

KLASIFIKASI PARANG SUMBA MENGGUNAKAN ALGORITMA BACKPROPAGATION

CLASSIFICATION OF SUMBA CHOPPING KNIFE USING THE BACKPROPAGATION ALGORITHM

¹⁾Ferdinandus Umbu, ²⁾Cecilia Dai Payon Binti Gabriel, ³⁾Mitra Permata Ayu

^{1,2,3)}Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Manajemen Informatika Komputer Stella Maris Sumba

¹ferdinandusumbu26@gmail.com, ²cecylgabriel266@gmail.com ³ayumitra94@gmail.com

ABSTRACT

Digital image processing is part of computer vision to analyze an image or image so as to produce information that humans can understand. Each stage in digital image processing has its own method, for different images the methods used will also be different. The concept of data mining is the concept of exploring and analyzing large amounts of data to find hidden patterns in that data. This concept is often used by researchers to analyze information. One of the data mining concepts that is often used as a first step in decision making is classification. Classification in data mining is often used to find models that describe and differentiate classes with the aim of estimating the class of objects whose class labels are not yet known. Classification in data mining is often used to find models that describe and differentiate classes with the aim of estimating the class of objects whose class labels are not yet known. In this research, researchers used several datasets which were categorized into 6 (six) classes. This dataset contains images of typical Sumba machetes. Each image in the typical Sumba machete dataset has a size of 32x32. This machete image was collected from several sources, namely Google Images. The results of this machete classification can be concluded that the process of classifying the typical Sumbanese machete using the wavelet haar method with the backpropagation algorithm that has been developed has succeeded in recognizing chopping knife patterns and carrying out classifications in addition to visualization. This is done using several epoch values, namely epoch 200, epoch 400, epoch 600, epoch 800, epoch 1000, epoch. The best accuracy obtained during training was 89.3% and validation was 82%.

Keywords: digital image processing, data mining, classification, patterns, parang sumba,

ABSTRAK

Pengolahan citra digital adalah bagian dari *computer vision* untuk menganalisa suatu citra atau gambar sehingga menghasilkan suatu informasi yang dapat dipahami manusia. Setiap tahapan dalam pengolahan citra digital memiliki metode masing-masing, untuk citra yang berbeda maka metode yang digunakan juga akan berbeda. Konsep *data mining* adalah konsep eksplorasi dan analisis data yang jumlahnya banyak untuk menemukan pola-pola tersembunyi di data tersebut. Konsep ini sering digunakan oleh peneliti untuk menganalisis suatu informasi. Salah satu konsep *data mining* yang sering digunakan sebagai langkah awal dalam pengambilan keputusan adalah klasifikasi. Klasifikasi dalam *data mining* sering digunakan untuk menemukan model yang menggambarkan dan membedakan kelas yang bertujuan untuk memperkirakan kelas dari objek yang belum diketahui label kelasnya. Klasifikasi dalam *data mining* sering digunakan untuk menemukan model yang menggambarkan dan membedakan kelas yang bertujuan untuk memperkirakan kelas dari objek yang belum diketahui label kelasnya. Dalam penelitian ini peneliti menggunakan beberapa dataset yang dikategorikan menjadi 6 (enam) kelas. Dataset ini berisikan citra parang khas sumba. Masing-masing citra pada dataset parang khas sumba memiliki ukuran 32x32. Citra parang ini dikumpulkan dari beberapa sumber yakni *google image*. Hasil dari klasifikasi parang ini dapat disimpulkan bahwa proses klasifikasi parang khas sumba dengan menggunakan metode *wavelet haar* dengan algoritma *backpropagation* yang telah disusun telah berhasil mengenali pola parang dan melakukan klasifikasi selain itu telah dilakukan visualisasi. dilakukan dengan menggunakan beberapa nilai epoch yaitu *epoch 200, epoch 400, epoch 600, epoch 800, epoch 1000, epoch*. Akurasi terbaik yang didapatkan saat pelatihan adalah 89.3% dan validasi 82%.

Kata Kunci: *pengolahan citra digital, data mining, klasifikasi, pola, parang sumba,*

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi komputer yang terus meningkat sekarang ini telah mampu mengenali bentuk dan citra. Jaringan syaraf tiruan telah berhasil diterapkan untuk berbagai masalah klasifikasi pola. Salah satu algoritma Jaringan Saraf Tiruan yang banyak digunakan dalam pengenalan parang Sumba adalah *Backpropagation*. *Backpropagation* adalah metode umum mengajar jaringan syaraf tiruan bagaimana melakukan tugas yang diberikan. Sedangkan *Principal Component Analysis (PCA)* merupakan salah satu metode yang populer digunakan untuk ekstraksi ciri dan representasi data

Pengolahan citra digital adalah bagian dari *computer vision* untuk menganalisa suatu citra atau gambar sehingga menghasilkan suatu informasi yang dapat dipahami manusia. Setiap tahapan dalam pengolahan citra digital memiliki metode masing-masing, untuk citra yang berbeda maka metode yang digunakan juga akan berbeda. Hal ini dikarenakan setiap objek memiliki karakteristik yang berbeda sehingga penggunaan metode perlu menyesuaikan dengan karakteristik citranya. Jaringan syaraf tiruan memiliki kelebihan yaitu sangat fleksibel terhadap data yang memiliki banyak *noise*, mampu mengklasifikasikan pola, cocok untuk input dan *output* yang bersifat *continue*, dapat diimplementasikan dengan mudah di semua aplikasi. Metode jaringan syaraf tiruan juga masih memiliki kekurangan diantaranya parameter terbaik perlu ditentukan secara *trial and error*, waktu iterasi yang relative lama, dan *interpretability* yang buruk.

Konsep *data mining* adalah konsep eksplorasi dan analisis data yang jumlahnya banyak untuk menemukan pola-pola tersembunyi di data tersebut. Konsep ini sering digunakan oleh peneliti untuk menganalisis suatu informasi. Salah satu konsep *data mining* yang sering digunakan sebagai langkah awal dalam pengambilan keputusan adalah klasifikasi. Klasifikasi dalam *data mining* sering digunakan untuk menemukan model yang menggambarkan dan membedakan kelas yang bertujuan untuk memperkirakan kelas dari objek yang belum diketahui label kelasnya.

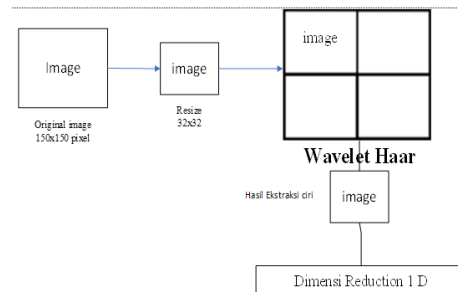
Dalam penelitian ini peneliti menggunakan beberapa dataset yang dikategorikan menjadi 6 (enam) kelas. Dataset ini berisikan citra parang khas sumba. Masing-masing citra pada dataset parang khas sumba memiliki ukuran 32x32. Citra parang ini dikumpulkan dari beberapa sumber yakni *google image*. Masing-masing dataset parang memiliki jumlah citra 100 per

kelas. Citra parang digunakan untuk data training, validasi dan pengujian klasifikasi.

II. METODE PENELITIAN

1. Tahap proses gambar degan menggunakan wavelet haar

Tahap proses gambar degan menggunakan wavelet haar dapat dilihat pada gambar dibawah ini.



Gambar 1 Proses Wavelet Haar

Dapat dijelaskan sebagai berikut:

- a. Memasukan image original dengan ukuran 150x150 pixel
- b. image original dengan ukuran 150x150 pixel tersebut akan di perkecil size dengan ukuran 32x32
- c. Setelah itu melakukan ekstrasi ciri menggunakan wavelet haar level 2.
- d. Setelah ciri dari citra 32x32 di dapatkan, maka citra 2D (32x32 px) dirubah menjadi matriks berukuran 1 D grayscale dengan ukuran 32x32=1024. Ini merupakan nilai input untuk jaringan saraf tiruan (*backpropagation*)

2. Tahap proses gambar hasil wavelet haar ke *backpropagation*

Proses Tahap hasil gambar degan menggunakan wavelet haar ke *backpropagation* dapat dilihat pada gambar dibawah ini.

Gambar 4.8 proses wavelet haar dan *backpropagation*

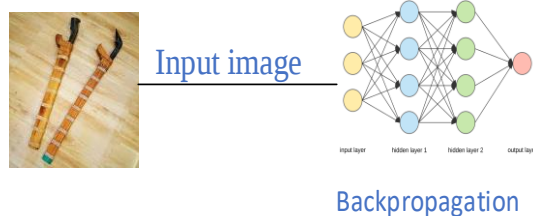
Prosesnya sama dengan yang dijelaskan pada proses gambar 1 akan tetapi disini tambahkan dengan proses algoritma *backpropagation*. data tersebut akan di latih dengan jaringan syaraf tiruan menggunakan algroritma *backpropagation* yang mempunyai 2 layer hidden, hidden perta

ma 768 dan kedua 384 dengan banyak inputan yaitu 1024 yang mana data inputan berasal dari ukuran size gambar yang sudah di ekstrak menjadi 32x32.

3. Tahap Pelatihan (*training*)

Dalam penelitian ini dibagi menjadi dua tahap, yaitu tahap pelatihan / pembelajaran dan tahap pengujian yang dijelaskan sebagai berikut: Pada tahap pembelajaran, dataset akan dibagi menjadi dua bagian yakni data pelatihan dan data validasi. Dengan membagi dataset yang bertujuan untuk membedakan antar data pelatihan dan data validasi. Kemudian, didalam masing-masing directory data pelatihan dan data validasi terdapat 6 direktori yang memuat citra dari dataset.

Pada proses pelatihan dilakukan penentuan nilai *epoch*. Nilai *epoch* merupakan nilai yang menentukan jumlah iterasi dari setiap pembelajaran. Proses pelatihan dilakukan melalui proses masukan dataset citra parang dengan propagasi maju pada arsitektur ANN. Rancangan proses pelatihan ditunjukkan pada gambar dibawah ini



Gambar 2 Proses Pelatihan

Pada tahap pelatihan, terdapat beberapa parameter yang harus ditentukan. Tahapan-tahapan yang harus dilakukan adalah sebagai berikut:

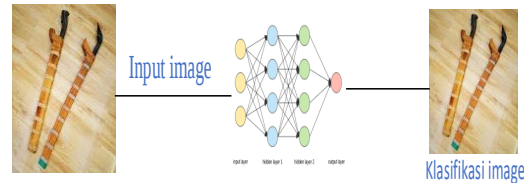
- Menentukan dimensi masukan yang berarti ukuran masukan dari jaringan. Pada penelitian ini ukuran yang digunakan adalah 32 x 32 merupakan ukuran tinggi dan lebar citra
- Membagi dataset menjadi data pelatihan dan validasi. Dalam penelitian ini dibagi menjadi rasio 80% dan 20%. Data pelatihan dengan jumlah 80% dari keseluruhan dataset dan data validasi berjumlah 20% dari dataset yang ada.
- Pelatihan akan dilakukan sebanyak nilai epoch yang ditentukan, untuk mencapai hasil pengenalan yang baik maka dilakukan beberapa kali perubahan nilai epoch
- Hasil dari pelatihan akan disimpan melalui bobot akhir yang disimpan. Selain itu juga hasil dari pelatihan akan menyimpan nilai label dari masing-masing citra pada dataset dengan format .jpg . Bobot ini akan digunakan untuk memprediksi gambar yang akan diujikan.

4. Tahap Pengujian

Tahap pengujian merupakan proses pengujian dari sebuah model yang merupakan hasil dari pelatihan

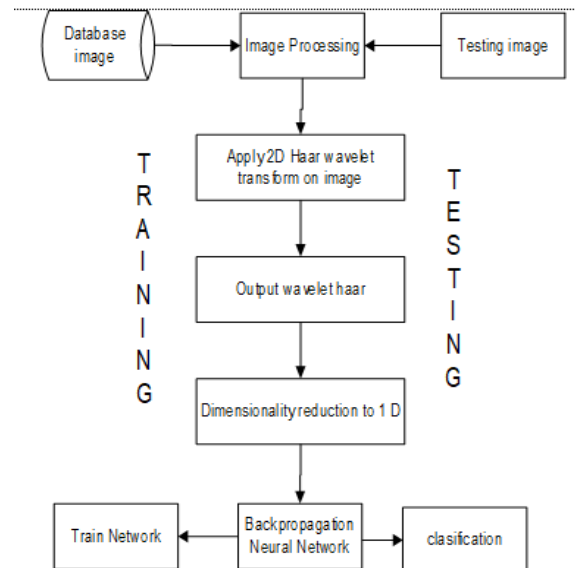
data . Proses pengujian dilakukan melalui beberapa tahapan berikut :

- Memasukkan citra yang akan diujikan pada model. Ukuran citra yang diujikan disesuaikan dengan ukuran citra pada pelatihan yakni 32x32.
- Model akan memprediksi kelas (*label*) citra yang diujikan dan jumlah tingkat akurasi kecocokannya



Gambar 3 Tahapan pengujian dan klasifikasi citra parang

Dibawah ini merupakan flowchart penelitian

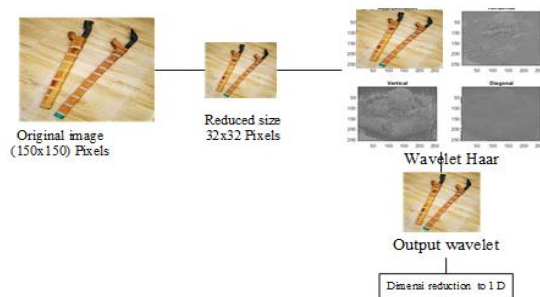


Gambar 4 Flowchart penelitian

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Proses wavelet dan backpropagation neural network

Dalam langkah ini pertama tama mengubah ukuran gambar,dan semua pixel yang dilakukan pada semua gambar untuk inputan lalu di proses untuk klasifikasi. Berikut ini contoh gambar proses wavelet haar dan ANN



Gambar 5 Proses wavelet ke Jaringan saraf tiruan

Hasil dengan 2D haar wavelet Proses yang dilakukan menggunakan Database ini berisi 600 gambar sumber cahaya dari masing-masing. Dalam format jpg satu persatu perbedaan bentuk parang, cahaya, gelap, warna dll. dekomposisi wavelet 2-D untuk gambar mirip dengan kasus satu dimensi. Dua dimensi wavelet dan fungsi skala diperoleh dengan mengambil tensor dari satu dimensi wavelet dan fungsi skala. Jenis DWT dua dimensi ini mengarah pada dekomposisi dan rincian dalam tiga orientasi (horizontal, vertikal, dan diagonal). Bagan berikut menjelaskan langkah-langkah dekomposisi dasar:

2. Proses Training Artificial Neural Network

Proses pelatihan dilakukan melalui beberapa epoch. Kemudian pada akhir proses pelatihan akan dilakukan proses penghitungan waktu pelatihan serta tingkat akurasi yang diperoleh saat pelatihan. Pada proses pelatihan akan ditunjukkan nilai *Estimated Time of Arrival* (ETA), loss function dan accuracy (acc). ETA menunjukkan waktu yang diperlukan dalam setiap batch. Loss function menunjukkan nilai loss pada model. Sedangkan Accuracy menunjukkan kemampuan jaringan dalam pelatihan.

3. Pelatihan Dengan Menggunakan Nilai Epoch 100

Pada pelatihan ini akan diperlihatkan proses pembelajaran pada dataset parang sebanyak 600 citra dengan arsitektur ANN. Pada proses pelatihan ini akan diuji kinerja ANN dengan nilai *epoch* = 100 . Proses akhir dari pelatihan ini akan merangkum tingkat akurasi pelatihan dan waktu yang dibutuhkan dalam melakukan proses pelatihan. Gambar 6 nunjukkan proses pelatihan yang dilakukan pada Anaconda prompt

```
Epoch 100/200
449/449 [=====] - 0s 311us/step - loss: 0.4023 - acc: 0.8333
Epoch 101/200
449/449 [=====] - 0s 289us/step - loss: 0.4019 - acc: 0.8333
Epoch 102/200
449/449 [=====] - 0s 313us/step - loss: 0.4016 - acc: 0.8333
Epoch 103/200
449/449 [=====] - 0s 322us/step - loss: 0.4011 - acc: 0.8333
Epoch 104/200
449/449 [=====] - 0s 310us/step - loss: 0.4006 - acc: 0.8333
Epoch 105/200
449/449 [=====] - 0s 307us/step - loss: 0.3999 - acc: 0.8333
Epoch 106/200
449/449 [=====] - 0s 311us/step - loss: 0.3995 - acc: 0.8333
Epoch 107/200
449/449 [=====] - 0s 303us/step - loss: 0.3991 - acc: 0.8333
Epoch 108/200
449/449 [=====] - 0s 312us/step - loss: 0.3988 - acc: 0.8333
Epoch 109/200
449/449 [=====] - 0s 309us/step - loss: 0.3981 - acc: 0.8333
Epoch 110/200
449/449 [=====] - 0s 318us/step - loss: 0.3979 - acc: 0.8333
Epoch 111/200
449/449 [=====] - 0s 314us/step - loss: 0.3972 - acc: 0.8333
[INFO] evaluating on testing set...
[INFO] loss=0.4406, accuracy: 83.3333%
[INFO] dumping architecture and weights to file...
```

Gambar 6 Hasil pelatihan menggunakan epoch 100

4. Pelatihan Dengan Menggunakan Nilai Epoch 200

Pada pelatihan ini akan diperlihatkan proses pembelajaran pada dataset parang sebanyak 600 citra dengan arsitektur ANN. Pada proses pelatihan ini akan diuji kinerja ANN dengan nilai *epoch* = 200 . Proses akhir dari pelatihan ini akan merangkum tingkat akurasi pelatihan dan waktu yang dibutuhkan dalam melakukan proses pelatihan. Gambar 7 menunjukkan proses pelatihan yang dilakukan pada Anaconda prompt.

```
Epoch 200/200
449/449 [=====] - 0s 319us/step - loss: 0.3467 - acc: 0.8430
Epoch 201/200
449/449 [=====] - 0s 314us/step - loss: 0.3465 - acc: 0.8415
Epoch 202/200
449/449 [=====] - 0s 318us/step - loss: 0.3457 - acc: 0.8437
Epoch 203/200
449/449 [=====] - 0s 313us/step - loss: 0.3457 - acc: 0.8430
Epoch 204/200
449/449 [=====] - 0s 326us/step - loss: 0.3445 - acc: 0.8434
Epoch 205/200
449/449 [=====] - 0s 326us/step - loss: 0.3441 - acc: 0.8437
Epoch 206/200
449/449 [=====] - 0s 311us/step - loss: 0.3433 - acc: 0.8448
Epoch 207/200
449/449 [=====] - 0s 314us/step - loss: 0.3432 - acc: 0.8445
Epoch 208/200
449/449 [=====] - 0s 307us/step - loss: 0.3428 - acc: 0.8452
Epoch 209/200
449/449 [=====] - 0s 316us/step - loss: 0.3424 - acc: 0.8452
Epoch 210/200
449/449 [=====] - 0s 314us/step - loss: 0.3418 - acc: 0.8441
Epoch 211/200
449/449 [=====] - 0s 304us/step - loss: 0.3417 - acc: 0.8463
[INFO] evaluating on testing set...
[INFO] loss=0.4328, accuracy: 83.1111%
[INFO] dumping architecture and weights to file...
```

Gambar 7 Hasil pelatihan menggunakan epoch 200

Dalam pengujian ini dilakukan 200 kali *epoch* (iterasi), model mempelajari gambar memperoleh Training Acc 83,63% dan model mampu mencocokkan gambar training dan testing memperoleh validasi Acc 83,11%.

5. Pelatihan Dengan Menggunakan Nilai Epoch 400

Pada pelatihan ini akan diperlihatkan proses pembelajaran pada dataset parang sebanyak 600 citra dengan arsitektur ANN. Pada proses pelatihan ini akan diuji kinerja ANN dengan nilai *epoch* = 400 . Proses akhir dari pelatihan ini akan merangkum tingkat akurasi pelatihan dan waktu yang dibutuhkan dalam melakukan proses pelatihan. Gambar 8 menunjukkan proses pelatihan yang dilakukan pada Anaconda prompt.

```
Epoch 400/400
449/449 [=====] - 0s 310us/step - loss: 0.2915 - acc: 0.8719
Epoch 401/400
449/449 [=====] - 0s 311us/step - loss: 0.2906 - acc: 0.8756
Epoch 402/400
449/449 [=====] - 0s 308us/step - loss: 0.2905 - acc: 0.8753
Epoch 403/400
449/449 [=====] - 0s 316us/step - loss: 0.2901 - acc: 0.8749
Epoch 404/400
449/449 [=====] - 0s 318us/step - loss: 0.2893 - acc: 0.8753
Epoch 405/400
449/449 [=====] - 0s 305us/step - loss: 0.2885 - acc: 0.8745
Epoch 406/400
449/449 [=====] - 0s 332us/step - loss: 0.2883 - acc: 0.8749
Epoch 407/400
449/449 [=====] - 0s 312us/step - loss: 0.2877 - acc: 0.8745
Epoch 408/400
449/449 [=====] - 0s 311us/step - loss: 0.2878 - acc: 0.8756
Epoch 409/400
449/449 [=====] - 0s 296us/step - loss: 0.2865 - acc: 0.8798
Epoch 410/400
449/449 [=====] - 0s 313us/step - loss: 0.2862 - acc: 0.8768
Epoch 411/400
449/449 [=====] - 0s 310us/step - loss: 0.2859 - acc: 0.8764
[INFO] evaluating on testing set...
[INFO] loss=0.4312, accuracy: 83.1111%
[INFO] dumping architecture and weights to file...
```

Gambar 8 Hasil pelatihan menggunakan epoch 400

Dalam pengujian ini dilakukan 400 kali *epoch* (iterasi), model mempelajari gambar memperoleh Training Acc 83,78% dan model mampu mencocokkan gambar training dan testing memperoleh validasi Acc 83,33%.

6. Pelatihan Dengan Menggunakan Nilai Epoch 500

Pada pelatihan ini akan diperlihatkan proses pembelajaran pada dataset parang sebanyak 600 citra dengan arsitektur ANN. Pada proses pelatihan ini akan diuji kinerja ANN dengan nilai *epoch* = 500 . Proses akhir dari pelatihan ini akan merangkum tingkat akurasi pelatihan dan waktu yang dibutuhkan dalam melakukan proses pelatihan. Gambar 9 menunjukkan proses pelatihan yang dilakukan pada Anaconda prompt

```
Epoch 339/500 - 0s 104us/step - loss: 0.3818 - acc: 0.8374
Epoch 340/500 - 0s 104us/step - loss: 0.3817 - acc: 0.8370
Epoch 341/500 - 0s 104us/step - loss: 0.3815 - acc: 0.8385
Epoch 342/500 - 0s 104us/step - loss: 0.3812 - acc: 0.8382
Epoch 343/500 - 0s 104us/step - loss: 0.3811 - acc: 0.8374
Epoch 344/500 - 0s 104us/step - loss: 0.3807 - acc: 0.8382
Epoch 345/500 - 0s 139us/step - loss: 0.3810 - acc: 0.8385
Epoch 346/500 - 0s 104us/step - loss: 0.3806 - acc: 0.8385
Epoch 347/500 - 0s 104us/step - loss: 0.3803 - acc: 0.8385
Epoch 348/500 - 0s 139us/step - loss: 0.3803 - acc: 0.8382
Epoch 349/500 - 0s 104us/step - loss: 0.3799 - acc: 0.8389
Epoch 350/500 - 0s 104us/step - loss: 0.3798 - acc: 0.8385
[INFO] evaluating on testing set...
150/150 [====] - 0s 521us/step
[INFO] loss=0.4602, accuracy: 83.333%
[INFO] dumping architecture and weights to file...
```

Gambar 9 Hasil pelatihan menggunakan epoch 500

Dalam pengujian ini dilakukan 500 kali *epoch* (iterasi), model mempelajari gambar memperoleh Training Acc 83,85% dan model mampu mencocokkan gambar training dan testing memperoleh validasi Acc 83,11%.

7. Pelatihan Dengan Menggunakan Nilai Epoch 1000

Pada pelatihan ini akan diperlihatkan proses pembelajaran pada dataset parang sebanyak 600 citra dengan arsitektur ANN. Pada proses pelatihan ini akan diuji kinerja ANN dengan nilai *epoch* = 100 . Proses akhir dari pelatihan ini akan merangkum tingkat akurasi pelatihan dan waktu yang dibutuhkan dalam melakukan proses pelatihan. Gambar 10 menunjukkan proses pelatihan yang dilakukan pada Anaconda prompt

```
Epoch 989/1000 - 0s 159us/step - loss: 0.2572 - acc: 0.8972
Epoch 990/1000 - 0s 159us/step - loss: 0.2570 - acc: 0.8972
Epoch 991/1000 - 0s 158us/step - loss: 0.2569 - acc: 0.8968
Epoch 992/1000 - 0s 158us/step - loss: 0.2563 - acc: 0.8968
Epoch 993/1000 - 0s 157us/step - loss: 0.2565 - acc: 0.8961
Epoch 994/1000 - 0s 158us/step - loss: 0.2561 - acc: 0.8957
Epoch 995/1000 - 0s 158us/step - loss: 0.2560 - acc: 0.8964
Epoch 996/1000 - 0s 155us/step - loss: 0.2555 - acc: 0.8976
Epoch 997/1000 - 0s 159us/step - loss: 0.2549 - acc: 0.8968
Epoch 998/1000 - 0s 156us/step - loss: 0.2549 - acc: 0.8961
Epoch 999/1000 - 0s 159us/step - loss: 0.2548 - acc: 0.8976
Epoch 1000/1000 - 0s 154us/step - loss: 0.2545 - acc: 0.8968
[INFO] evaluating on testing set...
150/150 [====] - 0s 859us/step
[INFO] loss=0.4602, accuracy: 82.556%
[INFO] dumping architecture and weights to file...
```

Gambar 10. Hasil pelatihan menggunakan epoch 1000

Dalam pengujian ini dilakukan 1000 kali *epoch* (iterasi), model mempelajari gambar memperoleh Training Acc 89,67% dan model mampu mencocokkan gambar training dan testing memperoleh validasi Acc 82,55%.

8. Analisis Hasil Pelatihan

Tabel 1 akan memaparkan hasil dari pengujian dari masing-masing epoch yang telah dijelaskan sebelumnya. Terjadi peningkatan nilai akurasi dari masing-masing epoch yang telah diujikan. Berikut hasil dari pengujian beberapa epoch.

Tabel 1 Akurasi pelatihan dan validasi

Epoch	training acc	Validasi acc
100	83,33%	83,33%
200	83,63%	83,11%
400	83.78%	83,33%
500	84,22%	83,161
600	84,88%	84,22%
800	87,19%	83,77 %
1000	89,67%	82,55%

Dari tabel diatas maka dapat disimpulkan bahwa nilai akurasi pelatihan terbaik dalah pada epoch 1000 dengan nilai akurasi pelatihan 89,67% dan akurasi validasi 82,55%. Ini menunjukkan bahwa jaringan dapat mempelajari data dengan baik dan dapat diketahui jaringan tidak mengalami *overfitting*. Sehingga dengan meningkatnya jumlah *epoch* maka nilai akurasi semakin meningkat.

9. Tahap Evaluasi

Setelah melakukan proses pelatihan dan validasi, penulis melakukan evaluasi arsitektur ANN pada data tes dan menampilkan kemampuan dari masing-masing model tanpa memodifikasi bobot model dan parameter. Dalam proses evaluasi, kami menggunakan data tes yang telah disiapkan sebelumnya, pengujian dilakukan pada setiap gambar. Terdapat 20 citra yang akan diujikan dalam setiap model. Gambar menunjukkan data tes yang digunakan





Gambar 11 Data tes untuk pengujian model

Hasil evaluasi dengan *epoch* 100 memiliki akurasi klasifikasi yang cukup baik. Nilai akurasi kebenaran dari klasifikasi adalah 60% dari data tes. Dengan kata lain hasil klasifikasi ini dapat dikatakan baik. Dibandingkan dengan akurasi klasifikasi pada *epoch* 100 yaitu 20-30% dari data tes. Model yang didapatkan dari hasil pelatihan dengan *epoch* 100 masih tidak dapat melakukan klasifikasi dengan baik. Pada *epoch* 400 peningkatan akurasi pengenalan terhadap data tes meningkat 10% sehingga akurasi pengenalannya menjadi 40-50%. Model ini memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dari *epoch* 100. Pada *epoch* 1000 peningkatan akurasi pengenalan terhadap data tes meningkat 20% sehingga akurasi pengenalannya menjadi 55-60%. Model ini memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dari *epoch* sebelumnya.

3.1. Kode Program

```
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
from sklearn.model_selection import
train_test_split
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Activation
from keras.optimizers import SGD
from keras.layers import Dense
from keras.utils import np_utils
from imutils import paths
import numpy as np
import argparse
import cv2
import os
import pywt
```

Gambar 12 Baris pemrograman python

```
def image_to_feature_vector(image, size=(32, 32)):
```

```
# resize the image to a fixed size, then
flatten the image into
# a list of raw pixel intensities
return cv2.resize(image, size).flatten()
```

Gambar 13 Tahap mengubah array 2 dimensi

Coding ini digunakan untuk mengubah array 2dimensi (gambar parang) menjadi array 1 dimensi (vector).

```
ap = argparse.ArgumentParser()
ap.add_argument("-d", "--dataset", required=True,
                help="path to input dataset")
ap.add_argument("-m", "--model", required=True,
                help="path to output model file")
args = vars(ap.parse_args())
```

```
print("[INFO] describing images...")
imagePaths = list(paths.list_images(args["dataset"]))
```

```
model = Sequential()
model.add(Dense(768, input_dim=3072,
                init="uniform",
                activation="relu"))
model.add(Dense(384, activation="relu",
                kernel_initializer="uniform"))
model.add(Dense(6))
```

Gambar 14 Menyusun jaringan backpropagation

IV. KESIMPULAN

Dari penelitian ini diperoleh beberapa kesimpulan yaitu :

1. Proses klasifikasi parang khas sumba dengan menggunakan metode *wavelet haar* dengan algoritma backpropagation yang telah disusun telah berhasil mengenali pola parang dan melakukan klasifikasi selain itu telah dilakukan visualisasi.
2. Dengan adanya penerapan jaringan saraf tiruan dapat menjawab permasalahan dari penelitian karena penerapan backpropagation dan metode *wavelet* digunakan pengenalan pola, peramalan atau perkiraan dan ekstraksi gambar. Berdasarkan hasil penelitian menggunakan algoritma backpropagation neural network terdapat beberapa tingkat akurasi yang berbeda nilai akurasi training dan validasi yang cukup bagus. Saran dari peneliti adalah melanjutkan penelitian ini agar bisa menghasilkan proses yang lebih akurat.

3. Proses pelatihan dilakukan dengan menggunakan beberapa nilai epoch yaitu *epoch* 200, *epoch* 400, *epoch* 600, *epoch* 800, *epoch* 1000, *epoch*. Akurasi terbaik yang didapatkan saat pelatihan adalah 89.3% dan validasi 82%.

V. SARAN

Adapun saran dari penulis untuk penelitian berikutnya adalah:

1. Penambahan lebih banyak dataset untuk mengurangi nilai *overfitting*.
2. Dalam penelitian ini, dapat dilakukan perubahan optimisasi.
3. program yang dipakai bisa menggunakan program yang lainnya dan fungsi dari pelatihan jaringan saraf tiruan dengan nilai bias yang dioptimalkan algoritma backpropagation sering digunakan sebagai kotak perlatan yang disarankan. Meskipun membutuhkan banyak memori dari pada algoritma lainnya. Algoritma ini menunjukkan kinerja yang lebih baik

UCAPAN TERIMA KASIH (jika ada)

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak STIMIKOM yang telah memberi kesempatan kepada penulis untuk melakukan penelitian dan juga melakukan penulisan. Selain itu penulis juga mengucapkan terima kasih kepada pihak Jurnal Sains dan Sistem Teknologi Informasi (SANDI) yang mengizinkan penulis untuk mempublikasi hasil karya penulisan

- [4] S. M. A. S. d. S. A. Erni Dwi Jayanti, "Pengenalan Motif Songket Lombok Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLSM) dan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation," *Jurnal Semantic*, 2015.
- [5] S. C. M. A. P. W. Ranjani, "Penerapan Teknik Neural Network dalam memprediksi Perkembangan Impor Kelompok Industri Tekstil dengan Metode Backpropagation," *Journal of Informatics Management and Information Technology*, 2023.
- [6] J. U. Kaya, "Klasifikasi Motif Kain Tenun menggunakan K-Nearest Neighbor Berdasarkan Gray Level Co-occurrence Matrix," *Jurnal J-COM (Jurnal Informatika dan Teknologi Komputer)*, pp. 73-76, 2022.
- [7] S. Kusmaryanto, "Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Untuk Pengenalan Wajah Metode Ekstraksi Fitur Berbasis Tekstur," *Jurnal EECCIS*, 2014.
- [8] D. Darmawan, "Pengenalan Wajah dengan Metode Backpropagation Menggunakan Kamera CCTV Inframerah, Depok: Universitas Indonesia, 2010.
- [9] G. d. F. Candra, "Sistem Pengenalan Motif Songket Melayu Menggunakan Ekstraksi Fitur Principal Component Analysis dan Gray Level Co-Occurrence Matrix dan Jaringan Saraf Tiruan," *Jom FTEKNIK*, 2018.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. C. O. Alda Cendekia Siregar, "Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan pada Klasifikasi Motif Kain Tenun Sambas," *Cybernetics Vol. 4 No.*, pp. 109-120, 2020.
- [2] S. Kusmaryanto, "Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Untuk Pengenalan Wajah Metode Ekstraksi Fitur Berbasis Tekstur," *Jurnal EECCIS*, 2014.
- [3] Y. N. D. M. F. Fadhel Akhmad Hizham, "Implementasi Metode Backpropagation Neural Network (BNN) dalam Sistem Klasifikasi Ketepatan Waktu Kelulusan Mahasiswa (Studi Kasus: Program Studi Sistem Informasi Universitas Jember)," *Berkala Sainstek*, pp. 97-105, 2015.