsistensi antara dataset dan model klasifikasi. Dapat dilihat pada Gambar 5.

```
Class mapping:  
Index 0: Class Bagong  
Index 1: Class Gareng  
Index 2: Class Petruk  
Index 3: Class Semar
```

Gambar 5. Class mapping
Sumber: diolah dari data primer

C. Split Data

Dataset dibagi menjadi tiga subset utama: train, validation (val), dan test, untuk memastikan evaluasi model yang objektif dan mencegah kebocoran data. Pembagian dilakukan dengan proporsi 70% untuk train, serta masing-masing 15% untuk val dan test. Proses ini menggunakan fungsi `train_test_split` dari Scikit-learn dalam dua tahap: pertama, dataset dipisahkan menjadi train dan sisanya (val + test), lalu sisa data dibagi lagi menjadi val dan test sesuai rasio.

Dengan split 70%, 15%, 15% maka rincian masing-masing data dijelaskan dalam Tabel 1.

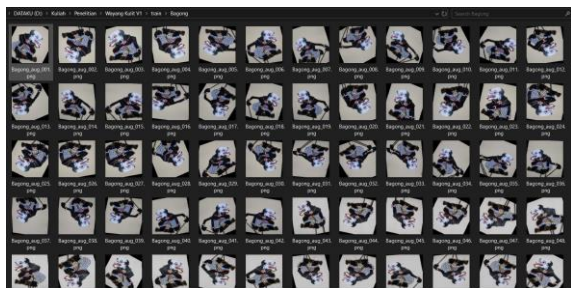
Tabel 1. Pembagian Dataset

Kelas	Data Training	Data Validation	Data Testing	Σ
Bagong	375	80	82	537
Gareng	375	80	82	537
Petruk	375	80	82	537
Semar	375	80	82	537
Total	1500	320	328	2148
Persentase	70%	15%	15%	100%

Sumber: diolah dari data primer

D. Data Augmentasi

Teknik augmentasi diterapkan untuk meningkatkan keragaman dataset dan mengurangi risiko overfitting serta menciptakan variasi data tanpa perlu mengumpulkan lebih banyak gambar baru. Teknik augmentasi yang dilakukan yaitu Random Rotation, Random HorizontalFlip, Random Vertical Flip, Shearing, Random Resized Crop. Adapun ilustrasi dari proses augmentasi dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Proses Augmentasi Dataset
 Sumber: diolah dari data primer

E. Klasifikasi CNN

Pada tahap klasifikasi menggunakan CNN, model yang telah dilatih digunakan untuk mengklasifikasikan data uji, yaitu data yang tidak pernah terlihat oleh model selama proses pelatihan. Proses klasifikasi ini melibatkan beberapa langkah penting. Pertama, model memproses setiap gambar melalui lapisan-lapisan CNN hingga mencapai Softmax Layer, yang menghasilkan probabilitas untuk setiap kelas target, yaitu Bagong, Gareng, Petruk, atau Semar. Probabilitas ini menunjukkan seberapa besar kemungkinan sebuah gambar termasuk ke dalam setiap kelas. Selanjutnya, pada prediksi akhir, kelas dengan probabilitas tertinggi dipilih sebagai hasil prediksi model. Tahap ini dirancang untuk menguji kemampuan model dalam mengenali dan mengklasifikasikan citra baru secara akurat, sehingga performa model dapat dinilai secara objektif dalam kondisi dunia nyata.

F. Arsitektur CNN

Arsitektur ResNet-18 dipilih dalam penelitian ini karena kemampuannya untuk mengatasi masalah vanishing gradient melalui penggunaan residual connections. ResNet-18 adalah salah satu arsitektur CNN yang terkenal karena kemampuannya dalam mempelajari fitur-fitur yang kompleks dari citra. Arsitektur ini terdiri dari lapisan konvolusi, lapisan pooling, dan lapisan fully connected. Tujuan dari arsitektur ResNet adalah melakukan pemetaan identitas data citra yang dilakukan dengan prinsip skip connection atau melewati beberapa layer untuk menghindari kehilangan gradient.

G. Evaluasi Model

Pada tahap evaluasi model, kinerja model yang telah dilatih diuji menggunakan data uji yang tidak pernah digunakan selama pelatihan maupun validasi. Proses evaluasi ini dilakukan dengan menggunakan berbagai metrik untuk memberikan gambaran menyeluruh tentang performa model. Salah satu metrik utama adalah *Confusion Matrix*, yang menggambarkan jumlah prediksi benar (true positives) dan salah (false positives/negatives) untuk setiap kelas, sehingga memudahkan identifikasi pola kesalahan model. Selain itu, Akurasi dihitung sebagai persentase total prediksi yang benar dari semua prediksi yang dilakukan. Model juga dievaluasi menggunakan Precision, yang menunjukkan kemampuan model dalam menghindari kesalahan prediksi positif, dan Recall, yang mengukur kemampuan model dalam mendeteksi semua sampel dari suatu kelas tertentu. Untuk mengevaluasi keseimbangan antara precision dan recall, digunakan F1-Score, yaitu rata-rata harmonis dari keduanya. Dengan metrik-metrik ini, evaluasi bertujuan untuk menilai seberapa baik model dalam mengenali pola pada data uji dan menggeneralisasi ke data baru yang belum pernah terlihat sebelumnya, sehingga





memastikan keandalan model untuk aplikasi nyata.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Sampel Data

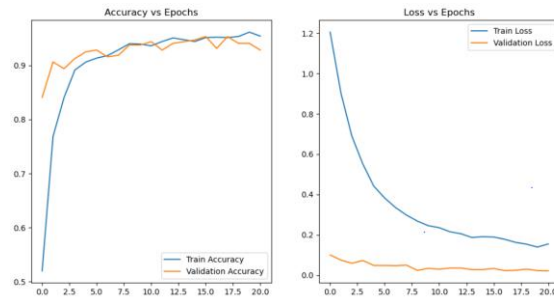
Penelitian ini menggunakan data yang diperoleh langsung melalui kamera smartphone dan Google. Dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Sampel Data

Bagong	
Gareng	
Petruk	
Semar	

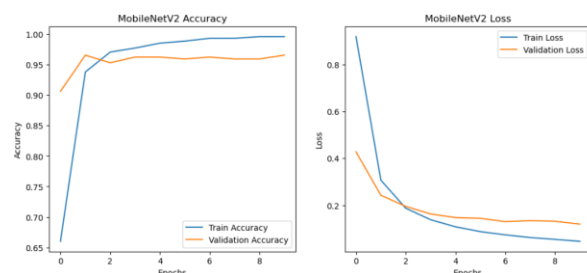
Sumber: diolah dari data primer

B. Hasil Pelatihan Model



Gambar 7. Akurasi dan Loss ResNet-18

Pada skema 1 pengujian terhadap arsitektur ResNet-18 dengan batch size 32, akurasi pelatihan (Train Accuracy) terus meningkat hingga mencapai nilai di atas 0,95 pada epoch akhir, menunjukkan bahwa model belajar dengan baik dari data pelatihan. Akurasi validasi (Validation Accuracy) juga meningkat, dengan nilai puncak mendekati 0,93, meskipun terdapat fluktuasi kecil pada beberapa epoch terakhir. Grafik loss menunjukkan penurunan signifikan pada Train Loss dan Validation Loss, dengan Train Loss mencapai nilai mendekati nol, sedangkan Validation Loss tetap stabil di nilai rendah setelah beberapa epoch. Hasil ini menunjukkan bahwa model mencapai performa yang baik, dengan akurasi validasi tertinggi sekitar 93%, meskipun terdapat indikasi awal potensi overfitting karena perbedaan antara akurasi pelatihan dan validasi.

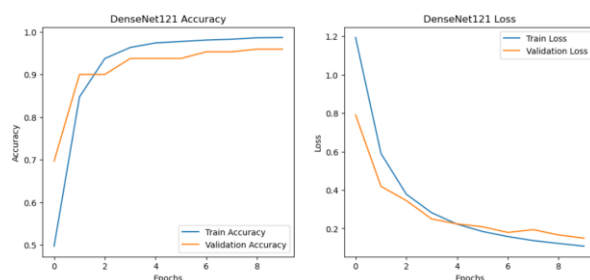


Gambar 8. Akurasi dan Loss MobileNetV2

Pada skema 2 menunjukkan hasil pengujian terhadap arsitektur MobileNetV2 dengan batch size 32, menggunakan skema pengujian yang mencakup metrik akurasi dan loss. Pada grafik sebelah kiri (MobileNetV2 Accuracy), terlihat bahwa akurasi pada data pelatihan (train accuracy) meningkat secara signifikan pada awal epoch dan terus mendekati 100% mendekati epoch ke-10. Akurasi validasi (validation accuracy) juga meningkat pesat pada awal epoch dan mendekati nilai maksimum sekitar 98% pada akhir pengujian.

Pada grafik sebelah kanan (MobileNetV2 Loss), nilai loss untuk data pelatihan (train loss) dan validasi (validation loss) menunjukkan penurunan yang konsisten seiring bertambahnya jumlah epoch. Hal ini mencerminkan bahwa model belajar dengan baik selama pelatihan tanpa indikasi overfitting yang signifikan, karena tren loss dan akurasi pada validasi tetap konsisten dengan data pelatihan.

MobileNetV2 mencapai akurasi pengujian sebesar 98.48% dengan nilai loss pengujian sebesar 0.0865, menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam klasifikasi pada dataset yang digunakan.



Gambar 9. Akurasi dan Loss DenseNet121

Pada skema 3 Grafik menunjukkan hasil pengujian arsitektur DenseNet121 dengan batch size 32, menggunakan skema pengujian yang melibatkan metrik akurasi dan loss. Pada grafik sebelah kiri (DenseNet121 Accuracy), akurasi data pelatihan (train accuracy) meningkat tajam di awal epoch dan mencapai lebih dari 99% pada akhir pelatihan, sementara akurasi validasi (validation accuracy) juga menunjukkan peningkatan stabil hingga mendekati nilai maksimum sekitar 97.8% setelah beberapa epoch.

Pada grafik sebelah kanan (DenseNet121 Loss), terlihat bahwa nilai loss untuk data pelatihan (train loss) dan validasi (validation loss) menurun secara signifikan selama pelatihan. Penurunan yang konsisten menunjukkan model DenseNet121 belajar dengan baik, dengan pola validasi yang konsisten terhadap data pelatihan tanpa tanda-tanda overfitting yang jelas.

Hasil akhir menunjukkan bahwa model DenseNet121 mencapai akurasi pengujian sebesar 97.87% dengan nilai loss pengujian sebesar 0.1139, yang menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam menyelesaikan tugas klasifikasi pada dataset yang digunakan.

C. Evaluasi Model

Tabel 3 merupakan perbandingan dari percobaan yang telah dilakukan untuk membandingkan kinerja arsitektur dari ResNet-18, MobileNetV2, dan DenseNet121 dengan batch size 32 akan menggunakan nilai akurasi dari setiap model.

Tabel 3 Hasil Training

Skema	Arsitektur	Batch_size	Akurasi
1	ResNet-18	32	0.9390
2	MobileNetV2	32	0.9847
3	DenseNet121	32	0.9786

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi citra wayang kulit Punakawan menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) berbasis arsitektur ResNet-18 sebagai fokus utama, dengan MobileNetV2 dan DenseNet121 digunakan sebagai pembanding. Proses klasifikasi dilakukan terhadap empat tokoh wayang Punakawan, yaitu Bagong, Gareng, Petruk, dan Semar. Dataset yang digunakan terdiri dari 2.148 gambar, yang diperoleh melalui pemotretan langsung dan pencarian internet, serta diproses melalui teknik augmentasi, normalisasi, dan pembagian data untuk memastikan pelatihan model yang optimal. Model dilatih menggunakan parameter 25 epoch, batch size 32, dan learning rate 0,001.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa ResNet-18 mencapai akurasi keseluruhan sebesar 93,90%, dengan precision, recall, dan F1-score konsisten di kisaran 94%-96%, menunjukkan performa yang baik dalam tugas klasifikasi ini. Sebagai pembanding, MobileNetV2 menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 98,48%, sedangkan DenseNet121 mencapai akurasi 97,87%. Meskipun MobileNetV2 menunjukkan kinerja terbaik dalam hal akurasi, ResNet-18 tetap menjadi fokus utama penelitian ini karena memberikan hasil yang memadai dengan kompleksitas model yang lebih sederhana, menjadikannya pilihan yang efisien untuk implementasi lebih lanjut pada sistem klasifikasi citra wayang kulit Punakawan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Adzani, N. N. F., Witanti, W., & Umbara, F. R. (2023). Klasifikasi Tingkat Penjualan Video Game Dengan Menggunakan Metode K – Nearest Neighbors. *INFOTECH Journal*, 9(2), 618–625. <https://doi.org/10.31949/infotech.v9i2.7371>
- [2]. Bing Bedjo Tanudjaja. (2022). Punakawan sebagai Subculture dalam Cerita Wayang Mahabaratha. 22(1), 52–68. <https://doi.org/10.9744/nirmana.22.1.52-68>
- [3]. Muhathir, M., Santoso, M. H., & Larasati, D. A. (2021). Wayang Image Classification Using SVM Method and GLCM Feature Extraction. *Journal Of Informatics And Telecommunication Engineering*, 4(2), 373–382. <https://doi.org/10.31289/jite.v4i2.4524>
- [4]. Prabowo, D. P., Nugraha, M. K. A., Ulumuddin, D. I. I., Pramunendar, R. A., & Santosa, S. (2021). Indonesian Traditional Shadow Puppet Classification using Convolutional Neural Network. *Proceedings - 2021 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication: IT Opportunities and Creativities for Digital Innovation and Communication within Global Pandemic, ISemantic 2021*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/iSemantic52711.2021.9573218>
- [5]. Resa Arif Yudianto, M., & Al Fatta, H. (2020). Analisis Pengaruh Tingkat Akurasi Klasifikasi Citra Wayang Dengan Algoritma Convolutional Neural Network. *Jurnal Teknologi Informasi*, 4(2).
- [6]. Saputra, E. (2021). Kontribusi Tokoh Punakawan Pada Pagelaran Wayang Kulit Terhadap Pendidikan Islam Kepada Masyarakat. *SAP (Susunan Artikel Pendidikan)*, 6(2).
- [7]. Setya, A., Pratama, S., Prasetya Wibawa, A., & Handayani, A. N. (2022). Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Menentukan Gagrak Wayang Kulit. *Jurnal MNEMONIC*, 5(2).
- [8]. Sharma, N., Jain, V., & Mishra, A. (2018). An Analysis of Convolutional Neural Networks for Image Classification. *Procedia Computer Science*, 132, 377–384. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.05.198>
- [9]. Sulistyorini, D. E. W. (2022). Kajian Bentuk, Fungsi dan Makna Karakter Tata Rias Punakawan Wayang Gaya Yogyakarta. *Ideguru: Jurnal Karya Ilmiah Guru*, 7(2), 170–178. <https://doi.org/10.51169/ideguru.v7i2.343>
- [10]. Tianmei Guo, J. D., Henjian L. Y. G. (2017). Simple Convolutional Neural Network on Image Classification. *IEEE*.
- [11]. Vasanthakumari, R. K., Nair, R. V., & Krishnappa, V. G. (2023). Improved learning by using a modified activation function of a Convolutional Neural Network in multi-spectral image classification. *Machine Learning with Applications*, 14, 100502. <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2023.100502>