

ANALISIS PENGARUH TINGKAT AKURASI KLASIFIKASI CITRA WAYANG DENGAN ALGORITMA *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*

Muhammad Resa Arif Yudianto, Kusrini, Hanif Al Fatta

Magister Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Amikom Yogyakarta

Jl. Ring Road Utara, Kabupaten Sleman, Daerah Istimewa Yogyakarta

muhammadresa0203@students.amikom.ac.id, kusrini@amikom.ac.id, hanif.a@amikom.ac.id

Abstract – The development of technology is inversely proportional to cultural preservation in Indonesia. One of Indonesia's cultures which creates character through the advice and stories is a puppet. But this culture shows less because the devotees have decreased. This makes young people not knowing the names of puppet figures. The introduction of digital images of puppets through the system is very necessary to introduce to the generation of millennial children, bearing in mind that at this time people are familiar with the technology. This recognition is through the image classification of puppet figures with classification algorithms that have been trained previously with puppet images that have been labeled before. To recognize various puppet figures well, a good model is needed. The quality of the model can be measured by the accuracy, precision, and recall variables in the model testing. Several factors influence the formation of the model, including the rise of the dataset, number of iterations (epoch) in learning, and of course the treatment of data before it is used in the process of forming the model. This study used 400 datasets which are divided into 4 classes which will be trained using CNN (Convolutional Neural Network) algorithm to produce a model. Based on the results of experiments obtained the best accuracy of 97%, 93% precision, and 87% recall by applying a combination of augmentation, changing the image to grayscale in preprocessing stage, the use of 80:20 dataset ratio and 100 epoch is a very significant effect in increasing accuracy.

Keywords – Classification, Punakawan Puppets, CNN, Image Processing.

Abstract – Semakin berkembangnya teknologi berbanding terbalik dengan perkembangan pelestarian kebudayaan di Indonesia. Salah satu kebudayaan Indonesia yang bermanfaat membentuk karakter melalui nasihat dan cerita di dalamnya adalah wayang. Akan tetapi kebudayaan ini semakin jarang terlihat pertunjukannya dikarenakan peminatnya telah berkurang. Hal tersebut mengakibatkan anak-anak muda tidak mengenal nama tokoh-tokoh pewayangan. Pengenalan citra digital tokoh pewayangan melalui sistem sangat diperlukan untuk mengenalkan kepada generasi anak milenial, mengingat saat ini masyarakat telah terbiasa dengan teknologi. Proses pengenalan ini melalui proses klasifikasi citra tokoh wayang dengan algoritma klasifikasi yang telah dilatih sebelumnya dengan data-data citra wayang yang telah diberi label sebelumnya. Untuk dapat mengenali berbagai tokoh wayang dengan baik dibutuhkan model yang baik. Kualitas model dapat diukur dengan variabel akurasi, presisi dan recall pada proses pengujian model. Terdapat beberapa faktor yang mempengaruhi pembentukan model, diantaranya adalah rasio pembagian dataset, jumlah perulangan (*epoch*) dalam pembelajaran dan tentunya perlakuan terhadap data sebelum digunakan dalam proses pembentukan model. Pada penelitian ini digunakan dataset sebanyak 400 data yang terbagi ke dalam 4 kelas yang akan dilatih menggunakan algoritma CNN (*Convolutional Neural Network*) untuk menghasilkan model. Berdasarkan hasil percobaan yang dilakukan didapatkan akurasi terbaik sebesar 97%, presisi 93% dan *recall* sebesar 87% dengan menerapkan kombinasi *augmentation*, mengubah citra menjadi *grayscale* pada tahap *preprocessing*, penggunaan rasio dataset 80:20 dan epoch sebesar 100 sangat berpengaruh signifikan dalam meningkatkan nilai akurasi.

Kata kunci – Klasifikasi, Wayang Punakawan, CNN, Pengolahan Citra.

I. PENDAHULUAN

Salah satu kebudayaan di Indonesia yang telah dikenal oleh masyarakat Jawa sejak kurang lebih 1500 tahun yang lalu adalah kesenian wayang. Menurut [1], pada mulanya wayang ini merupakan kebudayaan yang dimainkan dengan bayang-bayang dan dikenalkan oleh orang-orang hindu terhadap kebudayaan Jawa dan digunakan sebagai pemujaan terhadap roh leluhur. Wayang dibedakan menjadi 2 jenis yaitu wayang orang

yang diperankan langsung oleh orang dan wayang boneka yang digerakkan oleh seorang dalang. Salah satu jenis wayang boneka adalah wayang kulit. Wayang kulit terbuat dari boneka kayu dan kulit sebagai pakaiannya [2].

Menurut para ahli selain sebagai pertunjukan dan hiburan, wayang juga berguna untuk membentuk watak dan karakter seseorang [3]. Dalam penelitiannya [4], salah satu contoh tokoh pewayangan yang banyak dikenal adalah punakawan yang terdiri dari Semar dan

ketiga anaknya yaitu Gareng, Petruk dan Bagong. Tokoh-tokoh ini memiliki karakter yang ceria, lucu dan khas dengan pesan moral yang selalu dibawakan dalam setiap pertunjukan wayang. Akan tetapi kebudayaan wayang yang dahulunya berkembang dengan jumlah yang banyak, saat ini tinggal berjumlah 25 yang masih ada di masyarakat. Hal tersebut terjadi karena lemahnya ketiga faktor berikut, yaitu faktor pelaku yang berkarya, kelompok masyarakat yang mencintai budaya wayang dan dukungan dari pemerintah [5]. Kebudayaan ini lama kelamaan akan mengalami kemusnahan dan tidak sedikit dari generasi berikutnya yang tidak mengenal tokoh-tokoh pewayangan disebabkan karena tidak adanya pelaku yang memainkan pertunjukan wayang di masyarakat.

Pengenalan citra digital tokoh-tokoh pewayangan oleh sistem saat ini sangat diperlukan untuk mengenalkan kepada generasi anak milenial, mengingat semakin jarangny diadakan pertunjukan wayang saat ini dan perkembangan teknologi yang semakin pesat. Proses pengenalan ini melalui proses klasifikasi citra tokoh wayang dengan algoritma klasifikasi yang telah dilatih sebelumnya dengan data-data citra wayang yang telah diberi keterangan/label sebelumnya.

Penelitian sebelumnya oleh Sandy untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan wayang menurut bentuknya menggunakan algoritma KNN (*K-Nearest Neighbor*) dan GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrix*). Data citra diperoleh melalui proses pengambilan gambar menggunakan kamera. Hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi dari keseluruhan citra rata-rata akurasinya adalah sebesar 77,5% [6]. Dalam penelitiannya [7] mengeksplorasi dan mencari metode klasifikasi gambar dengan tingkat pembelajaran yang paling tinggi antara algoritma SVM (*Support Vector Machine*), CNN (*Convolutional Neural Network*) dan ANN (*Artificial Neural Network*). Dari ketiga algoritma yang diujikan SVM berada pada urutan terakhir dengan nilai akurasi 98% dan algoritma CNN dan ANN memiliki tingkat akurasi yang sama tingginya yaitu sebesar 99,5%.

Penelitian terdahulu oleh Cheng ingin membandingkan algoritma CNN dengan parameter tambahan ERACNN dibandingkan dengan algoritma RBF-SVM, Linear-SVM dan KNN. Dalam penelitian tersebut objek yang digunakan sebagai dataset adalah emosional seseorang dengan sinyal EEG (*electroencephalogram*). Dari hasil percobaan didapatkan bahwa algoritma CNN mengungguli dari ketiga algoritma yang lain dengan tingkat akurasi sebesar 83,45% pada 2 kategori emosional (optimis dan pesimis) dan 68,8% untuk 3 kategori emosional (optimis, kalem dan pesimis). Minimnya dataset sangat mempengaruhi hasil akurasi yang didapatkan [8].

Dari beberapa uraian tersebut, maka peneliti mengambil judul penelitian “Analisis Pengaruh Tingkat Akurasi Klasifikasi Citra Wayang dengan Algoritma *Convolutional Neural Network*”. Hasil dari penelitian

ini diharapkan dapat melakukan klasifikasi citra wayang dengan baik melalui beberapa skenario percobaan terhadap pengaruh parameter dan perlakuan pada proses *training* menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* untuk mendapatkan tingkat akurasi yang tinggi.

A. Pengolahan Citra Digital

Proses pengolahan data teks berbeda dengan pengolahan citra. Dalam pengolahan citra ini dilakukan dengan beberapa teknik untuk memanipulasi citra agar dapat diketahui perbedaan atau ciri khas yang membedakan antara citra yang satu dengan citra yang lain. Pengolahan citra adalah proses memanipulasi citra dengan mesin komputer dengan maksud agar kualitas citra tersebut menjadi lebih baik [9]. Terdapat satu hal yang penting dalam konsep pengolahan citra yaitu mengekstrak informasi dari citra tersebut, sebagai contoh seperti pengenalan berdasarkan bentuknya. Salah satu metode pengolahan citra yaitu *Edge detection*, yaitu pemrosesan citra terhadap bidang *feature detection* dan *feature extraction*. *Edge* merupakan batas-batas dalam sebuah objek yang digunakan untuk mendeteksi dan mengidentifikasi tepi dalam citra digital [10].

B. Klasifikasi

Dalam bukunya [11] disebutkan bahwa klasifikasi merupakan langkah atau cara dalam upaya membentuk suatu model atau fungsi yang digunakan dalam menjelaskan atau membedakan konsep kelas data. Dengan melakukan proses ini suatu objek dapat dikenali dan dikelompokkan berdasarkan kelasnya dengan cara memperkirakan berdasarkan hasil dari model yang telah dibentuk. Klasifikasi dokumen adalah bagian proses yang penting dalam bidang sistem informasi, khususnya untuk pengetahuan bisnis. Proses klasifikasi terbagi menjadi dua tahapan yaitu pelatihan (*learning*) yaitu tahap pembelajaran terhadap suatu data yang telah diketahui kelasnya dan pengujian (*testing*) yaitu melakukan evaluasi tingkat kinerja dari model hasil dari tahap *learning* dengan data baru yang disebut data uji. Keluaran dari tahap ini berupa tingkat keakuratan suatu model dalam memprediksi data yang belum diketahui kelasnya yaitu dengan data uji [12].

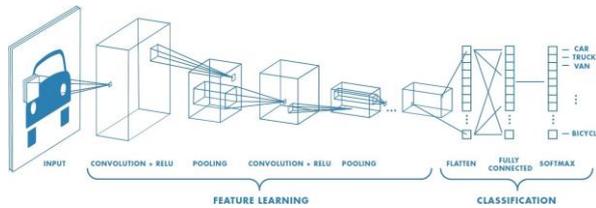
Proses klasifikasi sangat erat hubungannya dengan teknik atau algoritma yang dapat belajar dan mengelompokkan data ke dalam kelas-kelasnya. Beberapa algoritma yang dapat digunakan dalam proses klasifikasi diantaranya adalah *Naive Bayes Classifier*, *Decision Tree*, *Rule Based Classifier* dan Jaringan Saraf Tiruan atau lebih dikenal *Neural Network*. Masing-masing algoritma memiliki cara kerja yang berbeda-beda dalam proses klasifikasi data, selain itu setiap algoritma juga memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing dalam melakukan klasifikasi pada banyak kasus [12].

C. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) adalah algoritma klasifikasi hasil dari pengembangan Multilayer Perceptron (MLP) yang dibangun untuk memproses data dua dimensi. Karena kedalaman jaringan yang tinggi dan banyak diterapkan pada data gambar/citra sehingga CNN termasuk dalam dari Deep Neural Network. Pada CNN, data yang dipropagasikan pada jaringan adalah data dua dimensi, sehingga operasi linear dan parameter bobot pada CNN berbeda. Pada CNN operasi linier menggunakan operasi konvolusi, sedangkan bobot tidak lagi satu dimensi saja, namun berbentuk empat dimensi yang merupakan kumpulan kernel konvolusi [13].

D. Arsitektur Convolutional Neural Network

Secara garis besar bagian-bagian yang terdapat pada arsitektur algoritma Convolutional Neural Network dapat dilihat pada gambar 1. :



Gambar 1. Arsitektur Convolutional Neural Network

1. Convolutional Layer

Convolutional layer adalah sebuah proses dimana citra dimanipulasi dengan menggunakan eksternal mask atau subwindows untuk menghasilkan citra yang baru. Proses ini adalah mereduksi dimensi dari citra dengan operasi convolution untuk mengekstrak fitur-fitur penting dari citra seperti deteksi ciri/edge, warna, orientasi gradien, dll melalui proses encoding. Secara matematis konvolusi adalah jumlah total dari hasil kali antara setiap elemen yang bersesuaian (memiliki posisi koordinat yang sama) dalam dua matriks atau dua vektor, seperti yang ditunjukkan Gambar 2 [14].

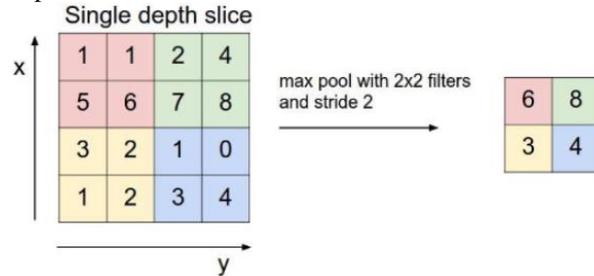
$$\begin{bmatrix} 3 & 0 & 1 & 2 & 7 & 4 \\ 1 & 5 & 8 & 9 & 3 & 1 \\ 2 & 7 & 2 & 5 & 1 & 3 \\ 0 & 1 & 3 & 1 & 7 & 8 \\ 4 & 2 & 1 & 6 & 2 & 8 \\ 2 & 4 & 5 & 2 & 3 & 9 \end{bmatrix} \begin{matrix} 6 \times 6 \\ * \\ 3 \times 3 \\ = \\ 4 \times 4 \end{matrix}$$

Gambar 2. Convolutional Layer

2. Pooling Layer

Pada bagian pooling layer ini terjadi proses mereduksi ukuran sebuah data citra. Dalam pengolahan citra, pooling juga bertujuan untuk meningkatkan invariansi posisi dari fitur serta mempercepat komputasi dan mengontrol terjadinya overfitting. Layer ini juga bertugas dalam

mengurangi dimensi. Dalam prosesnya, membutuhkan kemampuan komputasi yang tinggi dalam memproses data. Layer ini sangat berguna untuk mengekstrak fitur-fitur penting dengan berbagai variasi posisi citra dan rotasi sehingga proses training nantinya akan efektif seperti Gambar 3 berikut ini.



Gambar 3. Proses pada Pooling Layer

3. Fully Connected Layer

Setiap neuron pada convolutional layer perlu ditransformasi menjadi data satu dimensi terlebih dahulu sebelum dapat dimasukkan ke dalam sebuah fully connected layer. Feature map yang dihasilkan dari proses feature extraction dengan convolutional dan pooling layer masih berbentuk multidimensional array, sehingga harus dilakukan flatten atau reshape feature map menjadi sebuah vector agar bisa digunakan sebagai masukan dari fully connected layer. Vector hasil proses flatten akan diumpangkan dan diproses dengan feed forward neural network dan backpropagation untuk setiap proses pelatihannya dengan serangkaian jumlah epoch. Hasil keluaran dari proses ini dapat membedakan antara fitur yang berpengaruh dan mendominasi dengan fitur tingkat rendah pada citra dan mengklasifikasikannya menggunakan teknik klasifikasi softmax.

E. Confusion Matrix

Merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja dari algoritma klasifikasi [15]. Tabel 1 merupakan gambaran sederhana untuk mempermudah pemahaman tentang istilah confusion matrix dalam melakukan evaluasi atau pengujian dari model klasifikasi.

Tabel 1. Confusion Matrix

		Kelas Prediksi	
		Positif	Negatif
Kelas Sesungguhnya	Positif	TP	FN
	Negatif	FP	TN

Tabel 1 di atas menunjukkan beberapa variabel yang berperan untuk proses evaluasi model klasifikasi. Variabel True Negative (TN) merupakan data yang tepat diklasifikasi oleh sistem sebagai nilai negatif atau salah, kemudian variabel True Positive (TP) merupakan data yang tepat diklasifikasi sebagai nilai positif atau benar. Lalu untuk variabel False Positive (FP) merupakan data yang diklasifikasikan tidak tepat

apabila keluaran berupa positif atau benar kemudian untuk variabel *False Negatif* (FN) merupakan data yang diklasifikasikan dengan kurang tepat.

Metode *confusion matrix* ini memiliki beberapa parameter penilaian terhadap kinerja dari model klasifikasi yang dihasilkan adalah :

1. Precision

Merupakan parameter penilaian yang menghitung nilai rata-rata *precision* dari data hasil klasifikasi yaitu jumlah data yang benar antara nilai sebenarnya dengan hasil prediksi model yang dapat dihitung dengan rumus seperti pada persamaan (1) berikut :

$$Precision = \frac{\sum_i^n TP_i}{\sum_i^n TP_i + FP_i} \quad (1)$$

2. Recall

Parameter penilaian yang didapat dari jumlah data benar seberapa banyak data yang keluar dalam hasil klasifikasi melalui rumus pada persamaan (2).

$$Recall = \frac{\sum_i^n TP_i}{\sum_i^n TP_i + FN_i} \quad (2)$$

3. Accuracy

Parameter penilaian untuk menguji akurasi model dan tingkat *confident* dalam melakukan klasifikasi terhadap data baru. Untuk mengetahui akurasi suatu model dapat dicari dengan rumus seperti pada persamaan (3) berikut :

$$Accuracy = \frac{\sum_i^n TP_i + TN_i}{\sum_i^n TP_i + FP_i + TN_i + FN_i} \quad (3)$$

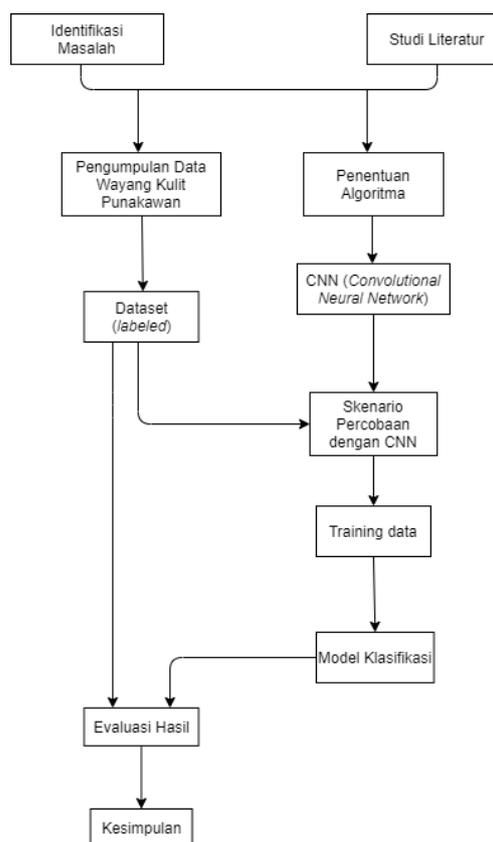
II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini disusun sebagai penelitian eksperimental yakni menerapkan serangkaian tindakan/skenario percobaan dengan melakukan pembelajaran terhadap klasifikasi citra wayang dengan algoritma *Convolutional Neural Network* dengan beberapa kondisi, baik dalam pemakaian parameter dan perlakuan terhadap data sebelum dilakukan pembelajaran dengan tujuan untuk mengetahui pengaruh dari tingkat akurasi klasifikasi yang dihasilkan menggunakan algoritma CNN. Penelitian ini menggunakan dataset wayang kulit punakawan yang terdiri dari 4 kelas yaitu Semar, Gareng, Petruk dan Bagong.

Dataset diperoleh dengan cara *scrapping* dari sumber internet yaitu *google image*. Dalam penelitian ini akan dilakukan beberapa skenario percobaan yang akan menghasilkan beberapa model klasifikasi dengan beberapa perbedaan kondisi terhadap parameter pada CNN yang digunakan untuk melakukan proses *training* dan perlakuan terhadap data sebelum dilakukan proses *training*.

Dalam penelitian ini diperlukan beberapa langkah penelitian untuk mendapatkan hasil yang diharapkan

seperti ditunjukkan pada gambar 4. Beberapa langkah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :



Gambar 4. Alur Penelitian

1. **Identifikasi Masalah**
Dalam proses identifikasi masalah dilakukan dengan mencari tahu permasalahan yang ada pada objek penelitian dengan membaca beberapa artikel terkait
2. **Studi literatur**
Dalam studi literatur yang dilakukan adalah dengan mencari dan membaca jurnal serta buku yang relevan dengan permasalahan yang akan diangkat sebagai bahan rujukan dalam memilih metode atau algoritma yang sesuai dan menentukan objek penelitian.
3. **Pengumpulan Data Wayang Kulit Punakawan dan Menentukan Algoritma**
Setelah membaca beberapa literatur yang relevan, tahap berikutnya adalah proses pengumpulan data berupa wayang kulit dengan tokoh punakawan dari sumber internet dengan metode *scrapping* menggunakan bahasa pemrograman python dan selenium. Selain itu, setelah membaca penelitian-penelitian terdahulu yang relevan terkait *image classification*, penulis menentukan untuk menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* dalam penelitian ini.

4. Dataset
Setelah dilakukan proses *scrapping* gambar wayang kulit punakawan, langkah berikutnya adalah melakukan beberapa perlakuan terhadap data yang diperoleh. Beberapa perlakuan yang dilakukan seperti memisahkan gambar menjadi 4 kelas sesuai jumlah tokoh wayang punakawan (*labeling*) dan menyamakan ukuran piksel semua gambar. Dari beberapa perlakuan di atas akan menghasilkan dataset wayang punakawan.
5. CNN (*Convolutional Neural Network*)
Pada tahap ini telah ditentukan algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah CNN dengan jumlah 3 lapisan konvolusi (*convolution layer*), 3 lapisan pooling (*pooling layer*) dengan aktivasi relu dan 1 lapisan *fully connected layer* dengan aktivasi *softmax*, karena jumlah kelas/label lebih dari 2.
6. Skenario percobaan dengan CNN
Pada tahap ini akan ditentukan beberapa skenario percobaan mulai dari perlakuan terhadap pra proses dataset sebelum dilakukan *training*, rasio dataset terhadap data latih dan data uji dan variasi parameter CNN yang digunakan.
7. *Training* data
Pada tahap ini akan dilakukan proses pembelajaran atau *training* terhadap masing-masing skenario menggunakan data training dari dataset wayang kulit punakawan dengan algoritma CNN.
8. Model klasifikasi
Dari tahap *training* akan menghasilkan model klasifikasi yang akan dilakukan evaluasi model dengan data uji pada proses pengujian, selain itu model ini dapat digunakan untuk mengenali data yang baru.
9. Evaluasi Hasil
Setelah model klasifikasi berhasil dibuat, langkah berikutnya adalah melakukan pengujian atau evaluasi dari model hasil proses pembelajaran. Proses evaluasi menggunakan metode *confusion matrix* dengan data *testing* yang telah disediakan. Parameter penilaian dari evaluasi ini adalah aspek *accuracy*, *precision*, *recall* dan *error rate*.
10. Kesimpulan
Setelah melakukan evaluasi terhadap semua model klasifikasi, langkah berikutnya adalah menganalisa dan menyimpulkan hasil evaluasi berdasarkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall* dan *error rate* dari masing-masing model untuk mengetahui skenario percobaan terbaik.

kelasnya. Dari keseluruhan dataset tersebut nantinya akan dilakukan proses pembagian (*split*) menjadi data *training* dan data *testing* yang akan digunakan dalam percobaan klasifikasi wayang dengan algoritma CNN sebanyak skenario yang telah ditentukan. Data *training* digunakan untuk proses melatih sistem hingga membentuk suatu model klasifikasi. Model yang terbentuk nantinya yang akan diuji *performance* nya menggunakan data *testing*, yaitu data baru yang tidak digunakan dalam proses *training* dan telah diketahui label/kelasnya. Dari proses testing inilah nantinya akan diketahui keunggulan dan kelemahan dari setiap model yang terbentuk berdasarkan beberapa skenario yang telah ditentukan. Beberapa skenario percobaan pada penelitian ini ditunjukkan pada tabel 2.

Tabel 2. Skenario Percobaan

Skenario	Alias
Rgb + epoch 50 + data 70:30	S1
Rgb + augmentation + epoch 50 + data 70:30	S2
Grayscale + epoch 50 + data 70:30	S3
Grayscale + augmentation + epoch 50 + data 70:30	S4
Rgb + epoch 100 + data 70:30	S5
Rgb + augmentation + epoch 100 + data 70:30	S6
Grayscale + epoch 100 + data 70:30	S7
Grayscale + augmentation + epoch 100 + data 70:30	S8
Rgb + epoch 200 + data 70:30	S9
Rgb + augmentation + epoch 200 + data 70:30	S10
Grayscale + epoch 200 + data 70:30	S11
Grayscale + augmentation + epoch 200 + data 70:30	S12
Rgb + epoch 50 + data 80:20	S13
Rgb + augmentation + epoch 50 + data 80:20	S14
Grayscale + epoch 50 + data 80:20	S15
Grayscale + augmentation + epoch 50 + data 80:20	S16
Rgb + epoch 100 + data 80:20	S17
Rgb + augmentation + epoch 100 + data 80:20	S18
Grayscale + epoch 100 + data 80:20	S19
Grayscale + augmentation + epoch 100 + data 80:20	S20
Rgb + epoch 200 + data 80:20	S21
Rgb + augmentation + epoch 200 + data 80:20	S22
Grayscale + epoch 200 + data 80:20	S23
Grayscale + augmentation + epoch 200 + data 80:20	S24

Dari 24 skenario tersebut akan digunakan dalam membentuk model menggunakan dataset yang sama pada proses *training*. Ukuran citra wayang yang digunakan adalah 180 x 180 piksel sebagai umpan masukan ke dalam arsitektur CNN dengan 3 *convolutional layer*, 3 *max pooling layer* dengan aktivasi relu dan 1 *fully connected layer* dengan aktivasi *softmax* karena jumlah kelas/label lebih dari 2. Proses

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini digunakan 400 dataset gambar wayang punakawan (bagong, gareng, petruk dan semar) yang terbagi secara rata menjadi 100 data untuk setiap

percobaan ini dilakukan menggunakan *library python keras* dan dijalankan pada google colab dengan *runtime GPU* agar proses komputasi lebih cepat. Berikut adalah hasil percobaan dari setiap skenario ditunjukkan pada tabel 3.

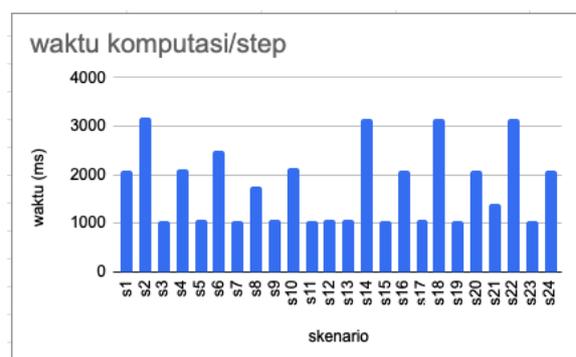
Tabel 3. Hasil Percobaan

No	Skenario	Time/step	Training				Testing			
			Loss	Akurasi	Presisi	Recall	Loss	Akurasi	Presisi	Recall
1	S1	2s 95ms	0.0545	0.9809	0.9092	0.8335	0.7685	0.8045	0.9094	0.8344
2	S2	3s 179ms	0.1998	0.9435	0.8757	0.7377	0.3564	0.9102	0.8778	0.7396
3	S3	1s 58ms	0.0256	0.9936	0.9104	0.8209	1.1209	0.7820	0.9107	0.8220
4	S4	2s 109ms	0.2042	0.9314	0.8705	0.7042	0.0461	0.9199	0.8713	0.7063
5	S5	1s 73ms	0.0267	0.9925	0.9207	0.8804	1.9315	0.7564	0.9207	0.8805
6	S6	2s 487ms	0.0952	0.9707	0.9219	0.8516	0.5900	0.8878	0.9221	0.8519
7	S7	1s 48ms	0.0087	0.9987	0.9290	0.8885	1.3667	0.8013	0.9291	0.8888
8	S8	1s 759ms	0.0941	0.9638	0.9214	0.8391	0.9468	0.9167	0.9216	0.8396
9	S9	1s 72ms	0.0126	0.9946	0.9227	0.8820	2.6489	0.7590	0.9226	0.8822
10	S10	2s 138ms	0.1091	0.9720	0.9392	0.8986	0.2521	0.9327	0.9392	0.8987
11	S11	1s 47ms	0.0414	0.9975	0.9314	0.9065	3.0903	0.8269	0.9314	0.9066
12	S12	1s 83ms	0.0957	0.9697	0.9443	0.9016	0.5436	0.9087	0.9443	0.9017
13	S13	1s 73ms	0.0216	0.9916	0.9217	0.8558	1.7500	0.7375	0.9217	0.8565
14	S14	3s 140ms	0.2610	0.9073	0.8584	0.6917	0.4502	0.8833	0.8590	0.6937
15	S15	1s 49ms	0.0303	0.9906	0.9214	0.8502	3.2073	0.7208	0.9215	0.8510
16	S16	2s 87ms	0.1481	0.9437	0.8825	0.7438	0.1760	0.9375	0.8833	0.7458
17	S17	1s 73ms	0.0622	0.9916	0.9306	0.8911	2.8209	0.7583	0.9306	0.8913
18	S18	3s 140ms	0.1324	0.9719	0.9186	0.8441	0.5598	0.9167	0.9188	0.8447
19	S19	1s 48ms	0.0173	0.9938	0.9321	0.8979	3.7757	0.7417	0.9321	0.8980
20	S20	2s 92ms	0.0843	0.9709	0.9301	0.8640	0.2699	0.9708	0.9303	0.8646
21	S21	1s 400ms	0.0021	0.9990	0.9419	0.9261	7.4633	0.7500	0.9420	0.9261
22	S22	3s 145ms	0.1844	0.9458	0.9353	0.8916	0.4085	0.9292	0.9354	0.8917
23	S23	1s 49ms	0.0075	0.9990	0.9483	0.9384	9.1000	0.7750	0.9483	0.9384
24	S24	2s 88ms	0.1353	0.9604	0.9490	0.9124	1.0713	0.9333	0.9490	0.9125

Tabel 3 di atas merupakan data-data hasil percobaan terhadap 24 skenario berupa penilaian variabel waktu komputasi, loss, akurasi, presisi, dan recall untuk proses *training* maupun *testing* yang akan dibahas lebih detail untuk masing-masing variabel penilaian.

A. Perbandingan waktu komputasi

Dalam penelitian ini dilakukan *record* terhadap waktu komputasi yang dibutuhkan dalam memproses citra menggunakan algoritma CNN pada setiap skenario.



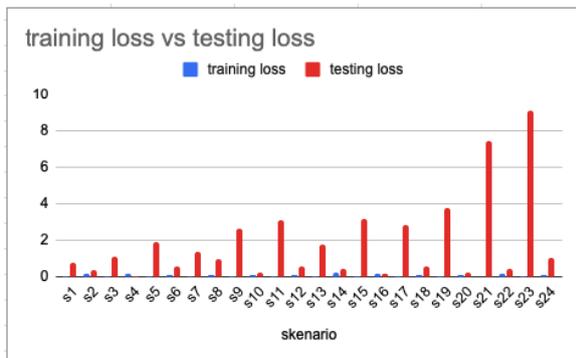
Gambar 5. Grafik waktu komputasi

Grafik yang ditunjukkan pada gambar 5 merepresentasikan rata-rata waktu proses untuk setiap step *training* dari 24 skenario. Dari grafik tersebut terlihat bahwa skenario yang menggunakan proses *augmentation* pada *preprocessing* lebih tinggi dibandingkan yang tidak melalui proses *augmentation* karena dalam setiap step dibutuhkan waktu lebih untuk melakukan augmentasi citra agar jumlah data yang dilakukan untuk *training* semakin banyak dengan

penambahan data hasil augmentasi dari setiap citra. Kemudian dari skenario yang melalui proses augmentasi terlihat bahwa skenario dengan citra RGB waktu komputasi lebih tinggi dibandingkan citra grayscale, karena citra RGB memiliki 3 channel masukan untuk layer konvolusi sedangkan citra grayscale hanya 1 channel saja.

B. Perbandingan training loss dan testing loss

Dalam penelitian ini juga akan dilihat perbandingan nilai loss pada proses training dan juga testing seperti pada gambar 6 berikut ini.

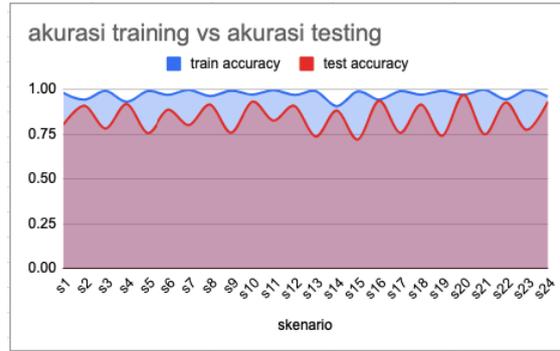


Gambar 6. Grafik loss training dan testing

Pada gambar 6 terlihat bahwa untuk nilai loss pada proses training relatif sama pada setiap skenario, hanya terdapat perbedaan sedikit yaitu skenario dengan proses augmentasi memiliki nilai training loss sedikit lebih tinggi, karena jumlah citra lebih banyak dengan penambahan posisi citra baru hasil augmentasi. Sedangkan pada testing loss terlihat perbedaan yang sangat mencolok antar skenario yaitu skenario tanpa proses augmentasi cenderung memiliki nilai loss yang lebih tinggi, karena jumlah data yang dilatih lebih sedikit dibandingkan skenario dengan proses augmentasi yang mendapatkan tambahan data citra baru hasil augmentasi dengan berbagai variasi posisi objek dalam citra.

C. Perbandingan akurasi training dan testing

Dalam bidang klasifikasi, ukuran akurasi dari suatu model klasifikasi sangat diperhatikan. Nilai akurasi dapat menggambarkan bagus tidaknya suatu model klasifikasi yang nantinya akan digunakan untuk menebak objek/citra baru.

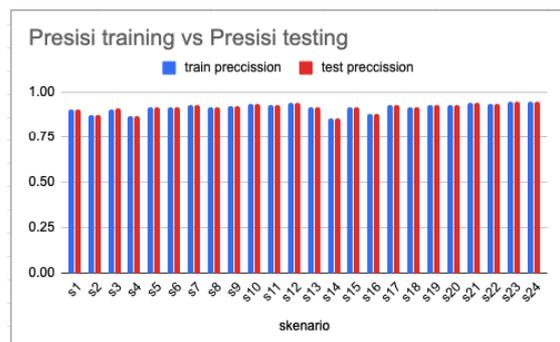


Gambar 7. Grafik akurasi training dan testing

Pada gambar 7 merepresentasikan perbandingan nilai akurasi pada proses training maupun proses testing pada 24 skenario. Dari grafik terlihat bahwa nilai akurasi pada proses training hampir tidak terlihat perbedaan yang signifikan, hanya pada skenario yang menggunakan proses augmentasi akurasi training selalu lebih rendah dibandingkan skenario yang tidak melalui proses augmentasi. Hal tersebut karena jumlah data yang dilatih lebih sedikit, sehingga probability sistem melakukan kesalahan klasifikasi pada proses training lebih kecil.

Akan tetapi kebalikannya, akurasi pada proses testing terlihat jelas perbedaannya dengan ditunjukkannya grafik yang naik turunnya sangat tajam. Pada proses testing, nilai akurasi skenario yang menerapkan augmentasi selalu unggul jauh dibandingkan skenario tanpa augmentasi. Karena model hasil training pada skenario dengan augmentasi lebih baik karena data yang digunakan dalam melatih sistem untuk belajar lebih banyak dengan berbagai variasi posisi citra hasil augmentasi. Sehingga saat dilakukan pengujian dengan data baru, model pada skenario augmentasi lebih dapat mengenal dan mengklasifikasikan citra baru dengan baik dan benar. Selain itu dari skenario-skenario yang menggunakan augmentasi, citra dengan channel grayscale lebih tinggi dibandingkan dengan channel RGB, jumlah epoch yang digunakan dan rasio dataset juga berpengaruh terhadap akurasi yang dihasilkan.

D. Perbandingan presisi training dan testing



Gambar 8. Grafik presisi training dan testing

Selain akurasi, terdapat juga variabel penilaian dalam *confusion matrix* yaitu *recall*. Berikut adalah grafik *recall* dari setiap skenario yang ditunjukkan pada gambar 8. Dari grafik tersebut diperlihatkan nilai presisi pada proses *training* maupun *testing* yang relatif sama. Untuk setiap skenario baik yang melalui proses augmentasi maupun tidak tidak terlihat perbedaan yang mencolok karena jumlah dataset untuk setiap kelas simetris atau sama jumlahnya. Selain itu skenario dengan jumlah epoch 50 pada skenario yang melalui proses augmentasi selalu memperoleh nilai yang paling rendah dibandingkan skenario yang lain.

E. Perbandingan *recall training* dan *testing*



Gambar 9. Grafik *recall training* dan *testing*

Pada gambar 9 merepresentasikan grafik perbandingan *recall* pada proses *training* maupun *testing* pada setiap skenario. Dari grafik tersebut terlihat nilai *recall* pada proses *training* dan *testing* memiliki nilai yang relatif sama karena komposisi jumlah data untuk setiap kelas memiliki jumlah yang sama banyak yaitu 100 data untuk 1 kelasnya. Kemudian pada grafik tersebut terlihat bahwa skenario dengan augmentasi dan jumlah *epoch* yang sedikit yaitu 50 memperoleh nilai *recall* yang paling kecil karena proses perulangan yang sedikit tidak sebanding dengan data yang ada dari penambahan hasil augmentasi, sehingga nilai maksimal *recall* belum tercapai karena nilai maksimal *epoch* telah tercapai.

Dari perbandingan beberapa variabel penilaian yang telah dipaparkan sebelumnya didapatkan nilai akurasi tertinggi khususnya untuk akurasi proses pengujian model adalah sebesar 0.9708 atau 97% yaitu pada skenario 20. Nilai akurasi dianggap lebih penting dibandingkan nilai presisi dan *recall*, karena pada penelitian ini jumlah dataset untuk setiap kelas bersifat simetris. Sehingga nilai akurasi lebih mewakili tingkat kualitas dari model klasifikasi. Perlakuan *augmentation* dan perubahan *channel* citra ke *grayscale* memiliki pengaruh yang signifikan terhadap nilai akurasi yang dihasilkan jika dikombinasikan dengan jumlah *epoch* yang besar.

Selain itu, rasio pembagian dataset yang digunakan sebagai data *training* dan *testing* juga

berpengaruh dalam meningkatkan akurasi dengan jumlah nilai *epoch* yang cukup yaitu 100. Penggunaan nilai *epoch* yang terlalu besar yaitu 200 dengan jumlah rasio dataset 80:20 tanpa melalui proses *augmentation* justru menurunkan tingkat akurasi karena minimnya dataset yang digunakan sehingga menimbulkan terjadinya *overfitting* pada proses *training* di mana memiliki nilai akurasi yang tinggi pada proses *training* akan tetapi nilai akurasi sangat rendah pada saat proses pengujian model. Penggunaan *epoch* yang tinggi akan berpengaruh dalam menghasilkan nilai akurasi yang tinggi jika jumlah data yang digunakan dalam proses *training* banyak. Perubahan citra ke *channel grayscale* dapat meningkatkan kecepatan komputasi pada setiap step/langkahnya.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan analisa hasil pada percobaan yang telah dilakukan terhadap 24 skenario, dapat disimpulkan bahwa skenario terbaik adalah skenario ke 20 dengan nilai akurasi sebesar 97%, *loss/error* 2%, presisi 93% dan *recall* sebesar 87%. Penggunaan *augmentation* dan perubahan *channel* citra ke *grayscale* pada *preprocessing* data *training* sangat berpengaruh signifikan terhadap nilai akurasi model yang dihasilkan dikombinasikan dengan rasio dataset 80:20 dan *epoch* 100. Penggunaan nilai *epoch* juga berpengaruh terhadap akurasi model, semakin tinggi nilai *epoch* nilai akurasi yang dihasilkan semakin baik jika dataset yang digunakan lebih banyak.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. Anggoro, "Wayang dan Seni Pertunjukan: Kajian Sejarah Perkembangan Seni Wayang di Tanah Jawa sebagai Seni Pertunjukan dan Dakwah," Sejarah Peradaban Islam, vol. 2, p. 123, 2018.
- [2] Pasha, L. Buku Pintar Wayang. Yogyakarta: Bentang Pustaka. 2011.
- [3] Effendi, A. Prof. Dr. Ir. Sedyatmo: Intuisi Mencetus daya cipta. Jakarta: Mizan. 2009.
- [4] D. R. Indah, "The symbolic meaning of 'Punakawan Javanese Wayang' (a value imaging study in character education at the character education course in STKIP Bina Insan Mandiri Surabaya)", SELL Journal, e-ISSN : 2580-8400, pp. 99–106, 2019.
- [5] Suseno, F. Wayang dan Panggilan Manusia. Jakarta: Gramedia Pustaka Utama. 1991.
- [6] Sandy, B., Siahaan, J.K., Permana, P. dan Muthahir, "Klasifikasi Citra Wayang Dengan Menggunakan Metode K-NN & GLCM", Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informatika, ISBN: 978-602-50006-1-4, pp. 71–77, 2019.

- [7] Islam, K. T., Raj, R. G. and Al-Murad, A., "Performance of SVM, CNN, and ANN with BoW, HOG, and Image Pixels in Face Recognition", *2nd International Conference on Electrical and Electronic Engineering, ICEEE 2017*. IEEE, (December), pp. 1–4. doi: 10.1109/CEEE.2017.8412925, 2018.
- [8] Cheng, C., Wei, X. and Jian, Z., "Emotion recognition algorithm based on convolution neural network", *Proceedings of the 2017 12th International Conference on Intelligent Systems and Knowledge Engineering, ISKE 2017*, 2018-January, pp. 1–5. doi: 10.1109/ISKE.2017.8258786, 2017.
- [9] Munir, R.. *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*, Jakarta : Informatika. 2004.
- [10] S.Y. Iriyanto dan T.M. Zaini, *Pengolahan Citra Digital*, Lampung: Anugrah Utama Raharja, 2014.
- [11] Santoso, B. *Data Mining Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis*. Yogyakarta: Graha Ilmu. 2007.
- [12] Han, J dan Kamber, M., "Data Mining Concept and Technique", Morgan Kaufmann, 2001.
- [13] Eka Putra, W. S., "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech 101", *Jurnal Teknik ITS*, 5(1). doi: 10.12962/j23373539.v5i1.15696, 2016
- [14] Madenda, S. *Pengolahan Citra & Video Digital*. Jakarta: Erlangga 2015.