



Penerapan *Convolutional Neural Network* pada Klasifikasi Citra Pola Kain Tenun Melayu

Mukhlis Santoso^{*1}, Sarjon Defit², Yuhandri³(10pt, tebal, dan dikiri)

Email: ¹mukhlissantoso1698@gmail.com, ²sarjon_defit@upiyptk.ac.id, ³yuyu@upiyptk.ac.id

¹²³Magister Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Putra Indonesia YPTK Padang

Diterima: 30 Januari 2024 | Direvisi: - | Disetujui: 30 April 2024

©2020 Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer,
Universitas Muhammadiyah Riau, Indonesia

Abstrak

Penggunaan media komputerisasi elektronik berkembang seiring dengan kemajuan perangkat keras dan perangkat lunak sebagai alat bantu analisis dengan berbagai algoritma dan metode untuk melakukan pengklasifikasian dan pengukuran objek dalam berbagai konteks. Kemajuan ini bertujuan untuk mengatasi kelemahan yang ada dalam metode konvensional yang digunakan dalam proses identifikasi. Proses identifikasi dapat diterapkan pada berbagai objek, salah satunya adalah objek citra. Citra adalah representasi visual dari suatu objek yang terbentuk melalui kombinasi warna RGB (*red, green, blue*). Komponen atau fitur warna RGB memiliki rentang nilai dari 0 hingga 255 pada sebuah citra Tenun merupakan jenis kain yang dibuat khusus dengan motif-motif yang khas. Motif tenun Melayu memiliki banyak keberagaman, keberagaman ini membuat sulit untuk dibedakan motif-motif kain tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk mengenali dan membedakan pola kain Tenun Melayu. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). Metode CNN memiliki beberapa tahapan yaitu *Convolution Layer*, *Pooling Layer*, Fungsi *Rectified Linier Unit* (ReLU), *Fully-Connected Layer*, *Transfer Learning*, *Optimizer* dan Akurasi. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari Tenun Putri Mas Bengkalis. Dataset yang digunakan terdiri dari 1000 gambar motif tenun yang terbagi menjadi 80% data *training* dan 20% data *testing*, dari dataset yang ada dibagi menjadi tiga kategori motif tenun yaitu pucuk rebung, siku awan dan siku keluang. Hasil pada penelitian ini dianggap baik karena menghasilkan akurasi dengan hasil sebesar 95 % dengan nilai *epoch* 15. Dari hasil akurasi yang cukup baik diharapkan dapat membantu masyarakat dalam mengenali motif tenun Melayu.

Kata kunci: Identifikasi, Citra, Tenun, *Convolutional Neural Network*, akurasi.

Application of Convolutional Neural Network in Malay Woven Fabric Pattern Image Classification

Abstract

The use of electronic computerized media is growing along with advances in hardware and software as an analytical tool with various algorithms and methods for classifying and measuring objects in various contexts. This progress aims to overcome the weaknesses that exist in conventional methods used in the identification process. The identification process can be applied to various objects, one of which is an image object. An image is a visual representation of an object formed through a combination of RGB (*red, green, blue*) colors. RGB color components or features have a range of values from 0 to 255 in an image. Weaving is a type of fabric that is specially made with distinctive motifs. Malay weaving motifs have a lot of diversity, this diversity makes it difficult to distinguish the motifs of these fabrics. This study aims to recognize and distinguish the pattern of Malay woven fabric. The method used in this research is *Convolutional Neural Network* (CNN). The CNN method has several stages, namely *Convolution Layer*, *Pooling Layer*, *Rectified Linear Unit* (ReLU) Function, *Fully-Connected Layer*, *Transfer Learning*, *Optimizer* and Accuracy. The dataset used in this research is sourced from Tenun Putri Mas Bengkalis. The dataset used consists of 1000 images of weaving motifs which are divided into 80% training data and 20% testing data, from the existing dataset divided into three categories of weaving motifs namely pucuk rebung, elbow clouds and elbow keluang. The results in this study are considered good because they produce accuracy with a result of 95% with an epoch value of 15. From the results of good enough accuracy, it is hoped that it can help the community in recognizing Malay weaving motifs.

Keywords: Identification, Image processing, Weaving, Convolutional Neural Network, accuracy.

1. PENDAHULUAN

Penggunaan media komputerisasi elektronik berkembang seiring dengan kemajuan perangkat keras dan perangkat lunak sebagai alat bantu analisis dengan berbagai algoritma dan metode untuk melakukan pengklasifikasian dan pengukuran objek dalam berbagai konteks. Kemajuan ini bertujuan untuk mengatasi kelemahan yang ada dalam metode konvensional yang digunakan dalam proses identifikasi. Proses identifikasi dapat diterapkan pada berbagai objek, salah satunya adalah objek citra.

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu jenis jaringan saraf tiruan yang merupakan pengembangan dari Perceptron multi-layer yang dirancang khusus untuk mendeteksi dan mengidentifikasi objek dalam data gambar. CNN merupakan hasil pengembangan algoritma jaringan syaraf tiruan (JST) yang menerima masukan berupa gambar. Secara umum CNN tidak jauh berbeda dengan metode jaringan syaraf tiruan konvensional. CNN menggunakan proses konvolusi, di mana kernel konvolusi (filter) dengan ukuran tertentu dipindahkan ke satu atau lebih gambar untuk membuat representasi informasi baru dengan mengalikan bagian gambar dengan filter yang digunakan.[1]. Arsitektur CNN dibentuk dengan struktur lapisan yang dimulai menggunakan fungsi Sequential, yang melibatkan satu tensor input dan menghasilkan satu tensor output[2]. Klasifikasi data melibatkan proses dua tahap. Tahap pertama adalah pelatihan, di mana algoritma klasifikasi membentuk classifier dengan menganalisis atau belajar dari sekumpulan data latih. Tahap kedua melibatkan penggunaan model yang telah dibuat untuk mengklasifikasikan data uji [3].

Penelitian tentang Penerapan *Deep Learning* Pada Jenis Penyakit Tanaman Kelapa Sawit Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network*. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan sehat atau tidaknya tanaman kelapa sawit berdasarkan warna daunnya dengan metode CNN. Terdapat 3000 data yang dipecah menjadi 4 skenario pengujian dengan persentase data *training* dan data *testing* 90%:10%, 80%:20%, 70%:30% dan 65%:35%. Akurasi dari data yang diuji pada ke-4 skenario tersebut adalah sebesar 99,90% pada skenario 65% data *training* dan 35% data *testing*, dan paling rendah adalah 99,50% pada skenario 90% data *training* dan 10% data *testing*. [4].

Penelitian tentang Implementasi *Deep Learning* Untuk Klasifikasi Gambar Menggunakan *Convolutional Neural Network* (Cnn) Pada Batik Sasambo. Data sampel untuk penelitian ini berjumlah 300 gambar untuk tiga kategori. Hasil penggunaan Deep Learning dengan CNN untuk mengklasifikasikan batik sasambo dengan motif peresean, bunga aruna, dan kangkung cukup baik. Sebanyak empat lapisan konvolusi digunakan. Uji model menghasilkan akurasi sebesar 80% untuk data tes. [5].

Penelitian tentang Penerapan *Convolutional Neural Network Deep Learning* dalam Pendeteksian Citra Biji Jagung Kering. Penelitian ini bertujuan untuk mengenali gambar biji jagung kering menggunakan teknik deep learning convolutional neural network (CNN). Pada penelitian ini menggunakan 20 gambar benih jagung yang dijadikan data uji dari 80 gambar benih jagung pada data set pelatihan. Nilai akurasi pendeteksian biji jagung kering dipengaruhi oleh ukuran dan posisi gambar yang diambil oleh kamera smartphone. Penggunaan 7 convolutional layer memberikan nilai akurasi antara 80% hingga 100%, sehingga rata-rata nilai akurasi pengujian data adalah 0,90296. Lapisan konvolusional dapat digunakan untuk mengidentifikasi kekuatan bentuk pada gambar.[6].

Penelitian tentang *Deep Learning* dalam Mengidentifikasi Jenis Bangunan Heritage dengan Algoritma *Convolutional Neural Network*. Dataset yang digunakan terdiri dari 7184 gambar ornamen yang diambil dari bangunan bersejarah yang diambil langsung di situs Yogyakarta. Khususnya Masjid Gede Mataram, Masjid Taqwa Wonokromo, Rumah Karan, Joglo KH Ahmad Dahlan, dan Ketandan. Identifikasi bangunan yang terdaftar harus dilakukan, karena bangunan dapat hilang sewaktu-waktu. Oleh karena itu, melestarikannya memerlukan dokumentasi untuk melestarikan budaya dan memajukan pendidikan. Kinerja tes dievaluasi menggunakan metode confusion matriks menggunakan 391 gambar, dan untuk akurasinya 98%. [7].

Penelitian tentang Klasifikasi Pola Kain Tenun Melayu Menggunakan Faster R-CNN. Dalam penelitian ini dataset yang digunakan berjumlah 100 citra yang diacak dari 5 (lima) fold pada K-fold cross validation. Data tersebut dibagi menjadi 80 data train dan 20 data test. Setelah dilakukan beberapa tahapan dan pengujian dengan hasil dari data latih yang berupa citra kain tenun Melayu, didapatkan skor rata-rata *training loss* dari step pertama hingga step terakhir sebesar 1,915. Klasifikasi karakteristik pengenalan motif tenun Melayu menggunakan Metode deteksi objek Faster R-CNN melalui validasi K-Fold Cross Validation dengan nilai k=5, didapatkan akurasi 82.14%, presisi 91.38% dan recall 91.36% [8].

Penelitian tentang Klasifikasi Citra Kualitas Bibit dalam Meningkatkan Produksi Kelapa Sawit Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN), Data yang digunakan berasal dari data citra PT. Gatipura Mulya yang sedang melakukan pembibitan sebanyak 612 citra bibit kelapa sawit dan dibagi menjadi 4 kelas. Hasil dari penelitian ini bahwa data yang tidak terlalu banyak metode CNN dapat mengklasifikasi dengan cukup baik dengan akurasi 0,95% dengan menerapkan *Transfer Learning* ResNet50 [9].

Penelitian tentang Penerapan *Deep Learning* untuk Pengenalan Tulisan Tangan Bahasa Akasara Lota Ende dengan Menggunakan Metode *Convolutional Neural Networks*, Data yang digunakan berasal dari tulisan tangan responden yang sudah didigitalkan dengan total 700 data gambar. Kinerja akurasinya meningkat pada iterasi ke-0 hingga ke-20, namun pada iterasi ke-

40 hingga ke-100 tidak terjadi perubahan yang signifikan, akurasi pada iterasi ke-40 hingga ke-100 cukup stabil setiap saat. Hasil pengujian algoritma CNN menggunakan bahasa Python mencapai akurasi 100%. [10].

Penelitian tentang Identifikasi Citra Batik Dengan Metode *Convolutional Neural Network*, Data latih sebanyak 1094 gambar latih dengan nilai akurasi sebesar 18,19% untuk gambar latih, gambar dapat diklasifikasi dengan pengujian 344 gambar batik, 45 gambar batik karawang, 299 gambar batik karawang luar mencapai 18,60%. Hasil pengujian menggunakan gambar batik Karawang dapat diidentifikasi dan diklasifikasi dengan akurasi sebesar 73,33%. [11].

Penelitian tentang Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network*, Dataset yang digunakan berisi 4225 gambar yang didekomposisi menjadi 3380 data latih dan 845 data uji. Gambar yang digunakan diubah ukurannya menjadi 224x224. Penelitian ini mencapai tingkat akurasi tertinggi untuk arsitektur Resnet 50 menggunakan Adam Optimizer, mencapai tingkat akurasi 98,4% [12].

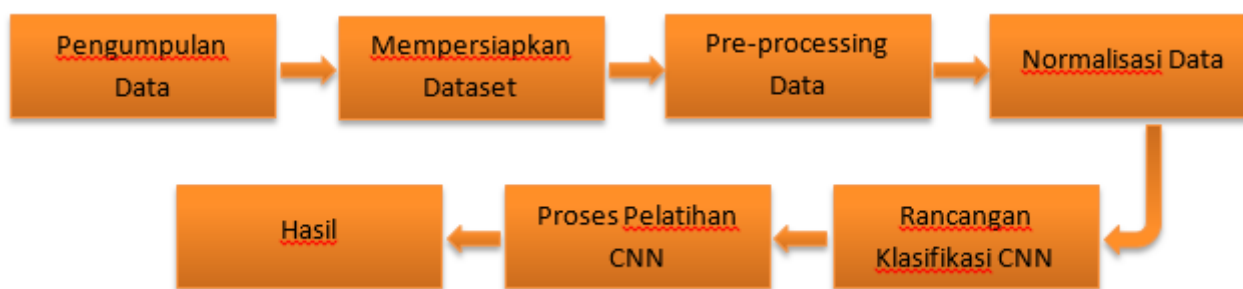
Penelitian tentang A Lightweight *Convolutional Neural Network* for *Hyperspectral Image Classification*, Pelatihan dan pengujian dilakukan pada dataset MINIST dan CIFAR10, dan sampel uji dianalisis secara kuantitatif dan komparatif. Menunjukkan metode yang digunakan memiliki stabilitas klasifikasi yang jelas dan kinerja klasifikasinya lebih baik daripada algoritma referensi dengan akurasi klasifikasi 99.18%. Selain itu, metode yang diusulkan diperluas ke dataset CIFAR10 dan memiliki hasil klasifikasi yang baik dan akurasinya mencapai 67.99% [13].

Penelitian tentang Klasifikasi Motif Batik Jawa Barat menggunakan *Convolutional Neural Network*, Data yang digunakan sebanyak 300 gambar yang meliputi 3 jenis batik yaitu Batik Cirebon, Batik Indramayu dan Batik Priangan. Hasil klasifikasi pada 20 epoch dan nilai learning rate 0,001 mencapai akurasi 90% dengan presisi 90% dan recall 90%. Karena kualitas dan kuantitas datanya kurang baik dan tidak banyak, maka hasilnya cukup baik [14].

Berdasarkan penjelasan sebelumnya, penelitian ini membahas tentang Klasifikasi Citra Pola Kain Tenun Melayu. Proses klasifikasi ini menggunakan metode *Convolutional Neural Network* dengan bahasa pemrograman Python untuk mengimplementasikan metode pengenalan pola kain tenun Melayu. Klasifikasi dilakukan terhadap tiga motif tenun Melayu yang berbeda. Selain itu, penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam memahami dan mengembangkan penggunaan teknologi CNN dalam mengenali motif tenun Melayu.

2. METODE PENELITIAN

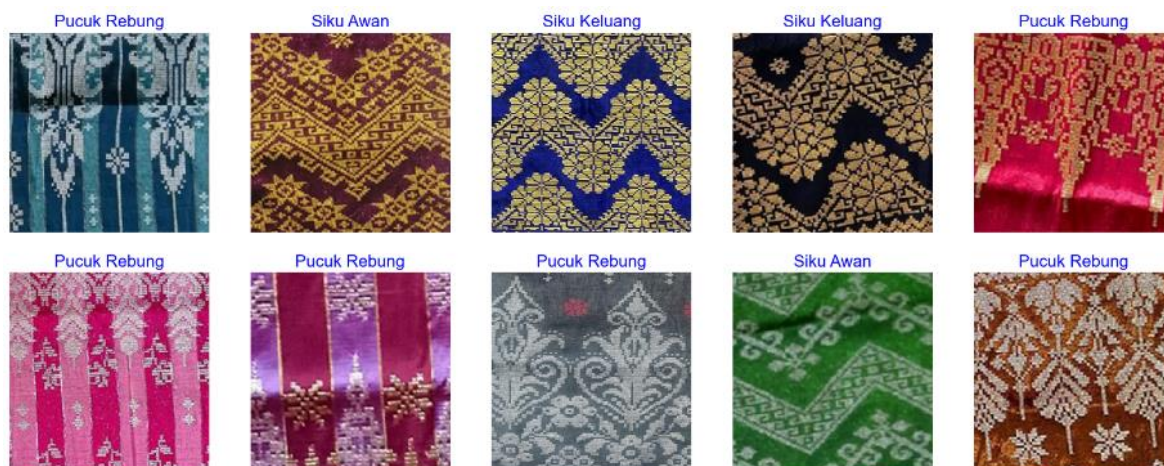
Tujuan utama dalam penelitian ini adalah menerapkan CNN dalam mengenali dan membedakan pola-pola kain tenun Melayu secara akurat dan efisien. Metodologi klasifikasi citra motif tenun melibatkan serangkaian langkah sistematis yang digunakan untuk mengidentifikasi dan membedakan berbagai motif tenun dalam citra. Proses klasifikasi citra motif tenun dapat digambarkan dalam kerangka penelitian pada gambar berikut.



Gambar 1. Kerangka Penelitian

2.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data hasil ekstraksi ciri dari sampel citra motif tenun Melayu. Untuk mendapatkan data perlu dilakukan pengumpulan data citra motif tenun Melayu. Penelitian ini dilakukan akuisisi langsung gambar tenun dari pengrajin Tenun Putri Mas Kabupaten Bengkalis. Proses akuisisi data dilakukan dengan memberi label pada data, bertujuan untuk memberikan identifikasi pada data. Peneliti membuat dua folder utama, yaitu *folder train* dan *folder test*. *Folder train* digunakan untuk menyimpan data yang akan diproses selama tahap pembelajaran, sementara *folder test* digunakan untuk menguji dan memvalidasi data selama proses pelatihan. Setiap *subfolder* dalamnya diberi nama sesuai dengan motif tenunnya yaitu Pucuk Rebung, Siku Awan dan Siku Keluang dengan total data sebanyak 150 gambar dan dilakukan proses augmentasi sehingga totalnya menjadi 1000 gambar.



Gambar 2. Motif Tenun Melayu

2.2. Mempersiapkan Dataset

Proses yang dilakukan selanjutnya yaitu penetapan *dataset*. Penelitian ini menetapkan perbandingan data yaitu 80% : 20%, perbandingan data ini didasarkan pada prinsip Pareto yang umum digunakan dalam data mining, yang menyatakan bahwa 80% kejadian merupakan akibat dari 20% sisanya. Dari 1000 gambar yang akan digunakan sebanyak 800 gambar untuk data latih (*training*) dan 200 gambar sebagai data uji (*test*).

2.3. Pre-processing Data

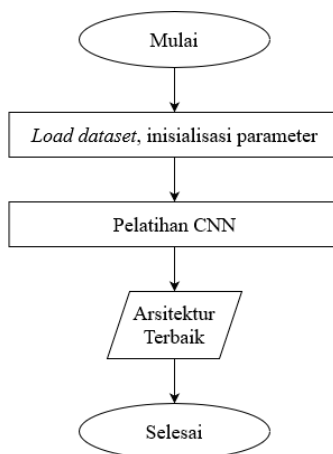
Proses *pre-processing* merupakan teknik yang digunakan untuk mengubah data mentah dalam format yang berguna dan efisien. Penelitian ini menggunakan dataset motif tenun yang diambil menggunakan kamera *smartphone*. Sebelum memulai proses pelatihan data, langkah awalnya adalah mendaftarkan citra motif tenun ke dalam dataset. Pembagian dataset dilakukan secara acak sehingga setiap kelas memiliki jumlah data pelatihan dan pengujian yang berbeda. Dalam tahapan ini, beberapa aspek dapat dipastikan beberapa hal yaitu, seperti akurasi data, kelengkapan, konsistensi, ketepatan waktu, terpercaya, dan kemampuan interpretasi yang baik.

2.4. Normalisasi Data

Langkah berikutnya dalam proses ini adalah melakukan normalisasi data menggunakan ImageDataGenerator, yang merupakan kelas dalam modul TensorFlow. Tujuan dari normalisasi ini adalah memastikan bahwa semua nilai piksel berada dalam rentang yang dinormalisasi. Normalisasi dilakukan dengan mengubah skala nilai piksel gambar ke rentang 0-1, dan ini dilakukan dengan mengatur parameter menjadi 1/255. Dengan melakukan penskalaan ulang gambar, model diharapkan tidak terlalu fokus pada fitur tertentu hanya karena fitur tersebut memiliki nilai piksel yang lebih tinggi. Normalisasi ini dapat membantu model belajar secara lebih efektif dan konvergen lebih cepat selama proses pelatihan.

2.5. Rancangan Klasifikasi CNN

Rancangan klasifikasi *Convolutional Neural Network* (CNN) melibatkan beberapa langkah penting untuk membangun sebuah model yang efektif. Perancangan dari arsitektur untuk klasifikasi CNN di tunjukkan pada gambar berikut:



Gambar 3. Rancangan klasifikasi CNN

2.6. Proses Pelatihan CNN

Proses pelatihan pada arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) melibatkan dua lapisan arsitektur utama, yaitu feature learning dan classification layer, terdiri dari beberapa lapisan, termasuk lapisan Input, lapisan konvolusi, lapisan pooling, dan lapisan output. Lapisan input berperan dalam menerima input gambar dalam format matriks. Lapisan konvolusi merupakan lapisan yang terdiri dari sejumlah filter atau kernel yang bergerak di atas gambar input untuk mengekstraksi fitur-fitur penting. Lapisan pooling bertujuan untuk mengurangi dimensi gambar dan mempertahankan fitur-fitur utama yang telah diekstrak pada lapisan konvolusi. Sementara itu, lapisan output berperan sebagai lapisan terakhir yang menghasilkan output berupa prediksi kelas dari gambar yang diinputkan.

2.7. Hasil Klasifikasi

Klasifikasi dilakukan melalui evaluasi nilai akurasi, yang merupakan suatu matrik untuk mengevaluasi hasil dari model klasifikasi. Akurasi diperoleh dengan membagi jumlah prediksi model yang benar dengan total prediksi yang dilakukan. Proses klasifikasi dapat juga melibatkan penggunaan Confusion Matrix, yang memberikan informasi tentang kinerja model pada data uji.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

Dimana:

TP : *True Positive* (Data positif yang diklasifikasikan dengan benar)

TN : *True Negative* (Data negatif yang diklasifikasikan dengan benar)

FP : *False Positive* (Data negatif yang diklasifikasikan sebagai data positif)

FN : *False Negative* (Data negatif yang diklasifikasikan sebagai data negatif)

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini akan menguraikan langkah-langkah pelaksanaan yang mencakup pengumpulan data, mempersiapkan dataset, preprocessing data, normalisasi data, rancangan klasifikasi CNN, proses pelatihan CNN, dan hasil

3.1. Pengumpulan Data

Dataset yang telah terkumpul di masukkan kedalam direktori folder train yang di dalamnya diberi nama sesuai dengan motif tenunnya yaitu Pucuk Rebung, Siku Awan dan Siku Keluang dengan total data sebanyak 150 gambar sebelum dilakukan proses augmentasi data, setelah dilakukan proses augmentasi total gambar datasetnya menjadi 1000 gambar.

3.2. Menpersiapkan Dataset

Tahap ini dilakukan proses pembagian dataset, perbandingannya ditetapkan 80% : 20%. Dari perbandingan tersebut 1000 gambar dataset yang ada digunakan sebanyak 800 gambar untuk data latih (*training*) dan 200 gambar sebagai data uji (*test*). Berikut merupakan tabel ringkasan data latih dan data uji.

Tabel 1. Ringkasan Data Latih dan Data Uji

Kelas	Total Gambar	Data Latih (<i>train</i>)	Data Uji (<i>test</i>)
		80 %	20 %
Pucuk Rebung	408	326	82
Siku Awan	392	314	78
Siku Keluang	200	160	40
Total	1000	800	200

Berdasarkan tabel diatas terdapat 3 jenis motif yang dipilih dan ditetapkan menjadi tiga kelas yaitu “Pucuk Rebung”, “Siku Awan” dan “Siku Keluang”.

3.3. Pre-processing Data

Proses augmentasi data merupakan metode umum dalam pelatihan model machine learning, khususnya pada tugas-tugas seperti pengenalan pola atau pengolahan citra dan digunakan untuk melipatgandakan gambar tanpa harus menghilangkan informasi penting dari gambar tersebut. Augmentasi data melibatkan pembuatan variasi tambahan dari dataset pelatihan yang sudah ada dengan menerapkan perubahan kecil, seperti translation, rotations, change in scale, shearing dan horizontal (and some cases, vertical) flips, sehingga menghasilkan dataset yang lebih luas dan lebih beragam. Tujuan utama dari augmentasi data adalah untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model dan mengurangi kemungkinan overfitting pada dataset pelatihan yang terbatas.

3.4 Normalisasi Data

Tujuan dari normalisasi ini adalah memastikan bahwa semua nilai piksel berada dalam rentang yang dinormalisasi. Normalisasi dilakukan dengan mengubah skala nilai piksel gambar ke rentang 0-1, dan ini dilakukan dengan mengatur parameter menjadi 1/255. Dengan melakukan penskalaan ulang gambar, model diharapkan tidak terlalu fokus pada fitur tertentu hanya karena fitur tersebut memiliki nilai piksel yang lebih tinggi. Gambar dibawah merupakan hasil setelah dilakukan proses *rescale* data.

```
test batch size: 50   test steps: 2
Found 800 validated image filenames belonging to 3 classes.
Found 100 validated image filenames belonging to 3 classes.
Found 100 validated image filenames belonging to 3 classes.
['Pucuk Rebung', 'Siku Awan', 'Siku Keluang']
```

Gambar 4. Hasil *rescale* data

3.5 Rancangan Klasifikasi CNN

Suatu tampilan yang disebut Ringkasan Model (model summary) berisi informasi terkait arsitektur model CNN, termasuk jumlah parameter, ukuran setiap layer, dan jumlah output yang dihasilkan pada setiap layer. Ringkasan arsitektur model umumnya digunakan untuk melakukan pemeriksaan guna memastikan bahwa model CNN telah dibangun dengan benar dan untuk mengidentifikasi masalah yang mungkin perlu diperbaiki sebelum memulai proses pelatihan. Selain itu, Ringkasan Model juga berguna dalam memahami aliran data melalui setiap layer dari model dan kontribusi masing-masing layer dalam melakukan prediksi akhir. Gambar 5 merupakan model dari rancangan klasifikasi CNN

```
model.summary()
```

Model: "sequential_3"

Layer (type)	Output Shape	Param #
xception (Functional)	(None, 7, 7, 2048)	20861480
conv2d_7 (Conv2D)	(None, 7, 7, 32)	589856
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 3, 3, 32)	0
dropout_3 (Dropout)	(None, 3, 3, 32)	0
flatten_3 (Flatten)	(None, 288)	0
dense_3 (Dense)	(None, 3)	867

=====
Total params: 21452203 (81.83 MB)
Trainable params: 590723 (2.25 MB)
Non-trainable params: 20861480 (79.58 MB)
=====

Gambar 5. Model dari rancangan klasifikasi CNN

Keseluruhan, model ini memiliki struktur yang terdiri dari model dasar Xception, beberapa lapisan tambahan, dan lapisan output Dense untuk tugas klasifikasi dengan 3 kelas. Ukuran total model yang cukup besar (81.83 MB), tetapi jumlah parameter yang dapat dilatih relatif lebih kecil (2.25 MB) dibandingkan dengan total parameter. Ini menunjukkan bahwa sebagian besar kompleksitas model berasal dari model Xception yang tidak dapat dilatih, yang diharapkan telah mempelajari fitur-fitur umum dari data yang besar sebelumnya.

3.6 Proses Pelatihan CNN

Pada proses ini menggunakan data latih dan data uji dengan jumlah iterasi (*epoch*) yang digunakan sebanyak 15 kali, Dalam setiap iterasinya, seluruh data latih dan data uji akan diolah, di mana data latih berasal dari folder pelatihan dan data validasi

berasal dari folder pengujian. Setelah proses pelatihan model selesai, output *training* akan disimpan dalam variabel bernama *history*. Variabel ini berisi berbagai informasi, termasuk nilai loss dan akurasi pada setiap iterasi selama pelatihan dan validasi. Data ini berguna untuk mengevaluasi kinerja model dan melakukan penyesuaian yang diperlukan jika diperlukan. gambar dari proses pelatihan untuk klasifikasi motif tenun Melayu menggunakan CNN dapat dilihat pada gambar 6.

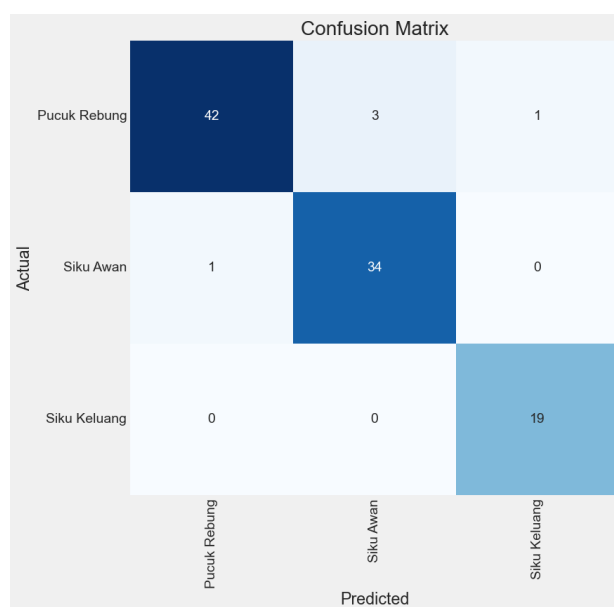
```
80/80 [=====] - 240s 3s/step - loss: 0.9081 - accuracy: 0.5975 - val_loss: 0.5590 - val_accuracy: 0.6700
Epoch 2/15
80/80 [=====] - 224s 3s/step - loss: 0.4047 - accuracy: 0.8100 - val_loss: 0.3800 - val_accuracy: 0.7800
Epoch 3/15
80/80 [=====] - 185s 2s/step - loss: 0.2735 - accuracy: 0.9000 - val_loss: 0.2599 - val_accuracy: 0.9200
Epoch 4/15
80/80 [=====] - 185s 2s/step - loss: 0.1969 - accuracy: 0.9400 - val_loss: 0.1836 - val_accuracy: 0.9500
Epoch 5/15
80/80 [=====] - 190s 2s/step - loss: 0.1696 - accuracy: 0.9525 - val_loss: 0.1273 - val_accuracy: 0.9600
Epoch 6/15
80/80 [=====] - 207s 3s/step - loss: 0.1195 - accuracy: 0.9675 - val_loss: 0.1130 - val_accuracy: 0.9600
Epoch 7/15
80/80 [=====] - 235s 3s/step - loss: 0.1929 - accuracy: 0.9400 - val_loss: 0.1551 - val_accuracy: 0.9600
Epoch 8/15
80/80 [=====] - 175s 2s/step - loss: 0.1059 - accuracy: 0.9625 - val_loss: 0.1349 - val_accuracy: 0.9500
Epoch 9/15
80/80 [=====] - 174s 2s/step - loss: 0.0807 - accuracy: 0.9762 - val_loss: 0.0696 - val_accuracy: 0.9800
Epoch 10/15
80/80 [=====] - 215s 3s/step - loss: 0.0764 - accuracy: 0.9775 - val_loss: 0.0944 - val_accuracy: 0.9600
Epoch 11/15
80/80 [=====] - 256s 3s/step - loss: 0.0928 - accuracy: 0.9725 - val_loss: 0.0601 - val_accuracy: 0.9800
Epoch 12/15
80/80 [=====] - 255s 3s/step - loss: 0.0656 - accuracy: 0.9825 - val_loss: 0.0637 - val_accuracy: 0.9800
Epoch 13/15
80/80 [=====] - 242s 3s/step - loss: 0.0453 - accuracy: 0.9887 - val_loss: 0.1847 - val_accuracy: 0.9500
Epoch 14/15
80/80 [=====] - 211s 3s/step - loss: 0.0488 - accuracy: 0.9862 - val_loss: 0.0533 - val_accuracy: 0.9900
Epoch 15/15
80/80 [=====] - 281s 4s/step - loss: 0.0533 - accuracy: 0.9812 - val_loss: 0.0855 - val_accuracy: 0.9900
```

Gambar 6. Hasil pelatihan motif tenun Melayu

Dari gambar diatas dapat dilihat hasil *training* pada data pelatihan motif tenun Melayu dengan tingkat akurasi sebesar 98.75% dengan nilai loss sebesar 0.0580. Sedangkan untuk hasil akurasi untuk data pengujian menunjukkan tingkat akurasi klasifikasi motif tenun Melayu sebesar 93% dengan nilai loss sebesar 0.1864 dan menggunakan 15 jumlah *epoch*.

3.7 Hasil Klasifikasi

Confusion matrix merupakan langkah umum dalam mengevaluasi model klasifikasi untuk menilai sejauh mana kinerja model dalam mengantisipasi kelas target. Matriks ini memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang kinerja model dengan membandingkan prediksi model dengan nilai aktual dari data uji.



Gambar 7. Hasil Confusion matrix

Jumlah total data dalam kasus ini dapat dihitung dengan menjumlahkan semua entri yang ada pada confusion matrix, yaitu:

$$Accurasi = \frac{42 + 34 + 19}{42 + 3 + 1 + 1 + 34 + 0 + 0 + 0 + 19} \times 100\%$$

$$Accurasi = \frac{95}{100} \times 100\% = 95\%$$

Jadi, untuk prediksi overall accuracy adalah sebesar 95%

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian tentang klasifikasi motif tenun Melayu menggunakan convolution neural network dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Metode *Convolution Neural Network* dapat diterapkan dalam mengklasifikasi motif tenun Melayu dengan menggunakan model Xception
2. Tingkat akurasi pada penerapan algoritma *Convolution Neural Network* untuk klasifikasi motif tenun Melayu memiliki nilai akurasi yang cukup baik dengan tingkat akurasinya sebesar 95 %. Banyaknya data, jumlah *filter* dan penggunaan *Optimizer* yang berbeda mempengaruhi tingkat *accuracy* dan *loss*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. Budiman, C. Lubis, and N. J. Perdana, "Pendeteksian Penggunaan Masker Wajah Dengan Metode *Convolutional Neural Network*," *J. Ilmu Komput. dan Sist. Inf.*, vol. 9, no. 1, p. 40, 2021, doi: 10.24912/jiksi.v9i1.11556.
- [2] R. Hayami, S. Mohnica, and Soni, "Klasifikasi multilabel komentar toxic pada sosial media twitter menggunakan *Convolutional Neural Network*(CNN)," *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.*, vol. 4, no. 1, pp. 1–6, 2023, doi: 10.37859/coscitech.v4i1.4365.
- [3] R. Firdaus, Joni Satria, and B. Baidarus, "Klasifikasi Jenis Kelamin Berdasarkan Gambar Mata Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN)," *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.*, vol. 3, no. 3, pp. 267–273, 2022, doi: 10.37859/coscitech.v3i3.4360.
- [4] W. Styorini, W. E. Putra, W. Khabzli, and D. Y. Triyani, "Jurnal Politeknik Caltex Riau Penerapan *Deep Learning* Pada Jenis Penyakit Tanaman Kelapa Sawit Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network*," *J. Komput. Terap.*, vol. 8, no. 2, pp. 359–367, 2022, [Online]. Available: <https://jurnal.pcr.ac.id/index.php/jkt/>
- [5] M. Malika and E. Widodo, "Implementasi *Deep Learning* Untuk Klasifikasi Gambar Menggunakan *Convolutional Neural Network* (Cnn) Pada Batik Sasambo," *Pattimura Proceeding Conf. Sci. Technol.*, pp. 335–340, 2022, doi: 10.30598/pattimurasci.2021.knmxx.335-340.
- [6] A. TiaraSari and E. Haryatmi, "Penerapan *Convolutional Neural Network Deep Learning* dalam Pendeteksian Citra Biji Jagung Kering," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informatika)*, vol. 5, no. 2, pp. 265–271, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i2.3040.
- [7] S. Winiarti, M. Y. A. Saputro, and S. Sunardi, "Deep Learning dalam Mengidentifikasi Jenis Bangunan Heritage dengan Algoritma *Convolutional Neural Network*," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 3, p. 831, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i3.3058.
- [8] Y. Rizki, R. Medikawati Taufiq, H. Mukhtar, and D. Putri, "Klasifikasi Pola Kain Tenun Melayu Menggunakan Faster R-CNN," *IT J. Res. Dev.*, vol. 5, no. 2, pp. 215–225, 2021, doi: 10.25299/itjrd.2021.vol5(2).5831.
- [9] E. Oktafanda, "Klasifikasi Citra Kualitas Bibit dalam Meningkatkan Produksi Kelapa Sawit Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN)," *J. Inform. Ekon. Bisnis*, vol. 4, no. 3, pp. 72–77, 2022, doi: 10.37034/infekon.v4i3.143.
- [10] R. Aryanto, M. Alfian Rosid, and S. Busono, "Penerapan *Deep Learning* untuk Pengenalan Tulisan Tangan Bahasa Aksara Lota Ende dengan Menggunakan Metode *Convolutional Neural Networks*," *J. Inf. dan Teknol.*, vol. 5, no. 1, pp. 258–264, 2023, doi: 10.37034/jidt.v5i1.313.
- [11] Ayu Ratna Juwita, Tohir Al Mudzakir, Adi Rizky Pratama, Purwani Husodo, and Rahmat Sulaiman, "Identifikasi Citra Batik Dengan Metode *Convolutional Neural Network*," *Buana Ilmu*, vol. 6, no. 1, pp. 192–208, 2021, doi: 10.36805/bi.v6i1.1996.
- [12] I. P. Putra, R. Rusbandi, and D. Alamsyah, "Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network*," *J. Algoritma*, vol. 2, no. 2, pp. 102–112, 2022, doi: 10.35957/algoritme.v2i2.2360.
- [13] W. Ouyang and P. Zhu, "A Lightweight *Convolutional Neural Network* Method for Image Classification," *Proc. - 2022 2nd Int. Conf. Front. Electron. Inf. Comput. Technol. ICFEICT 2022*, pp. 410–415, 2022, doi: 10.1109/ICFEICT57213.2022.00079.
- [14] F. Y. Tember, I. Najiyah, T. Informatika, F. T. Informasi, and J. Barat, "Klasifikasi Motif Batik Jawa Barat menggunakan *Convolutional Neural Network* Classification of West Java Batik Motifs Using *Convolutional Neural Network*," vol. 12, pp. 282–292, 2023.