

KLASIFIKASI TANAMAN OBAT-OBATAN BERDASARKAN CITRA DAUN DENGAN MENGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN

Dhea Putri Adriani¹, Hermawan Syahputra
Jurusan Matematika, Universitas Negeri Medan
Jln. Willièm Iskandar Pasar V Medan (20221)
dhealadriani@gmail.com

ABSTRACT

Herbal medicines are an alternative to health efforts for Indonesian people. The number of types of medicinal plants in Indonesia makes it difficult for some people to recognize the types of plants. Therefore, a system that can help identify the type of medicinal plant is needed. The system is processing the image of a plant that is taken to recognize its structural characteristics, so as to produce an output in the form of a recognizable type of plant. This study aims to determine the characteristics of the texture and shape morphology from medicinal plants leaves so that it can be used to detect and recognize the type of leaves. This study uses 10 types of medicinal plant leaves. The system design that is built using Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) feature extraction and shape morphology feature extraction with Backpropagation Artificial Neural Network classifier that is able to train the system before being applied to test the image of the leaf to be recognized. Based on the introduction testing on the all image, the image can be identified by type and yield recognition accuracy is 83.5% with the highest accuracy results produced by Jarak and Mengkudu, and the lowest recognition rate produced by sirih.

Keywords: Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM), Shape Morphology, Backpropagation, Medicinal Leaf Image.

ABSTRAK

Obat-obatan herbal merupakan alternatif dalam upaya kesehatan bagi masyarakat Indonesia. Banyaknya aneka ragam jenis tanaman obat di Indonesia membuat sebagian masyarakat sulit untuk mengenali jenis-jenis tanaman yang ada. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem yang dapat membantu mengenali jenis tanaman obat. Sistem tersebut merupakan pengolahan citra tanaman yang diambil untuk dikenali karakteristik strukturalnya sehingga menghasilkan keluaran berupa tanaman dapat dikenali jenisnya. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui karakteristik tekstur, morfologi bentuk daun

tanaman obat sehingga dapat digunakan untuk mendeteksi dan mengenali jenis daun. Penelitian ini menggunakan 10 jenis daun tanaman obat-obatan. Perancangan sistem yang dibangun menggunakan ekstraksi fitur tekstur Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan ekstraksi fitur morfologi bentuk dengan classifier Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation yang mampu melatih sistem sebelum diterapkan untuk melakukan pengujian terhadap citra daun yang akan dikenali jenisnya. Berdasarkan pengujian pengenalan pada keseluruhan citra, citra dapat dikenali jenisnya dan menghasilkan tingkat akurasi pengenalan sebesar 83,5% dengan hasil akurasi tertinggi dihasilkan oleh daun jarak dan mengkudu sebesar 100%, serta tingkat pengenalan terendah dihasilkan oleh daun sirih sebesar 60%.

Kata Kunci: Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM), Morfologi Bentuk, Backpropagation, Citra Daun Obat.

Pendahuluan

Beragamnya jenis tanaman obat-obatan di Indonesia membuat sebagian besar masyarakat sulit mengenali tanaman yang ada. Pengenalan tanaman umumnya dapat dilakukan dengan menggunakan taksonomi/dendrologi. Tanaman dikenali berdasarkan ciri-ciri yang dimilikinya, ciri-ciri tersebut dapat dilihat dari daun tanaman. Daun merupakan salah satu bagian penting tanaman yang sering digunakan untuk mengidentifikasi jenis tanaman. Daun digunakan karena setiap jenis tanaman memiliki bentuk dan yang berbeda. Selain itu, lebih mudah diperoleh karena tidak bergantung pada musim [5]. Namun, pengamatan ciri-ciri daun secara langsung tersebut membutuhkan waktu yang relatif lama dan kurang efisien. Oleh karena itu dibutuhkan suatu sistem yang dapat mengenali jenis-jenis tanaman obat-obatan.

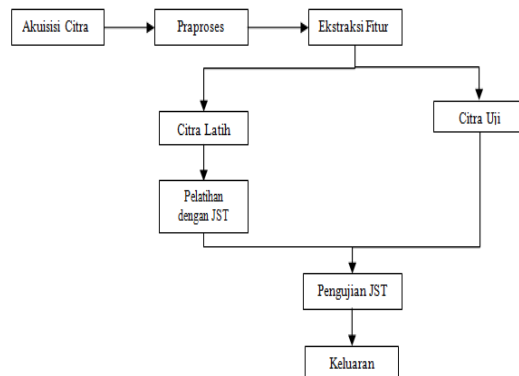
Sistem pengenalan tanaman obat dirancang dengan menggunakan 3 metode ekstraksi yaitu *Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), dan Morfologi Bentuk dengan *classifier Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation*. *Backpropagation* memiliki kemampuan untuk melatih sistem sebelum diterapkan

untuk melakukan pengenalan terhadap citra daun yang akan dikenali jenisnya [8]. Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Chaki dan Parekh [3] klasifikasi daun tanaman menggunakan fitur bentuk dan Jaringan Syaraf Tiruan menghasilkan akurasi sebesar 80,56% dan penelitian yang dilakukan oleh Kadir dkk [6] klasifikasi daun dengan menggunakan bentuk, warna, dan tekstur dengan Jaringan Syaraf Tiruan menghasilkan tingkat akurasi mencapai 93,75%. Dalam sistem yang dibangun, akan dilihat hasil pengenalan dengan menggunakan ekstraksi fitur GLCM dan Bentuk.

Metode Penelitian

1. Perancangan Sistem

Secara umum sistem dirancang mengikuti alur skema berikut ini



10 Jenis tanaman obat-obatan yang terdiri atas bangun-bangun, binahong, jarak, kemuning, mangkokan, mengkudu, pegagan, sambiloto, sambung nyawa, dan sirih diambil citra daunnya sebanyak 60 citra untuk dijadikan sampel data pada sistem. Seluruh data dilakukan praproses dan diekstraksi fitur sehingga diperoleh sifat-sifat dari citra daun, kemudian dibagi kedalam dua data yaitu 40 citra untuk dilatih dengan menggunakan *classifier* JST dan 20 akan diuji atau dilakukan pengenalan.

2. Praproses Citra

Praproses dilakukan untuk menyesuaikan citra agar diperoleh citra yang kualitasnya lebih baik dan sederhana serta citra tidak kehilangan informasi penting didalamnya. Praproses citra dilakukan untuk memperoleh citra *grayscale* dan citra biner yang digunakan untuk mendeteksi nilai fitur tekstur dan bentuk dari citra.

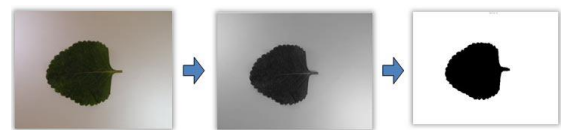
2.1 Mengubah Ukuran Citra

Citra berwarna hasil akuisisi berukuran 4608×3456 piksel. Untuk mempercepat dan mempermudah proses sistem, citra berwarna dilakukan *resizing* menjadi

$\frac{1}{100}$ dari ukuran citra awal, sehingga seluruh citra menjadi berukuran sekitar 461×346 piksel.

2.2 Mengkonversi Citra Berwarna

Citra selanjutnya dikonversi menjadi citra yang nilai matriksnya dapat digunakan untuk merepresentasikan nilai tekstur dan bentuk dari citra. Oleh karena itu, citra berwarna yang telah diubah ukurannya dikonversi menjadi citra *grayscale* dan citra biner.



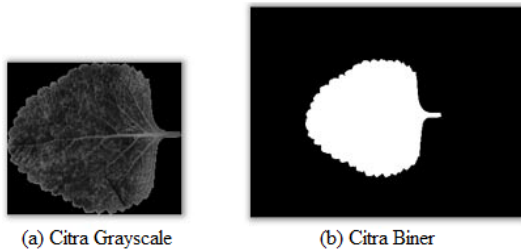
Gambar 1. Konversi Citra Berwarna Menjadi Citra *Grayscale* dan Citra Biner

2.3 Meningkatkan kualitas Citra *Grayscale*

Untuk mendapatkan nilai tekstur yang baik dari citra *grayscale*, perlu dilakukannya peningkatan kualitas citra. Peningkatan kualitas citra berfungsi untuk menyeragamkan intensitas yang mungkin tidak merata saat pengambilan citra sehingga tekstur dan ciri-ciri dari objek daun dapat terlihat jelas.

2.4 Segmentasi Citra

Segmentasi citra dilakukan untuk mengubah *background* citra menjadi bernilai 0 atau berwarna hitam dan untuk menghilangkan *noise* yang mungkin terambil pada proses akuisisi. Proses segmentasi dilakukan terhadap citra *grayscale* dan citra biner



Gambar 2: Citra Grayscale dan Citra Biner Hasil Segmentasi

3. Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) Extraction

GLCM adalah matriks yang merepresentasikan hubungan ketetanggaan antarpiksel dalam citra pada berbagai arah orientasi θ dan jarak spasial d . Matriks GLCM merupakan salah satu sumber ciri paling populer dan efektif dalam analisis tekstur. Matriks GLCM dari suatu citra $f(x,y)$ adalah matriks dua dimensi (x,y) di mana setiap elemen dari matriks mewakili probabilitas terjadinya bersama tingkat intensitas x dan y pada jarak d tertentu dan sudut θ . Lima fitur GLCM yang digunakan adalah sebagai berikut [1]:

1. Angular Second Moment (ASM)

Menunjukkan ukuran sifat homogenitas citra

$$ASM = \sum_x \sum_y (p(x, y))^2 \quad (2.1)$$

Di mana $p(x,y)$ adalah nilai pada baris x dan kolom y pada matriks akhir normalisasi.

2. Contrast

Kontras adalah ukuran perbedaan antar derajat keabuan suatu daerah pada citra. Secara histogram, kontras menunjukkan ukuran penyebaran nilai intensitas citra

$$Con = \sum_x \sum_y (x - y)^2 p(x, y) \quad (2.2)$$

3. Correlation

Menunjukkan ukuran ketergantungan linear intensitas yang digunakan untuk memberikan petunjuk adanya struktur linear dalam citra

$$Con = \frac{\sum_x \sum_y (x - y)^2 p(x, y) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2.3)$$

4. Invers Different Moment (IDM)

Menunjukkan tingkat homogenitas citra yang nilai intensitasnya sejenis, citra yang relatif homogen mempunyai IDM yang besar.

$$Con = \sum_x \sum_y \frac{1}{1 + (x - y)^2} p(x, y) \quad (2.4)$$

5. Entropy

Menunjukkan ukuran ketidakteraturan bentuk tekstur citra. Jika struktur citra teratur, maka nilai *entropy* besar, sebaliknya jika nilai *entropy* kecil, artinya struktur citra tersebut tidak teratur (bervariasi).

$$E = - \sum_x \sum_y p(x, y) \cdot \log_2(p(x, y)) \quad (2.5)$$

2.4. Morfologi Bentuk

Ciri bentuk digunakan untuk membedakan objek-objek yang bentuknya secara geometri berbeda. Didalam ciri bentuk, citra yang digunakan adalah citra biner. Beberapa ciri bentuk yang digunakan adalah sebagai berikut [1]:

1. Area dan Perimeter
Area (A) adalah jumlah dari piksel-piksel penyusun objek. Perimeter (P) dari suatu objek adalah panjang perbatasan objek citra.

2. Kekompakan (*Compactness*)
Kekompakan (*Compactness*) C suatu objek diukur melalui analisis faktor bentuk tak berdimensi dengan persamaan 2.6 berikut:

$$C = \frac{P^2}{A} \quad (2.6)$$

Di mana C, A dan P masing-masing adalah kekompakan, area, dan perimeter. Kekompakan digunakan untuk mengidentifikasi bentuk dan ukuran objek yang sama, tetapi dengan profil tepi yang berbeda.

3. Kebudaran (*Roundness*)
Faktor kebudaran (*roundness*) suatu objek R, didefinisikan sebagai:

$$R = \frac{4 \times \pi \times A}{P^2} \quad (2.7)$$

4. Kerampingan
Kerampingan ciri bentuk digunakan untuk membedakan objek lebar dan sempit (gemuk dan kurus). Kerampingan bentuk diukur dengan membandingkan antara lebar dan panjang yang dinyatakan dengan persamaan berikut [7]:

$$\text{Kerampingan} = \frac{\text{lebar}}{\text{panjang}} \quad (2.8)$$

2.6. Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*

Setelah citra melewati proses ekstraksi dengan GLCM, Morfologi Bentuk dan Moment Invarian, dilakukan klasifikasi citra dengan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*. Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* merupakan Jaringan Syaraf Tiruan *multi layer* yang mengubah bobot dengan cara mundur dari lapisan keluaran ke lapisan masukan.

Pelatihan jaringan *backpropagation* dimulai dengan membangun arsitektur jaringan *backpropagation*. Arsitektur jaringan *backpropagation* digunakan untuk melatih jaringan hingga dianggap mampu untuk diimplementasikan pada proses pengujian sehingga menghasilkan keluaran berupa citra dapat dikenali dengan benar jenisnya.

Pelatihan dilakukan dengan menggunakan algoritma *backpropagation* berikut [8]:

Langkah 0 : Inisialisasi semua bobot dengan bilangan acak kecil

Langkah 1 : Jika kondisi penghentian belum terpenuhi, lakukan langkah 2 – 9.

Langkah 2 : Untuk setiap pasang data pelatihan, lakukan langkah 3 – 8.

Fase I : Propagasi Maju

Langkah 3 : Tiap unit masukan menerima sinyal dan meneruskannya ke unit tersembunyi di atasnya

Langkah 4 : Hitung semua keluaran di unit tersembunyi z_j ($j = 1, 2, \dots, p$)

$$z_net_j = v_{j0} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ji}$$

$$z_j = f(z_net_j) = \frac{1}{1 + e^{-y_net_j}}$$

(2.9)

Langkah 5 : Hitung semua keluaran jaringan di unit y_k ($k=1, 2, \dots, m$)

$$y_net_k = w_{k0} + \sum_{j=1}^n z_j w_{kj}$$

$$y_k = f(y_net_k) = \frac{1}{1 + e^{-y_net_k}}$$

(2.10)

Fase II : Propagasi Mundur

Langkah 6 : Hitung faktor δ unit keluaran berdasarkan kesalahan di setiap unit keluaran y_k ($k = 1, 2, \dots, m$).

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_net_k)$$

$$= (t_k - y_k) y_k (1 - y_k)$$

(2.25)

δ_k merupakan unit kesalahan yang akan dipakai dalam perubahan bobot layar di bawahnya (langkah 7)

Hitung suku perubahan bobot w_{kj} (yang akan dipakai nanti untuk merubah bobot w_{kj}) dengan laju percepatan α .

$$\Delta w_{kj} = \alpha \delta_k z_j$$

(2.11)

Langkah 7 : Hitung faktor δ unit tersembunyi berdasarkan kesalahan di setiap unit tersembunyi z_j ($j = 1, 2, \dots, p$)

$$\delta_net_j = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{kj}$$

(2.12)

Faktor δ unit tersembunyi :

$$\delta_j = \delta_net_j f'(z_net_j)$$

$$= \delta_net_j z_j (1 - z_j)$$

(2.13)

Hitung suku perubahan bobot v_{ji} (yang akan dipakai nanti untuk merubah bobot v_{ji})

$$\Delta v_{ji} = \alpha \delta_j x_i$$

(2.14)

Fase III : Perubahan Bobot

Langkah 8 : Hitung semua perubahan bobot. Perubahan bobot garis yang menuju ke unit keluaran :

$$w_{kj}(\text{baru}) = w_{kj}(\text{lama}) + \Delta w_{kj}$$

(2.14)

Perubahan bobot garis yang menuju ke unit tersembunyi :

$$v_{ji}(\text{baru}) = v_{ji}(\text{lama}) + \Delta v_{ji}$$

(2.15)

1. Hasil dan Analisis

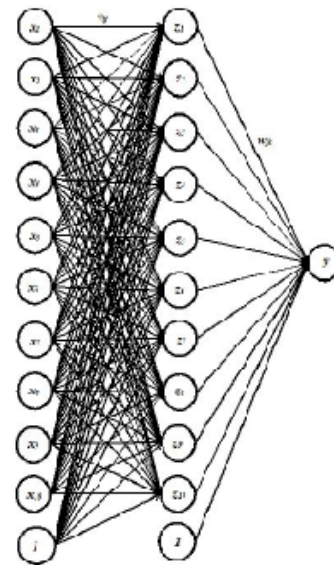
Seluruh citra *grayscale* dan biner daun dibaca matriksnya untuk dilakukan ekstraksi sehingga diperoleh nilai-nilai fiturnya, yaitu $x_1 = \text{Angular Second}$

Moment (ASM), $x_2 = \text{Contrast}$, $x_3 = \text{Correlation}$, $x_4 = \text{Invers Different Moment}$, $x_5 = \text{Entropy}$, $x_6 = \text{Area}$, $x_7 = \text{Perimeter}$, $x_8 = \text{Compactness}$, $x_9 = \text{Roundness}$, dan $x_{10} = \text{Kerampingan}$. Nilai-nilai tersebut merupakan masukan pada sistem jaringan pengenalan dengan *classifier JST Backpropagation*.

Proses pelatihan jaringan menggunakan 400 citra latih yang telah diperoleh 10 nilai fiturnya masing-masing. Dengan keluaran yang ditetapkan adalah sebagai berikut:

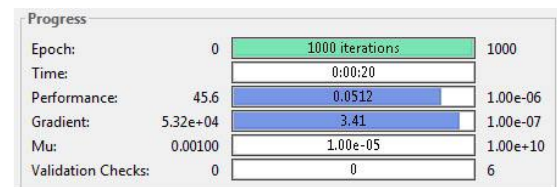
- $y = 1 \rightarrow$ kelas 1 = bangun-bangun
- $y = 2 \rightarrow$ kelas 2 = binahong
- $y = 3 \rightarrow$ kelas 3 = jarak
- $y = 4 \rightarrow$ kelas 4 = kemuning
- $y = 5 \rightarrow$ kelas 5 = mangkokan
- $y = 6 \rightarrow$ kelas 6 = mengkudu
- $y = 7 \rightarrow$ kelas 7 = pegagan
- $y = 8 \rightarrow$ kelas 8 = sambiloto
- $y = 9 \rightarrow$ kelas 9 = sambung nyawa
- $y = 10 \rightarrow$ kelas 10 = sirih

Arsitektur yang dibangun pada proses pelatihan adalah berikut:



Gambar 3: Arsitektur Jaringan *Backpropagation* untuk Citra Daun Obat

Proses pelatihan berhenti pada saat maksimal iteasi yaitu pada saat iterasi ke 1000. Keluaran yang diperoleh pada proses pelatihan adalah

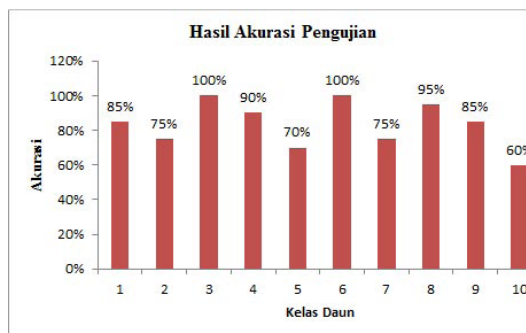


Gambar 4: Keluaran Jaringan Pelatihan

Keakurasian jaringan hasil pelatihan bergantung pada nilai *Mean Square Error*. *Mean Square Error* merupakan metoe untuk mengukur tingkat keakurasian suatu model prediksi. Jika hasil validasi menunjukkan nilai MSE mendekati 0 (nol), maka sistem dapat diimplementasikan ke dalam sistem [2]. Dalam sistem pelatihan, nilai MSE yang diperoleh menunjukkan bahwa nilai mendekati batas validasi, oleh karena itu jaringan yang dibangun

dianggap mampu untuk diimplementasikan pada proses pengujian. Proses pelatihan menghasilkan akurasi pengenalan sebesar 97,5% untuk data citra latih yang berhasil dikenali.

Proses pengujian yang dilakukan dengan mengimplementasikan jaringan yang telah dilatih dengan menggunakan 200 data citra uji menghasilkan tingkat pengenalan sebesar 83,5% untuk citra yang berhasil dikenali. Gambar berikut menunjukkan tingkat pengenalan dari masing-masing jenis daun yang telah dikenali jenisnya pada citra uji.



Gambar 5 Tingkat Pengenalan Citra Uji

Hasil akurasi menunjukkan bahwa seluruh citra berhasil dikenali dengan tingkat pengenalan tertinggi terdapat pada kelas 3 dan kelas 6 atau pada jenis daun jarak dan daun mengkudu dengan tingkat pengenalan sebesar 100% dan terendah terdapat pada kelas 10 atau pada jenis daun sirih dengan tingkat pengenalan sebesar 60%.

Kesimpulan

Nilai hasil ekstraksi fitur merupakan ciri untuk menentukan kelas dari jenis daun yang dikenali. Tingkat pengenalan yang dihasilkan pada proses pelatihan adalah sebesar 97,5% dan pada pengujian adalah sebesar 83% dengan keakuratan tertinggi terdapat pada daun jarak dan mengkudu yang mencapai 100% dan terendah pada daun sirih. Besar tingkat akurasi yang dihasilkan dipengaruhi oleh faktor usia daun yang diambil, nilai fitur yang dihasilkan, resolusi kamera dan praproses yang dilakukan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Andono, P. N., Sutojo, T., dan Muljono (2017): *Pengolahan Citra Digital*, Penerbit Andi, Yogyakarta.
- [2] Badieah, Gernowo, R., dan Surarso, B., (2016): *Metode Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Prediksi Performa Mahasiswa Pada Pembelajaran Berbasis Problem Based Learning (PBL)*, Jurnal Sistem Informasi Bisnis, 6, 46-58.
- [3] Chaki, J., dan Parekh, R., (2011): *Plant Recognition using Shape based Features and Neural Network Classifier*, *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (LIACSA)*, 2(10), 41-47.
- [4] Jabal, M. F. A., Hamid, S., Shuib, S., dan Ahmad, I., (2011): *Leaf Features Extraction and Recognition Approaches to Classify Plant*, *Journal of Computer Science*, 9(10), 1295-1304.
- [5] Kadir, A., Nugroho, L. E., Susanto, A., dan Santoso, P. I., (2011): *Leaf Classification Using Shape, Color, and Texture Features*, *International Journal of Computer Science*, 225-230.
- [6] Kadir, A., dan Susanto A., (2013): *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra Digital*, Penerbit Andi, Yogyakarta.
- [7] Siang, J. J., (2005): *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*, Penerbit Andi, Yogyakarta.