

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 Kusumadewa¹, Supatman²

^{1,2}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Mercu Buana Yogyakarta
Jl. Wates Km. 10 Yogyakarta 55753, Indonesia
E-mail: candrakusumadewa@gmail.com¹, supatman@mercubuana-yogya.ac.id²

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

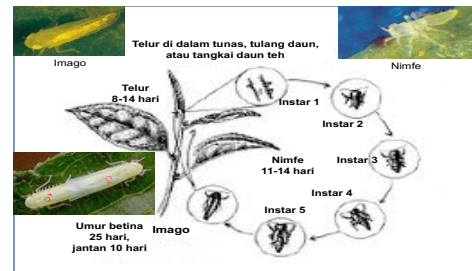
2.1 *Empoasca* sp

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).



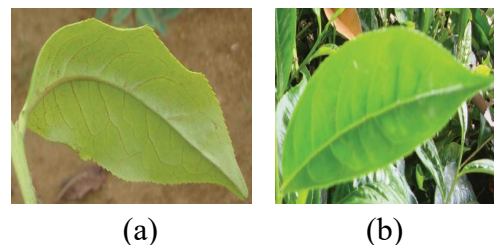
Gambar 2. Siklus hidup dan perkembangan *Empoasca flavescens* (Ananda Mukhopadhyay dan Mayukh Sarker)

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 teh 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).



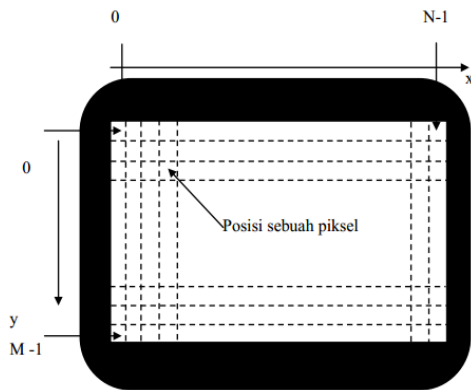
Gambar 4. (a). Pucuk daun teh yang sehat dan (b). Pucuk daun teh terkena hama *Empoasca* (Wagiman, 2011)

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 = jumlahtingkat 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 50x50 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 $F = \text{grayscale}$.

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.

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

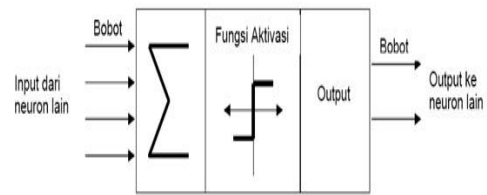
Dalam hal ini n_i = jumlah piksel dengan derajat keabuan i dan $h(i)$ = histogram citra digital pada derajat keabuan i .

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.

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

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

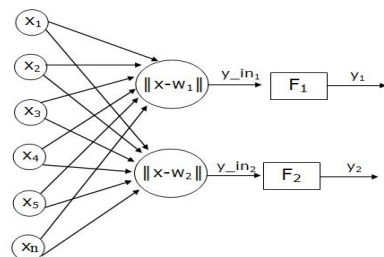
$$\text{entropi} = - \sum_{i=0}^{L-1} p(i) \log_2 (p(i)) \quad (11)$$

Dalam hal ini, i adalah aras keabuan pada citra f dan $p(i)$ menyatakan probabilitas kemunculan i dan L menyatakan nilai aras keabuan tertinggi, σ^2 varian, σ 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
(X1,X2...Xn)
W = Vektor bobot
|X-W| = selisih nilai jarak *Eucledian*
antara vektor *input* dengan vektor bobot
F = Lapisan Kompetitif
y_{in} = Masukan lapisan kompetitif
y = *output*

- Langkah 0. inisialisasi vektor referensi inisialisasi laju pelatihan α (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 :

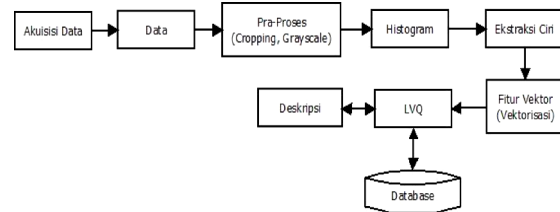
- a) *Software* Matlab versi 7.10.0 (R2010a)

- 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

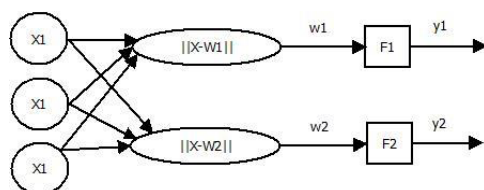
Ekstraksi ciri merupakan langkah awal dalam melakukan klasifikasi dan interpretasi citra. Proses ini berkaitan dengan kuantisasi karakteristik citra ke dalam sekelompok nilai ciri yang sesuai. Sehingga mendapatkan informasi kuantitatif dari 5 ciri yang dapat membedakan kelas-kelas suatu obyek. Dalam 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 (X_1, X_2, \dots, X_n),
W = Vektor bobot,
 $|X-W|$ = selisih nilai jarak *Euclidean* antara vektor *input* dengan vektor bobot,
F = Lapisan Kompetitif,
 y_{in} = Masukan lapisan kompetitif,
y = *output*

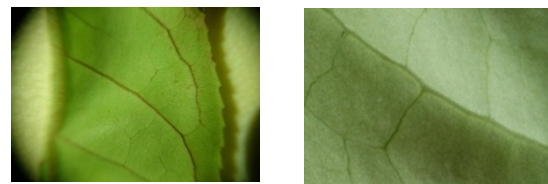
Berdasarkan arsitektur *Learning Vector Quantization* tersebut dapat dikatakan bahwa pelatihan data dimulai dengan mencari jarak terdekat antara data latih dengan bobot awal untuk mendapatkan bobot akhir yang akan digunakan untuk melakukan pengujian.

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

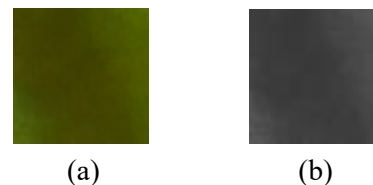
ini ditunjukkan pada Gambar 10 (a) dan Gambar 11 (b).



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.



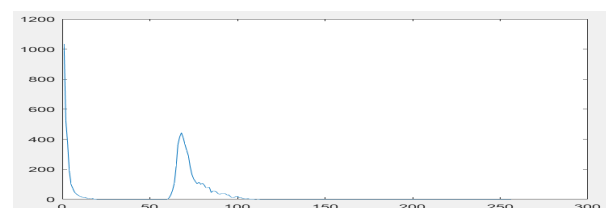
Gambar 11. (a) Citra Daun Teh Yang Telah Di Crop 50x50, (b) Citra Daun Teh yang telah di Crop dan Grayscale

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 | α $= \alpha - \alpha(dec \alpha)$ |
| 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 (α) dan penurunan laju pelatihan ($dec \alpha$). Untuk target ada 2 pola, nilai minimum laju pelatihan (min α) adalah 0,000001, dan maksimal iterasi nilainya 1000.

Unjuk kerja dari data pelatihan identifikasi serangan awal hama *empoaasca* pada tanaman teh dengan parameter α 0,01 dan $dec \alpha$ 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 ($dec \alpha$) | Laju Pelatihan (α) | 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 α dan $dec \alpha$, 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 α (α) = 0,01 dan nilai $dec \alpha$ ($dec \alpha$) = 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.

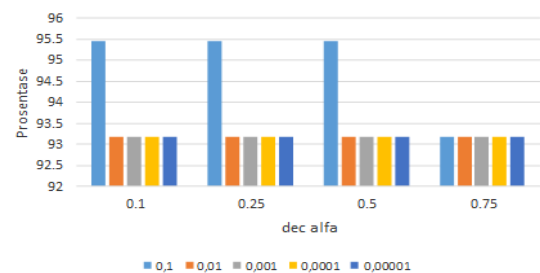
Tabel 8. Perbandingan Jarak Antar Kelas Pada Data Uji

| 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

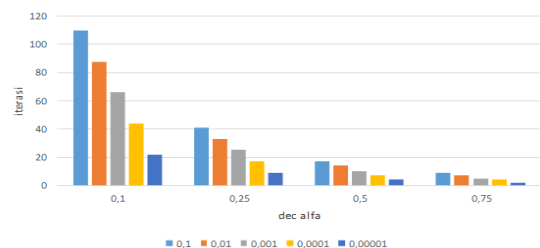
LVQ. Proses selanjutnya adalah identifikasi, pada tahap pelatihan sistem akan dilatih untuk mengenali target yang sudah ditentukan, apakah hasilnya sesuai atau tidak sesuai dengan target. Jumlah target yang digunakan banyaknya sesuai atau sama dengan jumlah data pelatihan yang digunakan dalam penelitian 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 Ichtiar 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. Trimman, 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.