

# IDENTIFIKASI BUDAYA TRADISIONAL MELALUI PAKAIAN ADAT JAWA YOGYAKARTA DAN JAWA SOLO DENGAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* (CNN)

Ika Puspita Dewi<sup>1</sup>, Sri Winiarti<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Program Studi Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta

<sup>1</sup>[ika1900018383@webmail.uad.ac.id](mailto:ika1900018383@webmail.uad.ac.id)

<sup>2</sup>[sri.winiarti@tif.uad.ac.id](mailto:sri.winiarti@tif.uad.ac.id)

**Abstrak**— Salah satu budaya tradisional Indonesia adalah pakaian adat. Setiap daerah di Indonesia, pakaian adat memiliki ciri khas masing-masing, dimana merupakan sebagai identitas dari masing-masing daerah tersebut. Indonesia memiliki banyak pakaian adat yang kemiripannya sedikit sulit untuk diidentifikasi berdasarkan sekilas mata seperti atasan, bawahan dan aksesoris pada pakaian adat Jawa Yogyakarta dengan Jawa Solo. Tujuan penelitian ini adalah mengidentifikasi budaya tradisional melalui pakaian adat yaitu adat Jawa Yogyakarta dan Jawa Solo berdasarkan pakaiannya dengan atasan, bawahan dan aksesoris blangkon. Dari penelitian ini diharapkan bisa membantu masyarakat dalam mengenali pakaian adat Jawa Yogyakarta dan Jawa Solo. Identifikasi ini dilakukan dengan metode *Convolution Neural Network* (CNN) arsitektur *MobileNet* dengan melakukan ekstraksi fitur dan klasifikasi objek pada suatu gambar meliputi *input* data citra, menampilkan data citra, melakukan *training*, *load* data menggunakan model CNN dengan arsitektur *MobileNet*, pengujian model menampilkan output hasil nilai klasifikasi serta akurasi CNN. Implementasi dari perancangan sistem menggunakan Bahasa pemrograman *python*. Pengujian dilakukan dengan menggunakan *confusion matriks*. Hasil dari penelitian ini berupa sistem yang mampu mengidentifikasi pakaian adat Jawa Yogyakarta dan Jawa Solo. Hal ini dengan dilakukan pengujian sebanyak 78 data *testing*, masing-masing kelas berisi 39 data *testing* berupa pakaian adat Jawa Yogyakarta dan pakaian adat Jawa Solo. Pengujian yang dilakukan pada penelitian ini dengan *epoch* 100 mendapatkan akurasi *confusion matriks* sebesar 56%. Hasil tersebut masih lebih baik dibandingkan penggunaan *epoch* 80 dan 90 meskipun masih terjadi *overfitting*.

**Kata Kunci**— *Confusion Matriks, Convolutional Neural Network* (CNN), *Deep Learning, Overfitting, Pakaian Adat Jawa*

## I. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara yang memiliki ragam macam akan suku dan budaya. Setiap daerah memiliki budayanya masing-masing atau sering disebut sebagai budaya tradisional. Banyaknya budaya tradisional yang dimiliki dan berkembangnya zaman membuat budaya tradisional Indonesia rentan dieksploitasi oleh negara lain dimana pengklaiman tersebut dapat merugikan negara kita. Salah satu budaya tradisional Indonesia adalah pakaian adat. Pakaian adat adalah pakaian resmi yang digunakan secara turun temurun sesuai adat dan istiadat daerah masing-masing [1]. Setiap daerah di

Indonesia memiliki pakaian adat dengan ciri khas masing-masing, dimana merupakan sebagai identitas dari masing-masing daerah tersebut.

Salah satu yang masih dilestarikan secara turun menurun dan masih populer yaitu pakaian adat Jawa Solo dan pakaian adat Jawa Yogyakarta. Pakaian adat Yogyakarta dan pakaian adat Solo memiliki banyak kemiripan dikarenakan Yogyakarta dan Solo di masa lampau merupakan pecahan dari Kerajaan Mataram. Untuk saat ini Yogyakarta menjalankan sistem kasultanan, Solo menjalankan sistem kasunanan, dan kadipaten untuk Yogyakarta dan Solo. Adapun kemiripan tersebut dapat diidentifikasi melalui pakaian atasan, bawahan, dan aksesoris berupa blangkon. Dari kemiripan tersebut membuat masyarakat tidak bisa mengidentifikasi pakaian tersebut secara sekilas mata saja.

Penelitian terkait identifikasi yang telah dilakukan Sentosa dkk. [2], Penelitian ini menggunakan teknik data augmentasi dengan menggunakan model pengujian *Sequential* dan model on top VGG16. Penelitian yang telah dilakukan oleh Putra [3], pada penelitian ini menggunakan beberapa jenis tanaman anggrek dengan melakukan ekstraksi pada tekstur bunga anggrek dengan metode tapis gabor, sedangkan untuk pengelompokan menggunakan metode M-SVM (*Multiclass Support Vector Machine*). Hasil akurasi dari klasifikasi ini mencapai 95,4%. Penelitian lain oleh Sandag dkk. [4], yaitu mengidentifikasi model pakaian dengan *library Tensorflow, datasets MNIST, Sequential model* dengan menambahkan jumlah *epochs* dan *Dropout layers*. Hasilnya peningkatan pada model baru dengan akurasi tes prediksi 93%.

Penelitian Fachmi dkk. [5] yaitu merancang suatu sistem untuk mengidentifikasi ukuran tubuh menggunakan metode CNN menggunakan metode *root mean square error* (RMSE) untuk menghitung. Metode regresi linier sederhana menghasilkan RMSE sebesar 2.67 dan hasil perhitungan pada estimasi lebar bahu didapatkan nilai RMSE sebesar 1.97.

Penelitian terkait oleh Winiarti dkk. [6] dilakukan identifikasi pada jenis bangunan heritage dengan jumlah dataset yang digunakan dalam identifikasi adalah 7184 citra ornamen dari bangunan heritage yang berada di Yogyakarta. Untuk mengidentifikasinya dilakukan ekstraksi fitur dengan menggunakan CNN dan selanjutnya dilakukan klasifikasi dengan menggunakan KNN sehingga hasil akurasi yang

didapat dari *confusion matrix* adalah 98%. Penelitian terkait lainnya oleh Winiarti dkk. [7] dengan mengidentifikasi kesamaan bangunan dengan memperoleh data bangunan tradisional atap dan gambar ornamen yang digunakan sebagai dataset berjumlah 650 gambar atap dan 7180 ornamen. Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Support Vector Machine* (SVM). Hasil tingkat akurasi penelitian ini dengan metode *confusion matrix* mencapai 99,5% untuk identifikasi dan 85% untuk klasifikasi. Dari kedua penelitian tersebut penelitian terbaru dengan algoritma CNN dan SVM mendapatkan hasil dengan tingkat akurasi yang lebih baik dalam mengidentifikasi daripada penelitian sebelumnya yang menggunakan algoritma CNN dan KNN.

Ada beberapa metode yang bisa dan paling sering digunakan dalam *machine learning* untuk melakukan klasifikasi dan identifikasi pada objek yaitu *Naïve bayes* dan SVM, tetapi metode *Naïve bayes* dan SVM memiliki kelemahan dalam memilih ekstraksi fitur yang lebih baik dan tidak bisa mengolah data dalam jumlah besar sehingga mempengaruhi akurasi pada klasifikasi sedangkan dalam *deep learning* bagian dari *machine learning* memiliki beberapa lapisan berupa *convolutional layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer* untuk mendeteksi suatu objek citra dan menjadikan CNN menjadi model terbaik dalam mendeteksi dan menenali objek citra [4]. Dengan banyaknya lapisan yang digunakan sehingga menjadikan CNN memiliki tingkat akurasi yang lebih baik untuk digunakan. Berdasarkan observasi dari beberapa sumber penelitian-penelitian yang telah dikaji sebelumnya mengenai pakaian adat Yogyakarta dan Solo menyatakan bahwa pakaian adat Jawa Yogyakarta dan Jawa Solo memiliki banyak kemiripan yang sulit dibedakan oleh orang awam. Atas dasar kemiripan pakaian adat Jawa Yogyakarta dan adat Jawa Solo dengan tingkat akurasi dari penelitian-penelitian yang ada sangat tinggi dibandingkan dengan model lainnya dan dari segi teknis.

Menurut Faisal dkk. [8], CNN memiliki arsitektur yang dapat melakukan pelatihan atau pengujian dengan beberapa tahapan seperti masukan (*input*) atau keluaran (*output*) dan metode *naïve bayes* dan SVM memiliki kelemahan terhadap pengolahan pada jumlah data banyak yang sangat mempengaruhi tingkat akurasinya sehingga dilakukanlah penelitian ini untuk menghasilkan sistem identifikasi budaya tradisional melalui pakaian adat dengan menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN).

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### A. Deep Learning

*Deep Learning* merupakan teknik berbasis jaringan syaraf tiruan yang sering banyak digunakan sebagai salah satu metode implementasi pada *Machine Learning*. *Neural Network* (NN) adalah salah satu penerapan dari *Machine Learning*, sedangkan *Deep Learning* yang merupakan salah satu penerapan dari NN [9].

Pada tahun 2006, *Deep Learning* pertama kali dikenalkan oleh Geoffrey Hinton dengan mempublikasikan sebuah paper yang berisi salah satu varian NN. Geoffrey Hinton yaitu *Deep*

*Belief Nets*. Pada tahun 2009, Andrew mempublikasikan paper dengan judul *Large-scale Deep Unsupervised Learning using Graphics Processors* yang memperkenalkan penggunaan *graphics processing unit* (GPU) pada *Deep Learning*[10].

*Deep Learning* berdasarkan teknik pembelajarannya dapat dikelompokkan menjadi empat pendekatan: *Deep Supervised Learning*, *Deep Unsupervised Learning*, *Deep Semi-Supervised Learning*, dan *Deep Reinforcement Learning*[11].

### B. Convolutional Neural Network

Algoritma *Convolution Neural Network* (CNN) merupakan sebuah *Multi Layer Perceptron* (MLP) yang dirancang untuk mengidentifikasi gambar dua dimensi[10]. Pada teknisnya, Arsitektur *Convolutional Neural Network* dapat dilatih dengan beberapa tahap, berupa masukan (inputan) dan keluaran (output)[8]. *Convolutional Neural Network* memiliki kemampuan mengenali objek yang dilihat seperti sistem kerja otak manusia dengan melakukan ekstraksi fitur dari gambar dan mengklasifikasikan fitur tersebut ke dalam kelas yang diinginkan juga[12].

### C. MobileNet

Arsitektur *MobileNet* merupakan salah satu dari arsitektur *Convolutional Neural Network* yang pertama kali dipresentasikan oleh sekelompok peneliti yang bekerja di *Google* pada tahun 2017[13]. *MobileNet* memiliki struktur yang lebih kecil, komputasi yang lebih sedikit, dan presisi yang lebih tinggi[14]. *MobileNet* memiliki dua lapisan, lapisan pertama diberi nama *depthwise convolution*, yaitu model ini menerapkan satu filter konvolusional untuk setiap saluran masukan untuk melakukan proses pemfilteran ringan. Lapisan kedua, merupakan *pointwise convolutional* ( $1 \times 1$  convolution), bertanggung jawab untuk membuat fitur baru melalui linear menghitung kombinasi saluran input[13].

### D. Confusion Matriks

Confusion matriks merupakan matriks yang digunakan untuk mengukur kemampuan kerja suatu pengelompokan yang memiliki empat variabel yaitu ketika sistem melakukan prediksi dengan positif dan hasilnya benar maka TP (*True Positive*), ketika sistem memprediksi negatif dan hasilnya benar maka itu arti dari TN (*True Negative*), ketika sistem memprediksi positif dan hasilnya salah maka memiliki arti dari FP (*False Positive*), ketika sistem memprediksi negatif dan hasilnya salah maka arti dari FN (*False Negative*). Pengujian tersebut dapat dilakukan beberapa perhitungan, seperti untuk menghitung akurasi dapat dilihat pada persamaan 1 [8]:

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

Akurasi digunakan untuk menggambarkan seberapa akurat model dalam melakukan klasifikasi.

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

*Precision* digunakan untuk melakukan prediksi kejadian

yang akan datang dari semua kejadian.

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

*Recall* digunakan untuk menggambarkan tingkat keberhasilan model dalam menemukan informasi,

$$F1 - Score = \frac{2 * precision * recall}{precision + recall} \quad (4)$$

F1-Score digunakan untuk mengetahui rata-rata dari *precision* dan *recall*[15].

### III. METODOLOGI PENELITIAN

#### A. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian ini dilakukan secara berurutan mulai dari tahapan mulai hingga selesai, seperti yang terlihat pada Gambar 1:



Gbr 1. Tahapan Penelitian

##### 1) Kajian Studi literatur

Studi literatur yang dilakukan pada penelitian ini yaitu dengan mencari dan mengumpulkan beberapa bahan sumber acuan dari permasalahan pada penelitian sebelumnya terkait dengan topik penelitian ini. Sumber bacaan yang digunakan berasal dari buku, jurnal ilmiah, skripsi, dan materi dari internet terkait dengan metode *convolutional neural network* (CNN) untuk mendukung penelitian ini.

##### 2) Pengumpulan Data dan Pengolahan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan berupa data gambar pakaian adat Jawa Yogyakarta dan Jawa Solo mulai dari atasan, bawahan, dan aksesoris yang diperoleh melalui situs internet yaitu *google images*, pengambilan data gambar sendiri menggunakan *smartphone* dari peminjaman pakaian adat Yogyakarta dan Solo dari sanak saudara serta pengambilan gambar di pasar Bringharjo, serta meminta data melalui dinas kebudayaan Yogyakarta dan dinas kebudayaan Solo. Gambar yang telah dikumpulkan akan masuk pada tahap *preprocessing*. Data-data gambar akan di *resize* untuk

menyamakan ukuran dari gambar. Setelah *preprocessing*, dibuatlah arsitektur *MobileNet*. Data yang telah di *resize* akan masuk kedalam proses segmentasi citra dimana bertujuan untuk mengenali objek bentuk pakaian adat yang terdapat dalam data gambar.

#### 3) Analisis Kebutuhan Sistem

##### 1. Analisis Data

Data yang akan dikumpulkan pada tahap ini sebanyak 780 data gambar pakaian adat Jawa Yogyakarta dan Jawa Solo, yang dibagi menjadi data training, data validasi, dan data *testing*. Data training berjumlah 624 untuk data training pakaian adat Jawa Solo dan Jawa Yogyakarta. Jumlah total data validasi dan test adalah 78 data gambar pada masing-masing

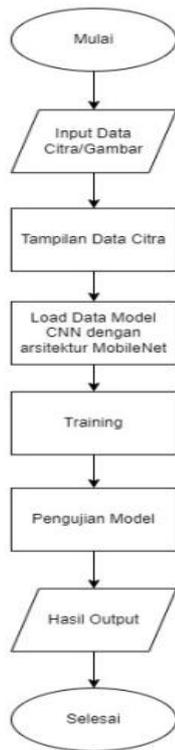
##### 2. Analisis Sistem

Sistem akan dibuat dalam bentuk GUI yang dapat mengidentifikasi budaya tradisional melalui pakaian adat, yaitu data Jawa Yogyakarta dan Jawa Solo.

- a) Kebutuhan Input : Data inputan berupa data citra atau data gambar pakaian adat Jawa Yogyakarta dan Jawa solo dengan format *\*.jpg* atau *\*.jpeg*
- b) Kebutuhan Proses : Dalam proses penelitian ini algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dan arsitektur *MobileNet* digunakan sebagai ekstraksi fitur dan klasifikasi.
- c) Kebutuhan Output : *Output* dari hasil klasifikasi berupa jenis pakaian adat Jawa Solo dan Jawa Yogyakarta beserta tingkat akurasinya.

##### 4) Perancangan Sistem

Pada tahap perancangan ini merupakan gambaran perancangan sistem yang akan dibangun. Alur tahapan sistemnya seperti pada Gambar 2.



Gbr 2. Perancangan Sistem

- Input Data Citra/Gambar : Data hasil dari *preprocessing* akan di inputkan ke dalam sistem. Data yang digunakan berupa gambar berwarna dan tipe datanya *\*.jpg* atau *\*.jpeg*.
- Tampilan Data Citra : Data gambar yang telah diinputkan ke dalam sistem akan ditampilkan ke dalam sistem, data citra tersebut selanjutnya akan di klasifikasikan.
- Load Data Model CNN dengan Arsitektur *MobileNet* : Data yang telah berhasil diinputkan dan tampil dalam sistem akan digunakan dalam pengolahan data dengan memasukkan jumlah *layer* yang akan digunakan, memastikan jumlah ukuran kernel, memastikan jumlah filter, memastikan fungsi aktivasi dan memastikan ukuran *avgpooling 7x7*.
- Training : Data yang telah diinputkan akan dilatih dengan membagi data langsung pada masing-masing folder dengan total keseluruhan data 780 yaitu untuk data *training* 624, data validasi 78 dan, data *testing* 78.
- Pengujian Model : Data yang telah dikumpulkan akan diimplementasikan dalam data *training*, data validasi, dan data *testing*. Dalam pengujian model ditambahkan jumlah iterasi secara bertahap dimulai dengan jumlah *epoch* 80 sampai dengan jumlah *epoch* 100 serta dilakukan fine tuning untuk menghasilkan hasil terbaik dari proses ini.
- Hasil Output : Dalam penelitian ini sesuai dengan perancangan sistem yang akan diimplementasikan dalam identifikasi budaya tradisional melalui pakaian adat dengan algoritma CNN, sistem dapat melakukan klasifikasi dengan benar dan sesuai dengan keluaran yaitu

jenis pakaian adat Jawa Yogyakarta dan Jawa Solo serta hasil akurasinya.

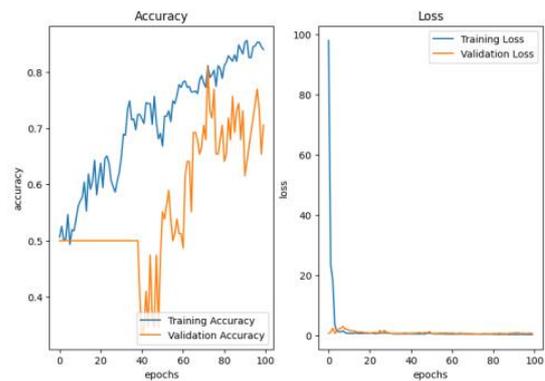
#### IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

##### A. Hasil Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini berupa data citra atasan, bawahan, aksesoris pakaian adat Jawa Yogyakarta dan Jawa Solo. *Output* ini terbagi menjadi dua kelas yaitu pakaian adat Jawa Yogyakarta dan pakaian adat Jawa Solo. Jumlah keseluruhan data yang digunakan dalam pelatihan citra berjumlah 780 gambar pakaian adat tradisional yang terdiri dari pakaian adat Solo dan Yogyakarta masing-masing sebanyak 390, total data pada data *training* sebanyak 624 terdiri dari pakaian adat Solo dan Yogyakarta yang masing-masing sebanyak 312 gambar, data validasi sebanyak 78 gambar pakaian adat tradisional yang terdiri dari pakaian adat Solo dan Yogyakarta yang masing-masing sebanyak 39 gambar, dan untuk data *testing* sebanyak 78 gambar pakaian adat Solo dan Yogyakarta yang masing-masing sebanyak 39 gambar, terdiri dari aksesoris berupa blangkon, atasan, dan bawahan.

##### B. Analisis Hasil Pengujian

Proses pelatihan dan pengujian data dilakukan dengan jumlah data training sebanyak 624 dan data validasi sebanyak 78 dengan menggunakan format *\*.jpg* dan *\*.jpeg* berupa input gambar pakaian adat Jawa Yogyakarta dan Jawa Solo. Data dibagi menjadi 2 kelas, yaitu Solo dan Yogyakarta dan dimasing-masing kelas memiliki 312 data untuk data *training*, data validasi sebanyak 39 pada masing-masing kelas. Proses pelatihan dan pengujian pada data dilakukan dengan algoritma CNN dengan arsitektur *MobileNet*, pada proses ini dilakukan pelatihan dan pengujian data citra guna mendapatkan model terbaik yang bisa digunakan dalam pengujian. Penelitian ini menggunakan jumlah *epoch* 100 dengan *dropout* 0.10 dan *batch size* 45.

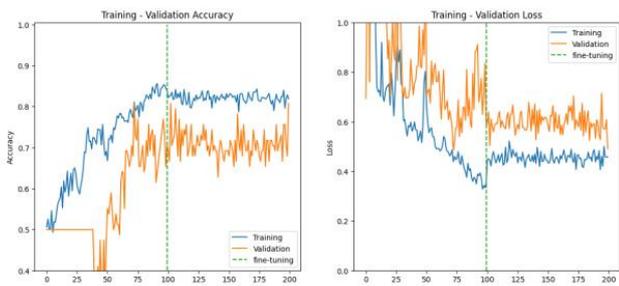


Gbr 3. Grafik Akurasi dan Loss sebelum Fine Tunning

Berdasarkan hasil dari pelatihan pada Gambar 3 dengan *epoch* 100, *dropout* 0.10, dan *batch size* 45 didapatkan bahwa akurasi pada data pelatihan meningkat mendekati 0.8526 dengan proses penambahan epoch. Akurasi pada validasi memiliki nilai akurasi tertinggi 0.7692. Nilai kesalahan pada

data pelatihan (*training loss*) mencapai titik rendah yaitu 0.3289 dan Nilai kesalahan data validasi (*validation loss*) yaitu 0.5869. Pada hasil tersebut nilai *validation loss* masih lebih tinggi dibandingkan dengan *training loss* sehingga terjadinya *overfitting*. Akibat terjadinya *overfitting*, dilakukan kembali pelatihan dengan *fine tuning*.

Hasil pelatihan setelah dilakukan *fine tuning* dengan tambahan *epoch* 100 didapatkan akurasi pelatihan tertinggi sebesar 0.8285 dengan nilai kesalahan terendah 0.4547. Nilai akurasi pada validasi tertinggi sebesar 0.8077 dan nilai kesalahan 0.4912. Pada proses pelatihan tersebut terjadi peningkatan akurasi dan penurunan nilai kesalahan pada data pelatihan maupun validasi tetapi masih terjadi *overfitting*. Berdasarkan hasil pelatihan tersebut, didapatkan grafik akurasi dan kesalahan dapat dilihat pada Gambar 4.



Gbr 4. Grafik Akurasi dan Loss setelah Fine Tuning

### C. Penentuan Parameter Model

Penelitian ini dilakukan guna menentukan hasil model terbaik dari parameter-parameter terbaik. Parameter yang digunakan dalam penelitian ini adalah pengaruh jumlah data yang digunakan, pengaruh pada arsitektur dan input gambarnya, dan pengaruh jumlah *epoch*. Parameter ini dilakukan pengujian untuk menentukan model yang terbaik berdasarkan nilai parameternya.

#### 1) Pengaruh pada Jumlah Data

TABEL I

PENGARUH JUMLAH DATA

<i>MobileNet, Dropout 0.10, Epoch 100, Batch size 45</i>			
Data Training	Data Validasi	Accuracy Validation	Loss Validation
546	52	0.5385	1.1514
624	78	0.5641	0.7316

Berdasarkan Tabel I dilakukan percobaan terhadap jumlah data yang digunakan. Percobaan dilakukan dengan jumlah data 70% data *training* yaitu 546 dengan data validasi 20% sebesar 52 data dan jumlah data 80% sebanyak 624 data *training* dengan 10% data validasi sebanyak 78 data. Parameter ini dilakukan percobaan dengan mengubah jumlah data.

Jumlah data *training* 546 dan data validasi 52 memiliki akurasi validasi 0.5385 atau 53% dengan nilai loss validation sebesar 1.1514. Pada jumlah data *training* 624 dengan data validasi sebanyak 78 mendapatkan hasil akurasi sebesar

0.5641 atau 56% dengan nilai *loss validation* sebesar 0.7316. Hasil akurasi jumlah data *training* 624 dengan data validasi 78 mendapatkan hasil yang lebih baik.

Pada percobaan ini peneliti memutuskan untuk menggunakan data *training* 624 dan data validasi 78 karena memiliki akurasi lebih baik dibandingkan data *training* 546 dan data validasi 52. Setelah melakukan percobaan dan mengetahui hasilnya, proses pengujian menggunakan parameter jumlah data yang sudah ditetapkan.

#### 2) Pengaruh pada Input Gambar

TABEL II

PENGARUH INPUT GAMBAR

<i>MobileNet, Dropout 0.10, Epoch 100, Batch size 45</i>				
Input Size	Training Accuracy	Training loss	Accuracy Validation	Loss Validation
224 x 224	0.7212	0.5563	0.5641	0.7316

Pada Tabel II dilakukan percobaan dengan ukuran gambar yang digunakan. Percobaan ini dilakukan dengan ukuran gambar atau *input size* 224x224. Percobaan ini dilakukan dengan menggunakan parameter *input size*.

Berdasarkan Tabel II diketahui bahwa dengan melakukan pengujian dengan ukuran gambar 224x224 *pixel* mendapatkan hasil akurasi pelatihan sebesar 0.7212 dengan nilai loss 0.5563 sedangkan akurasi pada validasi sebesar 0.5641 dan nilai loss pada validasi sebesar 0.7316.

Pada percobaan ini peneliti memutuskan untuk menggunakan ukuran gambar 224x224 *pixel* karena memiliki akurasi baik dan merupakan ukuran asli pada model. Setelah melakukan percobaan dan mengetahui hasilnya, proses pengujian menggunakan parameter ukuran gambar atau *input size* yang sudah ditetapkan.

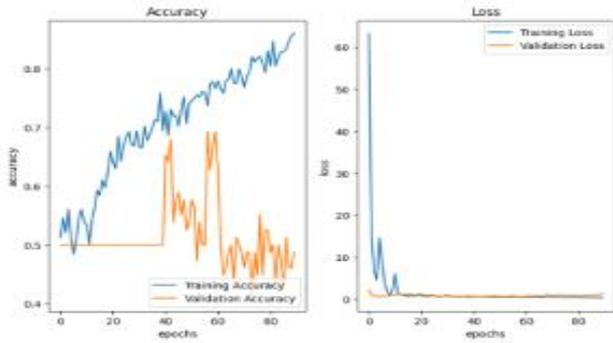
#### 3) Pengaruh pada Jumlah Epoch

TABEL III

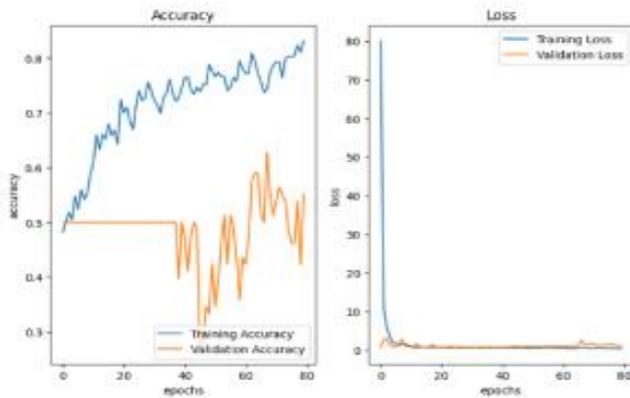
PENGARUH JUMLAH EPOCH

<i>MobileNet, Dropout 0.10, Epoch 100, Batch size 45</i>				
Epoch	Training Accuracy	Training loss	Accuracy Validation	Loss Validation
80	0.7244	0.6813	0.5128	1.1553
90	0.8189	0.4019	0.5000	0.7875
100	0.7212	0.5563	0.5641	0.7316

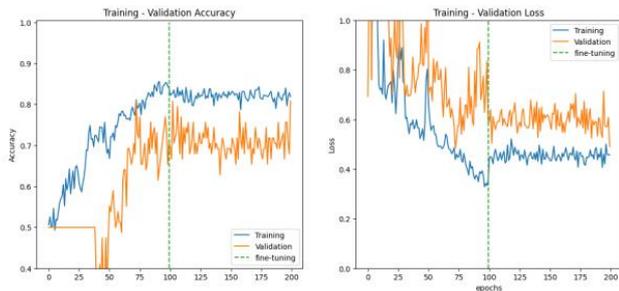
Berdasarkan pada Tabel III dilakukan percobaan dengan jumlah *epoch* yang digunakan pada pengujian. Percobaan ini dilakukan dengan jumlah *epoch* 80, 90, dan 100. Parameter ini dilakukan dengan mengubah jumlah *epoch*, sedangkan parameter lainnya menggunakan parameter arsitektur yang sudah ditetapkan sebelumnya. Setelah melakukan proses training akan mendapatkan hasil akurasi pada grafik akurasi pada Gambar 5, Gambar 6, dan Gambar 7.



Gbr 5. Epoch 80



Gbr 6. Epoch 90



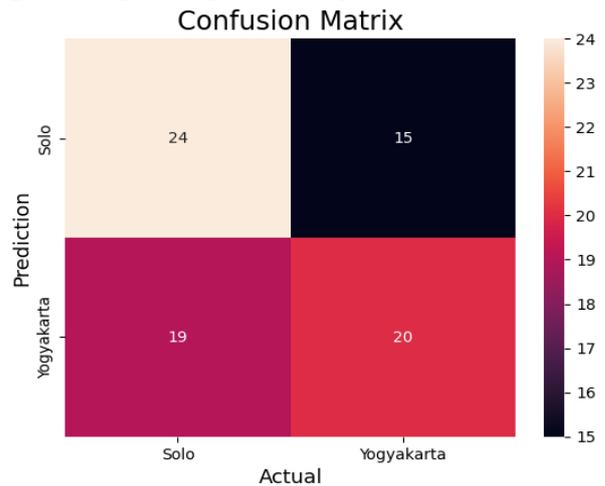
Gbr 7. Epoch 100

Pada Tabel III diketahui dengan melakukan percobaan jumlah *epoch* 80 mendapatkan hasil akurasi pelatihan sebesar 0.7244 dan nilai *loss* 0.6813 dengan nilai akurasi validasi 0.5128 dan nilai *loss* pada validasi 1.1553. Hasil akurasi pada *epoch* 80 masih terlalu kecil sehingga dilakukan percobaan kembali dengan jumlah *epoch* 90 mendapatkan hasil akurasi pelatihan 0.8189 dengan nilai *loss* 0.4019 dan akurasi validasi sebesar 0.5000 dengan nilai *loss* 0.7875, hasil tersebut menurun dibandingkan *epoch* sebelumnya sehingga dilakukan percobaan kembali dengan *epoch* 100 didapatkan hasil akurasi pelatihan sebesar 0.7212 dengan nilai *loss* 0.5563 dan akurasi validasi sebesar 0.5641 dengan nilai *loss* pada validasi sebesar 0.7316.

Berdasarkan percobaan ini, peneliti memutuskan untuk menggunakan *epoch* 100 karena mendapatkan hasil akurasi validasi lebih baik dibandingkan dengan menggunakan jumlah *epoch* 80 atau 90. Nilai *loss* validasi sebesar 0.7316, yang mana lebih rendah dibandingkan dengan *epoch* 80 dan 90. Setelah melakukan percobaan tersebut dan mengetahui hasilnya, proses pengujian menggunakan parameter jumlah *epoch* yang sudah ditetapkan.

#### D. Hasil Pengujian

Hasil pengujian pada proses ini menggunakan total data sebanyak 78 data dengan 2 kelas yaitu Solo dan Yogyakarta dengan masing-masing data sebanyak 39 data validasi.



Gbr 8. Confusion Matrks

Pada Tabel IV dan Gambar 8 merupakan *confusion matriks* dari hasil pengujian dengan arsitektur *MobileNet* dengan model CNN dapat disimpulkan bahwa hasil prediksi mendapatkan hasil yang kurang baik, hal ini dikarenakan masih banyak kesalahan prediksi yang disebabkan terlalu sedikitnya jumlah data yang digunakan dan akurasi bentuk pakaian tidak dapat diprediksi dengan baik sesuai dengan jenis pakaian adat. Oleh karena itu, hasil prediksi yang didapatkan masih kurang baik.

TABEL IV  
CONFUSION MATRIKS

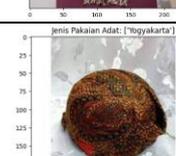
```
1/1 [=====] - 2s 1s/step
[[24 15]
 [19 20]]
```

	precision	recall	f1-score	support
Solo	0.56	0.62	0.59	39
Yogyakarta	0.57	0.51	0.54	39
accuracy			0.56	78
macro avg	0.56	0.56	0.56	78
weighted avg	0.56	0.56	0.56	78

Hasil perhitungan *confusion matriks* pada Tabel IV dapat diketahui pada nilai akurasi keseluruhan adalah 0.56, nilai *precision* pada masing-masing kelas yaitu Solo 0.56 dan

Yogyakarta 0.57, nilai *recall* Solo sebesar 0.62 dan Yogyakarta sebesar 0.51, dan nilai pada *f1-score* pada Solo sebesar 0.59 dan Yogyakarta 0.54. Akurasi tersebut didapatkan dengan input gambar berukuran 224x224 *pixel* dengan melakukan pengujian sejumlah 78 data gambar mendapatkan hasil 56%. Data tersebut dikelompokkan berdasarkan jenisnya dan hasil akurasi tersebut masih kurang baik dalam melakukan identifikasi pakaian adat Jawa Yogyakarta dan Jawa Solo.

TABEL V  
HASIL KESALAHAN PREDIKSI

Data Gambar	Accuracy	Loss	Hasil Identifikasi	Actual
	0.07035031	0.92964965	Yogyakarta	Solo
	0.02425931	0.97574073	Solo	Yogyakarta
	0.21937308	0.78062695	Yogyakarta	Solo
	0.34922305	0.650777	Solo	Yogyakarta
	0.38231906	0.61768097	Yogyakarta	Solo
	0.14622177	0.8537782	Solo	Yogyakarta

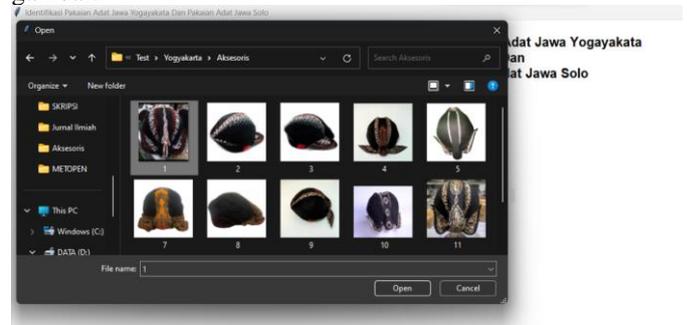
Pada Tabel V merupakan beberapa kesalahan pada prediksi gambar yang mana memiliki hasil akurasi rendah. Hasil akurasi yang rendah tersebut disebabkan oleh data citra yang pecah atau buram, gambar yang tidak fokus pada objek, dan bentuk pakaian yang mirip sehingga menyebabkan kesalahan pada identifikasi jenis pakaian adat. Hasil dari pelatihan dan pengujian data pada data training dan validasi yang telah disimpan menjadi model digunakan untuk

Identifikasi dengan *GUI Thinker* sehingga didapatkan hasil sebagai berikut:



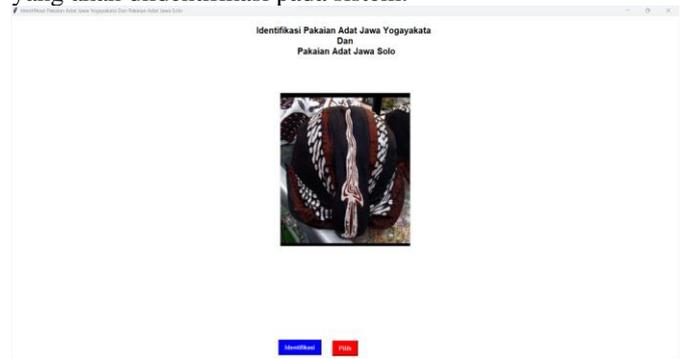
Gbr 9. Tampilan Awal Input Gambar

Gambar 9 merupakan tampilan ketika menjalankan GUI untuk mengidentifikasi gambar dengan mengetik *python skripsi.py* pada terminal akan menampilkan tampilan awal sebelum gambar diinputkan. Pada bagian bawah tampilan terdapat tombol Pilih berwarna merah untuk meng upload gambar.



Gbr 10. Tampilan Pilih atau Upload Gambar

Gambar 10 menampilkan tampilan ketika menekan tombol pilih, sistem akan mengarahkan untuk memilih gambar yang akan diidentifikasi pada sistem.



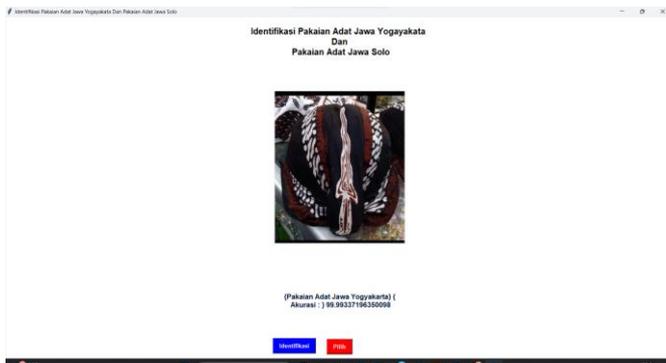
Gbr 11. Tampilan Setelah Memilih Gambar

Gambar 11 menampilkan tampilan saat gambar berhasil dipilih pada folder untuk dilakukan identifikasi. Identifikasi akan dilakukan dengan menekan tombol baru yang muncul ketika gambar berhasil dipilih yaitu tombol identifikasi.

Terima kasih sebesar-besarnya kepada Universitas Ahmad Dahlan dan pihak terkait karena telah memberikan kesempatan dalam terlaksananya penelitian ini.

## REFERENSI

- [1] Y. Andayani, A. Hakim, dan I. Nyoman Loka, "KAJIAN ETNOSAIN PAKAIAN ADAT 'LAMBUNG': IDENTIFIKASI KONSEP KIMIA DALAM TRADISI MASYARAKAT LOMBOK ETHNOSCIENCE STUDY OF 'LAMBUNG' A TRADITIONAL CLOTHING: IDENTIFICATION OF CHEMICAL CONCEPT IN THE TRADITIONS OF THE LOMBOK PEOPLE," *UNESA Journal of Chemical Education*, vol. 11, no. 1, hlm. 65–69, 2022.
- [2] E. Sentosa, D. Iskandar Mulyana, A. F. Cahyana, dan N. G. Pramuditasari, "Implementasi Image Classification Pada Batik Motif Bali Dengan Data Augmentation dan Convolutional Neural Network," *Teknik Informatika Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika*, vol. 6, no. 1, hlm. 1451–1463, 2022.
- [3] P. P. Putra, "Identifikasi Jenis Tanaman Anggrek Melalui Tekstur Bunga dengan Tapis Gabor dan M-SVM," 2018.
- [4] G. Arther Sandag, J. Waworundeng Universitas Klabat, J. Arnold Mononutu, dan A. - Minahasa Utara, "Identifikasi Foto Fashion Dengan Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Identify Fashion Images Using Convolutional Neural Network (CNN)," *Cogito Smart Journal*, vol. 7, no. 2, hlm. 2021.
- [5] R. Fachmi, A. Hidayatno, D. Yosua, dan A. A. Sutrisno, "SISTEM IDENTIFIKASI UKURAN TUBUH MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)." [Daring]. Tersedia pada: <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/transient>.
- [6] S. Winiarti, M. Y. A. Saputro, dan S. Sunardi, "Deep Learning dalam Mengidentifikasi Jenis Bangunan Heritage dengan Algoritma Convolutional Neural Network," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 5, no. 3, hlm. 831, Jul 2021, doi: 10.30865/mib.v5i3.3058.
- [7] S. Winiarti, H. Pramono, dan A. Pranolo, "Application of Artificial Intelligence in Digital Architecture to Identify Traditional Javanese Buildings," Febuari 2022.
- [8] S. Faisal, T. F. M. Butarbutar, P. Sirait, dan J. SIFO Mikroskil, "Implementasi CNN dan SVM untuk Identifikasi Penyakit Tomat via Daun," *OKTOBER 2019 IJCCS*, vol. 20, hlm. 1–5.
- [9] M. Haris, T. Pustaka, M. H. Diponegoro, S. Kusumawardani, dan I. Hidayah, "Tinjauan Pustaka Sistematis: Implementasi Metode Deep Learning pada Prediksi Kinerja Murid (Implementation of Deep Learning Methods in Predicting Student Performance: A Systematic Literature Review)," 2021.
- [10] R. Primartha, *Algoritma Machine Learning*. Bandung: INFORMATIKA, 2021.
- [11] S. T. , M. Cs. Dr. Suyatno, K. N. S. T. , M. Cs. Ramadhani, dan S. P. D. Mandala, *Deep Learning Modernisasi Machine Learning Untuk Big Data*. Bandung: INFORMATIKA, 2019.
- [12] A. W. Reza, J. F. Sorna, M. M. U. Rashel, dan M. M. A. Shibly, "Modcovnn: A convolutional neural network approach in covid-19 prognosis," *International Journal of Advances in Intelligent Informatics*, vol. 7, no. 2, hlm. 125–136, 2021, doi: 10.26555/ijain.v7i2.604.
- [13] M. M. Mijwil, R. Doshi, K. K. Hiran, O. J. Unogwu, dan I. Bala, "MobileNetV1-Based Deep Learning Model for Accurate Brain Tumor Classification," *Mesopotamian Journal of Computer Science*, hlm. 32–41, Mar 2023, doi: 10.58496/mjcs/2023/005.
- [14] W. Wang, Y. Hu, T. Zou, H. Liu, J. Wang, dan X. Wang, "A New Image Classification Approach via Improved MobileNet Models with Local Receptive Field Expansion in Shallow Layers," *Comput Intell Neurosci*, vol. 2020, 2020, doi: 10.1155/2020/8817849.
- [15] P. Kaur dan R. Kumar, "Performance analysis of convolutional neural network architectures over wireless capsule endoscopy dataset," *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, vol. 13, no. 1, hlm. 312–319, Feb 2024, doi: 10.11591/eei.v13i1.5858.



Gbr 12. Tampilan Hasil Keluaran

Gambar 12 menampilkan tampilan GUI setelah menekan tombol identifikasi akan menampilkan hasil identifikasi beserta hasil akurasinya. Hasil dari identifikasi yang gambar yang dimasukkan adalah Pakaian Adat Jawa Yogyakarta dengan akurasi 99.99%.

## V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dari analisis hasil pengujian yang sudah dilakukan, didapatkan beberapa kesimpulan yaitu :

- Model arsitektur *Convolutional Neural Network* yang digunakan adalah *MobileNet* dengan menggunakan total data *training* sebanyak 624, total data validasi 78, data *testing* sebanyak 78 yang terdiri dari 2 kelas, yaitu pakaian adat Jawa Solo dan Jawa Yogyakarta. Input gambar yang digunakan adalah  $224 \times 224$  pixel dengan *dropout* 0.10, *batch size* 45, dan *Epoch* 100.
- Hasil akurasi dari proses *training* dan validasi data pada evaluasi model sebesar 65,38% sedangkan pada *confusion matriks* sebesar 56%. Dapat disimpulkan bahwa model masih kurang baik karena masih terjadi *overfitting* karena nilai akurasi *training* masih lebih baik dibandingkan akurasi pada validasi dan nilai *loss* pada validasi masih tinggi daripada nilai *loss* pada *training*.
- Pengujian dengan data validasi sebanyak 78 mendapatkan hasil akurasi sebesar 56% dilakukan pengujian dengan *confusion matriks*.
- Percobaan penelitian dengan parameter  $224 \times 224$  pixel mendapatkan hasil paling baik dengan akurasi pelatihan sebesar 0.7212 dengan nilai *loss* 0.5563 dan akurasi validasi sebesar 0.5641 dengan nilai *loss* pada validasi sebesar 0.7316.
- Percobaan penelitian dengan parameter jumlah *epoch* 100 mendapatkan hasil terbaik dengan nilai akurasi pelatihan sebesar 0.7212 dengan nilai *loss* 0.5563 dan akurasi validasi sebesar 0.5641 dengan nilai *loss* pada validasi sebesar 0.7316.
- Penelitian ini berhasil membuat sistem untuk mengidentifikasi pakaian adat Jawa Yogyakarta dan Jawa Solo dengan *GUI Tkinter* dengan akurasi sebesar 99.9%.