

## IDENTIFIKASI CITRA UKIRAN ORNAMEN TRADISIONAL BALI DENGAN METODE *MULTILAYER PERCEPTRON*

I Gede Rusdy Mahayana Putra<sup>1</sup>, Made Windu Antara Kesiman<sup>2</sup>, Gede Aditra Pradnyana<sup>3</sup>, I Made Dendi Maysanjaya<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup>Prodi Pendidikan Teknik Informatika, Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Kejuruan,  
Universitas Pendidikan Ganesha  
Jl. Udayana No. 11, Singaraja, Indonesia

e-mail: [rusdy.mahayana.putra@undiksha.ac.id](mailto:rusdy.mahayana.putra@undiksha.ac.id)<sup>1</sup>, [antara.kesiman@undiksha.ac.id](mailto:antara.kesiman@undiksha.ac.id)<sup>2</sup>,  
[gede.aditra@undiksha.ac.id](mailto:gede.aditra@undiksha.ac.id)<sup>3</sup>, [imade.dendi@gmail.com](mailto:imade.dendi@gmail.com)<sup>4</sup>

Received : March, 2021

Accepted : November, 2020

Published : April, 2021

### **Abstract**

*Balinese ornament carving are a cultural heritage that is owned by especially the Balinese people. However, especially Balinese people only know the shape of the carving without knowing the name and characteristics of the Balinese traditional carving ornaments. Based on these problems, the researchers have a solution to research about Balinese Ornament Carving Identification by utilizing digital image processing technology. In this study uses Gabor Filter as a feature extraction from the carved image that used and Multilayer Perceptron as a classifier. There are 18 (eighteen) classes of Balinese carving ornaments use in this study with a total of dataset is 268 (two hundred and sixty eight). The purpose of this study was to determine the level of identification accuracy of Balinese ornament carving with Multilayer Perceptron method. In the implementation using digital image processing technic with Multilayer Perceptron method was based on backpropagation learning algorithm with 10560 neuron input layers, 50 neuron hidden layers, and 18 neuron output layers as classifier obtained the accuracy for testing is 43%. Classification testing based on k-fold cross validation with K=5 results in average accuracy of 41.14% with optimum accuracy of 56% and accuracy testing with Confusion Matrix obtained the accuracy 43.3%, sensitivity 42.68% and specificity 96.87%.*

**Keyword :** Confusion Matrix, Gabor Filter, Identification, Multilayer Perceptron

### **Abstrak**

*Ukiran ornamen tradisional Bali merupakan warisan budaya yang dimiliki khususnya oleh masyarakat Bali. Namun, masyarakat Bali khususnya hanya mengetahui bentuk ukiran tanpa mengetahui nama dan karakteristik dari ukiran ornamen tradisional Bali. Berdasarkan permasalahan tersebut, peneliti memiliki solusi untuk melakukan penelitian tentang Identifikasi Ukiran Ornamen Tradisional Bali dengan memanfaatkan teknologi pengolahan citra digital dengan Filter Gabor sebagai ekstraksi fitur dan Multilayer Perceptron sebagai pengklasifikasinya. Terdapat 18 (delapan belas) kelas ukiran ornamen tradisional Bali yang digunakan dengan total jumlah dataset dari keseluruhan kelas adalah 268 (dua ratus enam puluh delapan). Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui tingkat akurasi identifikasi*

ukiran ornamen tradisional dengan metode Multilayer Perceptron. Dalam implementasinya dengan metode Multilayer Perceptron didasarkan pada algoritma pembelajaran backpropagation dengan 10560 lapisan neuron masukan, 50 lapisan neuron tersembunyi, dan 18 lapisan neuron keluaran sebagai pengklasifikasi memperoleh akurasi pengujian sebesar 43%. Pengujian klasifikasi berdasarkan validasi k-fold cross dengan  $K = 5$  menghasilkan akurasi rata-rata 41,14% dengan akurasi optimal 56% dan pengujian akurasi dengan Confusion Matrix diperoleh akurasi 43,3%, sensitivitas 42,68% dan spesifisitas 96,87%.

**Kata Kunci:** Filter Gabor, Identifikasi, Matriks kebingungan, Multilayer Perceptron

## 1. PENDAHULUAN

Seni adalah penjelmaan dari rasa indah yang terkandung dalam hati orang yang dilahirkan melalui perantara alat-alat komunikasi kedalam bentuk yang dapat ditangkap oleh indera manusia [1]. Bali merupakan salah satu destinasi wisata yang terkenal akan seni ukir ornamen yang memiliki ciri khas tersendiri. Ornamen Bali merupakan sebuah karya seni yang hadir melalui kemampuan imajinasi, kreatifitas dan pemahaman estetika terhadap karakteristik alam oleh masing-masing seniman [2]. Tahap awal dalam penelitian ini adalah dengan melakukan wawancara terhadap 2 narasumber dikarenakan ukiran ornamen tradisional Bali ini memiliki banyak jenis, sehingga perlu dilakukan wawancara terhadap 2 narasumber yaitu I Wayan Arsa dan I Nyoman Sunarta selaku pengukir untuk mendapatkan informasi terkait ukiran Bali. Berdasarkan hasil wawancara bersama I Wayan Arsa yang merupakan salah satu pengukir di Gianyar mengatakan bahwa ornamen tradisional Bali sudah ada sejak dulu dan masyarakat Bali sangatlah dekat dengan ornamen tradisional Bali ini Namun seiring berjalannya waktu pada era sekarang ini masyarakat hanya mengetahui bentuk dari ukirannya saja tanpa mengetahui nama maupun ciri dari ukiran Bali. Permasalahan lain menurut narasumber I Nyoman Sunarta yang terjadi adalah minat generasi muda dalam mempelajari seni ukir ornamen masih kurang, dikarenakan sumber untuk mempelajari ukiran ornamen saat ini sudah sangat susah untuk ditemukan. Ukiran ornamen tradisional Bali dibagi menjadi tiga kategori yaitu Keketusan, Papatraan dan Kekarangan. Dalam 3 kategori tersebut masing-masing kategori memiliki beberapa jenis ukiran yang berbeda antara lain :

1) Keketusan : kakul-kakulan, mas-masan, kuta mesir, kuping guling, mute, pipid, batun timun, dan batu-batuan.

2) Papatraan : patra banci, patra samblung, patra cina, patra sari, patra punggel, dan patra ulanda.

3) Kekarangan : karang gajah, karang goak, karang tapel, dan karang daun

Jenis ukiran tersebut didapatkan berdasarkan hasil wawancara dengan 2 narasumber sebelumnya.

Berdasarkan permasalahan diatas dibutuhkan sebuah solusi yang bisa menyediakan dokumentasi digital tentang ukiran ornamen tradisional Bali yang nantinya bisa diturunkan kepada generasi berikutnya, dan membantu masyarakat untuk mengetahui nama dari ukiran ornamen tradisional Bali. Untuk mendukung solusi tersebut dapat menggunakan bantuan teknologi saat ini salah satunya dengan menggunakan pengolahan citra digital yang dapat melakukan operasi pengenalan pola atau motif untuk melakukan identifikasi pada suatu gambar [3].

Salah satu penelitian tentang identifikasi ukiran Bali adalah Rancang Bangun Aplikasi Pengenalan Ukiran Ornamen Bali dengan Metode ORB [11]. Penelitian ini melakukan pengenalan ukiran ornamen tradisional Bali berdasarkan kategori ukiran yang ada yaitu Keketusan, Papatraan dan Kekarangan, tidak berdasarkan jenis dari ukiran ornamen tradisional Bali.

Dalam melakukan identifikasi ukiran ornamen tradisional Bali dapat dilakukan dengan mencari ciri tekstur atau bentuk dari citra yang digunakan dalam penelitian ini yaitu citra ukiran ornamen tradisional Bali. Beberapa penelitian tentang ekstraksi ciri citra pernah dilakukan antara lain : ekstraksi ciri metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan *Filter Gabor* untuk klasifikasi citra batik Pekalongan [12]. Penelitian ini membuat sebuah system ekstraksi ciri citra batik yang selanjutnya digunakan untuk proses klasifikasi dengan menggunakan Jaringan

Saraf Tiruan khususnya untuk batik Pekalongan.

Penelitian lainnya adalah pengenalan motif batik menggunakan *Wavelet Rotated* dan *Neural Network* [13]. Penelitian tersebut melakukan pengenalan motif batik menggunakan *Multilayer Perceptron Neural Network* sebagai *classifier*-nya. Penelitian lainnya adalah *Zone based Feature Extraction Algorithm for Handwritten Numeral Recognition of Kannada Script*. Dalam penelitian tersebut melakukan pengenalan angka tulisan tangan dengan menggunakan ekstraksi fitur zona.

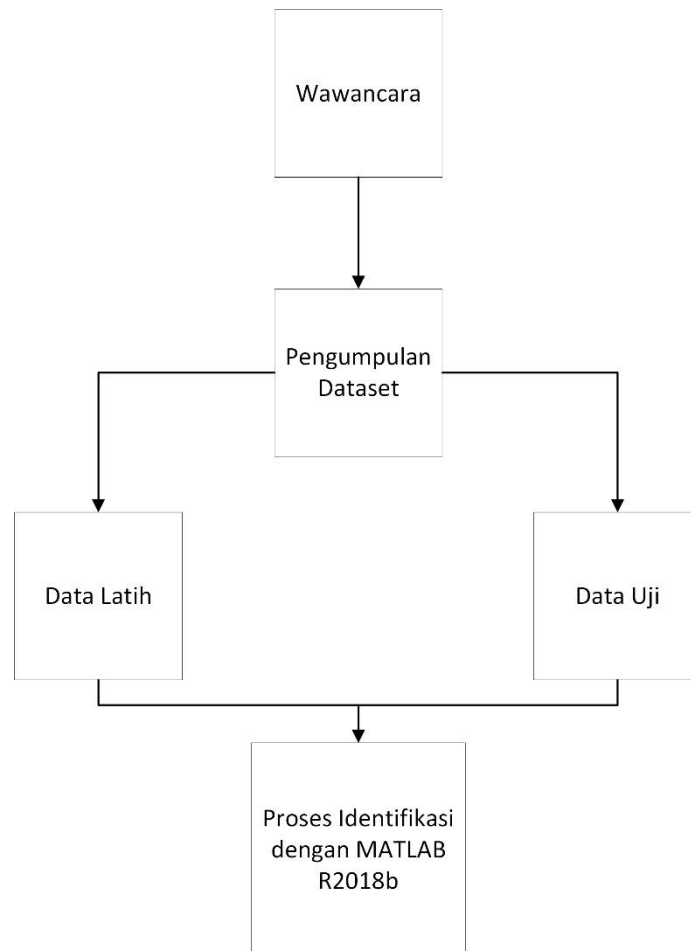
Berdasarkan penelitian sebelumnya, maka peneliti mempunyai inisiatif untuk menggunakan kombinasi Filter Gabor dan Ekstraksi Fitur Zoning untuk mengenali ciri dari masing-masing ukiran ornamen yang akan digunakan. Dalam penelitian ini dilakukan pengenalan pola terhadap citra ukiran ornamen

tradisional Bali sehingga dapat diidentifikasi melalui tekstur menggunakan metode Multilayer Perceptron. Multilayer Perceptron (MLP) adalah jaringan saraf tiruan umpan-maju yang terdiri dari sejumlah neuron yang dihubungkan oleh bobot. Konektor neuron tersebut disusun dalam lapisan yang terdiri dari satu lapisan input, satu atau lebih lapisan tersembunyi, dan satu lapisan keluaran [4]. Selain itu arsitektur MLP mampu untuk mendeteksi dan menganalisis masalah yang kompleks dan cepat. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui seberapa besar akurasi yang bisa dihasilkan oleh *classifier* dalam melakukan identifikasi pada ukiran ornamen tradisional Bali.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa tahapan yang dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

Berdasarkan gambar 1 dapat dijelaskan bahwa penelitian ini dimulai dari tahap wawancara untuk menentukan jumlah kelas atau jenis ukiran yang akan digunakan, sehingga diketahui bahwa ada 18 jenis ukiran ornamen tradisional Bali yang akan digunakan dalam penelitian ini. Berdasarkan jumlah jenis ukiran yang sudah didapatkan selanjutnya dilakukan pengumpulan dataset citra ukiran ornamen tradisional Bali dengan cara mengambil foto ukiran secara langsung diberbagai tempat seperti pura, rumah

adat Bali, tempat wisata dan lain-lain yang didampingi langsung oleh salah satu narasumber yaitu I Nyoman Sunarta. Pengambilan foto menggunakan kamera DSLR Nikon D5300 dengan setting Program, ISO 500 dan dimensi gambar 6000x4000 *pixel*. Dari hasil pengumpulan dataset peneliti mendapatkan 258 gambar ukiran dari 18 jenis ukiran ornamen tradisional Bali yang diketahui. Berikut adalah nama kelas dan jumlah dataset yang digunakan :

Table 1 Jumlah dataset masing-masing kelas ukiran

No	Kelas	Jumlah Data
1	Batu-batuan	12
2	Batun Timun	16
3	Kakul-kakulan	10
4	Karang Daun	16
5	Karang Gajah	14
6	Karang Goak	13
7	Karang Tapel	21
8	Kuping Guling	26
9	Kuta Mesir	12
10	Mas-masan	15
11	Mute-mutean	8
12	Patra Banci	13
13	Patra Cina	9
14	Patra Punggel	13
15	Patra Samblung	11
16	Patra Sari	12
17	Patra Ulanda	16
18	Pipid	21
Jumlah		258

Selanjutnya pada kumpulan dataset ini dilakukan tahapan pembagian dataset menjadi data latih dan data uji. Berikut adalah

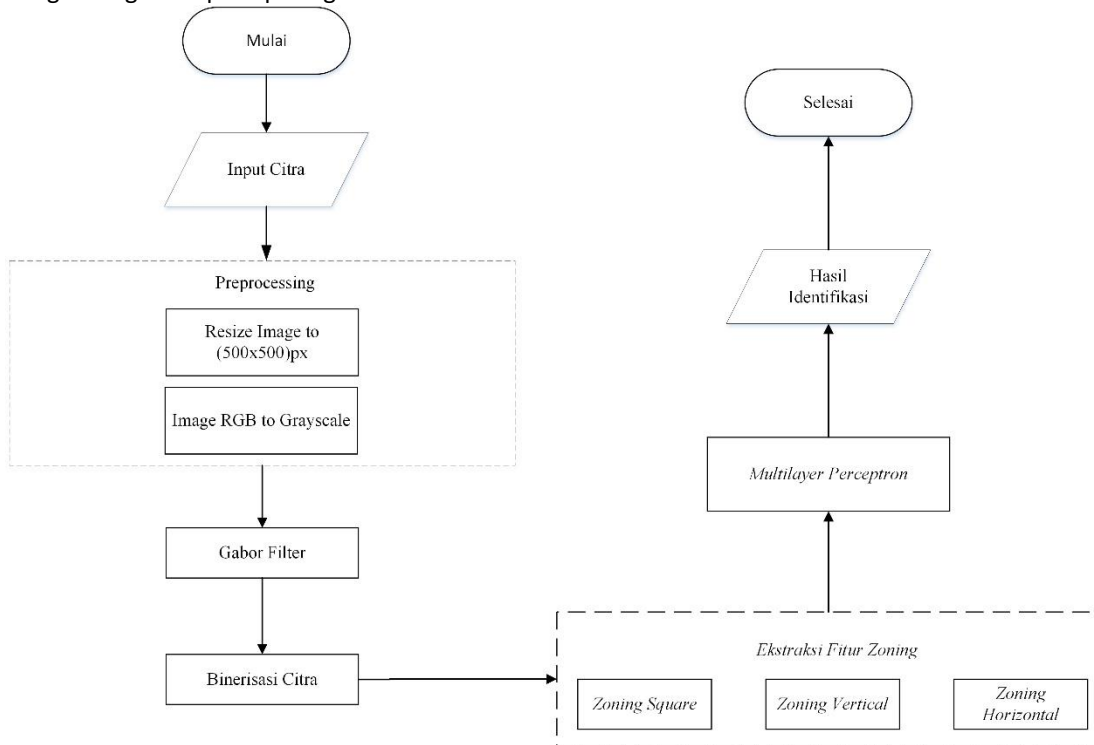
pembagian jumlah data latih dan data uji untuk masing-masing kelas ukiran.

Table 2 Pembagian data latih dan data uji

No	Kelas	Data Latih	Data Uji
1	Batu-batuan	7	5
2	Batun Timun	10	6
3	Kakul-kakulan	6	4
4	Karang Daun	10	6
5	Karang Gajah	8	6
6	Karang Goak	8	5
7	Karang Tapel	16	5
8	Kuping Guling	21	5
9	Kuta Mesir	7	5
10	Mas-masan	10	5
11	Mute-mutean	4	4
12	Patra Banci	18	5
13	Patra Cina	5	4
14	Patra Punggel	8	5
15	Patra Samblung	6	5
16	Patra Sari	7	5

17	Patra Ulanda	11	5
18	Pipid	16	5
Jumlah		168	90

Langkah berikutnya dilakukan tahap proses identifikasi ukiran ornamen tradisional Bali dengan langkah seperti pada gambar 2 berikut.



Gambar 2 Proses identifikasi

Proses identifikasi citra ukiran ornamen tradisional Bali menggunakan MATLAB R2018b dengan spesifikasi laptop sebagai berikut :

- 1) Intel(R) Core(TM) i7-7700HQ CPU @2.80GHz 2.80GHz
- 2) RAM 8.00 GB
- 3) Kartu Grafis NVIDIA GeForce GTX 1050
- 4) Monitor 15.6 inch dengan resolusi 1920 x 1080 pixel.

Berdasarkan gambar 2 proses identifikasi dimulai dari tahap *preprocessing* yang terdiri dari merubah ukuran dimensi gambar dari 6000x4000 *pixel* menjadi 500x500 *pixel* dan merubah gambar RGB menjadi *Grayscale*. Selanjutnya gambar hasil *preprocessing* akan diproses dengan Filter Gabor dan Binerisasi untuk mendapatkan karakteristik gambar serta merubah gambar dari *grayscale* menjadi biner. Langkah berikutnya adalah ekstraksi fitur citra dengan ekstraksi fitur zona. Ekstraksi fitur zona akan membagi gambar menjadi beberapa zona

dengan ukuran yang sama. Dari setiap zona akan dihitung piksel putih gambar untuk mendapatkan jumlah fitur dari setiap gambar. Proses terakhir adalah mengidentifikasi gambar dengan metode *Multilayer Perceptron* dan hasil identifikasi berupa nama ukiran akan diberikan.

## 2.2 Gabor Filter

Pada tahun 1946 pertama kali fungsi atau filter gabor ini diperkenalkan sebagai alat untuk mendeteksi sinyal dalam noise oleh Denis Gabor. Fungsi Gabor pada saat itu didefinisikan dalam 1-D [5]. Gabor kemudian dikembangkan oleh Daugmann pada tahun 1980 kedalam filter 2-D (dua dimensi).

Gabor Filter adalah filter linier yang digunakan dalam pengekstrasian fitur citra sebagai detektor ciri. Gabor Filter dikenal sebagai detektor ciri yang sukses karena memiliki kemampuan menghilangkan variabilitas yang disebabkan oleh iluminasi kontras dan sedikit

pergeseran serta deformasi citra. Metode Gabor 2-D dalam domain spasial dirumuskan dengan persamaan berikut.

$$G(x, y, f, \theta, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \cos[2\pi f(x \cos\theta + y \sin\theta)] \quad (1)$$

### 2.3 Multilayer Perceptron

*Multi Layer Perceptron* adalah jaringan syaraf tiruan berarsitektur umpan maju atau *feed-forward*. Proses pelatihan (training) pada MLP terdiri dari 2 bagian utama: yaitu perhitungan maju (forward) dan perhitungan mundur (backward). Jaringan MLP adalah jaringan yang menggunakan metode *supervised learning* (suatu metode *machine learning* yang menarik kesimpulan dari data-data yang telah diberi label, berupa pasangan input dan output). Pada jaringan syaraf tiruan output tiap simpul tersembunyi (*hidden node*) adalah  $z_i$ , dan luaran pada tiap output *node* adalah  $y_i$ . Ada satu *node* yang selalu ditambahkan pada tiap lapisan jaringan yang disebut bias.

Algoritma yang digunakan adalah *Backpropagation*. *Backpropagation* mampu melakukan prediksi berdasarkan data yang telah lampau (*times series*) [6]. *Backpropagation* merupakan algoritma pembelajaran yang biasanya digunakan untuk perceptron banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan neuron-neuron yang ada pada lapisan tersembunyinya [7]. Algoritma yang dijalankan oleh *Backpropagation*. Untuk mendapatkan bobot yang optimal adalah sebagai berikut [8]:

1. Inisialisasi semua bobot dengan bilangan acak kecil.
2. Jika kondisi penghentian belum dipenuhi, lakukan langkahh 2-8.
3. Untuk setiap pasangan data pelatihan, lakukan langkah 3-8
4. Setiap *neuron input* ( $X_j, i = 1, \dots, n$ ) menerima sinyal *input*  $X_i$  dan meneruskan sinyal ini kesemua *neuron* pada lapisan unit tersembunyi (*hidden neuron*) di atasnya.
5. Hitung semua keluaran di unit tersembunyi ( $z_i, j = 1, 2, \dots, p$ ). Dengan menjumlahkan bobot dari sinyal-sinyal inputnya.

$$z\_in_j = v_{j0} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ji} \quad (2)$$

Kemudian gunakan fungsi aktivitas untuk menghitung sinyal output.

$$z_j = f(z\_in_j) = \frac{1}{1 + e^{-z\_in_j}} \quad (3)$$

6. Hitung semua keluaran jaringan di unit keluaran ( $y_k, k = 1, 2, \dots, m$ ) menjumlahkan bobot dari sinyal-sinyal inputnya.

$$y\_in_k = w_{k0} + \sum_{j=1}^p z_j w_{kj} \quad (4)$$

Kemudian gunakan fungsi aktivitas untuk menghitung sinyal output.

$$y_k = f(y\_in_k) = \frac{1}{1 + e^{-y\_in_k}} \quad (5)$$

7. Hitung faktor unit keluaran berdasarkan kesalahan di setiap unit keluaran ( $y_k, k = 1, 2, \dots, m$ )

$$\begin{aligned} \delta_k &= (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \\ &= (t_k - y_k) y_k (1 - y_k), t_k \\ &= target \end{aligned} \quad (6)$$

8. Kemudian hitung koreksi bobot (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai  $w_{jk}$ . Hitung perubahan bobot  $w_{jk}$  dengan laju pemahaman  $\alpha$ :

$$\Delta w_{jk} = \alpha \cdot \delta_k \cdot z_j \quad (7)$$

9. Hitung faktor  $\delta$  unit keluaran berdasarkan kesalahan di setiap unit tersembunyi ( $z_j, j = 1, 2, \dots, p$ )

$$z\_in_j = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{kj} \quad (8)$$

10. Setelah mendapatkan nilai  $\delta$  kalikan dengan turunan dari fungsi aktivitasnya pada unit tersembunyi.

$$\begin{aligned} \delta_j &= z\_in_j f'(z\_in_j) = \\ &= (z\_in_j) z_j (1 - z_j) \end{aligned} \quad (9)$$

11. Hitung koreksi bobot (yang nantinya akan digunakan untuk mengupdate ( $v_{ij}$ ).

$$\Delta v_{jk} = \alpha \cdot \delta_k \cdot x_i \quad (10)$$

12. Hitung tiap – tiap unit keluaran ( $k = 1, 2, \dots, m$ ) untuk memperbaiki bias dan bobotnya  $j = 0, 1, 2, \dots, p$ ):

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (11)$$

13. Hitung tiap-tiap unit tersembunyi ( $j = 1, 2, \dots, p$ ) untuk memperbaiki bias dan bobotnya ( $i = 0, 1, 2, \dots, n$ ):

$$v_{jk}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{jk} \quad (12)$$

### 2.4 Zone Based Extraction Feature

Ekstraksi fitur *zoning* akan membagi citra menjadi beberapa bagian zona yang berukuran

sama, untuk kemudian dari setiap zona akan diambil cirinya [9].

Terdapat beberapa jenis metode ekstraksi ciri *zoning* yaitu dengan ciri yang diambil, titik acuan yang digunakan dan posisi wilayah [10]. Tahapan-tahapan yang dilakukan dalam metode ini yaitu :

1. Citra inputan akan dibagi menjadi kedalam tiga jenis zona yang berbeda yaitu *Vertical*, *Horizontal* dan *Square*. Setiap citra akan dibagi menjadi 10 bagian.
2. Hitung jumlah pixel yang ditemukan disetiap zona baik *Horizontal*, *Vertical* maupun *Square*.
3. Setiap zona akan memiliki nilai yang berbeda-beda yang kemudian nilai

tersebut akan dinormalisasi terlebih dahulu untuk dibawa ke tahap berikutnya.

Nilai dari ketiga zona tersebut akan digabungkan untuk mencari ciri dari masing-masing citra inputan yang digunakan.

### 2.5 Confusion Matrix

*Confusion Matrix* adalah alat yang berguna untuk menganalisis seberapa baik *classifier* mengenali *tuple* dari kelas yang berbeda [14]. Kelas yang diprediksi akan ditampilkan di bagian atas dan kelas yang diobservasi ditampilkan di bagian kiri. Evaluasi model confusion matrix menggunakan tabel 3 berikut :

Table 3 Matriks klasifikasi untuk model 2 kelas

Classification	Predicted Class	
	Class = Yes	Class = No
Class = Yes	<b>TP</b> (True Positive)	<b>FN</b> (False Negative)
Class = No	<b>FP</b> (False Positive)	<b>TN</b> (True Negative)

Langkah *sensitivity* dan *specificity* dapat digunakan untuk pengklasifikasian akurasi. *Sensitivity* dapat ditunjuk sebagai *true positives rate* (proporsi dari *tuple* positif yang diidentifikasi benar). Sedangkan *specificity* adalah *true negatives rate* (proporsi *tuple* negative yang diidentifikasi benar). Berikut adalah persamaan rumus yang digunakan :

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots(14)$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN+FN} \dots\dots\dots(15)$$

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \dots\dots\dots(16)$$

Keterangan :

TP : Banyaknya hasil prediksi positif/benar untuk data uji positif

FP : Banyaknya hasil prediksi negative/salah untuk data uji positif

TN : Banyaknya hasil prediksi negative/salah untuk data uji negative

FN : Banyaknya hasil prediksi positif/benar untuk data uji negatif

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Hasil Ekstraksi Fitur

Tabel 4 dan 5 berikut ini merupakan hasil ekstraksi fitur setelah dilakukan proses *preprocessing*. Ekstraksi fitur dilakukan dengan MATLAB R2018b dengan menggunakan kombinasi ekstraksi fitur zona dengan filter gabor, dan menghasilkan 10560 ekstraksi fitur yang akan digunakan sebagai *neuron input* saat melakukan identifikasi dengan *classifier*. Ekstraksi fitur untuk data latih sebanyak 168 citra menghabiskan waktu kurang lebih 2 jam. Sedangkan untuk data latih menghabiskan waktu kurang lebih 1,5 jam untuk mendapatkan nilai ekstraksi fiturnya.

Table 4 Hasil ekstraksi fitur data latih

No	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	...	10560
1	0.00747	0.02426	0.05901	0.09428	0.60445	0.85641	0.92998	0.94184	0.99036	1	...	0.16245
2	0.08723	0.09507	0.10049	0.13770	0.39578	0.57630	0.61049	0.68137	0.72176	1	...	0.63923
3	0.11402	0.27785	0.33984	0.43228	0.63742	0.87379	0.89222	0.91156	0.94641	1	...	0.38903
4	0.17613	0.20170	0.20560	0.21145	0.29757	0.55312	0.57660	0.64405	0.68170	1	...	0.39973

5	0.12567	0.25657	0.46673	0.69019	0.76628	0.85315	0.98797	0.99608	0.99683	1	...	0.12618
6	0.04683	0.15108	0.25744	0.40192	0.54137	0.73029	0.95764	1	1	1	...	0.00000
7	0.05495	0.05495	0.08764	0.22488	0.39462	0.51778	0.68095	0.83308	0.98939	1	...	0.41751
8	0.08494	0.16047	0.24750	0.34721	0.48248	0.55828	0.66446	0.77609	0.87596	1	...	0.00000
9	0.01015	0.01502	0.03354	0.13060	0.38826	0.61842	0.70666	0.80280	0.90533	1	...	0.12606
10	0.12219	0.22292	0.31846	0.42336	0.52907	0.62145	0.70610	0.80073	0.89730	1	...	0.78164
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
168	0.0442	0.1826	0.3846	0.5554	0.7274	0.9170	0.9864	0.9949	0.9967	1	...	0

Table 5 Hasil ekstraksi fitur data uji

No	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	...	10560
1	0	0.0132	0.2355	0.4616	0.6717	0.8410	0.9532	0.9668	0.9815	1	...	0.6659
2	0.1399	0.1399	0.1403	0.2073	0.3707	0.5384	0.6522	0.7833	0.9376	1	...	0.3975
3	0.1236	0.2275	0.3288	0.4744	0.6542	0.8364	0.9854	1	1	1	...	0.0104
4	0.0679	0.1559	0.3063	0.4756	0.6841	0.8889	0.9993	1	1	1	...	0
5	0.0038	0.0322	0.2220	0.4480	0.6331	0.7737	0.9175	0.9749	0.9860	1	...	0.5860
6	0.0849	0.1605	0.2475	0.3472	0.4825	0.5583	0.6645	0.7761	0.8760	1	...	0
7	0.0029	0.0029	0.0032	0.0132	0.1465	0.4314	0.6261	0.7722	0.8771	1	...	0.0537
8	0	0	0.0007	0.0803	0.2495	0.4738	0.6910	0.8628	0.9764	1	...	0
9	0.1274	0.2377	0.3421	0.4382	0.5259	0.6305	0.7319	0.8311	0.9200	1	...	0.3369
10	0.0193	0.1072	0.2496	0.3283	0.4242	0.5218	0.5694	0.6077	0.7881	1	...	0.3586
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
90	0.0892	0.1446	0.2149	0.3291	0.4966	0.6568	0.7854	0.8544	0.9390	1	...	0

### 3.2 Pembahasan

Berdasarkan flowchart proses identifikasi pada Gambar 2, peneliti melakukan beberapa percobaan dengan menggunakan kombinasi parameter yang berbeda pada Filter Gabor, Ekstraksi Fitur Zoning dan *classifier Multilayer Perceptron*. Pembentukan filter gabor dipengaruhi oleh besaran gelombang (*wavelength*), sudut orientasi, *aspectratio*, dan *bandwidth*. Pada penelitian ini nilai parameter yang digunakan pada setiap parameter sebagai berikut *wavelength* ( $f = 2, 7$ ), sudut orientasi ( $\theta = 0, 30, 60, 90, 120, 150, 180, 210, 270, 300$ ),

*aspectratio* (0,5 ; 0,8), *bandwidth* (0,5 ; 1). Ekstraksi Fitur Zoning yang digunakan adalah *Vertical, Horizontal* dan *Square*, masing-masing zona akan dibagi menjadi 10 bagian di masing-masing zona yang digunakan. Pada setiap percobaan jumlah *neuron input* yang digunakan adalah 10560 dengan *neuron hidden layer* dan *epoch* yang bervariasi. Tujuannya adalah untuk melihat seberapa **besar akurasi** yang bisa dihasilkan oleh *classifier* dalam melakukan identifikasi pada ukiran ornamen tradisional Bali. Hasil dari percobaan tersebut dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 1. Hasil akurasi identifikasi dengan *Multilayer Perceptron*

Percobaan	Neuron Hidden Layer	Epoch	Akurasi	
			Training	Testing
1	20	500	12%	5%
2	50	500	12%	5%
3	50	500	20%	10%
4	20	500	35%	14%
5	50	500	32%	13%
6	20	500	35%	18%
7	50	1000	62%	30%
8	50	1000	71%	28%



9	50	3000	99%	43%
10	50	3000	77%	24%
11	18	1300	98%	38%
12	20	1250	98%	42%
13	20	10000	96%	37%
14	18	13000	98%	36%
15	20	12000	97%	37%
16	50	11500	98%	37%

Berdasarkan Tabel 3 akurasi tertinggi pada 16 kali percobaan terdapat pada percobaan ke 9 dengan akurasi training sebesar 99% dan testing sebesar 43%. Dari 168 data latih dan 90 data uji yang digunakan *classifier* hanya mampu mengenali ukiran ornamen tradisional Bali berdasarkan sebesar 43% dari 90 data uji yang

digunakan. Selanjutnya dilakukan pengujian dengan *k-fold cross validation* pada akurasi tertinggi dengan jumlah K=5. Dari 258 gambar akan dibagi menjadi 5 partisi untuk pengujian *k-fold cross validation*, pembagian jumlah dataset dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 2. Jumlah pembagian dataset untuk pengujian *K-fold Cross Validation*

K	1	2	3	4	5
Training Data	207	207	207	208	203
Testing Data	51	51	51	50	55

Tabel 3. Hasil pengujian *K-fold Cross Validation*

K	Neuron Hidden Layer	Epoch	Akurasi Training	Akurasi Testing
1	50	3000	88,40%	35,20%
2	50	3000	88%	31,30%
3	50	3000	99%	39,20%
4	50	3000	98,00%	44,00%
5	50	3000	99%	56%
Rata-rata			94,46%	41,14%

Berdasarkan Tabel 5 terlihat bahwa akurasi *testing* tertinggi yang bisa didapatkan sebesar 44% dan hasil pengujian dari *K-fold Cross Validation* memberikan hasil rata-rata akurasi *testing* sebesar 41,14%. Dari kedua hasil tersebut terlihat perbedaan yang tidak terlalu signifikan, bisa dikatakan bahwa metode *Multilayer Perceptron* sudah bisa melakukan identifikasi terhadap citra ukiran ornamen

tradisional Bali dengan baik. Selain dengan *K-fold Cross Validation* untuk melakukan pengujian tingkat akurasi *testing*, peneliti juga menggunakan *Confusion Matrix* untuk melakukan pengujian tingkat akurasi, sensitifitas dan spesifisitas. Berikut adalah gambar *Confusion Matrix* yang dilakukan terhadap percobaan ke-9 pada Tabel 3, karena nilai akurasi tertinggi terdapat pada percobaan ke-9.



mengefisienkan waktu dalam proses identifikasi citra dan meningkatkan akurasi *classifier* dalam mengidentifikasi citra.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan diatas dapat disimpulkan bahwa : kombinasi ekstraksi fitur zona dengan filter gabor memperoleh tingkat akurasi identifikasi ukiran ornamen tradisional Bali paling optimal untuk metode *Multilayer Perceptron* hanya sebesar 43% untuk 18 kelas ukiran yang digunakan dalam penelitian ini. Pengujian metode menggunakan menggunakan *k-fold cross validation* memperoleh rata-rata akurasi sebesar 41.14% dan pengujian dengan *Confusion matrix* diperoleh hasil *Sensitivity* sebesar 42.68%, *Specificity* 96.87%, dan *Accuracy* 43.3%. Dari perolehan akurasi yang belum terlalu tinggi dapat dikatakan bahwa metode *Multilayer Perceptron* untuk melakukan identifikasi ukiran ornamen tradisional Bali masih belum optimal, selain itu pengaruh jumlah dataset yang digunakan untuk data latih masih sangat kurang. Sebagai saran untuk penelitian selanjutnya hendaknya menggunakan dataset yang lebih banyak atau kelas ukiran yang digunakan bisa dikurangi untuk mendapatkan hasil yang lebih optimal dan metode yang digunakan tidak hanya *Multilayer Perceptron*, bisa juga menggunakan metode lain seperti K-NN atau SVM untuk proses identifikasinya.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kurniawan, B.. "Goresan Anak-anak Sebagai Ide Penciptaan Karya Seni Lukis". UPT Perpustakaan ISI Yogyakarta, 2014.
- [2] Waisnawa, I. M. J., & Yupardhi, T. H.. Pengembangan Ornamen Tradisional Bali (keketusan, papatran dan kekarangan). Documentation ISI Denpasar, 2014.
- [3] Arisandi, B., Suciati, N., & Wijaya, A. Y.. "Pengenalan Motif Batik Menggunakan Rotated Wavelet Filter Dan Neural Network". JUTI : Jurnal Ilmiah Teknologi. vol. 2. pp 13-19, 2009
- [4] I. C. M. Irfan, Sumbodo, "Sistem Klasifikasi Kendaraan Berbasis Pengolahan Citra Digital dengan

Metode Multilayer Perceptron," IJEIS, pp. 139–148, 2017.

- [5] Elvinarosa, A.. "Aplikasi Metode Filter Bank Gabor pada Identifikasi Citra Wajah dari Individu yang Bergerak dan Tidak Bergerak". Institut Teknologi Sepuluh Nopember. 2017
- [6] Wanto, Anjar. "Prediksi Produktivitas Jagung Di Indonesia Sebagai Upaya Antisipasi Impor Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation". SINTECH (Science and Information Technology) Journal. vol. 2. pp 53-62, 2019
- [7] D. Setiawan, R. Putir, R. Suryanita. "Perbandingan Algoritma Genetika dan Backpropagation pada Aplikasi Prediksi Penyakit Autoimun". Khazanah Informatika : Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika. vol. 5. pp 21-27. 2019
- [8] Wirawan, I. M. A. Metode Penalaran Dalam Kecerdasan Buatan. Depok: PT Raja Grafindo Persada. 2017.
- [9] Syam, A.M. "Pengenalan Aksara Jawa Tulisan Tangan Dengan Menggunakan Ekstraksi Fitur Zoning Dan Klasifikasi K-Nearest Neighbour."S.Kom, Institut Pertanian Bogor.
- [10] Febri, T. "Identifikasi Retinoblastoma Menggunakan Extreme Learning Machine."S.Kom, Universitas Sumatera Utara
- [11] Sumantara, I Gusti L. T. *et al* "Rancang Bangun Aplikasi Pengenalan Ukiran Bali dengan Metode ORB." Merpati. vol. 5. pp51-56, 2017
- [12] Surya, R. *et al.*"Ekstraksi Ciri Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan Filter Gabor Untuk Klasifikasi Citra Batik Pekalongan." JPIT. vol. 02. pp23-26, 2017
- [13] Arisandi, B. *et al.*"Pengenalan Motif Batik Menggunakan Rotated Wavelet Filter dan Neural Network." JUTI. vol. 9. pp13-19, 2009
- [14] Wahyudi, E. *et al.*"Case-Based Reasoning untuk Diagnosis Penyakit Jantung". IJCCS. vol. 11. pp1-10, 2017