

ABSTRACT

Suharindra, Muhammad Ryzani. 2017. *Identification Reef Fish Image With HSL Color Extraction And GLCM Texture Extraction Based on Probabilistic Neural Network Algorithm* Thesis. Tanjungpinang: Department of Informatics, Faculty of Engineering, University of Maritime Raja Ali Haji. Supervisor I: Eka Suswaini, S.T., MT., Supervisor II : Nurul Hayaty, S.T., M.Cs.

With various species of reef fish, it is necessary to identify and create good classification system of reef fish based on the color and pattern on the fish scales with HSL algorithm as extraction of color and GLCM texture extraction to identify patterns on the body of the fish by using the image. Distance image acquisition using distance unit of 20 cm, 30 cm and 40 cm to determine the best distance to identify and compare the image of the best degree of GLCM ie 0°, 45°, 90°, and 135°. The results showed the best distance is at distance unit of 40 cm with smooth values of 0.7, 0.8, 0.9 and 1 at PNN and located at 45°, 90°, and 135° GLCM with the accuracy of 93.48%, and for the lowest accuracy of 41.30% value currently on detachment image 20 cm with a smooth value of 0.1 on PNN and is at 0° GLCM. This was due to the distance and lighting of the image captured were too close and would affect reflection of light from a fish body that greatly affect the system in identifying fish

Keyword : Reef Fish, HSL, GLCM, PNN.

ABSTRAK

Suharindra, Muhammad Ryzani. 2017. Identifikasi Citra Pada Ikan Karang Dengan Ekstraksi Warna HSL Dan Ekstraksi Tekstur GLCM Berdasarkan Algoritma *Probabilistic Neural Network*, Skripsi. Tanjungpinang. Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Maritim Raja Ali Haji. Pembimbing I: Eka Suswaini, S.T., MT., Pembimbing II : Nurul Hayaty, S.T., M.Cs.

Dengan banyaknya spesies dari ikan karang, maka diperlukan sistem untuk mengidentifikasi dan klasifikasi ikan karang dengan cara mengidentifikasi dari warna dan pola pada sisik ikan tersebut dengan algoritma HSL sebagai ekstraksi warna dan ekstraksi tekstur GLCM untuk mengidentifikasi pola pada badan ikan dengan menggunakan citra. Jarak pengambilan citra menggunakan jarak 20 cm, 30 cm dan 40 cm untuk mengetahui jarak terbaik dalam mengidentifikasi citra dan membandingkan derajat terbaik dari GLCM yaitu 0° , 45° , 90° , dan 135° . Hasil penelitian menunjukkan jarak terbaik berada pada jarak 40 cm dengan nilai *smooth* 0.7, 0.8, 0.9 dan 1 pada PNN dan berada pada 45° , 90° , dan 135° GLCM dengan tingkat akurasi 93.48 %, dan untuk nilai akurasi terendah adalah 41.30% berada pada pengambilan jarak citra 20 cm dengan *smooth* 0.1 pada PNN dan berada pada 0° GLCM. Hal ini disebabkan karena jarak pengambilan dan pencahayaan citra yang terlalu dekat akan memberikan dampak pantulan cahaya dari badan ikan yang sangat mempengaruhi sistem dalam mengidentifikasi ikan.

Kata Kunci : Ikan Karang, HSL, GLCM, PNN.

I. PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Proses identifikasi ikan karang yang dilakukan oleh mahasiswa ilmu kelautan dan ilmu perikanan tersebut masih menggunakan cara yang manual dengan pengamatan mata, yaitu dengan melihat dan mengidentifikasi ciri bentuk badan ikan, sisik ikan, dan warna ikan terlebih dahulu dan mencocokkan data yang sudah diidentifikasi dengan buku referensi.

Dengan permasalahan tersebut, sebuah sistem sangat diperlukan untuk mengidentifikasi dan klasifikasi ikan karang, dalam melakukan identifikasi ikan karang dapat dilakukan dengan

berbagai cara salah satunya dengan menggunakan pengolahan citra, dimana dalam proses identifikasi dalam sistem ini memanfaatkan warna khas dari ikan karang dan bentuk sisik dari ikan karang tersebut dengan menggunakan algoritma HSL sebagai ekstraksi warna dan algoritma GLCM dengan menggunakan *feature vector* dari GLCM berjumlah 8 parameter yaitu *Angular Second Moment*, *Contrast*, *Correlation*, *Variance*, *Inverse Different Moment*, *Entropy*, *Cluster Shade*, dan *Cluster Prominence* sebagai parameter ekstraksi tekstur pada pola sisik dari gambar ikan karang tersebut

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk merancang sistem identifikasi citra dengan ekstraksi fitur warna HSL dan ekstraksi fitur tesktur GLCM dalam proses klasifikasi dengan algoritma *probabilistic neural network* dan untuk mengetahui tingkat keakurasian nilai ekstraksi warna HSL dan ekstraksi tesktur GLCM dalam mengidentifikasi citra

II. Kajian Literatur

A. Kajian Terdahulu

Xie dan He (2016) pada jurnal yang berjudul “*Spectrum and Image Texture Features Analysis for Early Blight Disease Detection on Eggplant Leaves*” membahas tekstur *feature* untuk mendeteksi penyakit pada daun terong, pada penelitian ini melakukan perbandingan dengan menggunakan *gray image*, *RGB image*, *HSV image*, dan *HSL image* dengan algoritma klasifikasi KNN dan klasifikasi ADABOOST. Dari penelitian ini di dapatkan hasil dari klasifikasi KNN dengan inputan *Gray Image* merupakan hasil yang paling tinggi dari semua masukan data yaitu 94,87 %, sedangkan klasifikasi ADABOOST dengan inputan *HSV Image* merupakan hasil paling tertinggi dari semua masukan data yaitu 100%, dari kedua klasifikasi tersebut didapatkan hasil paling

terendah yaitu *HSL Image* dengan nilai 88,46 % dan 97,44 % dari identifikasi penyakit pada daun terong.

Neneng, dkk. (2016) pada jurnalnya yang berjudul “*Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Citra Jenis Daging Berdasarkan Ekstraksi Tekstur Menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM)*” pada jurnal ini menjelaskan menggunakan GLCM yang menggunakan empat arah yakni 0°, 45°, 90°, dan 135° dalam melakukan ekstraksi tekstur daging kambing, daging kerbau, daging kuda, dan daging sapi dengan jarak pengambilan gambar 20 cm, 30 cm, dan 40 cm. Dari penelitian ini menghasilkan tingkat pengenalan terbaik yakni 87,5% berada pada jarak pengambilan 20 cm dengan jarak piksel tetangga $d = 2$ pada arah GLCM 135°.

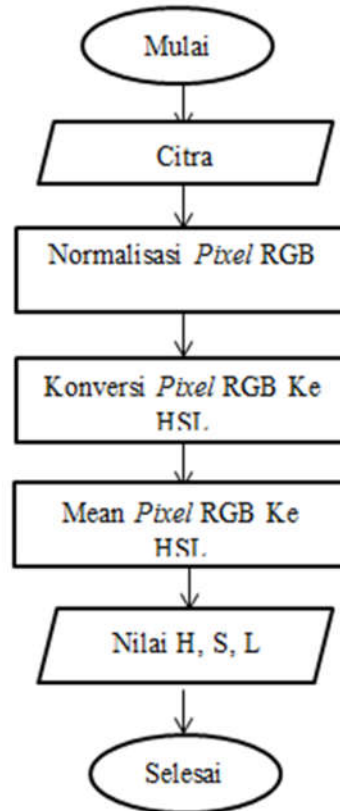
Mishra, dkk. (2013) pada jurnalnya yang berjudul “*A Probabilistic Neural Network Approach For Classification Of Vehicle*” pada jurnalnya membahas penggunaan algoritma PNN untuk mengklasifikasikan kelayakan sebuah mobil dengan 4 *output* yaitu *Unacc*, *Acc*, *good*, dan *V-good*. Dari penggunaan PNN tersebut di

dapat hasil kesalahan dalam inputan kelas *Unacc* sebesar 0,174%, inputan kelas *Acc* sebesar 1,273%, Inputan kelas *Good* 1,310%, dan inputan kelas *V-good* 1,216%. Untuk *spread factor* 0,9 terdapat 3 kesalahan dalam kelas *Unacc*, 22 kesalahan dalam kelas *Acc* , 33 kesalahan dalam kelas *Good* dan 21 kesalahan dalam kelas *V-good*. Untuk *spread factor* 0,8 terdapat 0 kesalahan dalam Kelas *Unacc*, 10 kesalahan dalam kelas *Acc*, 24 kesalahan dalam kelas *Good* dan 9 kesalahan dalam kelas *V-good*. Untuk *spread factor* 0,7 terdapat 0 kesalahan dalam kelas *Unacc*, 3 kesalahan dalam kelas *Acc*, 2 kesalahan dalam kelas *Good* dan 1 kesalahan dalam kelas *V-good*. untuk *spread factor* 0,1-0,6 tidak ada kesalahan.

B. Landasan Teori

1. Algoritma HSL

Flowchart dari algoritma HSL dapat di lihat pada gambar 1 sebagai berikut:



Gambar 1. Flowchart HSL

Persamaan yang akan digunakan untuk transformasi RGB ke HSL seperti pada persamaan sebagai berikut :

$$L = \frac{\max + \min}{2}$$

$$S = \begin{cases} 0 & \text{Jika } L = 0 \text{ atau } \max = \min \\ \frac{\max - \min}{\max + \min} = \frac{\max - \min}{2L}, & \text{Jika } 0 < L < 0.5 \\ \frac{\max - \min}{2 - (\max + \min)} = \frac{\max - \min}{2 - (2L)}, & \text{Jika } L > 0.5 \end{cases}$$

$$H = \begin{cases} 0 & \text{jika } \max = \min \\ 60 * \frac{(g-b)}{\max-\min} & \text{jika } \max = r \\ 60 * \left[2 + \frac{b-r}{\max-\min} \right] & \text{jika } \max = g \\ 60 * \left[4 + \frac{r-g}{\max-\min} \right] & \text{jika } \max = b \end{cases}$$

Keterangan rumus :

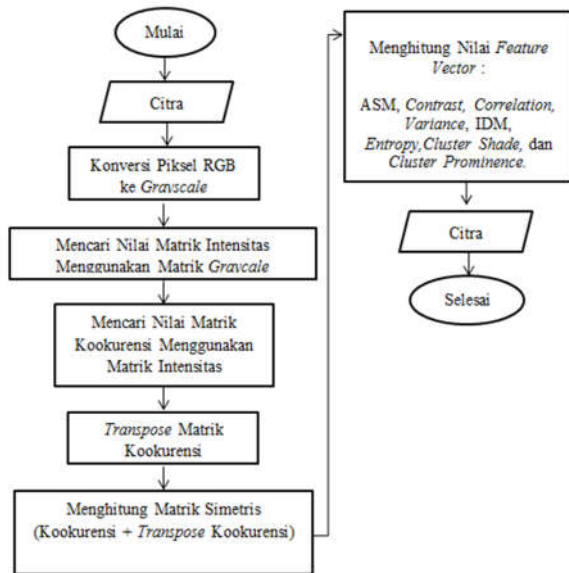
L = nilai *Lightness*

S = nilai *saturation*

H = nilai *hue*

2. Algoritma GLCM (*Gray Level Co-occurrence Matrices*)

Flowchart dari algoritma GLCM dapat dilihat pada gambar 2 sebagai berikut:



Gambar 2. Flowchart GLCM

Gray Level Co-occurrence Matrices merupakan suatu matriks yang elemen-elemennya merupakan jumlah pasangan piksel yang memiliki tingkat kecerahan tertentu.

Dimana pada pasangan piksel tersebut terpisahkan oleh jarak (d) dan dengan sudut inklinasi (θ). Dengan demikian maka matriks kookurensi adalah probabilitas munculnya *gray level* i dan j dari dua piksel yang terpisah pada jarak (d) dan sudut (θ).

Kadir dan Susanto (2012) dalam [5] menjelaskan tahapan dalam menentukan ekstraksi tekstur dengan menggunakan algoritma GLCM yaitu:

a. Konversi RGB ke *Grayscale*

Konversi RGB ke *grayscale* merupakan tahapan awal dalam melakukan ekstraksi tekstur, fungsi dari konversi ini untuk menyederhanakan proses perhitungan objek pada sebuah citra, untuk melakukan konversi tersebut memerlukan nilai *R-layer*, *G-layer*, dan *B-layer* pada sebuah citra tersebut dan menjadi sebuah matriks yang akan digunakan untuk konversi RGB ke *grayscale*, di mana persamaan untuk konversi RGB ke *grayscale* dapat dilihat pada persamaan sebagai berikut :

$$\text{Grayscale} = \frac{R + G + B}{3}$$

b. Konversi Matrik *Grayscale* ke Matrik Intensitas

Setelah melakukan proses *grayscale* diperlukan proses kuantitasi, dimana pada proses intensitas ini berfungsi untuk mereduksi jumlah aras keabuan dari piksel citra. Untuk melakukan

proses intensitas dapat dilihat pada persamaan sebagai berikut:

$$i = \left\lceil \frac{y - y_1}{y_\mu - y_1} (N - 1) \right\rceil$$

Keterangan :

y = nilai piksel keabuan yang belum dikuantitasi

y_1 = Nilai batas bawah derajat *pixel* Gambar

y_μ = Nilai batas atas derajat *pixel* Gambar

N = Batas atas piksel aras keabuan

c. Konversi Matrik Intensitas ke Matrik Kookuerensi

Menghitung jumlah pasangan piksel yang memiliki intensitas yang sama dan memasukan nilai pasangan piksel ke dalam area matriks GLCM, sehingga menghasilkan matriks kookuerensi

d. Merubah Matrik Kookuerensi ke Matrik Simetris

Merubah matrik kookuerensi menjadi simetris dengan cara menjumlahkan matriks kookuerensi dengan matriks transposenya.

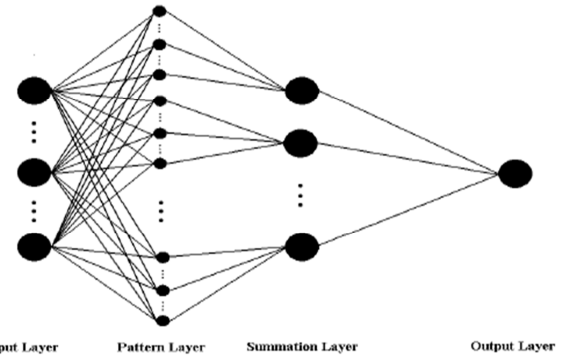
e. Normalisasi Matrik GLCM

Menormalisasi matriks GLCM simetris menjadi bentuk probabilitas,

Setelah matriks probabilitas telah terbentuk, langkah selanjutnya adalah menghitung ciri statistik orde dua yang memprentasikan citra yang diamati. Ciri yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 8 ciri, yaitu *angular second moment, contrast, correlation, variance,*

inverense different moment, entropy, cluster shade, dan cluster prominence

3. Algoritma Probabilistic Neural Network (PNN)



Gambar 3. Layer Dalam Probabilistic Neural Network.[8]

Langkah-langkah pelatihan pada PNN yaitu:

1. Inialisasi data *input* (x).
2. Menghitung jarak vektor data *input* (x) dengan vektor bobot data latih (x_{kj}) dan menjumlahkan semua hasil jarak vektor menjadi satu vektor dari setiap kelas, kemudian dibagi dengan nilai *smooth* (σ), Masukkan ke fungsi *radial basis* yaitu *radbas* $n(n) = \exp(-n)^2$ dan dijumlahkan semua nilai bedasarkan kelas yang sama pada data *training* , dengan demikian persamaan yang digunakan pada lapisan pola dapat dilihat pada persamaan sebagai berikut:

$$\exp\left[-\frac{|X - X_{kj}|}{2\sigma^2}\right]$$

Keterangan :

x = Jumlah pola latih pada f_k

σ = *Smoothing*, merupakan parameter penghalus

x_k = pola latihan pada kelas k

3. Menentukan vektor output pada *summation* layer dengan menggunakan persamaan (18) sebagai berikut :

$$f_k(x) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{m}{2}} \cdot \sigma^m} \cdot \frac{1}{N_k} \sum_{j=1}^{N_k} \exp\left[-\frac{|X - X_{kj}|^2}{2\sigma^2}\right]$$

Keterangan:

x = Jumlah pola latih pada f_k

N_k = Total jumlah *training pattern* di kelas k

σ = *Smoothing*, merupakan parameter penghalus

m = dimensi pengukuran jarak

x_k = pola latihan pada kelas k

4. Mengambil nilai maksimum dari vektor *output* yang akan dijadikan sebagai kelas keputusan.

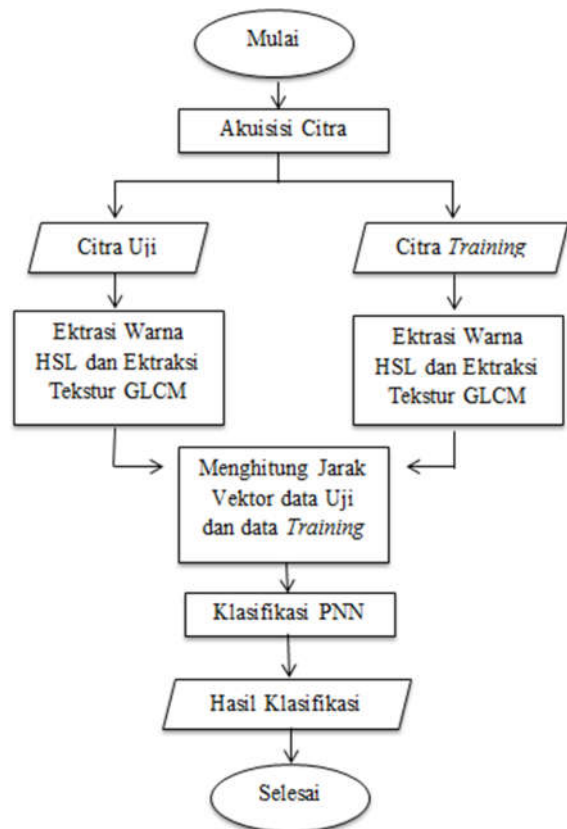
IV. PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI

A. Akuisisi Citra

Pada tahapan akuisisi citra, citra ikan karang tersebut dilakukan pemotongan atau proses *cropping* pada bagian badan citra ikan karang tersebut. Setelah dilakukan pemotongan atau proses *cropping* maka dilakukan perubahan ukuran citra ikan 150 *pixel* x 150 *pixel* sehingga semua data menjadi seragam.

Pengambilan citra ikan dilakukan dengan 3 jarak pengambilan citra yaitu jarak 20 cm, jarak 30 cm dan jarak 40 cm. citra ikan yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 29 citra *training* dan 46 citra uji.

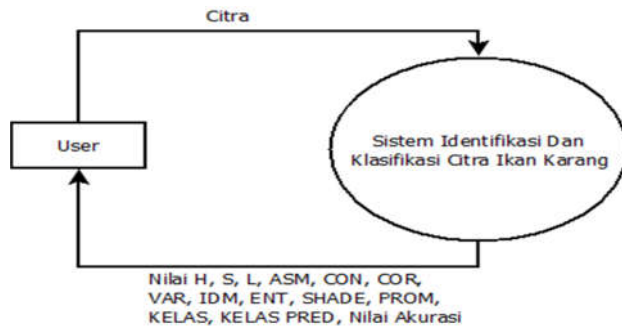
Untuk flowchart keseluruhan proses identifikasi dan klasifikasi citra dapat dilihat pada gambar (4) sebagai berikut :



Gambar 4. Flowchart Keseluruhan Sistem

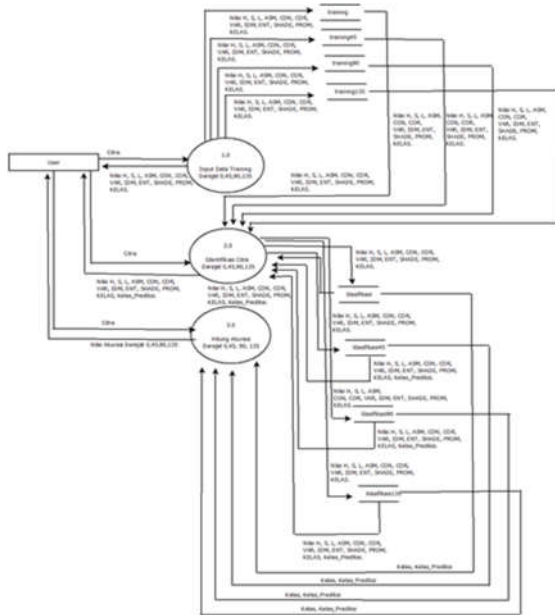
B. Perancangan Data Flow Diagram (DFD)

1. DFD Level 0



Gambar 5. DFD Level 0

2. DFD Level 1



Gambar 6. DFD Level 1

V. ANALISA DAN PEMBAHASAN

A. Pengujian *Smooth* Dengan Jarak Pengambilan Citra

Pada pengujian *probabilistic neural network* ini menggunakan *smooth* 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, dan 1 dan dengan perbandingan jarak pengambilan citra 20 cm, 30 cm, dan 40

cm. Tujuan dari penelitian ini untuk mencari nilai akurasi *smooth* terbaik dari klasifikasi *probabilistic neural network* dan untuk menganalisa jarak terbaik dalam identifikasi citra ikan karang.

1. Pengujian *Smooth* Dengan Jarak Pengambilan Citra 20 cm

Untuk keseluruhan hasil pengujian *smooth* 0.1 hingga 1 pada 0° , 45° , 90° dan 135° GLCM dengan jarak 20 cm dapat dilihat pada Tabel (1) sebagai berikut.

Tabel 1. Nilai Keseluruhan Pengujian *smooth* dengan jarak citra 20 cm

Jumlah Data	Smooth	Derajat				Jarak 20 Cm	
		Nilai Akurasi 0°	Nilai Akurasi 45°	Nilai Akurasi 90°	Nilai Akurasi 135°		
46 Data Uji	0.1	43.48%	45.65%	41.30%	45.65%	Jarak 20 Cm	
	0.2	45.65%	47.83%	47.83%	47.83%		
	0.3	58.70%	60.87%	60.87%	60.87%		
	0.4	60.87%	63.04%	63.04%	63.04%		
	0.5	58.70%	60.87%	60.87%	60.87%		
	29 Data Training	0.6	58.70%	60.87%	60.87%		60.87%
		0.7	60.87%	63.04%	63.04%		63.04%
		0.8	60.87%	63.04%	63.04%		63.04%
		0.9	60.87%	63.04%	63.04%		63.04%
		1	63.04%	65.22%	65.22%		65.22%

Berdasarkan dari hasil percobaan terhadap 46 data uji pada Tabel (1) bahwa nilai *smooth* yang memiliki nilai terbaik berada pada *smooth* 1 dengan derajat GLCM 45° , 90° , dan 135° sebesar 65.22 %

2. Pengujian *Smooth* Dengan Jarak Pengambilan Citra 30 cm

Untuk keseluruhan hasil pengujian *smooth* 0.1 hingga 1 pada 0°, 45°, 90° dan 135° GLCM dengan jarak 30 cm dapat dilihat pada Tabel (2) sebagai berikut.

Tabel 2. Nilai Keseluruhan Pengujian *smooth* dengan jarak citra 30 cm

Jumlah Data	<i>Smooth</i>	Derajat				
		Nilai Akurasi 0°	Nilai Akurasi 45°	Nilai Akurasi 90°	Nilai Akurasi 135°	
46 Data Uji 29 Data Training	0.1	63.04%	65.22%	67.39%	67.39%	Jarak 30 Cm
	0.2	69.57%	71.74%	71.74%	73.91%	
	0.3	82.61%	82.61%	82.61%	82.61%	
	0.4	82.61%	84.78%	82.61%	86.96%	
	0.5	82.61%	86.96%	84.78%	86.96%	
	0.6	84.78%	89.13%	89.13%	89.13%	
	0.7	86.96%	89.13%	89.13%	91.30%	
	0.8	86.96%	91.30%	91.30%	91.30%	
	0.9	86.96%	91.30%	91.30%	91.30%	
	1	86.96%	91.30%	91.30%	91.30%	

Berdasarkan dari hasil percobaan terhadap 46 data uji pada Tabel (2) bahwa nilai *smooth* yang memiliki nilai terbaik berada pada *smooth* 0.7 dengan derajat GLCM 135° dan *smooth* 0.8 hingga 1 dengan derajat GLCM 45°, 90°, dan 135° sebesar 91.30 %

3. Pengujian *Smooth* Dengan Jarak Pengambilan Citra 40 cm

Untuk keseluruhan hasil pengujian *smooth* 0.1 hingga 1 pada 0°, 45°, 90° dan 135° GLCM dengan jarak 40 cm dapat dilihat pada Tabel (3) sebagai berikut.

Tabel 3. Nilai Keseluruhan Pengujian *smooth* dengan jarak citra 40 cm

Jumlah Data	<i>Smooth</i>	Derajat				
		Nilai Akurasi 0°	Nilai Akurasi 45°	Nilai Akurasi 90°	Nilai Akurasi 135°	
46 Data Uji 29 Data Training	0.1	65.22%	73.91%	73.91%	76.09%	Jarak 40 Cm
	0.2	82.61%	89.13%	89.13%	89.13%	
	0.3	82.61%	89.13%	89.13%	89.13%	
	0.4	84.78%	91.30%	91.30%	91.30%	
	0.5	84.78%	91.30%	91.30%	91.30%	
	0.6	86.96%	91.30%	91.30%	91.30%	
	0.7	86.96%	93.48%	93.48%	93.48%	
	0.8	86.96%	93.48%	93.48%	93.48%	
	0.9	86.96%	93.48%	93.48%	93.48%	
	1	86.96%	93.48%	93.48%	93.48%	

Berdasarkan dari hasil percobaan terhadap 46 data uji pada Tabel (3) bahwa nilai *smooth* yang memiliki nilai terbaik berada pada *smooth* 0.7 hingga 1 dengan derajat GLCM 45°, 90°, dan 135° sebesar 93.48 %

VI. PENUTUP

A. Kesimpulan

Adapun kesimpulan dari klasifikasi citra ikan karang dengan ekstraksi warna HSL dan ekstraksi tekstur GLCM bedasarkan algoritma *probabilistic neural network* adalah berhasilnya

sistem tersebut untuk mengidentifikasi dan klasifikasi citra ikan karang dengan jumlah data uji 46 data yang terdiri dari *Abalistes stellaris* 12 data citra, *Lutjanus Fulviflamma* 10 data citra, *Lutjanus Carponotatus* 9 data citra, *Lethrinus obsoletus* 8 data citra, dan *Choerodon schoenleinii* 7 data citra. Nilai akurasi tertinggi adalah 93.48% dengan jarak pengambilan citra 40 cm dengan *smooth* 0.7, 0.8, 0.9 dan 1 pada nilai akurasi derajat GLCM 45°, 90°, dan 135° dan untuk nilai akurasi terendah adalah 41.30% dengan jarak pengambilan citra 20 cm dengan *smooth* 0.1 pada nilai akurasi derajat 90°. Dilihat dari jarak pengambilan dari penelitian ini dapat disimpulkan bahwa jarak pengambilan dan pencahayaan citra yang terlalu dekat akan memberikan dampak pantulan cahaya dari badan ikan yang sangat mempengaruhi sistem dalam mengidentifikasi ikan.

B. Saran

Adapun saran yang perlu disampaikan untuk pengembangan penelitian dan sistem yang berhubungan dengan penelitian selanjutnya adalah penggunaan ekstraksi sudut atau *edge* dan di kombinasikan dengan ekstraksi tekstur GLCM.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Kusumanto, RD., dan Tompunu, A.V., 2011, Pengolahan Citra Digital Untuk Mendeteksi Obyek Menggunakan Pengolahan Warna Model Normalisasi RGB, *Seminar Nasional*

Teknologi Informasi & Komunikasi Terapan 2011, ISBN 979 – 26 – 0255 - 0

- [2] Adrim, M., Harahap, S.A, Wibowo, K., 2012, Struktur Komunitas Ikan Karang di Perairan Kendari, *Ilmu Kelautan September 2012 Vol.17 (3) 154 – 163, ISSN 0853 - 7291*
- [3] Xie, C., He, Y., 2016, Spectrum and Image Texture Features Analysis for Early Blight Disease Detection on Eggplant Leaves, *Sensors* : DOI:10.3390
- [4] Putra, T.W.A., Adi, K., Isnanto R.R., 2013, Pengenalan Wajah Dengan Matriks Kookurensi Aras Keabuan Dan Jaringan Syaraf Tiruan Probabilistik, *Jurnal Sistem Informasi Bisnis 02 (2013)*.
- [5] Neneng., Adi, I., Isnanto R.R., 2016, Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Citra Jenis Daging Berdasarkan Tekstur Menggunakan Ekstraksi Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM), *Jurnal Sistem Informasi Bisnis 01*.
- [6] Albrechtsen, F., 2008, “*Statistical Texture Measures Computed from Gray Level Coocurrence Matrices*”, Image Processing Laboratory, Department of Informatics, Oslo: University of Oslo

[7] Suh, S.C., 2012, “ *Practical Applications of Data Mining* ”, Texas : Jones & Barlett Learning

[8] Mishra, M., Jena, A.R., Das, Dr.R., 2013, A *Probabilistic Neural Network* approach For Classification of Vehicle, *International Journal of Application or Innovation in Engineering & Management, ISSN 2319 - 4847*