

Implementasi *Algoritma Canny* Dan *Backpropagation* Untuk Mengklasifikasi Jenis Tanaman Mangga

Elvia Budianita¹, Tricia Ulfadhiani², Febi Yanto³, Pizaini⁴

Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau

Jl.H.R Subrantas No.155 Simpang Baru Panam Pekanbaru

e-mail: elvia.budianita@uin-suska.ac.id, tricia.ulfadhiani@students.uin-suska.ac.id,

febi.yanto@uin-suska.ac.id, pizaini@uin-suska.ac.id

Abstrak

Tanaman mangga banyak sekali di jumpai di Indonesia dan memiliki banyak jenis. Namun, masyarakat pada umumnya masih mengenali jenis tanaman mangga berdasarkan bentuk buah saja. Pengenalan sebuah tanaman bisa dilihat dari bagian daun, karena setiap jenis tanaman mangga memiliki bentuk yang berbeda-beda. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi citra daun mangga menggunakan deteksi tepi *Canny* dan ekstraksi ciri tekstur GLCM (*Grey Level Co-occurent Matrix*) serta menggunakan metode klasifikasi *Backpropagation*. Pada penelitian ini menggunakan 2 tahapan pengambilan data yaitu menggunakan scanner dan kamera hp. Tanaman mangga yang digunakan terdiri dari 10 jenis yaitu mangga Golek, Madu, Arumanis, Apel, Manalagi, Lalijiwa, Udang (*Curut*), Keweni, dan Pakel (*Ambacang*), dan Kemang. Akurasi tertinggi didapat pada pengujian data scanner menggunakan 450 citra data dengan perbandingan 90% data latih :10% data uji yaitu sebesar 49% dengan menggunakan 1 hidden layer yang terdiri dari 1000 neuron dengan learning rate 0.01. Sedangkan pengujian pada data latih, citra daun dapat dikenali dengan baik hingga 100%. *Algoritma Canny* dapat digunakan untuk deteksi tepi, tetapi dalam kasus penelitian ini kurang mampu mengenali struktur tulang daun karena citra yang digunakan di resize.

Kata kunci: *Algoritma Canny, GLCM, Backpropagation, Citra Daun Mangga.*

Abstract

Mango plants have many types. Although these plants are widely planted by people, the introduction of mango plants is also still based on the shape of the fruit. The introduction of a plant can be seen from the leaves, because each type of mango plant has a different shape. This study aims to identify the image of mango leaves using *Canny* edge detection and texture feature extraction of GLCM (*Gray Level Co-occurent Matrix*) and using the method *Backpropagation* classification. In this study, using two stages of data retrieval, namely using a scanner and handphone camera. Mango plants used consist of 10 types : mangga Golek, Madu, Arumanis, Apel, Manalagi, Lalijiwa, Udang (*Curut*), Keweni, dan Pakel (*Ambacang*), dan Kemang. The highest accuracy obtained in testing the scanner data using 450 image data with a ratio of 90% of training data: 10% of test data that was equal to 49% using 1 hidden layer consisting of 1000 neurons with a learning rate of 0.01. While testing on training data, leaf images can be well recognized up to 100%. *Canny's* algorithm can be used for edge detection, but in this case the study not enough to recognize the structure of the leaf bone because the image resized.

Keywords: *Canny Algorithm, GLCM, Backpropagation, Image of Mango Leaves.*

1. Pendahuluan

Indonesia merupakan negara yang banyak memiliki keanekaragaman jenis tumbuhan, salah satunya adalah tanaman mangga. Tanaman mangga banyak sekali di jumpai di Indonesia karena tanaman ini memiliki buah yang manis, enak, dan kaya akan vitamin. Tanaman mangga juga dibudidayakan secara besar – besaran oleh masyarakat. Selain dibudidayakan dan diproduksi, tanaman mangga juga banyak dijumpai dipekarangan – pekarangan rumah masyarakat, karena tanaman ini mudah tumbuh dan berguna sebagai penghijauan lingkungan[1].

Di Indonesia tanaman mangga memiliki banyak jenis diantaranya yaitu mangga golek, arum manis, dan madu, apel dan manalagi, udang, lalijiwa, dan lainnya. Selain itu tanaman ini juga dibudidayakan agar bisa menghasilkan varietas yang baru dan lebih bagus. Meskipun tanaman ini banyak ditanam oleh orang, pengenalan jenis tanaman mangga juga masih kurang optimal, karena masyarakat hanya dapat mengetahui jenis tanaman mangga berdasarkan buahnya saja. Oleh karena itu, jenis tanaman mangga sulit diketahui jenisnya jika dilihat berdasarkan pohon dan daunnya.

Daun merupakan salah satu bagian dari tanaman. Daun sering digunakan untuk mengklasifikasikan jenis tanaman. Daun digunakan untuk mengklasifikasikan tanaman,

karena setiap jenis tanaman memiliki fitur daun yang berbeda. Selain itu, daun lebih mudah diperoleh karena tidak tergantung pada musim [2].

Pengenalan jenis tanaman mangga berdasarkan citra dapat dilakukan dengan mendeteksi tepi citra daun. Salah satu operator yang dapat mendeteksi citra tepi daun yaitu *Operator Canny*. Operator *Canny* dikemukakan oleh John Canny pada tahun 1986 dan terkenal sebagai operator deteksi tepi yang paling optimal. Algoritma ini memberikan tingkat kesalahan yang rendah, melokalisasi titik-titik tepi (jarak piksel- piksel tepi yang ditemukan deteksi dan tepi yang sesungguhnya sangat pendek), dan hanya memberikan satu tanggapan untuk satu tepi [3].

Penelitian terkait yaitu Implementasi Algoritma Canny Dan Backpropagation dalam Pengenalan Pola Rumah Adat yang melakukan pengujian terhadap 125 citra latih sebesar 97.6 %, sedangkan untuk pengujian terhadap 75 citra uji sebesar 50.67 % [4].

Pada ekstraksi ciri tekstur, penelitian ini menggunakan Metode GLCM (*Grey Level Cocurent Matrix*). GLCM digunakan untuk ekstraksi ciri, baik itu ciri citra ataupun data lainnya yang akan digunakan untuk mengambil informasi pokok dari suatu data tertentu sebelum digunakan dalam proses tertentu. GLCM (*Grey Level Cocurent Matrix*) menggunakan perhitungan tekstur orde kedua. Pada Orde kedua perhitungan memperhatikan hubungan antar pasangan dua piksel citra asli [3].

Penelitian terkait yang membahas tentang metode GLCM (*Grey Level Cocurent Matrix*) yaitu penelitian tentang Klasifikasi Citra Batik Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan berdasarkan GLCM (*Grey Level Cocurent Matrix*). Penelitian ini mengklasifikasi citra batik dalam 2 buah kelas non geometri dan geometri sebesar 95.7% pada data latih. Dari 37 (91.9%) ciri citra batik non geometri terdapat 3 (8.1%) ciri yang tidak dapat diklasifikasikan dalam kelasnya. Sedangkan untuk ciri citra geometri semua ciri citra dapat diklasifikasi dengan benar (100%). Untuk proses pengujian terdapat 2 (18.2%) ciri yang tidak bisa diklasifikasi dan pada proses uji validitas semua ciri dapat diklasifikasikan dengan baik [5].

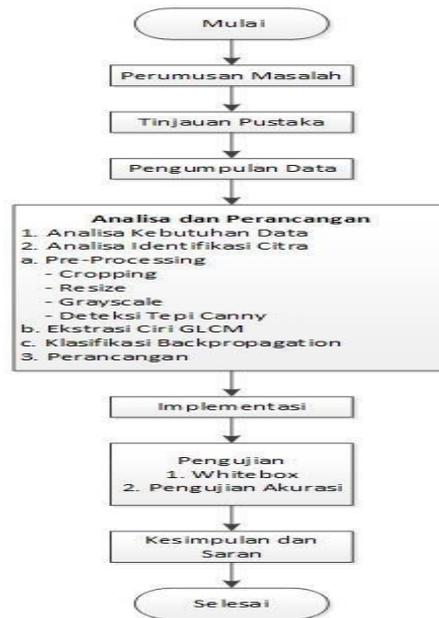
Untuk klasifikasi jenis tanaman mangga digunakan metode Backpropagation. Metode ini memiliki kelebihan yaitu dapat meminimum kesalahan atau eror yang terjadi. Metode ini diharapkan dapat menghasilkan tingkat akurasi yang baik untuk pengklasifikasian.

Penelitian terkait yang membahas tentang Pengenalan Varietas Mangga Berdasarkan Bentuk dan Tekstur Daun menggunakan Metode *Backpropagation Neural Network*. Penelitian ini menggunakan dataset sebanyak 300 citra daun mangga, metode yang digunakan pada penelitian ini yaitu Backpropagation Neural Network (BPNN) dengan menggunakan fitur bentuk dan tekstur daun mangga. Model BPNN yang paling optimal pada penelitian ini yaitu menggunakan hidden layer = 19, learning rate = 0.9, momentum = 0.9 dan epoch = 100 dengan hasil root mean square error (RMSE) = 0.0018. Kemudian hasil dari pengujian menggunakan citra daun mangga menghasilkan tingkat akurasi 96 % [6].

Berdasarkan permasalahan diatas, maka penulis ingin melakukan penelitian mengenai klasifikasi jenis tanaman mangga berdasarkan citra daun. Pengenalan citra dilakukan dengan mendeteksi citra tepi daun mangga dan kemudian melakukan ekstraksi ciri tekstur, dan selanjutnya mengklasifikasi jenis tanaman mangga menggunakan metode *Backpropagation*.

2. Metode Penelitian

Adapun tahapan atau metodologi yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada gambar 2.1:



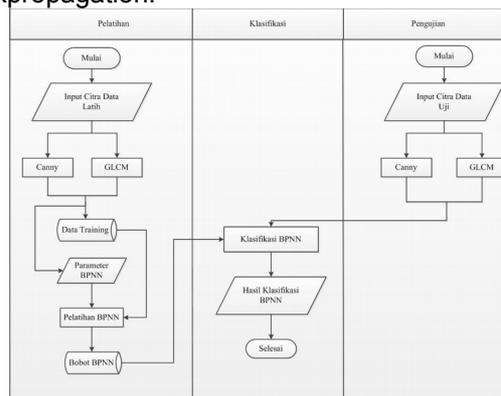
Gambar 2.1 Tahapan Penelitian

a. Analisa Kebutuhan Data

Data Citra daun yang digunakan terdiri dari 10 jenis untuk pengambilan data menggunakan Scanner, dan 5 jenis untuk pengambilan data menggunakan kamera hp. Jumlah data yang digunakan sebanyak 450 citra data daun mangga tampak depan dengan pengambilan data menggunakan Scanner, 125 citra data daun mangga tampak depan dengan pengambilan data menggunakan kamera hp, dan 125 citra data daun mangga tampak belakang dengan pengambilan data menggunakan kamera hp. Ukuran piksel citra daun mangga yang digunakan dalam penelitian ini yaitu 150 x 50.

b. Analisa Identifikasi Citra

Proses yang dilakukan pada penelitian ini akan dibagi menjadi tiga tahapan yaitu pengolahan awal (preprocessing), ekstraksi ciri tekstur menggunakan metode GLCM, dan klasifikasi menggunakan metode Backpropagation.



Gambar 2. 2 Flowchart Identifikasi Citra

1. Pre- Processing

Preprocessing yang dilakukan pada tahapan ini yaitu melakukan *cropping* pada citra, kemudian melakukan *resize*, dan mengkonversi citra ke *grayscale*, serta melakukan deteksi tepi citra menggunakan *algoritma canny*.

Algoritma Canny [6]:

1. Penapisan (*Smoothing*) terhadap citra dengan tujuan untuk menghilangkan derau. Hal ini dapat dilakukan dengan menggunakan filter *Gaussian* dengan cadar/mask sederhana.

$$\frac{1}{115} \times \begin{matrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 12 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 12 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{matrix} \dots\dots\dots(1)$$

2. Menghitung nilai gradient.
 Proses ini digunakan untuk mencari tepi gambar dan arah tepi dengan melibatkan operator sobel sebagai *mask* untuk mencari tepi. Mask sobel 3 x 3 digunakan untuk mencari nilai ketetangaan arah x dan y.

$$G_x = \begin{matrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{matrix} \quad G_y = \begin{matrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{matrix} \dots\dots\dots(2)$$

Hasil dari mask menggunakan sobel dihitung sebagai Gx dan Gy. Akar kuadrat dari Gx kuadrat ditambah Gy kuadrat dihitung sebagai nilai magnitude.

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \dots\dots\dots(3)$$

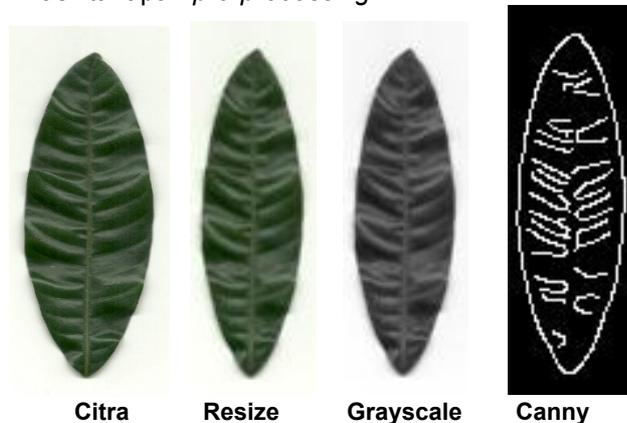
Invers tangen (arctan) dari Gx/Gy menghasilkan nilai tepi.

$$\theta = \arctan \left(\frac{G_x}{G_y} \right) \dots\dots\dots(4)$$

3. *Non-maximum-suppression*:
 Memperkecil garis tepi yang muncul dengan menerapkan *non maximum suppression* sehingga menghasilkan garis tepian yang lebih ramping.

4. *Edge tracking by hysteresis*:
 Tepian final ditentukan dengan menekan semua sisi yang tidak terhubung dengan tepian yang sangat kuat. Proses ini menggunakan dua kali proses *Thresholding* yaitu dengan *High Thresholding* dan *Low Thresholding*.

Berikut ini merupakan hasil tahapan *pre-processing*:



2. Ekstrasi Ciri GLCM

Proses selanjutnya yaitu ekstrasi ciri tekstur, dimana citra yang digunakan yaitu merupakan citra hasil grayscale. *Gray level co-occurrence matrix* (GLCM) atau matriks ko-okurensi merupakan salah satu metode analisis tektur yang paling banyak digunakan berdasarkan fungsi statistika orde kedua. Pada penelitian ini, ciri statistik orde dua yang digunakan yaitu *Angular Second Moment*, *Contrast*, *Correlation*, *Variance*, *Inverense Different Moment* dan *Entropy* [7].

- a. *Angular Second Moment* (ASM) menyatakan ukuran sifat homogenitas citra atau ukuran konsentrasi pasangan dengan intensitas keabuan tertentu pada matriks.

$$ASM = \sum_i \sum_j \{p(i, j)\}^2 \dots\dots\dots(5)$$

- b. *Contrast* merupakan ukuran penyebaran (momen inersia) elemen-elemen dalam matriks citra.

$$CON = \sum_i \sum_j (i-j)^2 p(i,j) \dots\dots\dots(6)$$

c. *Correlation* merupakan nilai ukuran ketergantungan linier derajat keabuan citra sehingga dapat memberikan petunjuk adanya struktur linier dalam citra.

$$COR = \frac{\sum_i \sum_j (ij) \cdot p(i,j) - \mu_i \mu_j}{\sigma_i \sigma_j} \dots\dots\dots(7)$$

Dimana nilai μ_x , μ_y , σ_x dan σ_y didapatkan dengan persamaan berikut.

$$\mu_i = \sum_i \sum_j i p(i,j) \dots\dots\dots(8)$$

$$\mu_j = \sum_i \sum_j j p(i,j) \dots\dots\dots(9)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\sum_i \sum_j p(i,j) (i - \mu_i)^2} \dots\dots\dots(10)$$

$$\sigma_j = \sqrt{\sum_i \sum_j p(i,j) (j - \mu_j)^2} \dots\dots\dots(11)$$

d. *Variance* merupakan nilai yang menunjukkan variasi elemen-elemen matrikskookurensi. Citra dengan transisi derajat keabuan kecil akan memiliki variansi yang kecil pula.

$$VAR = \sum_i \sum_j (i - \mu_i)^2 p(i,j) \dots\dots\dots(12)$$

e. *Inverense Different Moment (IDM)* merupakan nilai yang menunjukkan kehomogenan citra yang berderajat keabuan sejenis.

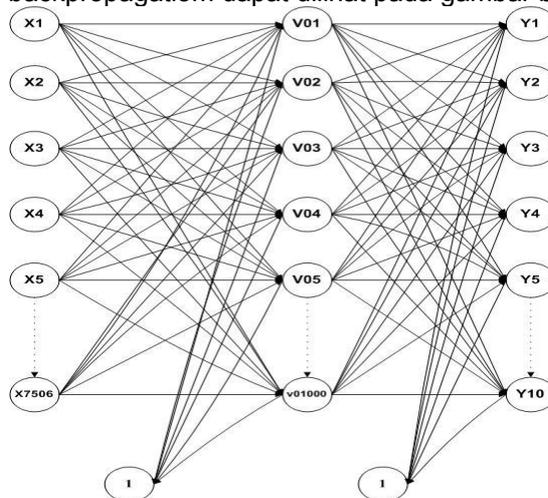
$$IDM = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} p(i,j) \dots\dots\dots(13)$$

f. *Entropy* merupakan nilai untuk menunjukkan ukuran ketidakaturan bentuk.

$$ENT = - \sum_i \sum_j p(i,j) \log(p(i,j)) \dots\dots\dots(14)$$

3. Backpropagation

Tahapan selanjutnya yaitu, klasifikasi menggunakan metode Backpropagation. Data yang digunakan untuk mengklasifikasi yaitu data hasil perhitungan algoritma canny dan ekstraksi ciri GLCM. Arsitektur jaringan backpropagation dapat dilihat pada gambar berikut ini:



Gambar 2. 3 Arsitektur Jaringan Backpropagation

Algoritma backpropagation menurut Kusumadewi, 2003 yaitu[8]:

1. Inialisasi bobot (ambil bobot awal dengan nilai random yang cukup kecil)

2. Kerjakan langkah - langkah berikut selama kondisi berhenti bernilai FALSE:

Tahap Perambatan Maju (Feedforward):

1. Tiap - tiap unit input ($X_i, i = 1,2,3,\dots,n$) menerima sinyal x_i dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan yang ada di atasnya (lapisan tersembunyi).
2. Tiap- tiap unit tersembunyi ($Z_j, j = 1,2,3,\dots,p$) menjumlahkan sinyal – sinyal input terbobot :

$$z_{in_j} = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \dots\dots\dots(15)$$

gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal output nya:

$$z_j = f(z_{in_j}) \dots\dots\dots(16)$$

dan kirimkan sinyal tersebut ke semua unit di lapisan atasnya (unit – unit output).

3. Tiap – tiap unit output ($Y_k, k = 1,2,3,\dots,m$) menjumlahkan sinyal – sinyal input terbobot.

$$y_{ik} = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \dots\dots\dots(17)$$

gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal outputnya:

$$y_k = f(y_{ik}) \dots\dots\dots(18)$$

dan kirimkan sinyal tersebut ke semua unit di lapisan atasnya (unit – unit output).

Tahap Perambatan Balik (Backforward):

1. Tiap – tiap unit output ($Y_k, k = 1,2,3,\dots,m$) menerima target pola yang berhubungan dengan pola input pembelajaran, hitung informasi errornya :

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{ik}) \dots\dots\dots(19)$$

kemudian hitung koreksi bobot (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai w_{jk}):

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \dots\dots\dots(20)$$

Hitung juga koreksi bias (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai w_{0k}):

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \dots\dots\dots(21)$$

kirimkan δ_k ini ke unit - unit yang ada di lapisan bawah nya.

2. Tiap – tiap unit tersembunyi ($Z_j, j = 1,2,3,\dots,p$) menjumlahkan delta input nya (dari unit-unit yang berada pada lapisan di atasnya) :

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \dots\dots\dots(22)$$

kalikan nilai ini dengan turunan dari fungsi aktivasi nya untuk menghitung informasi error:

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \dots\dots\dots(23)$$

kemudian hitung koreksi bobot (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai v_{ij}):

$$\Delta v_{jk} = \alpha \delta_j x_i \dots\dots\dots(24)$$

Hitung juga koreksi bias (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai v_{0j}):

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \dots\dots\dots(25)$$

Tahap Perubahan Bobot dan Bias:

1. Tiap – tiap unit output ($Y_k, k = 1,2,3,\dots,m$) memperbaiki bias dan bobotnya ($j=1,2,3,\dots,p$) :

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \dots\dots\dots(26)$$

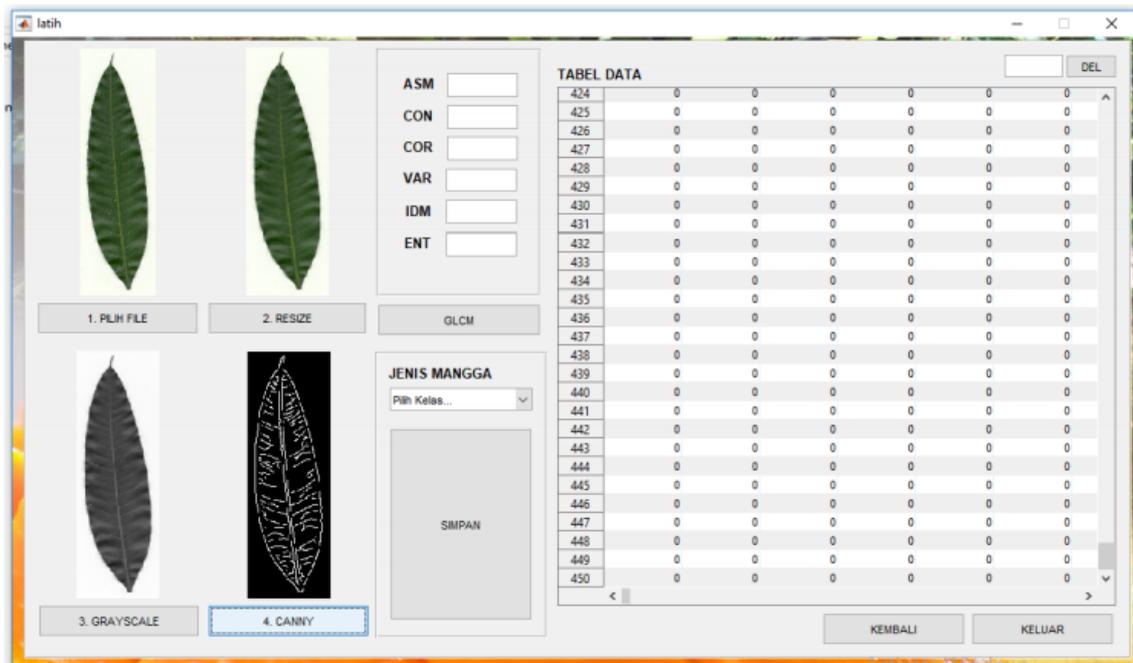
Tiap – tiap unit tersembunyi ($z_j, j = 1,2,3,\dots,p$) memperbaiki bias dan bobotnya ($i=1,2,3,\dots,n$)

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \dots\dots\dots(27)$$

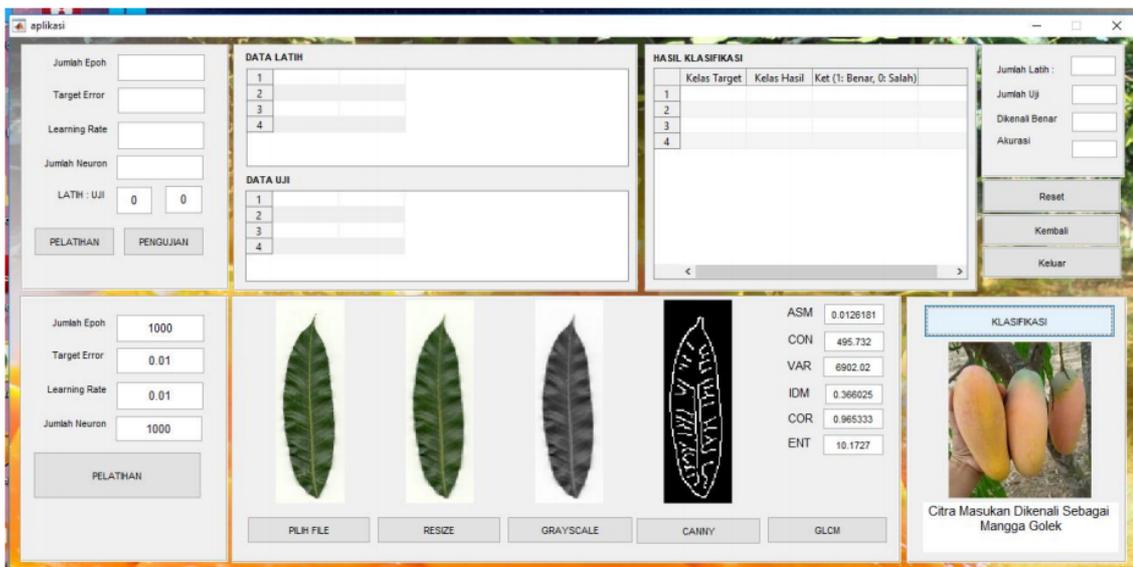
2. Tes kondisi berhenti.

3. Hasil dan Analisa

Tampilan aplikasi pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 3.1:



Gambar 3.1 Tampilan Halaman Data Latih



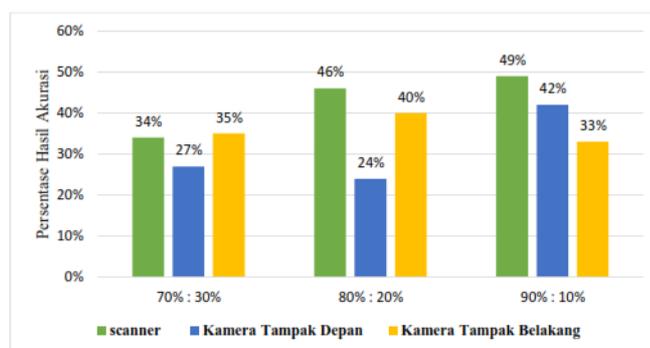
Gambar 3.2 Tampilan Pelatihan dan Pengujian

- Pada penelitian ini, pengujian dilakukan dengan beberapa ketentuan, yaitu:
- Pengujian dilakukan berdasarkan alat pengambilan gambar yaitu scanner dan kamera hp.
 - Pengujian dilakukan dengan membagi data latih dan data uji sebesar 90%:10%, 80%:20%, dan 70%:30%
 - Parameter yang digunakan yaitu learning rate 0.1, 0.01, dan 0.001.
- Tabel 3.1 merupakan perbandingan hasil pengujian akurasi menggunakan data citra Scanner, data citra kamera tampak depan, dan data citra kamera tampak belakang.

Tabel 3.1 Hasil pengujian menggunakan scanner dan kamera Hp

No.	Pembagian Data Uji : Latih	Learning Rate (α)	Jumlah Neuron (hidden)	Citra Scanner (450 Data Citra)	Kamera Hp (125 Data Citra)	
					Tampak Depan	Tampak Belakang
1.	90 : 10	0.1	1000	44%	42%	33%
		0.01	1000	49%	42%	33%
		0.001	1000	31%	32%	42%
2.	80 : 20	0.1	1000	34%	20%	24%
		0.01	1000	46%	24%	40%
		0.001	1000	37%	24%	16%
3.	70 : 30	0.1	1000	35%	30%	30%
		0.01	1000	34%	27%	35%
		0.001	1000	38%	14%	30%

Berdasarkan tabel 3.1 dapat ditunjukkan bahwa pengujian menggunakan data scanner sebanyak 450 data citra menghasilkan pengujian akurasi paling tinggi yaitu 49% dibandingkan dengan kamera Hp yakni 42%. Perbandingan hasil pengujian dapat dilihat jelas pada grafik 3.3.



Gambar 3.3 Grafik Pengujian Akurasi ($Learning\ rate\ (\alpha = 0.01)$)

Sedangkan jika pengujian dilakukan terhadap data citra latih, aplikasi menggunakan metode *canny* dan *backpropagation* ini dapat mengenali citra daun mangga dengan baik. Hal ini dapat ditunjukkan dengan tabel 3.2.

Tabel 3.2 Hasil pengujian citra data latih

No.	Pembagian Data Uji : Latih	Learning Rate (α)	Jumlah Neuron (hidden)	Data Latih	Jumlah Benar	Akurasi
1.	90 : 10	0.1	1000	113	113	100%
		0.01	1000	113	113	100%
		0.001	1000	113	113	100%
2.	80 : 20	0.1	1000	100	100	100%
		0.01	1000	100	100	100%
		0.001	1000	100	100	100%
3.	70 : 30	0.1	1000	88	88	100%
		0.01	1000	88	88	100%
		0.001	1000	88	88	100%

4. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Hasil pengujian tertinggi pada citra daun mangga yang baru menggunakan data *Scanner* citra daun tampak depan yang berjumlah 450 citra dengan 10 kelas klasifikasi menghasilkan

- pengujian dengan akurasi tertinggi yaitu mencapai 49% pada data uji dengan pembagian data 90%:10% dengan nilai *learning rate* 0.01 dan *jumlah neuron* 1000.
2. Pengujian menggunakan data Kamera Hp citra daun tampak depan yang berjumlah 125 citra dengan 5 kelas klasifikasi menghasilkan pengujian dengan akurasi tertinggi yaitu mencapai 100% pada data latih dan 42% pada data uji dengan pembagian data 90%:10% dengan nilai *learning rate* 0.01 dan *jumlah neuron* 1000.
 3. Pengujian dilakukan terhadap data citra latih, aplikasi menggunakan metode *canny* dan *backpropagation* ini dapat mengenali citra daun mangga dengan baik hingga 100%.
 4. Algoritma Canny dapat digunakan untuk deteksi tepi, tetapi dalam kasus penelitian ini kurang mampu mengenali struktur tulang daun pada data citra uji baru karena citra yang digunakan di *resize* terlebih dahulu.

Daftar Pustaka

- [1] Agustin, S. and Prasetyo, E. (2011) 'Klasifikasi jenis pohon mangga gadung dan curut berdasarkan tesktur daun', *Sesindo*, (November), pp. 58–64. doi: 10.13140/RG.2.1.2422.2168.
- [2] Jabal, A. *et al.* (2013) 'Leaf Features Extraction And Recognition Approaches To Classify Plant', 9(10), pp.1295–1304. doi: 10.3844/jcssp.2013.1295.1304.
- [3] Kadir, A. and Susanto, A. (2013) *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*. Ed-1. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- [4] Hermana, A. N. and Juerman, M. S. (2015) 'Implementasi Algoritma Canny dan Backpropagation dalam Pengenalan Pola Rumah Adat', pp. 1–10.
- [5] Kasim, A. A. and Harjoko, A. (2014) 'Klasifikasi Citra Batik Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Berdasarkan Gray Level Co- Occurrence Matrices (GLCM)', *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI) Yogyakarta, 21 Juni 2014*, pp. 7–13. 249
- [6] Fajri, F. N. and Pramunendar, R. A. (2017) 'TEKSTUR DAUN MENGGUNAKAN', 13, pp. 143 - 153
- [7] Munir, R. (2004) *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik, Informatika*. Bandung.
- [8] Kusumadewi, sri (2003) *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*. Edisi Pert. Yogyakarta