

## Identifikasi Citra Daun Teh Menggunakan Metode Histogram untuk Deteksi Dini Serangan Awal Hama Empoasca

### *Leaf Image Identification Using Histogram Methods for Early Detection of Empoasca Pests Initial Attack*

Christophorus Candra Kusumadewa<sup>1</sup>, Supatman<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Mercu Buana Yogyakarta  
Jl. Wates Km. 10 Yogyakarta 55753, Indonesia  
E-mail: candrakusumadewa@gmail.com<sup>1</sup>, supatman@mercubuana-yogya.ac.id<sup>2</sup>

#### ABSTRAK

Hama *Empoasca* merupakan salah satu hama utama tanaman teh di Asia. Hama ini sulit dimonitor karena ukurannya kecil, lincah, mampu terbang dan meloncat. Pengamatan serangan hama ini agar lebih praktis dan mudah yaitu dengan cara mengamati gejala serangan awal pada pucuk daun teh. Gejala serangan tersebut dapat diakuisisi dan direpresentasikan dalam bentuk citra digital. Penelitian ini bertujuan menghasilkan sebuah algoritma yang dapat membantu membedakan daun teh muda atau pucuk daun teh yang sehat dan yang terkena gejala awal hama *Empoasca*.

Sampel pucuk daun teh yang sehat atau terserang hama *Empoasca* diproses menggunakan *image preprocessing* dan ekstraksi ciri dengan metode histogram serta identifikasi berbasis *Neural Network*. Ciri yang digunakan pada penelitian ini adalah *mean*, *standard deviasi*, dan *entropy* sebagai masukan *neural network*. Data pelatihan yang digunakan sebanyak 110 citra, terdiri dari 43 citra data normal dan 23 citra terkena gejala awal hama *Empoasca* serta data pengujian sebanyak 44 citra. Pengujian algoritma ini menghasilkan unjukkerja terbaik sebesar 95,45% pada *alfa* 0,1 dan *decalfa* 0,5.

**Kata Kunci :** Daun Teh, *Histogram*, *Neural Network*, *Learning Vector Quantization*.

#### ABSTRACT

*Empoasca pest is one of the main pest of tea plant in Asia. This pest is difficult to monitor because of its small size, lively, capable of flying and jumping. Observation of this pest attack to make it more practical and easy that is by observing symptoms of early attacks on tea leaf shoots. Symptoms of the attack can be acquired and represented in the form of digital images. This study aims to produce an algorithm that can help distinguish young tea leaves or tea leaf buds are healthy and affected by early symptoms of pests Empoasca.*

*Samples of healthy tea leaves or pest of Empoasca are processed using image preprocessing and feature extraction with histogram method and Neural Network based identification. The characteristics used in this study are mean, standard deviation, and entropy as input of neural network. The training data used were 110 images, consisting of 43 images of normal data and 23 images affected by the initial symptoms of Empoasca pests and test data of 44 images. Testing of this algorithm yield best performance equal to 95,45% at alpha 0,1 and decalfa 0,5.*

**Keywords:** *Tea Leaf, Histogram, Neural Network, Learning Vector Quantization.*

### 1. Pendahuluan

Dijaman era globalisasi saat ini perkembangan teknologi sangatlah pesat dan semakin canggih. Teknologi yang canggih memberikan kemudahan bagi pekerjaan manusia, sehingga yang dahulu masih dikerjakan dengan tenaga manusia, kini sudah bisa digantikan oleh tenaga mesin (komputer). Saat ini aplikasi komputer sudah banyak

digunakan dalam memperingan pekerjaan manusia, seperti halnya pada bidang kedokteran, kemiliteran, industri, perdagangan, pertanian dan lain sebagainya, sehingga komputer menjadi sebuah alat yang handal dalam membantu kebutuhan manusia saat ini.

Teknologi komputer pun telah digunakan dalam bidang pertanian. Dalam penelitian ini menggunakan media komputer untuk

mengidentifikasi gejala awal serangan hama *Empoasca* pada tanaman teh. Hama *Empoasca* merupakan salah satu hama utama tanaman teh di Asia (Long-Qing, et al., 2015).

Hama ini sulit dimonitor karena ukurannya kecil, lincah, mampu terbang dan meloncat (Long-Qing, et al., 2015). Oleh karena itu pengamatan serangan hama ini agar lebih praktis dan mudah dengan cara mengamati gejala serangan awal pada pucuk daun teh.

## 2. Landasan Teori

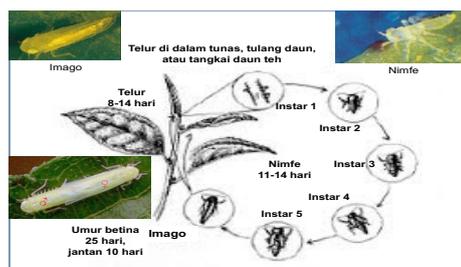
### 2.1 *Empoasca* sp

Serangga *Empoasca* sp. (Homoptera: Cicadellidae) pada teh dikenal dengan nama umum wereng pucuk teh, *green tea-leafhopper*, dan ada yang menyebutnya wereng hijau. Pada tanaman teh serangga ini pada tahun 1998 dilaporkan menjadi hama dan menimbulkan kerusakan berat di perkebunan teh Gunung Mas, Jawa Barat (Dharmadi, 1999), dimana sebelumnya serangga ini belum pernah diketahui sebagai hama tanaman teh. Hama tersebut dilaporkan menyerang tanaman teh di kebun Pagilaran, Jawa Tengah pada tahun 2000 (Pachrudin, 2007) dalam Wagiman (2011).



Gambar 1. Hama *Empoasca* sp

Bioekologi *Empoasca* sp pada teh sebagai berikut. Metamorfose serangga ini bertipe sederhana, dalam perkembangannya mengalami stadia telur (8-14 hari), *nimfe* (11-14 hari) meliputi lima *instar* (1, 2, 3, 4, dan 5), dan *imago* (jantan 10 hari, betina 25 hari), lihat Gambar 2. Tubuh jantan lebih kecil daripada betina. Telur putih agak krem, silinder, dan agak melengkung seperti buah pisang, rata-rata panjangnya sekitar 0,75 mm (Linda, 2003). Telur satu persatu disisipkan oleh induknya di dalam jaringan pucuk teh, jaringan tulang daun di permukaan bawah daun muda, jaringan ketiak atau tangkai daun muda (Sudarmo, 1992). Produksi telur berkisar antara 200 – 300 butir/ekor betina (Kalshoven, 1981).



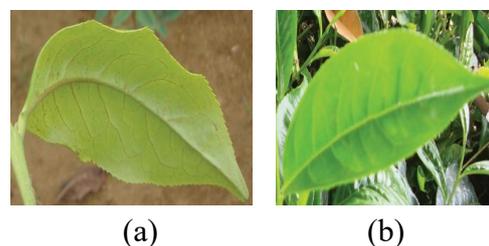
Gambar 2. Siklus hidup dan perkembangan *Empoasca flavescens* (Ananda Mukhopadhyay dan Mayukh Sarker)

*Nimfe* dan *imago* *Empoasca* sp. Berada pada permukaan bawah daun terutama daun pucuk teh, namun dalam kondisi terpaksa sering juga berada di permukaan atas daun walaupun hanya sesaat (Gambar 3). *Stadia nimfe* dan *imago* *Empoasca* sp. Menghisap daun dan pada populasi tinggi dapat menimbulkan kerusakan serius.



Gambar 3. *Empoasca* sp. pada daun teh (Wagiman, 2011)

Kepadatan populasi *Empoasca* sp. Tiga ekor per pucuk sudah dapat menimbulkan kerusakan pucuk teh dari semula berwarna pucat, berubah menjadi kekuningan, dan akhirnya kering (Winasa, 1999). Serangan berat dapat menimbulkan penurunan produksi pucuk teh sebesar 50% (Dharmadi, 1999).



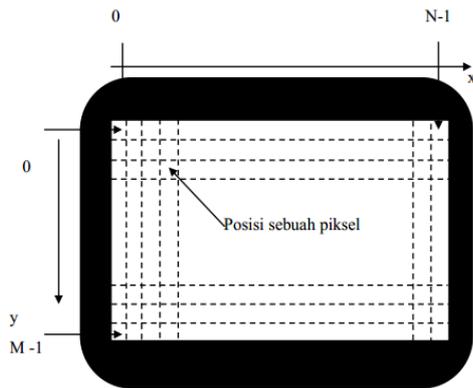
Gambar 4. (a). Pucuk daun teh yang sehat dan (b). Pucuk daun teh terkena hama *Empoasca* (Wagiman, 2011)

## 2.2 Citra Digital

Secara umum, pengolahan citra *digital* menunjuk pada pemrosesan Gambar 2 dimensi

menggunakan komputer (Putra, 2010). Dalam konteks yang lebih luas, pengolahan citra *digital* mengacu pada pemrosesan setiap data 2 dimensi. Citra *digital* merupakan sebuah larik (*array*) yang berisi nilai-nilai *real* maupun kompleks yang direpresentasikan dengan deretan bit tertentu.

Citra di dalam komputer disusun oleh sejumlah titik yang disebut piksel. Setiap piksel mempunyai koordinat, yang dinyatakan dalam bentuk  $f(x,y)$  dimana  $y$  menyatakan baris dan  $x$  menyatakan kolom, seperti Gambar 5.



Gambar 5. Representasi Citra Digital Dalam 2 Dimensi (Kadir, 2013)

Piksel pojok kiri-atas mempunyai koordinat  $(0,0)$  dan piksel pada pojok kanan-bawah mempunyai koordinat  $(N - 1, M - 1)$  (Kadir & Susanto, 2013).

Jika suatu citra berukuran  $M$  baris dan  $N$  kolom atau biasa dinyatakan sebagai  $M \times N$ , dimana perpotongan antara baris dan kolom disebut piksel (*piksel = picture element*) yang memiliki dua parameter yaitu koordinat dan intensitas (warna) pada koordinat  $(x, y)$  dengan nilai  $f(x, y)$  sehingga dapat ditulis sesuai Persamaan 1.

$$f(x, y) = \begin{pmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0, M-1) \\ f(1,0) & \dots & \dots & f(1, M-1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1, M-1) \end{pmatrix} \quad (1)$$

Berdasarkan persamaan 1, suatu citra  $f(x, y)$  dalam fungsi matematis dapat dituliskan Persamaan 2.

$$\begin{aligned} 0 &\leq x \leq M-1 \\ 0 &\leq y \leq N-1 \\ 0 &\leq f(x, y) \leq L-1 \end{aligned} \quad (2)$$

Dalam hal ini :

$M$  = jumlah piksel baris (*row*) pada array citra,  
 $N$  = jumlah piksel kolom (*column*) pada array,  
 citra,  $L$  = jumlah tingkat keabuan (*graylevel*)

Besarnya nilai  $M, N$  bebas ditentukan, tetapi biasanya merupakan perpangkatan dari 2 yang ditunjukkan pada Persamaan 3.

$$M = 2^n, N = 2^n, \text{ dan } L = 2^n \quad (3)$$

### 2.3 Akuisisi Data

Akuisisi data adalah tahap dalam mendapatkan citra. Tujuan dari tahap ini adalah untuk menentukan data yang dibutuhkan dan memilih metode perekaman citra digital. Langkah-langkah yang dilakukan dalam tahap ini secara umum dimulai dari persiapan obyek yang akan diambil citranya, alat-alat, sampai pada pencitraan.

### 2.4 Cropping

*Cropping* adalah proses pemotongan citra pada koordinat tertentu pada area citra. Proses ini dilakukan untuk mengambil bagian yang dirasa penting atau bagian yang memiliki informasi yang paling banyak untuk diolah menggunakan jaringan syaraf tiruan. Selain itu proses ini juga dapat mengubah ukuran citra menjadi lebih kecil, sehingga akan mempercepat proses komputasi. Pada penelitian ini dilakukan *cropping* pada daerah yang mengindikasikan gejala yaitu pada syaraf daun dengan ukuran  $50 \times 50$  piksel.

### 2.5 Pengolahan Warna

Sebuah gambar berwarna memiliki *core* warna yaitu *Red, Green, dan Blue*. Maka dari itu diperlukan sebuah cara untuk pembacaan nilai-nilai dari R, G, dan B pada suatu *pixel*.

Salah satu cara untuk menghitung nilai tersebut adalah dengan melakukan normalisasi terhadap ketiga komponen warna tersebut (Munir, R., 2004).

Cara untuk melakukan normalisasi tersebut adalah dengan Persamaan 7.

$$r = \frac{R}{R+G+B} \quad (4)$$

$$g = \frac{G}{R+G+B} \quad (5)$$

$$b = \frac{B}{R+G+B} \quad (6)$$

Dengan normalisasi tersebut didapatkan nilai dari masing-masing  $r, g,$  dan  $b$ , dengan *range* nilai 0-255.

### 2.6 Grayscale

*Grayscale* adalah suatu format citra atau gambar dimana tiap-tiap *pixel* gambar hanya terdiri dari 1 komposisi (*channel*) warna.

Perbedaan mendasar dengan format *RGB* ialah pada tiap-tiap *pixel* gambar terdiri dari komposisi warna yaitu: *R* (merah), *G* (hijau), *B* (biru). *Gray* yang digunakan pada penelitian ini adalah *gray YUV*, bisa dirumuskan seperti pada Persamaan 7.

$$F = 0,299 * R + 0,587 * G + 0,110 * B \quad (7)$$

Dalam hal ini  $F = grayscale$ .

Nilai yang lain juga dapat diberikan untuk ketiga parameter tersebut asalkan total nilai keseluruhannya adalah 1 (satu).

### 2.7 Histogram Citra

Menurut Munir (2004), informasi penting mengenai isi citra digital dapat diketahui dengan membuat histogram citra. Histogram citra adalah grafik yang menggambarkan penyebaran nilai-nilai intensitas *pixel* dari suatu citra atau bagian tertentu di dalam citra. Dari sebuah histogram dapat diketahui frekuensi kemunculan nisbi (*relative*) dari intensitas pada citra tersebut. Dari histogram tersebut dihasilkan sebuah data yang akan digunakan dalam sebuah pengolahan citra.

Histogram secara umum merupakan sebaran atau distribusi frekuensi. Histogram suatu citra didefinisikan sebagai sebaran nilai derajat keabuan citra. Suatu histogram  $h$  dari citra *grayscale* dengan derajat keabuan  $[0, L-1]$  akan memiliki sebanyak  $L$  derajat keabuan. Misalkan terdapat citra *grayscale* 8 bit memiliki  $L = 2^8 = 256$ . Histogram citra *digital* dengan derajat keabuan  $[0, L - 1]$  adalah suatu fungsi diskrit pada Persamaan 8.

$$h(i) = n_i \quad (4)$$

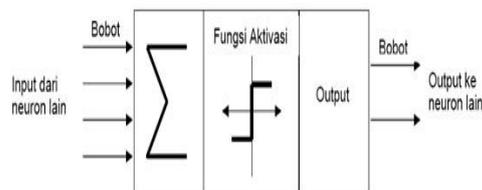
Dalam hal ini  $n_i =$  jumlah piksel dengan derajat keabuan  $i$  dan  $h(i) =$  histogram citra digital pada derajat keabuan  $i$ .

### 2.8 Neural Network

*Neural Network* (Jaringan Syaraf Tiruan) adalah sebuah metode pemodelan data statistik nonlinier. *Neural Network* dapat digunakan untuk memodelkan hubungan yang kompleks antara *input* dan *output* untuk menemukan pola-pola pada data (Widodo, 2005).

*Neural Network* juga bisa dibayangkan seperti otak buatan. Hal ini dikarenakan pemodelan *Neural Network* dapat dilatih dengan database pembelajaran, sehingga dapat membuatnya cerdas. Untuk lebih jelasnya

struktur jaringan syaraf tiruan dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Struktur jaringan syaraf tiruan (Kusumadewi, 2003)

### 2.9 Ekstraksi Ciri Statistik

Ciri statistik dari histogram yaitu rerata intensitas, varian, standar deviasi dan entropi. Komponen fitur ini dihitung berdasar Persamaan 9.

$$m = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} i \cdot p(i)}{\sum_{i=0}^{L-1} p(i)} \quad (9)$$

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} (i - m)^2 p(i)} \quad (10)$$

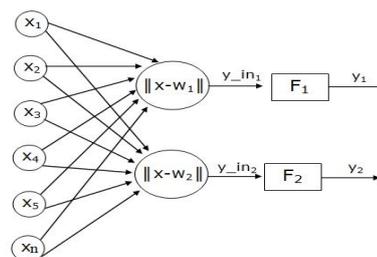
$$entropi = -\sum_{i=0}^{L-1} p(i) \log_2 (p(i)) \quad (11)$$

Dalam hal ini,  $i$  adalah aras keabuan pada citra  $f$  dan  $p(i)$  menyatakan probabilitas kemunculan  $i$  dan  $L$  menyatakan nilai aras keabuan tertinggi,  $\sigma^2$  varian,  $\sigma$  standar deviasi.

### 2.9 Learning Vector Quantization

*Learning Vector Quantization* (LVQ) adalah suatu metode untuk melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi. Suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor *input*. Kelas-kelas yang didapatkan sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antara vektor-vektor *input*. Jika 2 vektor *input* mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor *input* tersebut kedalam kelas yang sama (Kusumadewi,2003).

Menurut Nurkhozin, dkk (2011) LVQ adalah jaringan *single layer* yang terdiri dari dua lapisan yaitu lapisan *input* dan *output* seperti pada Gambar 7.



Gambar 1. Arsitektur LVQ

Keterangan :

X = Vektor masukan  
( $X_1, X_2, \dots, X_n$ )  
W = Vektor bobot  
 $|X-W|$  = selisih nilai jarak *Euclidian* antara vektor *input* dengan vektor bobot  
F = Lapisan Kompetitif  
 $y_{in}$  = Masukan lapisan kompetitif  
 $y$  = *output*

- Langkah 0. inialisasi vektor referensi inialisasi laju pelatihan  $\alpha$  (0).  
Langkah 1. selama syarat berhenti: salah, kerjakan Langkah 2-6.  
Langkah 2. Untuk setiap vektor masukan pelatihan  $x$ , kerjakan Langkah 3-4.  
Langkah 3. Carilah  $j$  sehingga minimum  $\|x - w_j\|$   
Langkah 4. Perbaharui  $w_j$  sebagai berikut :  
Bila  $T = C_j$  maka  $w_j$  (baru) =  $w_j$  (lama) +  $\alpha [x - w_j$  (lama)]  
Bila  $T \neq C_j$  maka  $w_j$  (baru) =  $w_j$  (lama) -  $\alpha [x - w_j$  (lama)]  
Langkah 5. Kurangi laju pelatihan  
Langkah 6. Uji syarat berhenti (dapat spesifikasi dengan cacah iterasi atau laju pelatihan apakah sudah mencapai nilai yang cukup kecil) (Widodo, 2005).

### 3. METODOLOGI

#### 3.1 Materi

Citra daun teh yang digunakan diambil dari perkebunan teh Nglinggo, Samigaluh Yogyakarta dan perkebunan teh Kemuning, Karanganyar, Jawa Tengah. Data penelitian ini berjumlah 110 data citra daun teh dengan rincian 66 citra digunakan sebagai data latih yang terdiri 43 citra daun normal dan 23 citra yang terkena gejala awal hama *empoasca* dan 44 citra untuk data uji.

#### 3.2 Peralatan

##### 3.2.1 Perangkat Keras

Notebook intel i3, *harddisk* 320GB memori, *harddisk*, memori 4Gbyte RAM dan sistem operasi *Microsoft Windows 7 Profesional* untuk membuat program dan pembuatan laporan penelitian.

##### 3.2.2 Perangkat Lunak

Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini ada tiga macam, yaitu :

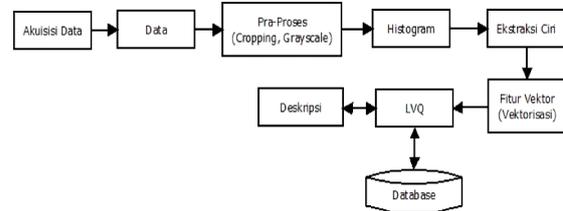
- a) *Software* Matlab versi 7.10.0 (R2010a)

- b) *Photoshop* versi CS5

- c) *Microsoft office picture manager*

### 3.3 Jalannya Penelitian

Jalannya penelitian identifikasi gejala awal hama *Empoasca* ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8. Blok diagram desain sistem identifikasi daun teh.

#### 3.3.1 Akuisisi Data

Akuisisi data merupakan tahapan awal yang dilakukan dalam pengidentifikasian citra daun teh. Alat yang digunakan berupa kamera *smartphone* dengan kapasitas 23 *megapixel* dan lensa makro tambahan. Pengambilan citra dilakukan langsung oleh peneliti terhadap daun teh.

#### 3.3.2 Data

Dari proses akuisisi data yang dilakukan maka akan dihasilkan data berupa citra bahan. Citra ini selanjutnya akan dilakukan pemrosesan pada tahap berikutnya.

#### 3.3.3 Cropping

Pada proses *cropping* dilakukan secara manual untuk memotong dengan ukuran 50x50 piksel saja pada daerah yang berindikasi yaitu syaraf daun.

#### 3.3.4 Grayscale

Setelah citra di potong, proses selanjutnya adalah dengan mengubah citra dari 3 *layer* menjadi satu *layer gray*.

#### 3.3.5 Ekstraksi Ciri

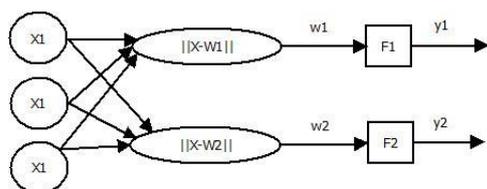
Ekstraksi ciri merupakan langkah awal dalam melakukan klasifikasi dan interpretasi citra. Proses ini berkaitan dengan kuantisasi karakteristik citra ke dalam sekelompok nilai ciri yang sesuai. Sehingga mendapatkan informasi kuantitatif dari 5 ciri yang dapat membedakan kelas-kelas suatu obyek. Dalam penelitian ini menggunakan 3 ciri yaitu mean (rerata), standar deviasi (std) dan entropi yang diambil dari hasil proses *grayscale*.

### 3.3.6 Vektorisasi

Vektorisasi adalah tahapan dimana ciri dari hasil ekstraksi ciri diperoleh dalam bentuk vektor. Ciri tersebut kemudian disimpan dalam *database* yang digunakan sebagai acuan untuk proses pelatihan. Ciri yang dijadikan adalah hasil dari *mean* (rerata), *standard deviasi* (std), dan entropi. Pengenalan data uji dilakukan dengan membandingkan bobot akhir dengan ciri data uji, kemudian mencari jarak terdekat untuk menentukan kelasnya.

### 3.3.7 Learning Vector Quantization

*Learning Vector Quantization* adalah sebuah metode klasifikasi dimana setiap unit *output* mempresentasikan sebuah kelas. Setelah proses ekstraksi citra, ciri yang didapatkan dan menjadi database kemudian dimasukkan untuk proses pengenalan menggunakan *Learning Vector Quantization*. Arsitektur LVQ dapat dilihat pada Gambar 9.



Gambar 9. Arsitektur Learning Vector Quantization

Keterangan :

- X = Vektor masukan (X1,X2...Xn),
- W = Vektor bobot,
- |X-W| = selisih nilai jarak *Euclidian* antara vektor *input* dengan vektor bobot,
- F = Lapisan Kompetitif,
- y<sub>in</sub> = Masukan lapisan kompetitif,
- y = *output*

Berdasarkan arsitektur *Learning Vector Quantization* tersebut dapat dikatakan bahwa pelatihan data dimulai dengan mencari jarak terdekat antara data latih dengan bobot awal untuk mendapatkan bobot akhir yang akan digunakan untuk melakukan pengujian.

## 4. PEMBAHASAN

### 4.1 Akuisisi Data Citra

Citra diambil menggunakan kamera *handphone* yang memiliki kualitas 23 MP. Hasil akuisisi berupa citra *digital* dengan format .jpg dipindahkan dari *smartphone* ke komputer untuk dijadikan data dalam penelitian. Data citra daun teh dalam penelitian

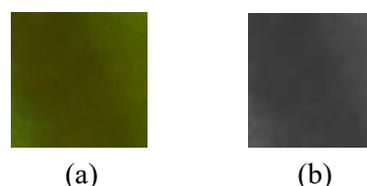
ini ditunjukkan pada Gambar 10 (a) dan Gambar 11 (b).



Gambar 10. (a). Citra Daun Teh Bergejala, dan (b). Citra Daun Teh Normal

### 4.2 Proses Cropping

Pada tahap selanjutnya citra di kecilkan dimensinya dengan ukuran piksel 50x50 pada bagian yang mengindikasikan gejala yaitu pada syaraf daun ditunjukkan pada Gambar 11.



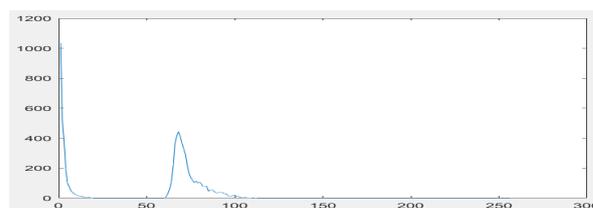
Gambar 11. (a) Citra Daun Teh Yang Telah Di Crop 50x50, (b) Citra Daun Teh yang telah di Crop dan *Grayscale*

### 4.3 Proses Grayscale

Setelah didapat hasil dari citra *cropping*, langkah selanjutnya adalah membuat citra tersebut menjadi aras keabuan seperti Gambar 11(b).

### 4.4 Proses Histogram

Citra daun yang telah di-*cropping* dan di-*grayscale* di buat histogram dari citra tersebut. Hasil histogram dapat dilihat pada Gambar 12.



Gambar 12. Hasil Histogram

### 4.5 Ekstraksi Ciri

Berdasarkan histogram citra daun teh, dilakukan ekstraksi 3 ciri yaitu rerata, standar deviasi, dan entropi. Hasil dari ekstraksi 66 data latih ditunjukkan Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Ekstraksi Ciri Data Pelatihan

No	Data Pelatihan	Mean (rerata)	Standar Deviasi	Entropy
1	N1	114,8132	4,4688	2,8461
2	N2	100,3152	6,2798	2,8668
3	N3	111,2332	8,3980	3,3051

No	Data Pelatihan	Mean (rerata)	Standar Deviasi	Entropy
4	N4	127,8804	10,9935	3,4036
5	N5	116,8072	5,2947	2,9331
6	N6	107,5172	6,4393	2,8748
7	N7	97,3336	4,6520	2,6741
8	N8	111,9756	6,8772	2,9401
9	N9	108,5624	6,3449	2,9598
10	N10	96,6240	6,1672	2,8255
11	N11	141,0508	4,9377	2,9562
12	N13	113,1480	8,0751	3,2960
13	N14	107,5016	5,7732	2,8863
14	N15	101,0136	4,6490	2,7109
15	N16	102,5224	9,0995	3,1818
16	N17	110,5576	4,4654	2,7767
17	N18	111,9184	8,0926	3,0075
18	N19	93,9192	6,6426	3,0009
19	N20	102,8096	7,5266	3,0783
20	N21	95,0984	4,5927	2,7523
21	N22	96,1176	6,2255	3,0569
22	N24	101,4280	6,8823	2,8399
23	N25	96,7976	3,5097	2,5936
24	N26	105,1016	4,4445	2,5867
25	N27	97,8288	12,4911	3,3074
26	N28	114,1212	10,7573	3,4638
27	N29	100,9892	4,4772	2,6559
28	N30	121,5480	5,3062	2,8905
29	N31	96,8412	5,1401	2,8746
30	N32	122,1972	11,0274	3,3816
31	N33	112,6048	5,3274	2,9341
31	N33	112,6048	5,3274	2,9341
33	N36	91,3828	2,9536	2,3618
34	N37	104,2656	5,2177	2,8782
35	N40	115,4608	11,9495	3,7038
36	N41	97,4996	5,0237	2,7809
37	N42	93,8852	7,2922	3,1342
38	N43	106,6144	11,0669	3,5414
39	N44	98,2248	8,4182	3,2402
40	N45	94,2700	3,7209	2,6304
41	N47	91,5820	4,6232	2,7125
42	N49	94,2152	5,0457	2,6309
43	N50	114,4280	11,0904	3,4342
44	G1	62,2680	7,8981	3,3688
45	G3	82,2756	9,7761	3,5472
46	G4	84,0844	10,3072	3,5885
47	G5	56,2228	7,3792	2,9973
48	G9	77,0568	14,4645	3,8424
49	G10	85,7608	8,6537	3,4648
50	G17	91,0964	9,3692	3,4137
51	G27	80,9728	16,3993	4,0138
52	G28	64,7616	2,2284	2,0589
53	G29	71,3380	3,2604	2,3105
54	G30	66,0036	9,5928	3,4903
55	G31	74,0064	3,5329	2,5840
56	G32	81,3448	5,0782	2,7118
57	G33	72,0020	11,8136	3,4197
58	G34	65,1156	7,3632	3,1246
59	G40	84,9744	12,0268	3,6826
60	G41	66,0036	9,5928	3,4903
61	G42	87,2444	2,9035	2,3815
62	G43	74,0064	3,5329	2,5840
63	G44	84,8004	7,0797	3,0740
64	G45	85,9824	9,0452	3,3475
65	G46	74,7312	3,1629	2,4644
66	G47	70,8080	2,1799	2,1004

Sedangkan hasil ekstraksi ciri dari 44 citra yang terdapat dalam data uji ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 3. Hasil Ekstraksi Ciri Data Uji

No.	Data Uji	Mean	Std. Dev	Entropy
1	uji1	70,0464	5,9404	3,1400
2	uji2	73,5212	13,2401	3,6913
3	uji3	89,3396	3,7221	2,5345
4	uji4	123,9284	7,8465	3,4072
5	uji5	104,3732	8,6377	3,2803
6	uji6	102,4648	23,9626	3,8827
7	uji7	97,2088	3,8688	2,7355
8	uji8	114,5636	10,6335	3,3627
9	uji9	64,5232	3,2091	2,3610
10	uji10	95,5840	3,2327	2,4968
11	uji11	91,0964	9,3692	3,4137
12	uji12	80,9728	16,3993	4,0138
13	uji13	66,0760	4,7267	2,6550
14	uji14	62,2680	7,8981	3,3688
15	uji15	82,2756	9,7761	3,5472
16	uji16	84,0844	10,3072	3,5885
17	uji17	56,2228	7,3792	2,9973
18	uji18	85,7608	8,6537	3,4648
19	uji19	77,0568	14,4645	3,8424
20	uji20	64,7616	2,2284	2,0589
21	uji21	81,3448	5,0782	2,7118
22	uji22	83,9400	9,7101	3,4558
23	uji23	87,2444	2,9035	2,3815
24	uji24	65,1156	7,3632	3,1246
25	uji25	73,0804	2,6426	2,3464
26	uji26	84,8004	7,0797	3,0740
27	uji27	84,9744	12,0268	3,6826
28	uji28	85,9824	9,0452	3,3475
29	uji29	74,7312	3,1629	2,4644
30	uji30	71,3380	3,2604	2,3105
31	uji31	83,9400	9,7101	3,4558
32	uji32	73,0804	2,6426	2,3464
33	uji33	66,0760	4,7267	2,6550
34	uji34	83,1820	9,7189	3,4897
35	uji35	83,1820	9,7189	3,4897
36	uji36	86,3792	6,0822	2,8435
37	uji37	70,8080	2,1799	2,1004
38	uji38	97,1044	6,1292	2,9843
39	uji39	91,8960	7,2912	3,1188
40	uji40	103,0964	9,6156	3,2304
41	uji41	116,5960	12,6308	3,8018
42	uji42	98,7304	7,8095	3,2322
43	uji43	102,5728	14,5809	3,8598
44	uji44	94,0736	4,9876	2,9123

#### 4.6 Learning Vector Quantization

Pada proses pelatihan dengan jaringan *Learning Vector Quantization* digunakan parameter yang dapat mengetahui persentase keberhasilan tertinggi. Pelatihan dilakukan untuk mencari bobot akhir yang digunakan dalam proses pengujian. Parameter LVQ ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Parameter Jaringan LVQ

Parameter	Nilai
Jumlah data pelatihan	66
Jumlah data uji	44

Jumlah pola target	2 ( 1: Normal, 2: Bergejala)
Variasi laju pelatihan	0,1;0,01;0,001;0,0001;0,000001;0,000001
Update laju pelatihan	$\alpha$ $= \alpha - \alpha(dec \alpha)$
Variasi penurunan laju pelatihan	0,000001
Maksimum iterasi	1000

Berdasarkan parameter yang terdapat pada Tabel 3, maka dapat dilakukan proses pelatihan. Pada penelitian ini memiliki total data pelatihan 66 data. Untuk data yang digunakan sebagai bobot awal adalah data yang mewakili masing-masing kelas (target) sebagaimana data pada Tabel 4.

Tabel 4. Bobot Awal

No	Data	Mean	Standar Deviasi	Entropi
1.	Normal	114,8132	4,4688	2,8461
2.	Bergejala	70,8080	2,1799	2,1004

Berdasarkan Tabel 4, dapat dilihat bahwa bobot yang nomor 1 untuk kelas 1 dengan kategori NORMAL, sedangkan nomor 2 untuk kelas 2 dengan kategori BERGEJALA.

#### 4.7 Unjuk Kerja

Pengujian unjuk kerja dilakukan dengan mengubah parameter laju pelatihan awal (*alfa*) dan penurunan laju pelatihan (*dec alfa*). Untuk target ada 2 pola, nilai minimum laju pelatihan (min *alfa*) adalah 0,000001, dan maksimal iterasi nilainya 1000.

Unjuk kerja dari data pelatihan identifikasi serangan awal hama *empoaasca* pada tanaman teh dengan parameter *alfa* 0,01 dan *decalfa* 0,75 dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Unjuk Kerja Data Pelatihan

No.	Data Pelatihan	Target	Hasil	Keterangan
1	N1	1	1	Normal
2	N2	1	1	Normal
3	N3	1	1	Normal
4	N4	1	1	Normal
5	N5	1	1	Normal
6	N6	1	1	Normal
7	N7	1	1	Normal
8	N8	1	1	Normal
9	N9	1	1	Normal
10	N10	1	1	Normal
11	N11	1	1	Normal
12	N13	1	1	Normal

13	N14	1	1	Normal
14	G1	2	2	Bergejala
15	G3	2	2	Bergejala
16	G4	2	2	Bergejala
17	G5	2	2	Bergejala

Tabel 6. Unjukkerja Pengenalan Data Pelatihan (%) Kumulatif

Penurunan Laju Pelatihan ( <i>dec alfa</i> )	Laju Pelatihan ( <i>alfa</i> )	Iterasi Ke -	Unjukkerja Pengenalan (%) Kumulatif
0,1	0,1	110	98,48
	0,01	88	98,48
	0,001	66	98,48
	0,0001	44	96,97
	0,00001	22	96,97
0,25	0,1	41	98,48
	0,01	33	98,48
	0,001	25	96,97
	0,0001	17	96,97
	0,00001	9	96,97
0,5	0,1	17	98,48
	0,01	14	98,48
	0,001	10	96,97
	0,0001	7	96,97
	0,00001	4	96,97
0,75	0,1	9	98,48
	0,01	7	98,48
	0,001	5	96,97
	0,0001	4	96,97
	0,00001	2	96,97

Tabel 6 menunjukkan hasil prosentase unjukkerja data pelatihan pada tiap *alfa* dan *decalfa*, serta menunjukkan hasil unjuk kerja dari citra uji dengan parameter pada Tabel 3. Hasil nilai persentase didapatkan dengan Persamaan 12.

$$persen = \frac{\text{citra yang dikenali}}{\text{jumlah citra pelatihan}} \times 100\% \quad (12)$$

Berdasarkan hasil unjuk kerja pada Tabel 6, didapatkan hasil akurasi identifikasi dini gejala awal serangan hama *empoaasca* terbaik menggunakan parameter dengan nilai *alfa* ( $\alpha$ ) = 0,01 dan nilai *decalfa* (*deca*) = 0,75 pada iterasi ke-7, karena memiliki nilai iterasi terkecil dengan hasil persentase tertinggi. Kemudian dijadikan nilai bobot akhir yang nantinya akan digunakan untuk proses pengujian. Bobot akhir dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Tabel Bobot Akhir

No	Data	Mean	Standar Deviasi	Entropy
1.	Normal	108.2178	6.0067	2.9311
2.	Bergejala	72.2477	4.5623	2.5265

Setelah bobot akhir diperoleh, selanjutnya melakukan pengujian menggunakan data uji. Pengujian ini

dimaksudkan untuk mencari jarak terdekat antara bobot akhir dengan data uji setiap kelasnya. Hasil pengujian perbandingan jarak antar kelas menggunakan data uji dapat dilihat pada Tabel 8.

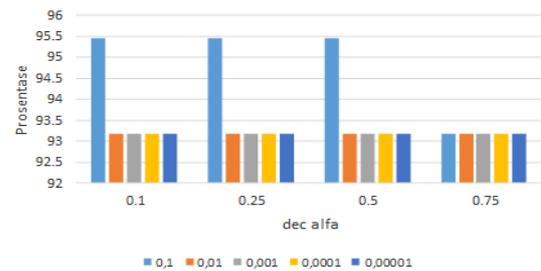
Tabel 8. Perbandingan Jarak Antar Kelas Pada Data Uji

No.	Data Uji	Jarak		
		Kelas 1	Kelas 2	Terdekat
1	uji1	38,1720	2,6686	2,6686
2	uji2	35,4507	8,8477	8,8477
3	uji3	19,0201	17,1125	17,1125
4	uji4	15,8251	51,7924	15,8251
5	uji5	4,6717	32,3917	4,6717
6	uji6	18,8790	35,9344	18,8790
7	uji7	11,2164	24,9716	11,2164
8	uji8	7,8653	42,7574	7,8653
9	uji9	43,7878	7,8439	7,8439
10	uji10	12,9420	23,3741	12,9420
11	uji11	17,4551	19,4722	17,4551
12	uji12	29,1799	14,7801	14,7801
13	uji13	42,1621	6,1753	6,1753
14	uji14	45,9908	10,5561	10,5561
15	uji15	26,2218	11,3483	11,3483
16	uji16	24,5224	13,1999	13,1999
17	uji17	52,0131	16,2774	16,2774
18	uji18	22,6187	14,1500	14,1500
19	uji19	32,3013	11,0866	11,0866
20	uji20	43,6289	7,8555	7,8555
21	uji21	26,8899	9,1136	9,1136
22	uji22	24,5642	12,8091	12,8091
23	uji23	21,2088	15,0888	15,0888
24	uji24	43,1240	7,6857	7,6857
25	uji25	35,3029	2,1002	2,1002
26	uji26	23,4424	12,8143	12,8143
27	uji27	24,0221	14,7994	14,7994
28	uji28	22,4459	14,4710	14,4710
29	uji29	33,6104	2,8513	2,8513
30	uji30	36,9871	1,6029	1,6029
31	uji31	24,5642	12,8091	12,8091
32	uji32	35,3029	2,1002	2,1002
33	uji33	42,1621	6,1753	6,1753
34	uji34	25,3157	12,1275	12,1275
35	uji35	25,3157	12,1275	12,1275
36	uji36	21,8389	14,2165	14,2165
37	uji37	37,6142	2,8161	2,8161
38	uji38	11,1142	24,9102	11,1142
39	uji39	16,3733	19,8457	16,3733
40	uji40	6,2723	31,2677	6,2723
41	uji41	10,7159	45,0943	10,7159
42	uji42	9,6618	26,6903	9,6618
43	uji43	10,3075	31,9650	10,3075
44	uji44	14,1809	21,8334	14,1809

Sebelum dilakukan ekstraksi ciri, data citra yang sudah dilakukan pre-proses awal, kemudian data citra diproses dengan algoritma

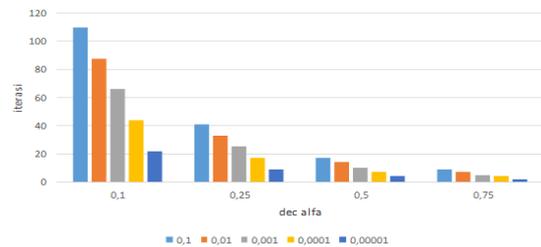
LVQ. Proses selanjutnya adalah identifikasi, pada tahap pelatihan sistem akan dilatih untuk mengenali target yang sudah ditentukan, apakah hasilnya sesuai atau tidak sesuai dengan target. Jumlah target yang digunakan banyaknya sesuai atau sama dengan jumlah data pelatihan yang digunakan dalam penelitian ini. Pada awal pelatihan data diberikan nilai bobot, yaitu bobot awal yang menghubungkan setiap neuron pada lapisan *input* ke neuron pertama pada lapisan *output*.

Adapun Kinerja kumulatif dari pelatihan LVQ ditunjukkan oleh Gambar 13.



Gambar 13. Kinerja Pelatihan

Adapun iterasi yang dihasilkan pada setiap parameter yang telah dibahas pada materi sebelumnya ditunjukkan pada Gambar 14.



Gambar 14. Jumlah Iterasi Pada Pelatihan

Berdasarkan Gambar 14 didapatkan hasil iterasi terkecil jika menggunakan nilai parameter *alfa* 0,00001 dan *dec alfa* 0,75 yaitu 2. Sedangkan iterasi terbesar didapat jika menggunakan nilai parameter *alfa* 0,1 dan *dec alfa* 0,1. Dalam penelitian ini didapatkan unjukkerja kumulatif tertinggi yaitu 95,45% pada iterasi terkecil dengan parameter *alfa* 0,1 dan *dec alfa* 0,5.

## 5. KESIMPULAN

Identifikasi Citra Daun Teh Menggunakan Metode Histogram Untuk Deteksi Dini Serangan Awal Hama Empoasca dengan 44 data uji memperoleh unjukkerja sebesar 95,45% pada parameter *alfa* 0,1 dan *dec alfa* 0,5.

## DAFTAR PUSTAKA

- Dhamadi, A. 1999. *Empoasca* sp. hama baru di perkebunan teh. Prosiding. Seminar Nasional Peranan Entomologi dalam Pengendalian Hama yang Ramah Lingkungan dan Ekonomis. PEI Cabang Bogor. Bogor: 16 Februari 1999. p.: 6050610.
- Kadir, A., Susanto, Adhi. 2013. Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra.
- Kalshoven. 1981. *Teh pests of crops in Indonesia*. Translated and revised by PA Van der Laan. PT Ichtar Baru Van-Hoeve, Jakarta.
- Kusumadewi, S. 2003. *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*. Yogyakarta: Graha Ilmu
- Linda. 2003. Biologi *Empoasca flavescens* (F.) (Homoptera: Cicadellidae) pada teh (*Camellia sinensis* (L.) O Kuntze. Skripsi. Fakultas Pertanian IPB.
- Long-QingShi, Zhao-HuaZeng, Huo-ShuiHuang, Yong-MeiZhou, LietteVasseur, Min-ShengYou. 2015. Identification of *Empoascaonukii* (Hemiptera: Cicadellidae) and Monitoring of its Populations in the Tea Plantations of South China. *Journal of Economic Entomology* 108(3):1025-1033
- Munir, R., (2004). *Pengolahan citra digital dengan pendekatan algoritmik*. Bandung: Informatika.
- Putra, D. (2010). *Pengolahan Citra Digital*. Yogyakarta: Andi.
- Sudarmo, S. 1992. *Pengendalian serangga hama dan penyakit kapas*. Kanisius, Yogyakarta
- Wagiman, F. X., B. Triman, R. D. Sinaga, B. Y. Rahmautama, M. Y. Ade. 2011. Evaluasi ketahanan klon-klon teh PGL terpilih terhadap serangan *Empoasca* sp. Laporan Akhir. Hibah Penelitian Unggulan Fakultas Pertanian UGM Tahun Anggaran 2011
- Widodo, T. S. (2005). *Sistem Neuro Fuzzy untuk Pengolahan Informasi*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Winasa, IW. 1999. Pengaruh insektisida beta sipermetrin dan beta silfutrinn terhadap kelimpahan populasi *Empoasca* sp. pada pertanaman teh di Desa Banyuwangi, Kecamatan Cigudeg, Bogor. Fakultas Pertanian IPB.