

## MAKALAH TUGAS AKHIR

### KLASIFIKASI SPESIES KUPU-KUPU MENGGUNAKAN EKSTRAKSI GLCM DAN ALGORITMA KLASIFIKASI K-NN

Gunawan Aristya Purnomo

Teknik Informatika, Universitas Dian Nuswantoro,  
Jl. Nakula I No. 5-11, Semarang, Jawa Tengah 50131 Indonesia  
Email: 111201106001@mhs.dinus.ac.id

#### ABSTRAK

With the development of technology, people wanted machines (computer) can recognize images like human vision. The way to recognize the image is to distinguish the texture of the image. Each image has a unique texture that can be distinguished from the other image, the characteristics are the basis for the classification of image based on texture. There are several methods that can be used to obtain the characteristic texture of an image, one of which is the method GLCM.

Gray Level Co-Occurrence Matrix-GLCM is a method to obtaining the characteristics of the texture image by calculating the probability of adjacency relationship between two pixels at a certain distance and direction. The parameters or characteristics of texture obtained from GLCM methods include Contrast, Homogeneity, Energy, Correlation. Result of extraction these characteristics are then used to process the classification by using the k-Nearest Neighbour (k-NN) which determines the classification results based on the number of nearest neighbors.

In this research, researchers analyzed the grouping of images based on certain criteria (characteristics of every species of butterfly) with a varying viewpoint image and compare the level of accuracy of the masking image with the image of a non-masking and accuracy of analysis results using two species grouping up to 10 species. image that has been through the process of masking can increase the level of accuracy is better than non-masking image. The highest result grouping, parameter  $d = 1$ ,  $\theta = 45^\circ$ , the value of  $k = 3$  using two species results reached 88% accuracy.

Keywords: feature extraction, GLCM, co-okurensi, classification, k-Nearest Neighbor

#### PENDAHULUAN

Klasifikasi merupakan sebuah proses pengelompokan objek ke dalam kelas yang sesuai atau sama [5]. Penelitian ini, dibuat untuk mengetahui tinggkat keberhasilan pengelompokan terhadap citra *masking* dengan *non-masking* yang memiliki resolusi piksel yang berbeda-beda dengan menggunakan komputer, sehingga menyerupai kemampuan manusia untuk mengklasifikasikan citra. Spesies kupu-kupu secara fisik memiliki tekstur yang khas yang mampu dibedakan secara baik oleh penglihatan manusia. Namun perlu dilakukan penelitian, sejauh mana tingkat pengelompokan, mampu mengelompokan

spesies kupu-kupu tersebut dengan menggunakan metode analisis tekstur matriks ko-okurensi dan metode klasifikasi *k-Nearest Neighbour* (K-NN), bertujuan untuk membandingkan tingkat akurasi antara citra *masking* dengan citra *non-masking* dan analisis hasil akurasi pengelompokan menggunakan 2 spesies sampai 10 spesies.

Pada umumnya analisis tekstur membutuhkan tahapan ekstrasi ciri yang terdiri dari empat macam metode yaitu metode statistikal, metode geometri, metode berdasarkan model (*Model-based*) dan metode pemrosesan sinyal (*Signal processing*).

Penelitian ini, peneliti menggunakan metode statistikal, metode yang menganalisa distribusi spasial pada nilai keabuan dan turunan dari kumpulan statistik. Contoh metode statistikal adalah *grey level difference method* (GLDM), *grey level co-occurrence matrix* (GLCM), *grey level run length matrix* (GLRM).

Metode klasifikasi *k-Nearest Neighbors* (K-NN) merupakan suatu metode klasifikasi dengan menentukan hasil klasifikasi berdasarkan jumlah anggota kelas terbanyak yang ditemui pada jumlah tetangga terdekat atau nilai *k* yang dipilih sebelumnya [5]. Komputer visi merupakan sebuah proses komputer yang terotomatisasi dimana mesin yang telah diberi pengetahuan tersebut dapat mengekstraksi informasi dari gambar, sehingga dapat mengenali suatu objek yang telah diobservasi seperti akuisis citra, pengolahan citra, klasifikasi, pengenalan (*recognition*), dan membuat keputusan [8].

Tekstur dalam pengolahan citra sangat penting, karena tekstur dapat digunakan untuk klasifikasi terhadap gambar atau citra yaitu untuk mengidentifikasi dan mengenali suatu citra dengan tekstur tertentu atau ciri-ciri tertentu berdasarkan satu set kelas atau klasifikasi tekstur yang diberikan [5]. Ciri-ciri khusus yang ada dalam gambar spesies kupu-kupu ini yaitu bentuk khas dari setiap spesies kupu-kupu seperti perbedaan bentuk, besar kecilnya sayap dan tekstur dari sayap.

Penelitian ini, peneliti menggunakan kumpulan data berupa gambar spesies kupu-kupu yang terdiri dari 10 spesies dengan penampilan yang bervariasi. Juga gambar pose kupu-kupu yang berbeda dengan latar belakang berbeda dalam berbagai kondisi pencahayaan dan kondisi iklim. Dengan kondisi citra sebagai berikut akan menimbulkan permasalahan dalam proses pengelompokan. Maka dari itu,

peneliti ingin melakukan penelitian dengan membandingkan tingkat akurasi antara citra *masking* dengan citra *non-masking* dan analisis hasil akurasi pengelompokan menggunakan 2 spesies sampai 10 spesies. Gambar spesies kupu-kupu diambil dari *World Wide Web*. Dalam penelitian ini, akan digunakan pada *dataset* spesies kupu-kupu berjumlah 832 gambar yang terdiri dari 10 spesies kupu-kupu, yaitu *Danaus plexippus*, *Heliconius charitonius*, *Heliconius erato*, *Junonia coenia*, *Lycaena phlaeas*, *Nymphalis antiopa*, *Papilio cresphontes*, *Pieris rapae*, *Vanessa atalanta*, dan *Vanessa cardui*. *Dataset* berupa gambar spesies kupu-kupu ini yang dipakai, seperti gambar di bawah ini:



Gambar 1. contoh gambar *dataset* kupu-kupu (a)*non-masking*, (b)*masking*

Gambar 1(a), gambar proses *non-masking* merupakan gambar yang masih memperlihatkan *background* sedangkan gambar 1(b), gambar proses *masking* merupakan gambar yang telah melalui proses penutupan *background*. Proses *masking* ini, bertujuan untuk memfokuskan ke objek (kupu-kupu) yang diobservasi tanpa harus ada gangguan dari *background*. Gambar *dataset* kupu-kupu tersebut akan melalui fitur ekstraksi ciri menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) nilai-nilai dari fitur ekstraksi ciri, terdiri dari 4 fitur yaitu Kontras, Homogenitas, Energy, Korelasi dan nilai-nilai dari fitur ekstraksi ciri ini dapat dijadikan sebagai input untuk pengklasifikasian spesies kupu-kupu, pengklasifikasian ini menggunakan

algoritma klasifikasi *k-Nearest Neighbors* (K-NN) untuk pengelompokan spesies kupu-kupu, hasil dari K-NN berupa prediksi. Sesudah mendapatkan hasil prediksi untuk menentukan akurasi menggunakan fungsi *confusionmat* yang ada pada matlab. Sebelum pengelompokan dilakukan, harus membentuk data latih agar nilai-nilai ciri spesies kupu-kupu sebagai data acuan. Pengelompokan spesies kupu-kupu dengan perbandingan rasio 9:1. Rasio 9:1 bahwa 90% dari data yang dipilih untuk proses pelatihan, sedangkan 10% dari data yang dipilih untuk proses pengujian.

Sebelumnya pernah dilakukan penelitian yang sama untuk mengklasifikasikan 5 jenis biji-bijian oleh Yudhistira [9] dan juga terdapat penelitian mengklasifikasikan 3 jenis daging oleh Laksono [10]. Penelitian yang dilakukan oleh [6] tentang membandingkan metode GLCM dengan Gabor dengan hasil fitur GLCM mencapai performa maksimal dari 90,13% dengan ukuran jarak Euclidean dan pada saat  $k = 12$  untuk klasifikasi KNN dan fitur Gabor mencapai kinerja 79.80% dengan ukuran *City block* pada saat  $k = 10$ . Menurut jurnal [7] meneliti tentang membandingkan klasifikasi *k-Nearest Neighbors* (K-NN) dengan *Artificial Neural Network* (ANN) dengan hasil klasifikasi K-NN memiliki akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan klasifikasi ANN dengan akurasi mencapai 90% untuk klasifikasi K-NN dan 87,5% untuk klasifikasi ANN. Maka dari itu, penelitian ini menggunakan fitur ekstraksi ciri *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan klasifikasi *k-Nearest Neighbors* (K-NN) dengan memakai *dataset* berbeda yaitu dengan menggunakan 10 spesies kupu-kupu dengan resolusi piksel yang berbeda-beda.

Masalah : sulitnya pengelompokkan citra berdasar kriteria tertentu (ciri-ciri khas yang dimiliki setiap jenis kupu-kupu)

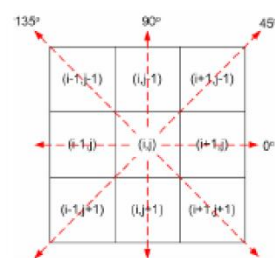
dengan sudut pandang citra yang bervariasi serta membandingkan tingkat akurasi antara citra *masking* dengan citra *non-masking* dan analisis hasil akurasi pengelompokan menggunakan 2 spesies sampai 10 spesies.

Tujuan : untuk menerapkan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan klasifikasi *k-Nearest Neighbors* (K-NN) untuk membandingkan tingkat akurasi antara citra *masking* dengan citra *non-masking* dan analisis hasil akurasi pengelompokan menggunakan 2 spesies sampai 10 spesies.

## LANDASAN TEORI

*Grey Level Co-occurrence* (GLCM) merupakan proses atau langkah awal dalam melakukan klasifikasi citra, proses ini berkaitan dengan karakteristik citra yaitu kombinasi yang berbeda dari nilai kecerahan piksel (tingkat warna abu-abu) yang terjadi pada sebuah citra atau gambar. Analisis tekstur lazimnya dimanfaatkan sebagai proses untuk melakukan klasifikasi citra.

Suatu piksel yang bertetangga yang memiliki jarak  $d$  diantara keduanya, dapat terletak di delapan arah yang berlainan, hal ini ditunjukkan pada Gambar 2 [14].



Gambar 2. Hubungan ketetanggaannya antar piksel sebagai fungsi orientasi dan jarak spasial

Pengukuran nilai tekstur didasarkan pada persamaan Harralick yang didefinisikan sebagai berikut: [8]

1. Contrast atau Kontras  
menunjukkan ukuran penyebaran (momen inersia) elemen-elemen matriks citra.

$$\sum_{i_1} \sum_{i_2} P_{i_1, i_2} (i_1 - i_2)^2 \quad (2.3)$$

2. Homogenity atau Homogenitas  
Menunjukkan kehomogenan variasi intensitas dalam citra.

Persamaan Homogenitas

$$\sum_{i_1} \sum_{i_2} \frac{P_{i_1, i_2}}{1 + |i_1 - i_2|} \quad (2.4)$$

3. Energi  
Energi merupakan fitur GLCM yang digunakan untuk mengukur konsentrasi pasangan intensitas pada matriks GLCM, dan didefinisikan sebagai berikut:

$$Energy = \sqrt{\sum_{i_1} \sum_{i_2} P_{i_1, i_2}^2} \quad (2.5)$$

4. Correlation atau Korelasi  
Korelasi menunjukkan ketergantungan linier derajat keabuan dari piksel-piksel yang saling bertetangga dalam suatu citra abu-abu. Persamaan korelasi disimbolkan sebagai berikut:

$$\sum_{i_1} \sum_{i_2} P_{i_1, i_2} \left[ \frac{(i_1 - \mu_{i_1})(i_2 - \mu_{i_2})}{\sigma_{i_1} \sigma_{i_2}} \right] \quad (2.6)$$

Dimana :

$$\mu_{i_1} = \sum_{i_1} i_1 \sum_{i_2} P_{i_1, i_2} \quad (2.7)$$

$$\mu_{i_2} = \sum_{i_2} i_2 \sum_{i_1} P_{i_1, i_2} \quad (2.8)$$

$$\sigma_{i_1} = \sqrt{\sum_{i_1} (i_1 - \mu_{i_1})^2 \sum_{i_2} P_{i_1, i_2}} \quad (2.9)$$

$$\sigma_{i_2} = \sqrt{\sum_{i_2} (i_2 - \mu_{i_2})^2 \sum_{i_1} P_{i_1, i_2}} \quad (2.10)$$

### Klasifikasi k-Nearest Neighbour (K-NN)

Metode *k-Nearest Neighbour* (K-NN) merupakan sebuah metode yang berfungsi untuk melakukan pengklasifikasi atau pengelompokan terhadap objek yang berdasarkan data pembelajaran yang jaraknya paling dekat dengan objek tersebut. Data pembelajaran diproyeksikan ke ruang berdimensi banyak, dimana masing-masing dimensi merepresentasikan ciri dari data tersebut. Ruang ini dibagi menjadi bagian-bagian berdasarkan klasifikasi data pembelajaran. Dekat atau jauhnya tetangga dapat dihitung berdasarkan jarak Euclidean dengan rumus umum sebagai berikut:[5]

$$\begin{aligned} d(\mathbf{a} - \mathbf{b}) &= \sqrt{(\mathbf{a}_1 - \mathbf{b}_1)^2 + (\mathbf{a}_2 - \mathbf{b}_2)^2 + \dots + (\mathbf{a}_n - \mathbf{b}_n)^2} \\ &= \sqrt{\sum_{k=1}^n (\mathbf{a}_k - \mathbf{b}_k)^2} \quad (2.1) \end{aligned}$$

Keterangan:

$d$  :Jarak antara bobot citra uji dan latih

$a_{1...n}$  :Bobot citra data uji

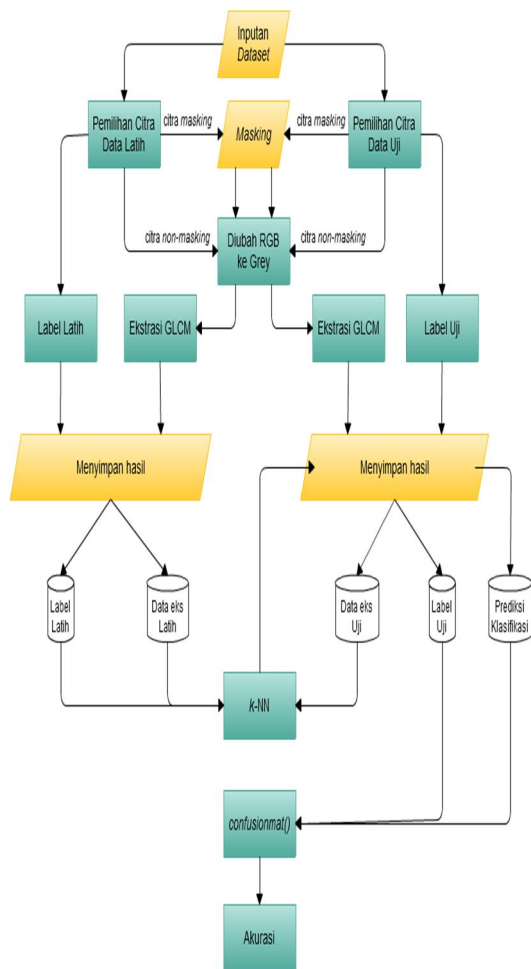
$b_{1...n}$  :Bobot citra data latih

$n$  :Dimensi data

$k$  :Variabel data

### Metode Usulan

Pada penelitian ini, peneliti melakukan klasifikasi pada gambar atau citra spesies kupu-kupu. *Block* diagram pengelompokan diawali citra atau gambar kupu-kupu dilakukan fitur ekstrasi ciri menggunakan GLCM dan untuk pengelompokannya menggunakan klasifikasi K-NN, maka proses utama akan ditunjukkan pada Gambar 3 dibawah ini.



Gambar 3. Block diagram proses pengelompokan citra *masking* dan *non-masking*

Dalam pengklasifikasian spesies kupu-kupu, terdapat proses-proses yang dilakukan dari awal hingga pada proses akhir data tersebut diklasifikasikan. Berikut ini alur dari proses utama:

### 1. Dataset

Pada *dataset* menggunakan citra atau gambar spesies kupu-kupu yang diambil dari internet. *Dataset* yang digunakan diambil dari internet. *Dataset* yang diperoleh dari *School of Computing University of Leeds, Leeds, United Kingdom*. Gambar *dataset* spesies kupu-kupu total 832 gambar dari 10 spesies dengan ukuran piksel yang berbeda-beda.

### 2. Pemilihan citra data latih dan data uji

Pemilihan citra ini untuk membagi citra latih dan citra uji dengan perbandingan rasio 9:1. Rasio. 9:1 bahwa 90% dari banyaknya data yang dipilih untuk proses pelatihan, sedangkan 10% dari banyaknya data yang dipilih untuk proses pengujian.

### 3. Proses *Masking*

Dalam proses ini, *background* pada citra akan disembunyikan dengan cara menutupinya dengan *background* berwarna hitam polos, tujuan penutupan *background* ini, untuk menfokuskan objek yang diobservasi.

### 4. RGB ke *Gray*

Dari citra yang berwarna (RGB) harus diubah menjadi abu-abu (*Gray*) dengan memakai fungsi yang ada pada matlab, dengan cara `rgb2gray(RGB)`.

### 5. Ekstraksi ciri dengan GLCM

Matriks ko-okurensi aras keabuan dibentuk dengan menggunakan parameter-parameter yang diperlukan untuk membentuk matriks ko-okurensi tersebut. Ada dua parameter yang digunakan dalam penelitian ini yaitu jarak ( $d$ ) dengan  $d=1$  dan  $d=2$ , arah atau sudut ( $\theta$ ), dengan 4 arah atau sudut  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ .

### 6. Label

Berfungsi untuk untuk mengelompokan setiap citra spesies kupu-kupu yang telah memiliki nilai ekstrasi sesuai dengan jenisnya.

### 7. Menyimpan hasil ekstrasi dan pelabelan

Menyimpan hasil dari nilai-nilai fitur ekstrasi ciri dan pelabelan data latih maupun data uji:

1. Dari nilai fitur ekstrasi ciri yang digunakan ada 4 nilai-nilai tersebut yaitu Kontras, Homogenitas, Energy, Korelasi. Nilai-nilai

ekstraksi ini dapat dijadikan sebagai input untuk pengklasifikasian spesies kupu-kupu atau ciri yang didapat dari hasil ekstraksi ciri kemudian disimpan untuk nantinya digunakan pada klasifikasi K-NN.

2. Pelabelan data latih dan data uji, untuk memberi label pada hasil ekstraksi sesuai jenisnya yang ada dalam data latih dan data uji.
8. *Database*

*Database* ini berisikan data hasil ekstraksi data latih sebanyak 750 data dan data uji sebanyak 82 data hasil ekstraksi, label latih sebanyak 750 data dan label uji 82 data label yang berisikan label1 sampai dengan 10 sesuai dengan jumlah spesies kupu-kupu. Data-data ini disimpan secara terpisah.

9. Proses klasifikasi citra dengan algoritma K-NN

Pada tahap klasifikasi, Metode yang digunakan untuk mengklasifikasi data masukan adalah metode *k-Nearest Neighbor* (K-NN). Parameter yang digunakan dalam metode K-NN adalah indeks  $k=1, 3, 5, 7,$  dan  $9,$  dengan menggunakan jarak Euclidean. Algoritma K-NN akan mengklasifikasikan data masukan ke dalam kelas dengan jumlah anggota terbanyak. Berikut ini adalah alur diagram dari proses klasifikasi K-NN:



Gambar 26. *Flowchart* atau diagram alir klasifikasi K-NN

## EVALUASI

Dalam penelitian ini menggunakan uji akurasi untuk mengetahui tingkat keberhasilan dalam pengklasifikasian spesies kupu-kupu, dengan memakai rumus seperti berikut ini

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah data yang benar}}{\text{Jumlah data keseluruhan}} \times 100\% \quad (3.1)$$

[16]

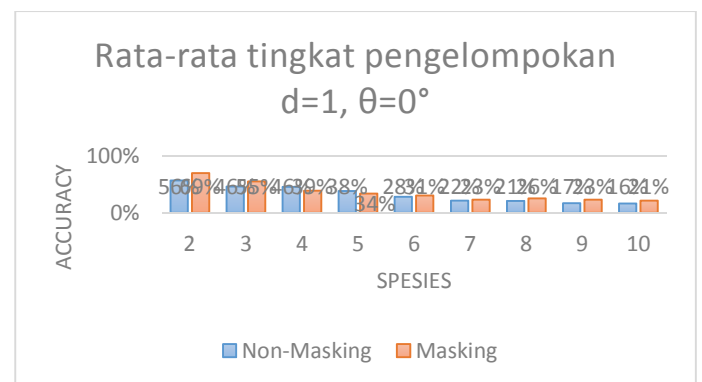
Akurasi disini menunjukkan tingkat kebenaran dalam pengklasifikasian citra spesies kupu-kupu yang ada dalam basis data. Semakin rendah nilai akurasi maka semakin tinggi kesalahannya. Tingkat akurasi yang baik adalah akurasi yang mendekati atau bernilai 100%.

## HASIL TERBAIK

Tabel 11. Hasil pengujian K-NN citra *masking*  $d=1,2, \theta=45$

Citra Masking							
Sudut	Citra masukan	Tingkat Pengenalan Citra Uji					
		$k=1$	$k=3$	$k=5$	$k=7$	$k=9$	Rata-rata
<b><math>d=1, \theta=45^\circ</math></b>	2 jenis	82%	88%	82%	76%	65%	79%
	3 jenis	57%	61%	61%	57%	52%	57%
	4 jenis	34%	38%	31%	31%	38%	34%
	5 jenis	39%	34%	29%	32%	34%	34%
	6 jenis	35%	33%	33%	37%	37%	35%
	7 jenis	38%	35%	32%	32%	32%	34%
	8 jenis	40%	37%	34%	34%	35%	36%
	9 jenis	38%	35%	31%	32%	32%	34%
	10 jenis	38%	34%	32%	30%	29%	33%
	<b><math>d=2, \theta=45^\circ</math></b>	2 jenis	71%	59%	59%	71%	71%
3 jenis		57%	61%	52%	48%	57%	55%
4 jenis		50%	50%	50%	41%	41%	46%
5 jenis		46%	44%	49%	44%	44%	45%
6 jenis		29%	27%	39%	37%	33%	33%
7 jenis		28%	27%	33%	33%	32%	31%
8 jenis		29%	28%	34%	34%	34%	32%
9 jenis		27%	24%	32%	32%	30%	29%
10 jenis		26%	28%	30%	28%	29%	28%

Dari tabel 11 *citra masking*, data  $d=1, \theta=45^\circ$  hasil tingkat pengelompokan paling tinggi pada kondisi variabel  $k=3$  dengan menggunakan 2 spesies hasil akurasi mencapai 88% dan paling terendah akurasinya pada kondisi variabel  $k=9$  dengan 10 spesies hasil tingkat akurasi mencapai 29%. Data  $d=2, \theta=45^\circ$  hasil tingkat akurasi tertinggi pada variabel  $k=1, 7, 9$  dengan 2 spesies hasil akurasi mencapai 71% dan akurasi paling terendah pada kondisi  $k=3$  dengan 9 spesies hasil akurasi mencapai 24%.

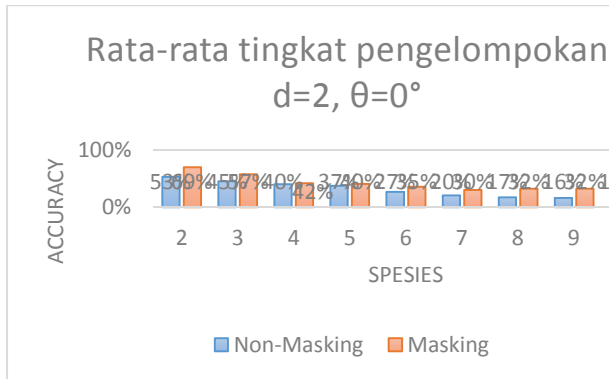


Gambar 27. Hasil rata-rata tingkat pengelompokan  $d=1, \theta=0$

Pada gambar 27 dapat dilihat bahwa rata-rata tingkat pengelompokan tertinggi ditunjukkan oleh 2 spesies dengan tingkat

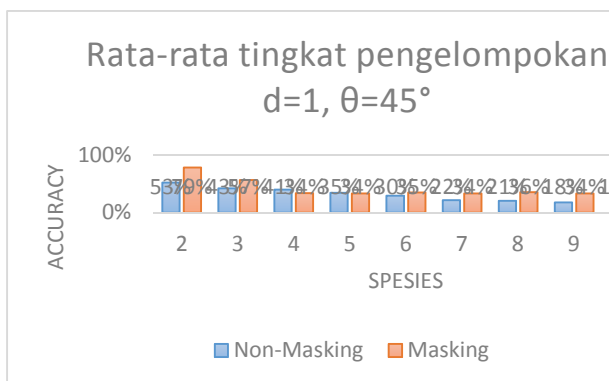


pengelompokan untuk citra *non-masking* 56% dan citra *masking* 69% dan semakin banyak menggunakan spesies kupu-kupu maka akan mengalami penurunan tingkat pengelompokan. Tingkat terendah ditunjukkan oleh 10 spesies dengan tingkat pengelompokan untuk citra *non-masking* 16% dan citra *masking* 21%.



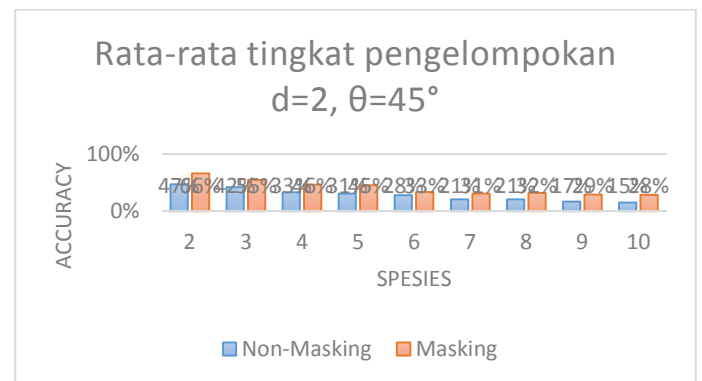
Gambar 28. Hasil rata-rata tingkat pengelompokan  $d=2, \theta=0$

Pada gambar 28 dapat dilihat bahwa rata-rata tingkat pengelompokan tertinggi ditunjukkan oleh 2 spesies dengan tingkat pengelompokan untuk citra *non-masking* 53% dan citra *masking* 69% dan semakin banyak menggunakan spesies kupu-kupu maka akan mengalami penurunan tingkat pengelompokan. Tingkat terendah ditunjukkan oleh 10 spesies dengan tingkat pengelompokan untuk citra *non-masking* 13% dan citra *masking* 30%.



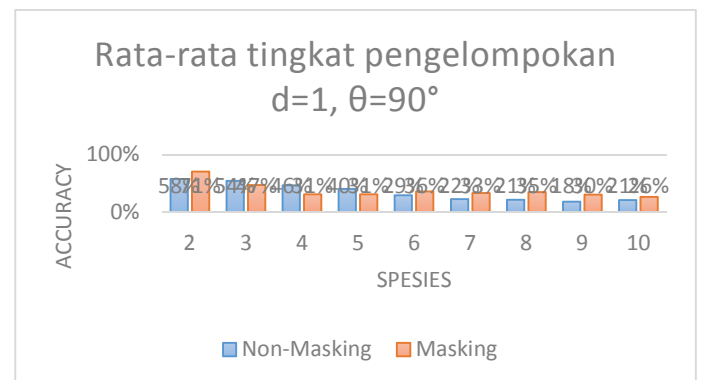
Gambar 29. Hasil rata-rata tingkat pengelompokan  $d=1, \theta=45$

Pada gambar 29 dapat dilihat bahwa rata-rata tingkat pengelompokan tertinggi ditunjukkan oleh 2 spesies dengan tingkat pengelompokan untuk citra *non-masking* 53% dan citra *masking* 79% dan semakin banyak menggunakan spesies kupu-kupu maka akan mengalami penurunan tingkat pengelompokan. Tingkat terendah ditunjukkan oleh 10 spesies dengan tingkat pengelompokan untuk citra *non-masking* 18% dan citra *masking* 33%.



Gambar 30. Hasil rata-rata tingkat pengelompokan  $d=2, \theta=45$

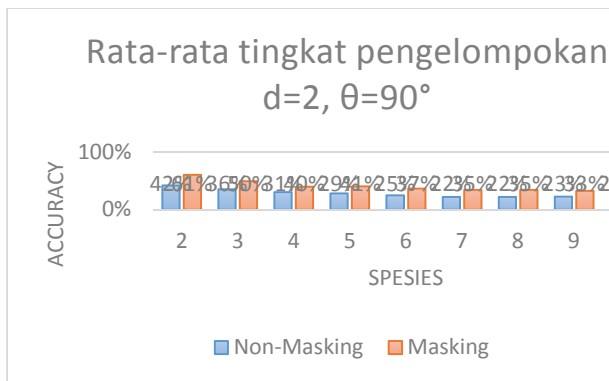
Pada gambar 30 dapat dilihat bahwa rata-rata tingkat pengelompokan tertinggi ditunjukkan oleh 2 spesies dengan tingkat pengelompokan untuk citra *non-masking* 47% dan citra *masking* 66% dan semakin banyak menggunakan spesies kupu-kupu maka akan mengalami penurunan tingkat pengelompokan. Tingkat terendah ditunjukkan oleh 10 spesies dengan tingkat pengelompokan untuk citra *non-masking* 15% dan citra *masking* 28%.





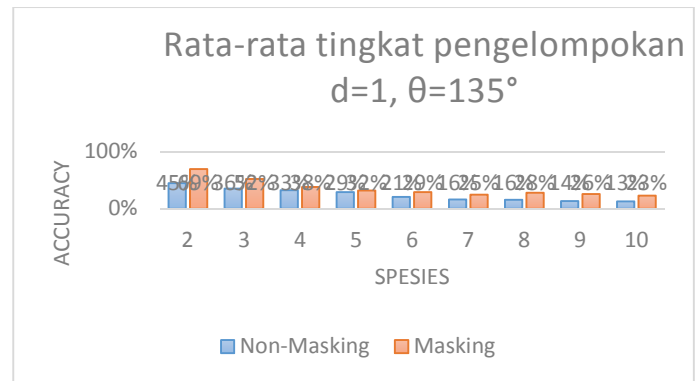
Gambar 31. Hasil rata-rata tingkat pengelompokan  $d=1, \theta=90$

Pada gambar 31 dapat dilihat bahwa rata-rata tingkat pengelompokan tertinggi ditunjukkan oleh 2 spesies dengan tingkat pengelompokan untuk citra *non-masking* 58% dan citra *masking* 71% dan semakin banyak menggunakan spesies kupu-kupu maka akan mengalami penurunan tingkat pengelompokan. Tingkat terendah untuk citra *non-masking* ditunjukkan oleh 9 spesies dengan 18% dan tingkat terendah ditunjukkan oleh 10 spesies dengan citra *masking* 26%.



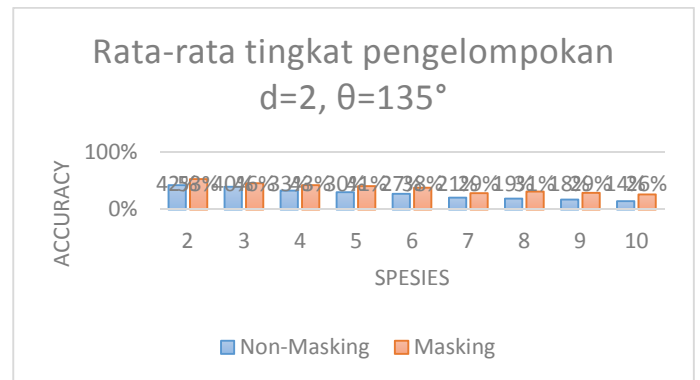
Gambar 32. Hasil rata-rata tingkat pengelompokan  $d=2, \theta=90$

Pada gambar 32 dapat dilihat bahwa rata-rata tingkat pengelompokan tertinggi ditunjukkan oleh 2 spesies dengan tingkat pengelompokan untuk citra *non-masking* 42% dan citra *masking* 61% dan semakin banyak menggunakan spesies kupu-kupu maka akan mengalami penurunan tingkat pengelompokan. Tingkat terendah ditunjukkan oleh 10 spesies dengan tingkat pengelompokan untuk citra *non-masking* 20% dan citra *masking* 31%.



Gambar 33. Hasil rata-rata tingkat pengelompokan  $d=1, \theta=135$

Pada gambar 33 dapat dilihat bahwa rata-rata tingkat pengelompokan tertinggi ditunjukkan oleh 2 spesies dengan tingkat pengelompokan untuk citra *non-masking* 45% dan citra *masking* 69% dan semakin banyak menggunakan spesies kupu-kupu maka akan mengalami penurunan tingkat pengelompokan. Tingkat terendah ditunjukkan oleh 10 spesies dengan tingkat pengelompokan untuk citra *non-masking* 13% dan citra *masking* 23%.



Gambar 34. Hasil rata-rata tingkat pengelompokan  $d=2, \theta=135$

Pada gambar 34 dapat dilihat bahwa rata-rata tingkat pengelompokan tertinggi ditunjukkan oleh 2 spesies dengan tingkat pengelompokan untuk citra *non-masking* 42% dan citra *masking* 53% dan semakin banyak menggunakan spesies kupu-kupu maka akan mengalami penurunan tingkat pengelompokan. Tingkat terendah ditunjukkan oleh 10 spesies dengan tingkat

pengelompokan untuk citra *non-masking* 14% dan citra *masking* 26%.

## KESIMPULAN

Dari hasil analisis dan pembahasan maka dapat disimpulkan hal-hal sebagai berikut, citra yang telah melalui proses *masking* dapat meningkatkan tingkat akurasi yang lebih baik dibanding dengan citra *non-masking*. Faktor-faktor yang mempengaruhi hasil pengelompokan antara lain, sudut pandang pengambilan citra spesies kupu-kupu, resolusi piksel yang berbeda-beda. Hasil terbaik pengelompokan citra uji yang tertinggi yaitu citra *masking* ditunjukkan pada parameter  $d=1$ ,  $\theta=45^\circ$  dengan nilai  $k=3$  menggunakan 2 spesies hasil akurasi mencapai 88%, hal ini disebabkan karena citra uji di luar citra belajar tergantung pada jarak terdekat dan jumlah anggota kelas yang terbanyak pada basis data.

## SARAN

Berdasarkan hasil klasifikasi spesies kupu-kupu menggunakan matriks ko-okurensi ini, dapat diberikan beberapa saran sebagai berikut, untuk meningkatkan akurasi menjadi lebih baik, sudut pandang pengambilan citra di usahakan harus sama, pada *dataset* harus melalui proses penyamaan resolusi piksel terlebih dahulu. *Dataset* dapat melalui proses *cropping* (memotong) disesuaikan dengan objek yang diobservasi. Dalam penghilangan background lebih baik menggunakan segmentasi. Untuk proses ekstraksi ciri dapat ditambahkan fitur lain, yaitu fitur warna menggunakan metode histogram warna.

## REFERENSI

[1] Mastright, v. Henk and Rosarianto, "Buku Panduan Lapangan: Kupu-kupu untuk wilayah Mamberamo

sampai pegunungan Cyclops," in *Convertation International*, Jakarta, 2005.

- [2] A. Ferra, N. Mushoffa, A. Naili, D. S. E. Putra, D. Masfufah, E. rizki and H. S. Wahyuni, "Keanekaragaman jenis kupu-kupu ordo lepidoptera di jalur pendakian gunung api purba Nglanggeran," in *Laporan penelitian, Fakultas Saintek, Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga Yogyakarta*, Yogyakarta, 2013.
- [3] Suwarno, S. Fuadi and A. H. Mahmud, "Keragaman dan Kelimpahan Kupu-kupu Pasca Tsunami di Kawasan Sungai Sarah, Aceh Besar," in *Prosiding Semirata FMIPA Universitas Lampung*, Lampung, 2013.
- [4] M. Rahayuningsih, R.Oqtafiana and B.Priyono, "Keanekaragaman Jenis Kupu-kupu Superfamili Papilionoidae di Dukuh Banyuwindu Desa Limbangan Kecamatan Limbangan Kabupaten Kendal," *Jurnal MIPA*, vol. 35, no. 1, pp. 1-20, 2012.
- [5] A. J. Arriawati, I. Santos and Y. Christyono, "Klasifikasi citra tekstur menggunakan k-NEAREST NEIGHBOUR," Makalah seminar tugas akhir , Universitas Diponegoro, Semarang, 2011.
- [6] D. Guru, Y. Sharath and S. Manjunath, "Texture Features and KNN in Classification of Flower Images," *IJCA Special*, no. Recent Trends in Image Processing and Pattern Recognition, pp. 21-29, 2010.
- [7] M. Mustafa, M. N. Taib, Z. H. Murat and N. Sulaiman, "Comparison between KNN and ANN Classification in Brain Balancing Application via Spectrogram Image," *Journal of Computer Science & Computational Mathematics*, vol. 2, no. 4, pp. 17-22, 2012.
- [8] A. Purnomo and S. S. M. Sulisty Puspitodjati, "Aplikasi Pemrograman C# Untuk Analisis Tekstur Kayu Parquet Dengan Menggunakan Metode Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM)," in *Fakultas Teknik Industri Universitas Gunadarma*, Depok, 2009.

- [9] Y. G. K, "Klasifikasi Citra Dengan Matriks Ko-  
okurensi Aras Keabuan (Gray Level Co-occurrence  
Matrix-GLCM) Pada Lima Kelas Biji-Bijian," Tugas  
Akhir, Jurusan Teknik Elektro Universitas  
Diponegoro, Semarang, 2009.
- [10] L. T. Wibowo, "Klasifikasi Kelas Daging  
Menggunakan Pencirian Matriks Ko-okurensi  
Aras Keabuan," Tugas Akhir, Jurusan Teknik  
Elektro Fakultas Teknik Universitas Diponegoro,  
Semarang, 2012.
- [11] K. Lotts and T. Naberhaus, "Butterflies and Moths  
of North America," 2004. [Online]. Available:  
<http://www.butterfliesandmoths.org/>.  
[Accessed 30 10 2014].
- [12] M. Isa and E. Juwita, "Aplikasi Image Retrieval  
Berdasarkan Tekstur Dengan Menggunakan  
Transformasi Haar Wavelet," in *Seminar  
Nasional, Fakultas Teknologi Informasi,  
Universitas Tarumanagara*, Jakarta, 2007.
- [13] N. M. Zahab, "Analisis Tekstur Parket Kayu Jati  
Dengan Menggunakan Metode Statistikal  
GRAY LEVEL DIFFERENCE METHOD," Skripsi,  
Teknik Informatika, FTI Universitas  
Gunadarma, Depok, 2014.
- [14] T. W. A. Putra, "Pengenalan wajah dengan  
matriks kookurensi aras keabuan dan jaringan  
syaraf tiruan probabilistik," thesis UNDIP,  
Semarang, 2011.
- [15] J. Wang, K. Markert and M. Everingham,  
"Learning Models for Object Recognition from  
Natural Language Descriptions," in  
*Proceedings of the British Machine Vision  
Conference*, Leeds, 2009.
- [16] M. Arrafi, "Perancangan dan Implementasi  
Pengenalan Wajah Manusia Pada Kepala  
Robot Pelayan dengan Metode Kernel  
Principal Component Analysis," Skripsi,  
Fakultas Elektro dan Komunikasi Institut  
Teknologi Telkom, Bandung, 2013.
- [17] J. Y. Tou, Y. H. Tay and P. Y. Lau, "A  
Comparative Study for Texture Classification  
Techniques on Wood Species Recognition  
Problem," *Fifth International Conference on  
Natural Computation*, vol. V, pp. 8-12, 2009.