

KLASIFIKASI JENIS PENYAKIT DAUN ANGGUR MENGUNAKAN METODE EKSTRAKSI FITUR GLCM DAN *NEURAL NETWORK*

Anggy Jovano¹⁾, Muhammad Imron Rosadi²⁾, Cahya Bagus Sanjaya³⁾

^{1),2), 3)} Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Yudharta Pasuruan
Jl. Yudharta No.7, Kembangkuning, Sengonagung, Purwosari, Pasuruan, Jawa Timur 67162
[1\)anggyjovano11@gmail.com](mailto:anggyjovano11@gmail.com), [2\)imron.rosadi@yudharta.ac.id](mailto:imron.rosadi@yudharta.ac.id), [3\)cbsanjaya@yudharta.ac.id](mailto:cbsanjaya@yudharta.ac.id)

ABSTRAK

Buah anggur atau nama ilmiah *Vitis vinifera* merupakan salah satu tanaman buah yang telah banyak dikenal dan digunakan secara luas oleh masyarakat Indonesia. Untuk meningkatkan mutu produksi buah anggur yakni dengan cara menjaga tanaman tersebut dari penyakit yang diakibatkan oleh jamur serta mikroorganisme. Secara umum penyakit pada tanaman buah anggur mempunyai 4 (empat) jenis penyakit yakni hawar daun (*leaf blight*), tungau (*mites*), campak hitam (*black measles*), dan busuk hitam (*black rot*). Pada penelitian ini akan diusulkan menggunakan metode ekstraksi tekstur *Gray Level Cooccurrence Matrix* (GLCM) dan *Neural Network* untuk klasifikasi penyakit daun anggur. Dataset yang akan digunakan pada penelitian ini mengambil dari kaggle, di mana setiap kelas mempunyai dataset 80. Ada 4 (empat) kelas sebagai klasifikasi yang dilakukan yaitu daun sehat, campak hitam daun, hawar daun, dan busuk hitam daun. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah jaringan syaraf tiruan backpropagation dengan menggunakan fitur tekstur. Menggunakan model jaringan syaraf tiruan *backpropagation* dari *toolbox nprtool*, *input layer* = 10, *hidden layer* 10, dan *output layer* 4, *root mean square error* = 0,0425. Jadi akurasi hasil pengujian adalah 92,5%

Kata Kunci: Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM), Klasifikasi, Neural Network, Penyakit Daun Anggur.

ABSTRACT

Grapes or the scientific name Vitis vinifera is one of the fruit plants that have been widely known and widely used by the people of Indonesia. To improve the quality of grape production, namely by protecting the plant from diseases caused by fungi and microorganisms. In general, there are 4 (four) types of diseases on grapes, namely leaf blight, mites, black measles, and black rot. In this study, it is proposed to use the Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM) and Neural Network texture extraction methods for the classification of grape leaf disease. The dataset that will be used in this study is taken from Kaggle, where each class has a dataset of 80. There are 4 (four) classes for classification, namely healthy leaves, leaf black measles, leaf blight, and black rot. The method used in this research is a backpropagation neural network using texture features. Using the backpropagation neural network model from the nprtool toolbox, input layer = 10, hidden layer 10, and output layer 4, root mean square error = 0.0425. So the accuracy of the test results is 92.5%

Keywords: Classification, Gray Level Cooccurrence Matrix (GLCM), Grape leaf disease, Neural Network.

I. PENDAHULUAN

Buah anggur atau nama ilmiah *Vitis vinifera* merupakan suatu tumbuhan buah yang pernah sudah diketahui dan dipakai secara menyeluruh oleh rakyat Indonesia. Buah anggur sangat mudah dijumpai dan ditemukan hampir diseluruh Indonesia. Masyarakat Indonesia sudah lama membudidayakan atau mengkonsumsi buah anggur. Buah anggur sendiri mempunyai banyak kandungan seperti *flavonoid*, *saponin* dan *polifenol* [1]. Untuk meningkatkan mutu produksi buah anggur yakni dengan cara menjaga tanaman tersebut dari penyakit yang berawal oleh jamur dan mikroorganisme. Secara umum penyakit pada tanaman buah anggur mempunyai 4 (empat) jenis penyakit yakni hawar daun (*leaf blight*), tungau (*mites*), campak hitam (*black measles*), dan busuk hitam (*black*

rot). Dengan melihat secara kasat mata daun yang terpapar penyakit dapat terlihat, tetapi menciptakan tidak sah karena sulit dibedakan dari tingkat kesamaan penyakit, dan juga susah dipilah dari tekstur atau warna pada daun anggur [2].

Pada penelitian terdahulu telah dilakukan penelitian serupa yakni klasifikasi penyakit daun pada tanaman buah anggur. Diantara penelitian tersebut yakni klasifikasi penyakit daun menggabungkan fitur warna dan tekstur dengan menerapkan *K*Tree* [2]. Pada penelitian lain juga dilakukan pada ekstraksi daun dengan metode ekstraksi kerangka daun berdasarkan warna dan tekstur [3]. Klasifikasi penyakit daun juga digunakan pada penelitian Pranjali B. Padol [4], penelitian tersebut menggunakan ekstraksi fitur warna dan tekstur dengan metode klasifikasi penyakitnya menggunakan SVM. Penelitian serupa yang pernah

dilakukan yakni menerapkan *Machine Learning* dimana ekstraksi ciri menggunakan metode GLCM dan klasifikasi menggunakan SVM [5].

Metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yakni satu bagan yang bagian-bagiannya adalah total pasangan piksel yang mempunyai tingkat kecahayaan tertentu, adapun pasangan piksel tersebut berpencar dengan jarak d , dengan satu sudut inklinasi θ [6]. Di dalam metode ini mempunyai kelebihan yakni sangat akurat sebagai deskriptor ciri dalam merepresentasikan analisis tekstur dari suatu *image*. Dan juga mempunyai kekurangan dalam metode ini yaitu hanya dapat bekerja optimal pada domain *greyscale*, sehingga komponen warna dari *image* diabaikan.

Metode *Neural Network* atau jaringan saraf tiruan merupakan sistem komputasi di mana arsitektur dan operasi diajarkan dari pemahaman tentang sel saraf biologis didalam otak, yang merupakan salah satu cabang buatan dari otak manusia yang selalu mencoba menstimulasi metode pembelajaran pada otak manusia [7]. Metode ini mempunyai kelebihan yakni mampu memetakan berlandaskan inputan dan outputan serta mentoleransi terhadap *noise*, *Neural Network* sangat luwes dengan data yang *noisy*. Dan juga mempunyai kekurangan yang mana tahapan untuk proses dalam model ini sangat panjang [8]

Berbeda dengan penelitian sebelumnya, pada penelitian ini memiliki tahap *pre-processing* yang mana menerapkan pemisahan objek dengan *background* menggunakan teknik *thresholding* dan *cropping*, ekstraksi ciri tekstur *Gray Level Cooccurrence Matrix* (GLCM) dan metode *Neural Network* sebagai klasifikasi pada penyakit daun tanaman anggur. Dataset yang hendak digunakan pada riset ini mengambil dari kaggle, di mana setiap kelas mengambil dataset sebanyak 80. Ada 4 (empat) kelas sebagai klasifikasi yang dilakukan yaitu hawar daun (*leaf blight*), daun sehat, campak hitam (*black measles*), dan busuk hitam (*black rot*). Diharapkan penelitian ini memberikan nilai akurasi yang sedikit lebih baik dari penelitian sebelumnya.

II. KAJIAN TEORI

A. Anggur

Buah anggur (*Vitis vinifera* dan *V. Labrusa L.*) yakni salah satu tumbuhan buah yang berawal dari daerah Armenia, Rusia yang telah banyak diketahui dan dipergunakan secara menyeluruh oleh masyarakat Indonesia. Tumbuhan ini pada waktu itu tidak diupayakan secara keurtungan karena menghasilkan buah yang masam. Baru sejak tahun 1950-an terdapat mendambah perhatian terhadap tanaman anggur karena ditemukan cara-cara untuk memangkas kemasamanya. Terdapat daerah di Indonesia yang menghasilkan keuntungan dari penanaman buah anggur yakni di Buleleng Bali, Probolinggo Jawa Timur, Palu Sulawesi Tengah, dan

Sulawesi Selatan [9]. Salah satu berkurangnya mutu buah anggur yakni penyakit pada daun buah anggur yang disebabkan oleh jamur dan mikroorganisme. Secara umum penyakit pada tanaman buah anggur mempunyai 4 (empat) jenis penyakit yakni hawar daun (*leaf blight*), tungau (*mites*), campak hitam (*black measles*), dan busuk hitam (*black rot*).

B. Segmentasi

Segmentasi yakni sebuah proses diarahkan untuk mendapatkan objek-objek yang tercantum didalam *image* atau membagi *image* kedalam wilayah dengan setiap objek atau wilayah mempunyai kesamaan dalam atributnya [10]. *image* yang hanya mengandung satu objek dibedakan dari latar belakangnya. Sedangkan pada *image* yang berisi banyak objek proses untuk pemilahannya lebih kompleks

C. Thresholding

Thresholding yaitu tahap pengubahan *image greyscale* menjadi *image biner* atau hitam putih sehingga dapat diperoleh wilayah mana yang terbilang *foreground* dan *background* dari *image* secara terang. Secara rumus matematika dapat ditulis sebagai berikut:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x, y) \geq T \\ 0 & \text{if } f(x, y) < T \end{cases}$$

(1)

Dengan $g(x,y)$ adalah *image biner* dari *image greyscale* $f(x,y)$, dan T menyatakan nilai *threshold*. Nilai T ditentukan dengan menggunakan metode *thresholding* umum dan *thresholding* khusus [11]

D. Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) diciptakan perdana oleh Haralick ketika tahun 1973 dan memiliki 28 fitur untuk menggambarkan model spasial. GLCM memakai orde kedua pada perhitungan tekstur. Orde kesatu pada perhitungan tekstur memakai kalkulasi statistik dilandasi pada nilai piksel *image* asli semata (seperti varians) dan tak menfokuskan *rasio adjacency* piksel. Pada orde kedua, dihitung hubungan antara dua pasang piksel pada *image* asli [12]. Menggunakan ekstraksi ciri tekstur orde kedua, dimana cirinya adalah Haralick, yang terdiri dari 5 ciri yaitu *Inverse Different Moment* (IDM), korelasi, *Angular Second Moment* (ASM), kontras, dan entropi.

a. *Angular Second Moment* (ASM) adalah ukuran keseragaman gambar yang ditunjukkan pada *Perseamaan 2*. Semakin tinggi nilai ASM, semakin seragam gambarnya.

$$ASM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (P(i, j))^2 \tag{2}$$

di mana P_{ij} menyatakan nilai pada baris i dan kolom j pada matriks kookurensi

- b. Kontras yang dihitung dengan Persamaan 3 adalah ukuran adanya perubahan skala abu-abu antara satu piksel dan piksel tetangga di seluruh gambar.

$$Kontras = \sum_{n=1}^L (i - j)^2 \{ \sum_{|i-j|=n} P(i, j) \} \tag{3}$$

di mana $|i - j| = n$

- c. *Inverse Different Moment* (IDM) IDM dalam Persamaan 4 yaitu mengukur keseragaman gambar yang berderajat keabuan yang sama

$$IDM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \frac{(P(i, j))^2}{1+(i-j)^2} \tag{4}$$

- d. Entropi yang menunjukkan pada Persamaan 5, yaitu nilai skala keabuan gambar yang tidak akurat.

$$Entropi = - \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (P(i, j) \log (P(i, j))) \tag{5}$$

- e. Korelasi yakni ukuran ketergantungan langsung antar nilai-nilai abu gambar. Korelasi bisa membagikan indikasi adanya struktur direct, yang dihitung memakai Persamaan 6

$$Korelasi = \frac{\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (ij)(P(i, j) - \mu_i' \mu_j')}{\sigma_i' \sigma_j'} \tag{6}$$

Yang mana $\mu_i' \mu_j'$ yaitu rerata $\mu_i' \mu_j'$ serta $\sigma_i' \sigma_j'$ yakni standar deviasi $\mu_i' \mu_j'$.

Keterangan :

L : Jumlah level yang digunakan untuk komputasi

J : Baris

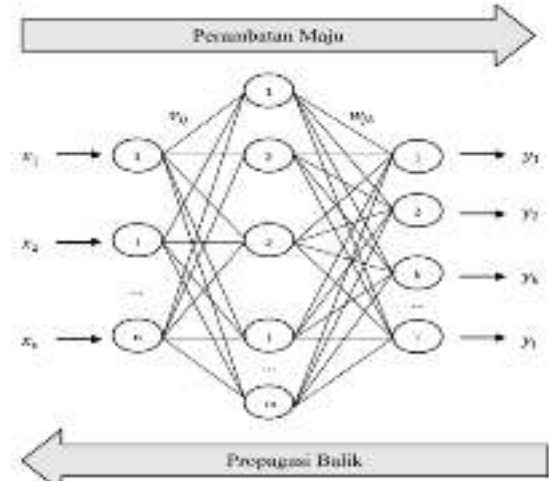
k : Kolom

GLCM (j,k) : Nilai pada baris j dan kolom k pada matriks GLCM

n : iNilai iabsolut ij-k

E. *Backpropagation Neural Network*

Menurut [13] mengatakan bahwa, Algoritma *Backpropagation* diciptakan pada tahun 1969 oleh Bryson. tetapi akhirnya diabaikan karena komputasi yang beban. Pada pertengahan 1980- an, algoritma ini kembali diperiksa. Cara proses yang dilakukan algoritma *backpropagation* serupa dengan *perceptron*.



Gambar 1. Ilustrasi *Backpropagation* [14]

Algoritma *backpropagation* bisa melatih sistem akan mendapatkan kesepadanan dari kapasitas jaringan, dan bisa memahami model yang dipakai pelatihan persoalan [15]. Algoritma ini melaksanakan penyesuaian dengan cara mengalihkan nilai bobot berlandaskan pada hubungan yang sesuai antara hasil lapisan keluaran dan target aktual. Tahap memodifikasi bobot bergerak merayap mundur dari layer output menuju layer input. Mengenai pelatihan *backpropagation* dijelaskan sebagai berikut [7]

0. Inisialisasi bobot-bobot

1. Jika syarat berhenti maka akan salah, kerjakan tahap 2 sampai 9
2. Tahap 3 sampai 8 merupakan tahap untuk data latih.
3. untuk langkah 3 – 5 yakni memajukan proses (*feedforward*). Per unit masukkan $(x_i, i = 1, \dots, n)$ mendapatkan isyarat masukkan x_i dan diteruskan ke unit-unit tersembunyi.
4. Pada setiap unit tersembunyi ($Z_j, j = 1, \dots, p$) menjumlahkan isyarat masukkan terbobot (termasuk biasanya),

$$Z_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \tag{7}$$

Kemudian gunakan fungsi pemacu yang ditentukan untuk menghitung sinyal keluaran dari unit keluaran yang relevan:

$$Z_j = f(z_in_j) \tag{8}$$

Selanjutnya sinyal keluaran ini akan mengirim ke semua unit yang berada di unit atas (unit *output*)

5. Pada setiap-tiap unit keluaran ($y_k, k = 1, \dots, m$) menjumlahkan isyarat masukkan terbobot,

$$Y_in_k = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \tag{9}$$

Kemudian menghitung sinyal keluaran dari unit keluaran berangkutan dengan menggunakan fungsi aktivasi yang telah ditentukan

$$y_j = f(y_{in_k}) \quad (10)$$

Sinyal keluaran ini akan mengirim ke semua unit keluaran.

6. Pada langkah 6 sampai 7, ini adalah proses propagasi umpan balik atau kesalahan. Dapatkan model target yang terkait dengan mode pelatihan *inputnya* pada setiap komponen *output* ($y_k, k = 1, \dots, m$). Hitung kesalahan antara target dan keluaran jaringan.

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \quad (11)$$

faktor δ_k dipakai untuk Koreksi kesalahan perhitungan (Δw_{jk}) nantinya yang bisa digunakan untuk memperbarui w_{jk} dimana:

$$\Delta w_{jk} = a \delta_k z_j \quad (12)$$

Selain itu juga akan menghitung koreksi bias (Δw_{ok}) yang nantinya akan digunakan untuk membenahi w_{ok} :

$$\Delta w_{ok} = a \delta_k \quad (13)$$

Faktor δ_k lalu akan di kirimkan ke lapisan yang berada pada langkah ke 7

7. Setiap unit yang tersembunyi ($z_j, j = 1, \dots, p$) menambahkan masukkan delta (dari langkah ke-6) yang telah berbobot

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (14)$$

Lalu hasilnya dikalikan dengan turunan dari fungsi aktivasi yang dipakai untuk menghitung informasi kesalahan *error* δ_i di mana :

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \quad (15)$$

Kemudian mengkoreksi bobot dan biasnya:

$$\Delta v_{ij} = a \delta_j x_i \quad (16)$$

8. Untuk langkah 8 - 9 ialah Proses memperbarui bobot dan bias. Setiap unit keluaran ($y_k, k = 1, \dots, m$) menetapkan bobot dan bias dari setiap unit tersembunyi ($j = 0, \dots, p$);

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (17)$$

dan setiap unit tersembunyi ($z_j, j = 1, \dots, p$) memperbarui bobot dan biasnya ($i = 0, 1, \dots, n$):

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (18)$$

9. Ketika kesalahan ditemukan, tes kesehatan akan berhenti. Ketika kondisi berhenti terpenuhi, maka melatih jaringan dapat diberhentikan.

Keterangan :

$x_i \dots x_n$: masukkan
$y_i \dots y_n$: keluaran
$z_i \dots z_n$: nilai lapisan yang tersembunyi
v_{ij}	: bobot antara lapisan masukkan dan
	lapisan tersembunyi
w_{jk}	: bobot antara lapisan tersmbunyi dan lapisan keluaran
δ	: galat informasi
α	: konstanta berkelanjutan
μ	: momentum

F. Uji Kesesuaian Model

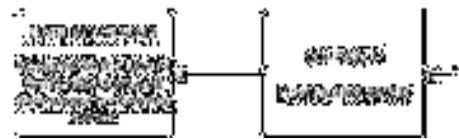
Pengujian kesamaan model melakukan dengan menghitung tingkat akurasi yang dihasilkan oleh model. Untuk mendapatkan nilai akurasi dapat dilakukan dengan menggunakan rumus yaitu dengan membandingkan hasil yang benar dengan banyaknya data yang diuji [15].

$$\text{Akurasi} : \frac{\sum \text{Data Benar}}{\sum \text{Jumlah Data Uji}} \times 100\% \quad (19)$$

III. METODOLOGI PENELITIAN

A. Kerangka Pemikiran

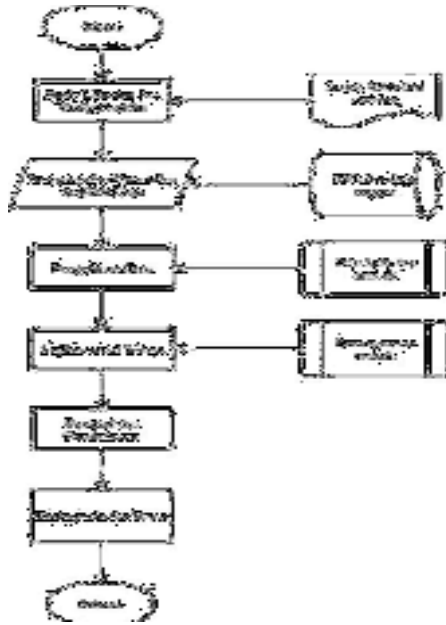
Pada riset ini memiliki kerangka pemikiran seperti pada gambar berikut ini:



Gambar 2. Kerangka Pemikiran

B. Diagram Alur Penelitian

Pada riset ini memiliki alur penelitian seperti pada gambar berikut ini:



Gambar 3. Diagram Alur Penelitian

C. Tahap Pengumpulan Data

Dataset pada riset ini yang akan dipakai yakni *public Kaggle dataset* yang diunduh dari *Kaggle Dataset Grape Disease* yang sudah pernah dipakai pada penelitian sebelumnya dan sudah tersebar secara bebas di internet.

Maka dari itu, tahap pengumpulan data pada penelitian ini mengunduh dari website *Kaggle Dataset* <https://www.kaggle.com/sohaibalam67/grape-disease> yang terbagi menjadi 4 (empat) kelas yaitu hawar daun (*leaf blight*), daun sehat, campak hitam (*black measles*), dan busuk hitam (*black rot*). Kemudian, 320 gambar diambil dari kumpulan data dan dibagi menjadi gambar untuk pelatihan (50 daun sehat, 50 hawar daun, 50 bercak daun, dan 50 campak hitam). Sisa 120 gambar digunakan untuk pengujian (30 daun sehat, 30 daun busuk, 30 campak hitam dan 30 bercak daun). Selanjutnya diklasifikasi untuk mendeteksi adanya penyakit daun anggur secara otomatis dengan cepat dan tepat. Citra dataset yang diunduh dari *website Kaggle Dataset* yang ditunjukkan pada tabel berikut

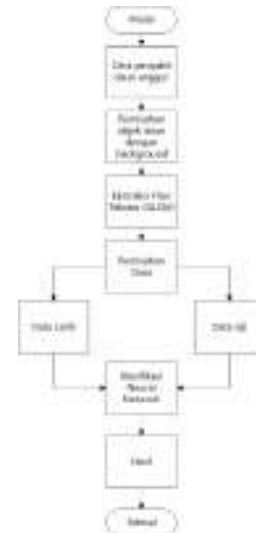
Table 1. Dataset Penyakit Daun Anggur

No	Nama Penyakit	Gambar Penyakit daun
1.	Busuk Hitam	
2.	Campak Hitam	

3.	Hawar Daun	
4.	Daun Sehat	

D. Tahap Pengolahan Data

Pada tahap ini adalah proses yang dilakukan untuk identifikasi penyakit daun anggur dengan menggunakan metode ekstraksi fitur tekstur GLCM dan Klasifikasi *Neural Network*. Berikut gambar alur pengolahan data pada penelitian ini.



Gambar 4. Flowcart Pengolahan Data

1. *Pre-processing*

Segmentasi citra merupakan tahap *pre-processing* pada penelitian ini. *Pre-processing* adalah tahapan awal dimana data masih belum diproses atau data masih dalam kondisi mentah. Pada tahap ini memisahkan objek dengan background, dan *cropping*.

2. *Grayscale image*

Grayscale image yaitu termasuk tahapan dari *pre-processing*. Dalam proses ini semua *image* akan diubah menjadi warna abu-abu atau *grayscale*, sebelum *image* tersebut diubah ke bentuk biner.

3. Binerisasi

Sebelum menggunakan *Gray Level Cooccurrence Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi, seperti memisahkan objek dengan latar belakang (*background*). Kemudian pada tahapan ini melakukan segmentasi *Otsu Thresholding* untuk menciptakan nilai *biner* dari *image* yang akan di ekstraksi.

Segmentasi adalah sebuah proses diarahkan untuk mendapatkan objek-objek yang tercantum didalam image atau membagi image kedalam daerah dengan setiap objek atau daerah mempunyai kemiripan dalam atributnya

4. Ekstraksi fitur

Ekstraksi fitur merupakan proses untuk mengetahui suatu data atau ciri yang berbeda antara *image* satu dengan *image* yang lainnya. Dalam penelitian ini mengusulkan mmengekstrak fitur tekstur menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Dalam imetode ini ada lima fitur yang harus dihitung untuk mendeskripsikan ciri-ciri dari suatu *image*. Adapaun fiturnya antara lain *Inverse Different Moment* (IDM), korelasi, *Angular Second Moment* (ASM), kontras, dan entropi.

5. *Neural Network*

Setelah ekstraksi fitur tekstur pada daun anggur, tahapan selanjutnya yaitu mengklasifikasikan dengan menggunakan metode *Neural Network* dengan algoritma *Backpropagation*.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. *Preprocessing*

Pre-processing adalah tahapan awal dimana data masih belum diproses atau data masih dalam kondisi mentah. Pada penelitian ini mempunyai tahap penghapusan latar belakang, *cropping*, citra keabuan dan binerisasi : *Cropping* merupakan tahapan pemotongan citra daun dengan ukuran yang sesuai dengan daunnya sekaligus penghapusan latar belakang gambar daun anggur yang mempunyai tujuan untuk menghilangkan *noise* pada objek daun dengan menggunakan *thresholding*.



Gambar 5. Citra Daun yang Berlatar Belakang



Gambar 6 Citra Daun Tanpa Latar Belakang

Citra yang telah dihapus latar belakang seperti gambar 6 akan di ubah hingga gambar skala abu-abu seperti pada gambar 7. Selanjutnya dilakukan binerisasi untuk menciptakan nilai *binner* dari *image* yang akan di ekstraksi dengan menggunakan metode *otsu*. Tujuan binerisasi pada citra merupakan untuk didapatkan dua nilai, yaitu putih adalah 1 dan hitam adalah 0. Yang mana, 1 adalah objek dan 0 adalah *Background* (latar belakang). Jika dikonversi ke Excel, hasil citra biner akan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 7. Citra Keabuan



Gambar 8. Citra Binner

B. *Ekstraksi Fitur Tekstur*

Karakteristik tekstur merupakan karakteristik penting dalam citra, dimana informasinya berupa struktur permukaan citra. Pada penelitian ini, *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) digunakan sebagai matriks untuk mendapatkan nilai keabuan dari citra. Karena hubungan antara dua pasang piksel dalam gambar asli dipertimbangkan, metode GLCM digunakan untuk ekstraksi fitur tekstur.. Oleh sebab itu perlu adanya perhitungan GLCM dan menggunakan dua arah yaitu 0° dan 90° dalam penelitian ini. Adapun *variable* yang digunakan terdapat 10 atribut yakni *Inverse Different Moment* (IDM), korelasi, *Angular Second Moment* (ASM), kontras, dan entropi. Dan 4 atribut keluaran yaitu jenis penyakit daun seperti pada table berikut:

Tabel 2. Atribut Dataset

No	Atribut	Type
1	ASM 0°	Real
2	Kontras 0°	Real
3	Korelasi 0°	Real
4	IDM 0°	Real
5	Entropi 0°	Real
6	ASM 90°	Real
7	Kontras 90°	Real
8	Korelasi 90°	Real
9	IDM 90°	Real
10	Entropi 90°	Real
11	Jenis Penyakit	Numeric

C. *Backpropagation Neural Network*

Pada penelitian ini mengajukan model *backpropagation neural network* sebagai metode untuk mengklasifikasikan jenis penyakit daun anggur dengan menggunakan ekstraksi tekstur GLCM. Selanjutnya dibangun arsitektur *backpropagation neural network* di mana menggunakan *toolbox* pada matlab yaitu *nprtool* yang mana terdapat 3 layer yaitu *input layer*, *hidden layer* dan *output layer* seperti pada gambar 9. Pada input layer

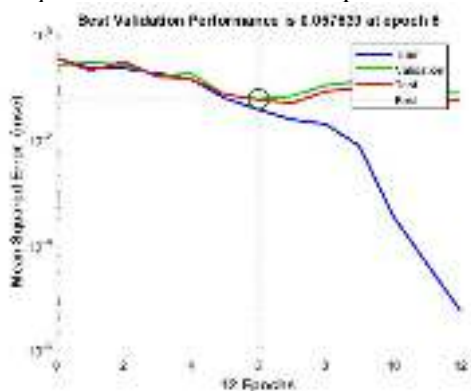
terdapat 10 *neuron* mengikuti dengan atribut yang ada pada dataset. Kemudian sebagai eksperimen cara kerja metode *backpropagation* menggunakan 10 *neuron* pada *hidden layer* dan 4 *neuron* pada *output layer*. Parameter yang digunakan sebagai proses pembelajaran pada data *training* yaitu *epoch* sebanyak 1000 atau banyaknya iterasi perulangan dan performa metode dengan melihat nilai MSE. Adapun bentuk arsitektur *backpropagation* dapat dilihat pada gambar berikut:



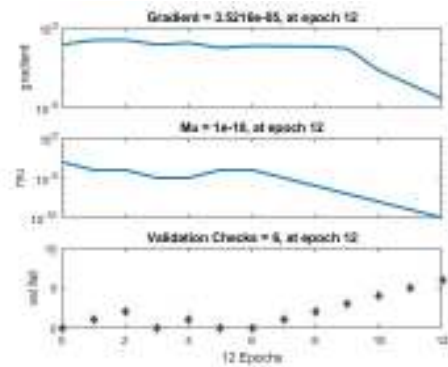
Gambar 9. Arsitektur Algoritma *Backpropagation Neural Network*

D. Pengujian

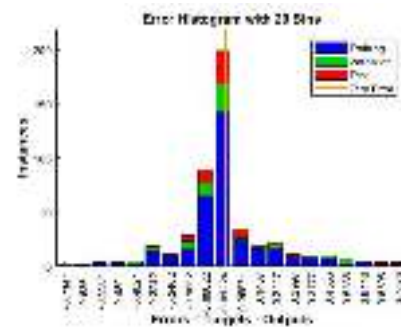
Setelah memiliki nilai *epoch* dan *hidden layer*, mengujinya bersama-sama dengan data uji untuk mendapatkan keakuratan metode yang digunakan. Kemudian hasil dari pengujian menampilkan hasil dari *performance*, *training state*, *error histogram*, *confusion*, dan *receiver operation characteristic* seperti berikut ini:



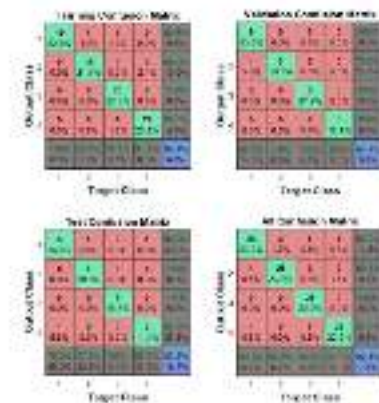
Gambar 10. *Performance*



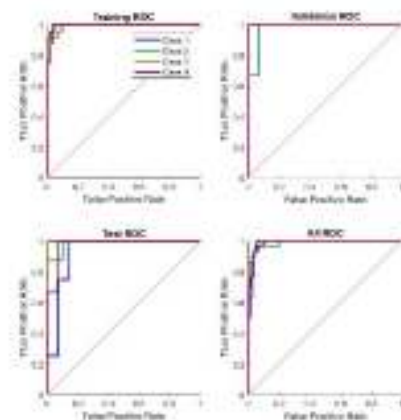
Gambar 11 *Training State*



Gambar 12. *Error Histogram*



Gambar 13. *Confusion Matrix*



Gambar 14. *ROC*

E. Hasil Penilaian Akurasi

Justifikasi keakuratan tata cara *Backpropagation* melaksanakan dengan metode membilang nilai akurasinya. Didapatkan nilai akurasi sebanyak 92.5%. Terus menjadi besar nilai akurasinya hingga terus menjadi baik. Nilai akurasi didapatkan dari kumlah informasi uji yang benar dipecah dengan banyaknya informasi. Menimpa perhitungan buat menghitung akurasinya ialah selaku berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{\sum \text{Data Benar}}{\sum \text{Jumlah Data Uji}} \times 100\%$$

$$\text{Akurasi} = \frac{\sum 111}{\sum 120} \times 100\%$$

$$\text{Akurasi} = 92.5\%$$

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Berlandaskan percobaan yang dicoba pada hasil klasifikasi tipe penyakit daun anggur beserta mengekstraksi fitur tekstur GLCM orde 2

bisa disimpulkan hingga model *backpropagation neural network* bisa digunakan buat mengklasifikasi tipe penyakit daun anggur teksturnya.

Adapun model *backpropagation neural network* dengan toolbox *nprtool* dengan input layer = 10, hidden layer 10 dan output layer 4. Input layer yang dimasukkan yakni berupa fitur dalam GLCM antara lain ASM, Kontras, Korelasi, IDM dan Entropi dengan arah 0° dan 90°. Dimana dengan memakai imodel tersebut memiliki *root mean square error* sebanyak = 0.0425. Dalam tata cara percobaan image penyakit daun anggur dengan dikerjakannya 120 citra dataset uji di bisa hasil kalau 111 citra daun anggur mempunyai hasil yang benar ataupun betul dengan tipe penyakitnya serta 9 citra daun tidak pas dalam memaklumkan tipe penyakitnya. Kesimpulannya akurasi buat proses pengujian citra daun anggur ialah 92.5%.

Adapun untuk lebih menyempurnakan hasil riset berikutnya, saran untuk riset selanjutnya antara lain sebagai berikut:

1. Untuk survey selanjutnya pada subjek yang sama akan lebih memperhatikan proses preprocessing, yaitu proses pemisahan objek dari latar belakang (background).
2. Menambahkan ekstraksi fitur atau warna dapat dilakukan untuk penelitian selanjutnya.

VI. DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. MUTIA, "UJI TOKSISITAS AKUT EKSTRAK ETANOL BUAH ANGGUR (*Vitis vinifera*) TERHADAP LARVA *Artemia salina* Leach DENGAN METODE BRINE SHRIMP LETHALITY TEST (BST)," 2010.
- [2] S. S. Simanjuntak, H. Sinaga, and K. Telaumbanua, "Klasifikasi Penyakit Daun

Anggur Menggunakan Metode GLCM, Color Moment dan K * Tree," vol. 21, no. 2, pp. 93–104, 2020.

- [3] D. A. G. S. N.KRITHIKA, "An Individual Grape Leaf Disease Identification Using Leaf Skeletons and KNN Classification," 2017.
- [4] P. B. Padol and Prof. Anjali A.Yadaw, "SVM Classifier Based Grape Leaf Disease Detection," pp. 175–179, 2016.
- [5] J. S.M, M. P, T. D, and Vatasala, "Grape Leaf Disease Identification using Machine Learning Techniques." p. Having diseases is quite natural in crops due to, 2019.
- [6] R. Hidayat, "Implementasi Penggabungan Metode Fitur Ciri Orde 1 dan Fitur Ciri Orde 2 Pada Citra Untuk Pengklasifikasian Jenis Batu Akik," *J. Ilm. Komput. dan Informatika*, 2016.
- [7] Arief Hermawan, *JARINGAN SARAF TIRUAN TEORI DAN APLIKASI*. Penerbit Andi Yogyakarta, 2006.
- [8] A. P. Wibawa, M. Guntur, A. Purnama, M. F. Akbar, and F. A. Dwiyanto, "Metode-metode Klasifikasi," vol. 3, no. 1, pp. 134–138, 2018.
- [9] H. Semangun, *Penyakit-penyakit Tanaman Hortikultura Di Indonesia*. Yogyakarta: Gadjah Mada University Press, 1989.
- [10] abdul kadir, *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra PCD-10*. penerbit andi, 2013.
- [11] W. S. Huda, "KLASIFIKASI JENIS BUAH APEL BERDASARKAN DAUN DENGAN K-NEAREST NEIGHBORS MENGGUNAKAN EKSTRAKSI MOMENT INVARIANT," 2018.
- [12] abdul kadir, "Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra PCD-13." penerbit andi, 2013.
- [13] Yulia Nurmaindah Sari, "JARINGAN SYARAF TIRUAN BACKPROPAGATION UNTUK MEMPREDIKSI LUAS AREA SERANGAN HAMA PADA TANAMAN BAWANG," 2016.
- [14] F. N. Fajri and R. A. Premunendar, "PENGENALAN VARIETAS MANGGA BERDASARKAN BENTUK DAN TEKSTUR DAUN MENGGUNAKAN METODE BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK," vol. 13, pp. 143–153, 2017.
- [15] F. Rizal *et al.*, "Penerapan algoritma *backpropagation* untuk klasifikasi jenis buah rambutan berdasarkan fitur tekstur daun," vol. 1, no. 2, pp. 2–9, 2020.