

IDENTIFIKASI TANAMAN OBAT PADA DAUN BERDASARKAN EKSTRAKSI FITUR *HISTOGRAM OF ORIENTED GRADIENTS* (HOG) DAN *LOCAL BINARY PATTERNS* (LBP) MENGGUNAKAN METODE FUZZY K-NEAREST NEIGHBORS

Hasna Anggin Tri M, Adha Mashur Sajiah, Muh.Ihsan Sarita

Teknik Informatika, Universitas Halu Oleo
Kota Kendari, Sulawesi Tenggara, Indonesia
hanggun165@gmail.com

ABSTRAK

Tanaman obat memiliki peran penting dalam pengobatan karena mengandung bahan aktif yang dapat digunakan sebagai obat alami maupun sintetis. Keberagaman tanaman obat di Indonesia memerlukan proses klasifikasi yang akurat untuk memastikan spesiesnya. Namun, klasifikasi manual sering kali memakan waktu, membutuhkan keahlian tinggi, dan cukup rumit. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi akurasi algoritma Fuzzy K-Nearest Neighbors (Fuzzy KNN) dalam klasifikasi tanaman obat berdasarkan ciri daun. Metode yang digunakan adalah ekstraksi fitur *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) dan *Local Binary Patterns* (LBP) untuk meningkatkan akurasi model. Berdasarkan hasil pengujian, algoritma Fuzzy KNN menunjukkan kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan tanaman obat seperti aloe vera, kemangi, kembang sepatu, lemon, dan lainnya. Hasil klasifikasi menunjukkan nilai *accuracy* 91,11%, *precision* 96,67%, dan *recall* 100%. Penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam pengembangan sistem klasifikasi otomatis untuk tanaman obat, yang dapat membantu ahli botani dan herbalis dalam mengidentifikasi spesies dengan lebih cepat dan akurat.

Kata kunci : *Tanaman Obat, Klasifikasi, Fuzzy K-Nearest Neighbors, Histogram of Oriented Gradients, Local Binary Patterns*

1. PENDAHULUAN

Tanaman obat merupakan jenis tanaman yang mengandung zat aktif yang berfungsi mengobati dan digunakan oleh masyarakat untuk menyembuhkan dan mencegah dari berbagai penyakit [1]. Menurut WHO tanaman obat adalah tanaman yang mengandung bahan yang dapat digunakan sebagai pengobatan dan bahan aktifnya dapat digunakan sebagai bahan obat sintetis. Di Indonesia, tanaman obat dimanfaatkan sebagai bahan jamu gendong, obat herbal, makanan penguat daya tahan tubuh, kosmetik dan bahan spa serta bahan baku industri makanan dan minuman [2].

Proses identifikasi jenis tumbuhan sangat bergantung pada pengetahuan dari ahli botani [3]. Namun, proses klasifikasi manual yang dilakukan oleh ahli botani atau herbalis sering kali memakan waktu, memerlukan keahlian yang tinggi dan mungkin tidak konsisten. Selain itu, dengan perubahan lingkungan dan keanekaragaman tanaman obat yang banyak, sehingga diperlukan pengembangan komputer otomatis untuk klasifikasi tanaman obat seperti klasifikasi citra daun.

Klasifikasi citra daun adalah pilihan terbaik untuk taksonomi tumbuhan. Klasifikasi yang efisien membantu ahli botani lebih mudah memahami sifat dan potensi penggunaan tanaman tersebut dalam pengobatan. Selain itu, dapat juga mempercepat proses penemuan obat baru dan memungkinkan ahli botani untuk menargetkan spesies dengan sifat obat yang diinginkan.

Dalam upaya untuk klasifikasi tanaman obat, beberapa metode diusulkan oleh banyak peneliti seperti metode *support vector machine* [4], algoritma *backpropagation neural network* [5], metode *Naive*

Bayes [6] dan *K- Nearest Neighbors* [7] untuk melakukan klasifikasi.

Pada penelitian ini akan dikembangkan sistem klasifikasi tanaman obat dengan menggabungkan metode Fuzzy KNN menggunakan metode ekstraksi fitur *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) dan *Local Binary Patterns* (LBP) untuk mengekstraksi ciri pada daun. Identifikasi yang cepat dan akurat dari tanaman obat dapat membantu menghindari kesalahan dalam pengobatan dan penggunaan yang berpotensi berbahaya.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Tanaman obat dikenal sebagai tumbuhan yang memiliki khasiat obat. Di daerah pedesaan, sering dijumpai rumah-rumah yang menanam berbagai jenis tumbuhan herbal untuk keperluan pengobatan, yang biasa disebut “apotek hidup” [8]. Pemanfaatan tumbuhan untuk pengobatan telah dilakukan sejak lama. Selain mudah didapatkan dari lingkungan sekitar dan mudah diolah, obat-obatan dari tumbuhan memiliki harga yang terjangkau serta efek samping yang minim [9]. Tanaman tanaman ini dapat tumbuh secara liar atau sengaja ditanam di pekarangan rumah Masyarakat [10]. Dalam upaya untuk klasifikasi tanaman obat, beberapa metode diusulkan oleh banyak peneliti.

Berdasarkan penelitian menggunakan klasifikasi *support vector machine* menghasilkan akurasi yang cukup baik yakni 77,6%. Pengujian pada penelitian ini dipengaruhi oleh beberapa hal seperti jarak pengambilan citra, pencahayaan, serta latar belakang pada objek [11]. Selanjutnya penelitian menggunakan metode BNN (*Backpropagation Neural Networks*)

disimpulkan bahwa metode BNN mampu menghasilkan akurasi yang baik dengan rata-rata akurasi yakni 88,75% dengan data citra yang digunakan sebanyak 280 gambar. Untuk mengenali ciri pada citra digunakan parameter metric dan eccentricity untuk mengekstraksi ciri bentuk yang ada pada citra daun. Dari penelitian tersebut, BNN mampu melakukan klasifikasi citra daun dengan baik namun pada penggunaannya tingkat error yang dihasilkan pada penelitian tersebut mencapai 11,25% [12]. Penelitian berikutnya mengenai klasifikasi daun herbal metode KNN menunjukkan bahwa kombinasi fitur HOG dan KNN menghasilkan akurasi 92,67%, sedangkan kombinasi LBP dan KNN mencapai 88,67%. Parameter evaluasi meliputi accuracy, precision, recall, dan F1 Score. Kesalahan klasifikasi sering disebabkan oleh kemiripan tekstur antar daun [13].

2.1. Citra Tumbuhan Obat

Citra atau gambar adalah representasi visual dua dimensi. Data citra daun yang digunakan berjumlah 2700 citra yang terdiri dari data 2140 citra data train dan 560 citra data uji :



Gambar 1. Aloe vera



Gambar 2. Jarak



Gambar 3. Sirih

2.2. Histogram of Oriented Gradients (HOG)

HOG bekerja dengan mengukur dan menggambarkan gradien atau perubahan intensitas cahaya dalam citra. Langkah-langkah pengerjaan *Histogram of Oriented Gradients* sebagai berikut:

- Menghitung gradien horizontal dan gradien vertikal dari setiap piksel pada citra [14] :

$$Dx = I(x+1, y) - I(x-1, y) \quad (1)$$

$$Dy = I(x, y+1) - I(x, y-1) \quad (2)$$

Keterangan:

Dx = gradien vertical

Dy = gradien horizontal I

(x,y) = piksel pada baris x dan kolom y.

- Menghitung magnitude dan Orientasi gradien

$$(x,y) = \sqrt{dx^2 + dy^2} \quad (3)$$

$$\theta(x,y) = \arctan \frac{dy}{dx} \quad (4)$$

- Perhitungan nilai bin

$$\text{Hist}(X_A) = \text{hist}(X_A) + m(X, Y) \times (B - O(X, Y)) \quad (5)$$

$$\text{Hist}(X_B) = \text{hist}(X_B) + m(X, Y) \times (O(X, Y) - A) \quad (6)$$

- Menggabungkan histogram dari seluruh cell dan normalisasi

$$L_1 - \text{norm} : v' = \frac{v}{||v||_2 + \epsilon} \quad (7)$$

$$L_2 - \text{norm} : v^n = \frac{v'}{||v'||_2^2 + \epsilon^2} \quad (8)$$

2.3. Local Binary Patterns

Local Binary Patterns adalah algoritma preprocessing untuk digunakan dalam proses pengenalan pola. Urutan nilai bobot LBP pada matriks 3x3 berikut [15] :

Tabel 1. Matriks 3x3

G3	G2	G1	8	4	2
G4	Gc	G0	16	Gc	1
G5	G6	G7	32	64	128

Pada Tabel 1. Menunjukkan bahwa *Local Binary Patterns* akan membandingkan pusat citra dengan 8 piksel tetangganya (G_c) yang dibagi menjadi G_0 hingga G_7 .

2.4. K-Nearest Neighbors (KNN)

Metode *K-Nearest Neighbors* (KNN) berfungsi untuk mengelompokkan data berdasarkan kedekatan jarak antar objek. Data pelatihan diproyeksikan ke dalam ruang multidimensi, di mana setiap dimensi mewakili atribut data [16].

Langkah Langkah pengerjaan metode K Nearest Neighbors sebagai berikut :

- Menghitung kuadrat jarak Euclidan

$$d(X_i, X_j) = \sqrt{\sum_{r=1}^n (Ar(X_i) - Ar(X_j))^2} \quad (9)$$

- Mengurutkan hasil berdasarkan jarak terdekat.
- Memilih kkk tetangga terdekat.
- Menentukan kelas berdasarkan mayoritas tetangga terdekat.

2.5. Fuzzy K-Nearest Neighbors

Dalam *Fuzzy KNN*, keanggotaan kelas dihitung dengan menjumlahkan hasil perkalian derajat keanggotaan dan bobot jarak, kemudian hasil tersebut dibagi dengan total bobot jarak. [17].

Langkah Langkah *Fuzzy KNN* :

a. Normalisasi Data

$$V^* = \frac{V - \text{Min}_A}{\text{Max}_A - \text{Min}_A} \quad (10)$$

b. Inisialisasi Fuzzy

$$u_{ij} = \begin{cases} 0,51 + \left(\frac{n_j}{k}\right) * 0,49 & \text{jika } j = i \\ \frac{n_j}{k} * 0,49 & \text{jika } j \neq i \end{cases} \quad (11)$$

c. Menghitung jarak Euclidean

$$d(X_i, X_j) = \sqrt{\sum_{r=1}^n (a_r(x_i) - a_r(x_j))^2} \quad (12)$$

d. Nilai Euclidean diurutkan berdasarkan yang terkecil

e. Menetapkan K record terdekat

f. Menghitung derajat keanggotaan

$$U_i(X) = \frac{\sum_{j=1}^k U_{ij} (1/\|x-x_j\|^{\frac{2}{m-1}})}{\sum_{j=1}^k (1/\|x-x_j\|^{\frac{2}{m-1}})} \quad (13)$$

g. Kelas dengan keanggotaan terbesar merupakan hasil

3. METODE PENELITIAN

3.1. Metode Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data yang digunakan pada penelitian ini terdiri atas proses Kajian Pustaka yang meliputi pengumpulan informasi, mempelajari materi materi yang relevan dengan penelitian dan proses Pengambilan data yang diperoleh dari situs dataset “Kaggle”.

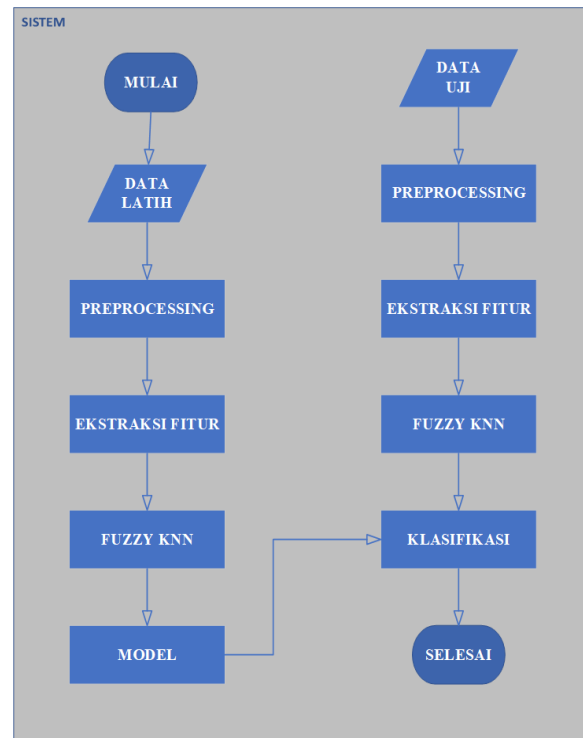
3.2. Metode Pengembangan Sistem

Metode yang dipilih untuk pengembangan sistem ini adalah Rational Unified Process (RUP). Proses dari metode RUP terdiri atas empat tahap utama, yaitu *inception*, *elaboration*, *construction* dan *transition*. Setiap tahap memiliki tujuan dan aktivitas yang spesifik, yang bertujuan mengelola resiko, mengoptimalkan pengembangan, dan memastikan semua persyaratan terpenuhi sebelum sistem diluncurkan.

3.3. Perancangan Sistem

Flowchart bertujuan untuk menciptakan dan mengevaluasi diagram alur yang menggambarkan suatu proses atau sistem dengan menggunakan symbol standar. Adapun *Flowchart* pada sistem yang dirancang

Gambar 4. menunjukkan alur sistem secara umum. Flowchart bertujuan untuk menciptakan dan mengevaluasi diagram alur yang menggambarkan suatu proses atau sistem dengan menggunakan simbol-simbol standar. Proses ini dimulai dengan mengidentifikasi semua langkah yang terlibat dalam proses tersebut, kemudian menggunakan simbol-simbol seperti kotak, panah dan oval untuk merepresentasikan langkah-langkah dan aliran proses. tahapan pada alur terdiri atas:



Gambar 4. Flowchart Sistem

Gambar 4. menunjukkan alur sistem secara umum. Flowchart bertujuan untuk menciptakan dan mengevaluasi diagram alur yang menggambarkan suatu proses atau sistem dengan menggunakan simbol-simbol standar. Proses ini dimulai dengan mengidentifikasi semua langkah yang terlibat dalam proses tersebut, kemudian menggunakan simbol-simbol seperti kotak, panah dan oval untuk merepresentasikan langkah-langkah dan aliran proses. tahapan pada alur terdiri atas:

- User mengakses sistem dan masuk ke tampilan train
- User memasukkan data folder citra train untuk melatih data
- Sistem melakukan preprocessing yaitu resize dan grayscale pada data folder citra yang diinput
- Sistem melakukan ekstraksi fitur *Histogram of Oriented Gradients* dan *Local Binary Patterns* pada citra citra yang telah dipreprocessing
- Sistem melakukan klasifikasi menggunakan Fuzzy K Nearest Neighbors dan kemudian menyimpan modelnya untuk dilakukan pengujian berikutnya.
- User menginputkan citra uji pada sistem
- Sistem melakukan preprocessing yakni resize dan grayscale pada data citra yang diinput
- Sistem melakukan ekstraksi fitur *Histogram of Oriented Gradients* dan *Local Binary Patterns* untuk pada citra yang telah dipreprocessing
- Sistem melakukan melakukan prediksi terhadap model data uji dan model data train.
- Sistem menampilkan hasil klasifikasi tanaman obat

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Halaman Home

Halaman *Home* berfungsi sebagai beranda utama dari aplikasi. Halaman ini biasanya menampilkan informasi umum atau ringkasan mengenai sistem yang dibuat

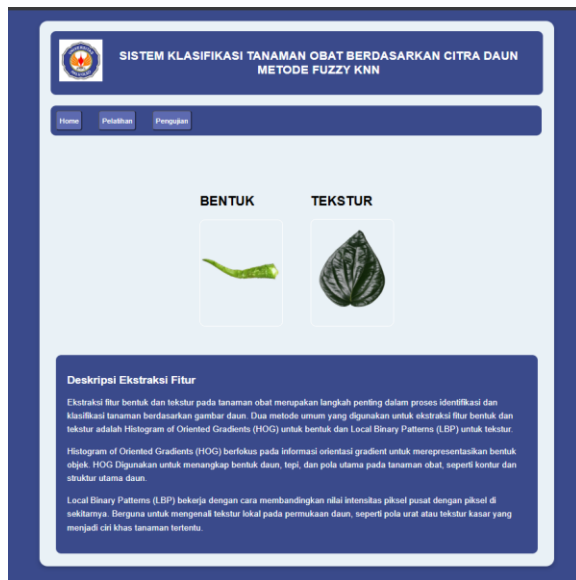


Gambar 5. Halaman Home

Pada halaman home berperan sebagai halaman utama atau tampilan awal saat pengguna pertama kali membuka aplikasi atau sistem. Ini menjadi gerbang awal navigasi, memberikan pilihan kepada pengguna untuk menjelajahi fitur-fitur sistem yang tersedia.

4.2. Halaman About

Halaman *About* dirancang untuk memberikan informasi tentang penjelasan ekstraksi fitur serta metode ekstraksi yang digunakan untuk melakukan identifikasi.



Gambar 6. Halaman About

Pada halaman ini ditampilkan dua fitur utama yang digunakan dalam proses identifikasi, yaitu bentuk dan tekstur daun. Bentuk daun merujuk pada siluet atau kontur luar dari objek daun, sedangkan tekstur menggambarkan pola permukaan daun, seperti guratan, kerutan, atau struktur mikro lainnya. Kedua

fitur tersebut merupakan elemen penting yang digunakan untuk membedakan jenis-jenis tanaman obat.

4.3. Halaman Train

Halaman *train* dalam sistem pengguna dapat mengunggah citra daun melalui tombol input dengan menentukan nama folder tempat citra-citra tersebut disimpan. Setelah itu, pengguna memasukkan nilai K, yang menentukan jumlah tetangga terdekat yang dipertimbangkan dalam algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbors*, ke dalam kolom nilai k.



Gambar 7. Halaman Train

Antarmuka halaman ini dirancang secara sederhana agar mudah digunakan, sekaligus memberikan fleksibilitas bagi pengguna untuk mengatur parameter pelatihan sesuai kebutuhan. Dengan adanya fitur ini, sistem dapat membentuk model klasifikasi yang adaptif berdasarkan data latih yang dimasukkan, sehingga mampu memberikan hasil identifikasi tanaman obat yang lebih akurat pada tahap pengujian.

4.4. Halaman Test

Halaman uji sistem berfungsi untuk menguji efektivitas model yang telah dilatih. Pengguna dapat memulai dengan tombol input untuk memasukkan citra daun yang akan diuji kemudian pengguna dapat menekan tombol "test" untuk memulai proses pengujian model citra

Hasil prediksi jenis tanaman obat akan ditampilkan di bagian kanan antarmuka. Sistem ini tidak hanya mengenali jenis tanaman dari citra daun, tetapi juga memberikan informasi tambahan berupa fungsi tanaman pada bagian bawah halaman, yang sangat berguna untuk memberikan wawasan praktis mengenai kegunaan tanaman obat tersebut. Antarmuka halaman ini disusun secara sistematis dan sederhana agar mudah digunakan oleh pengguna umum maupun akademisi yang ingin menguji efektivitas model klasifikasi yang telah dilatih sebelumnya.



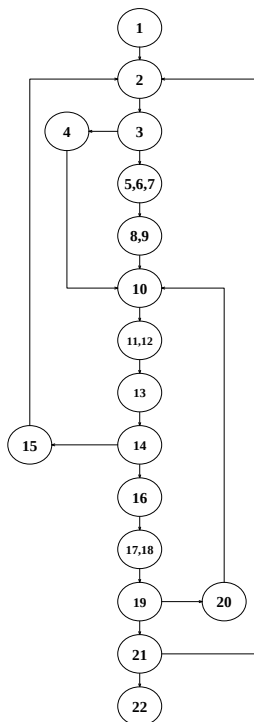
Gambar 8. Halaman Test

4.5. Pengujian White Box

Pengujian *white Box* adalah metode pengujian perangkat lunak yang melibatkan analisis internal dari kode sumber suatu aplikasi

Pengujian *white Box* adalah metode pengujian perangkat lunak yang melibatkan analisis internal dari kode sumber suatu aplikasi. Langkah penyelesaian *white box* sebagai berikut:

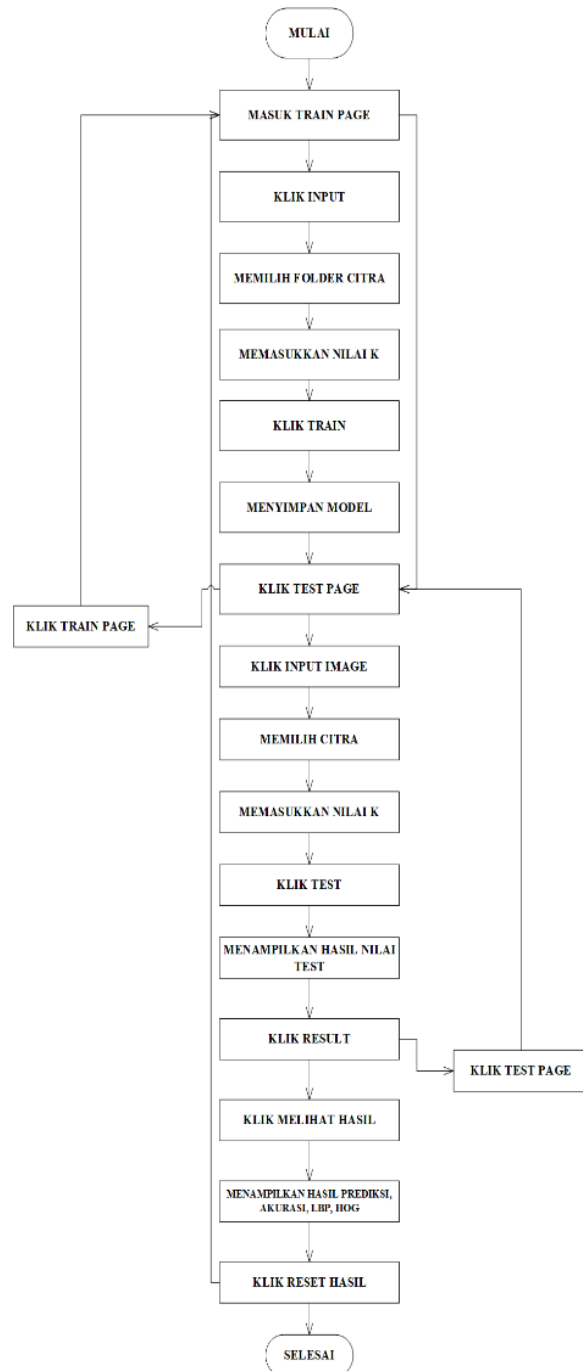
- Menganalisis sistem berdasarkan diagram flowchart dari sistem.
- Membuat flow graph sesuai dengan alur flowchart.
- Menentukan jalur independen berdasarkan gambar flow graph.
- Menghitung kompleksitas siklomatis berdasarkan jalur independen yang dilalui.



Gambar 9. Flow Graph Sistem

Untuk menghitung kompleksitas siklomatis, ada tiga cara yang dapat digunakan:

- Jumlah region dalam grafik alir menunjukkan kompleksitas siklomatis.
- Kompleksitas siklomatis $V(G)$ untuk grafik alir G dapat dihitung dengan rumus $V(G) = E - N + 2$, di mana E adalah jumlah edge dalam grafik alir dan N adalah jumlah node dalam grafik alir.
- Kompleksitas siklomatis $V(G)$ untuk grafik alir G juga dapat dihitung dengan rumus $V(G) = P + 1$, di mana P adalah jumlah simpul predikat dalam grafik alir G .



Gambar 10. Flowchart White Box

Dari diagram ini, dapat dilihat bahwa alur dimulai dari node 1 dan mengalir secara berurutan ke bawah, dengan beberapa percabangan dan pengulangan alur. Contohnya, dari simpul 2 terdapat dua arah: ke simpul 3 dan ke simpul 4, yang kemudian keduanya kembali mengalir ke simpul 10, menandakan adanya proses paralel atau kondisi bercabang. Pola ini menunjukkan bahwa sistem yang digambarkan memiliki struktur kompleks dengan logika bercabang, loop (pengulangan), dan

kemungkinan juga proses pengambilan keputusan di setiap simpul. *Kompleksitas siklomatis* pada gambar dapat dihitung menggunakan tiga cara sebagai berikut:

- Grafik alir mempunyai 3 region
- $V(G) = 23 \text{ edge} - 22 \text{ node} + 2 = 3$
- $V(G) = 2 \text{ simpul yang diperkirakan} + 1 = 3$

4.6. Pengujian Multi Confusion Matriks

Berikut tabel menunjukkan pengimplementasian multi confusion matrix dengan beberapa kelas :

Tabel 2. Multi Confusion Matriks

Aktual	Aloe	Kmg	SC	CB	Miana	Tlg	Lgks	Jarak	Jalapa	Mlpr	Salam	BD	Jmn	Mnt	Ngka
Aloe	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Kmg	0	6	1	1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SC	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
CB	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Miana	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Tlg	0	0	0	0	1	8	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Lgks	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0
Jarak	0	0	3	0	0	0	0	5	2	0	0	0	0	0	0
Jalapa	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0
Mlpr	0	0	2	2	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0
Salam	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	1	0	0	0
BD	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0
Jmn	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0
Mint	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0
Ngka	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10

Dari tabel tersebut didapatkan bahwa kelas dengan hasil akurasi terendah diperoleh oleh kelas tanaman obat jarak. Sedangkan Kelas dengan hasil

yang baik diperoleh tanaman aloe vera, jalapari, angka, mint, jasmin, cocor bebek, miana, dan bidara.

Tabel 3. Multiconfusion matriks (Lanjutan)

Aktual	Ruhi	Beling	kmng	klrfil	komba	lidah	malka	mgga	alkali	kelor	grsen	okra	pala	pndan	sirih
Ruhi	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Beling	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
kmng	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
klrfil	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
komba	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
lidah	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0
malka	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0
Mgga	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0
alkali	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0
kelor	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0
grsen	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0
okra	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0
pala	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0
pndan	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0
sirih	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10

Dari tabel tersebut didapatkan bahwa keseluruhan kelas tanaman obat yang diuji mendapatkan hasil yang sangat baik seperti sirih, karuhi ruhi, belimbing, kemangi, klorofil, pandan,

komba komba, lidah mertua, mangga, kelor, gersen, okra dan pala.

Tabel 4. Multiconfusion matriks (Lanjutan)

Aktual	Bbg	Arab	Obat	Cabe	Lemon	Afrka	Binhg	Gedi	Kayu	Ungu	Gamal	Kbg	Guv	Sdgri	Kaktus
Bbg	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Arab	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Obat	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cabe	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Lemon	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Afrka	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Binhg	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0
Gedi	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0
Kayu	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0
Ungu	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0
Gamal	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0
Kbg	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0
Guv	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0
Sdgri	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0
Kaktus	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10

Dari tabel tersebut didapatkan bahwa keseluruhan kelas tanaman obat yang diuji mendapatkan hasil yang sangat baik seperti kaktus,

sidaguri, daun ungu, gamal, kayu manis, daun gedi, daun afrika, lemon, cabe, bidara arab, dan belimbing.

Tabel 5. Multiconfusion matriks (Lanjutan)

Aktual	Pare	Pepaya	P. Jepang	Petai Cina	Delima	S. merah	Sambiloto	Serai
Pare	10	0	0	0	0	0	0	0
Pepaya	0	10	0	0	0	0	0	0
P. Jepang	0	0	10	0	0	0	0	0
P. Cina	0	0	0	10	0	0	0	0
Delima	0	0	0	0	10	0	0	0
S. merah	0	0	0	0	0	10	0	0
Sambiloto	0	0	0	0	0	0	10	0
Serai	0	0	0	0	0	0	0	10

Keterangan :

- Aloe = Aloe vera
- Kmg = Kemangi
- Grn = Gersen
- Guv = Guava
- Jrk = Jarak
- Kbg = Kembang Sepatu
- Mint = Mint
- Ngka = Nangka
- Lemon = Lemon
- Mgga = Mangga
- Delim = Delima
- Mlpr = Malapari
- Sirih = Sirih
- Klr = Kelor
- jmn = Jasmin

Pada tabel tersebut didapatkan hasil dengan akurasi terbaik diperoleh kelas tanaman obat cocor bebek, *aloe vera*, lengkuas, belimbing, bidara arab, dan beberapa tanaman lain yang menghasilkan akurasi 100%.

4.7. Hasil Penelitian

a. Accuracy

Akurasi memberikan gambaran keseluruhan tentang seberapa baik model dapat mengklasifikasikan dataset dengan benar.

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{True Positive}}{\text{Total Data}} = \frac{492}{540} = 91,11 \%$$

b. Precision

Precision pada multi confusion matrix adalah perbandingan antara jumlah prediksi positif yang benar (TP) dengan jumlah total prediksi positif (FP).

$$\text{Precision} = \frac{\text{True Positive}}{\text{TP} + \text{FP}} = \frac{492}{492 + 17} = 96,67 \%$$

c. Recall

Recall mengukur rasio antara jumlah prediksi positif yang benar (TP) dan jumlah total kasus positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif (FN)

$$\text{Recall} = \frac{\text{True Positive}}{\text{TP} + \text{FN}} = \frac{492}{492 + 0} = 100 \%$$

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan penelitian tentang Identifikasi Metode Fuzzy K-Nearest Neighbors dalam Klasifikasi Tanaman Obat menggunakan Ekstraksi Fitur Histogram of Oriented Gradients (HOG) dan Local Binary Patterns (LBP) pada Daun, hasil analisis implementasi dan pengujian menunjukkan bahwa Algoritma Fuzzy K-Nearest Neighbors mampu mengklasifikasikan data tanaman obat secara efektif. Metode ekstraksi fitur HOG dan LBP digunakan

dalam proses ini. Dari hasil pengujian yang dilakukan dengan multi confusion matrix, sistem mencapai tingkat akurasi sebesar 91,11%, precision sebesar 96,67%, dan recall sebesar 100%.

Sebagai rekomendasi untuk penelitian selanjutnya, perlu diperhatikan bahwa tingkat akurasi dalam penelitian ini dipengaruhi oleh pencahayaan pada data tanaman obat. Oleh karena itu, diharapkan penelitian berikutnya dapat menggunakan lebih banyak data tanaman obat serta mempertimbangkan faktor pencahayaan untuk meningkatkan akurasi sistem.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Z. Y. Lamasigi and M. Hasan, "Local Binary Pattern untuk Pengenalan Jenis Daun Tanaman Obat menggunakan K-Nearest Neighbor," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 12, no. 3, pp. 208–218, 2020.
- [2] E. R. Pribadi, "Pasokan dan Permintaan Tanaman Obat Indonesia Serta Arah Penelitian dan Pengembangannya," *J. Perspekt.*, vol. 8, no. 1, pp. 52–64, 2009.
- [3] A. Begue and V. Kowlessur, "Automatic Recognition of Medicinal Plants using Machine Learning Techniques," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 8, no. 4, pp. 166–175, 2017.
- [4] P. R. Prayoga, T. Hasanuddin, and H. Darwis, "Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika Klasifikasi Daun Herbal Menggunakan K-Nearest Neighbor dan Support Vector Machine dengan Fitur Fourier Descriptor," vol. 7, no. 1, pp. 160–168, 2023, doi: 10.29408/edumatic.v7i1.17521.
- [5] A. Herdiansah, R. I. Borman, D. Nurnaningsih, A. A. J. Sinlae, R. Ridlo, and A. Hakim, "Klasifikasi Citra Daun Herbal Dengan Menggunakan Backpropagation Neural Networks Berdasarkan Ekstraksi Ciri Bentuk," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 9, no. 2, pp. 388–395, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i2.4066.
- [6] F. Liantoni and H. Nugroho, "KLASIFIKASI DAUN HERBAL MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER DAN K- NEAREST NEIGHBOR," *J. Simantec*, vol. 5, no. 1, pp. 9–16, 2015.
- [7] Meiriyama, S. Devella, and S. M. Adelfi, "Klasifikasi Daun Herbal Berdasarkan Fitur Bentuk Dan Tekstur Menggunakan KNN," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 9, no. 3, pp. 2573–2584, 2022.
- [8] R. Efendi, "RANCANG BANGUN APLIKASI AUGMENTED REALITY UNTUK DETEKSI PENGENALAN TANAMAN OBAT Rizal Efendi," vol. 4, no. 1, pp. 35–45, 2020.
- [9] M. Wardiah, Hasanuddin, "Etnobotani medis masyarakat kemukiman pulo breueh selatan kecamatan pulo aceh kabupaten aceh besar," vol. 3, no. April, pp. 29–32, 2015.
- [10] I. Y. N. Hizqiyah, A. Rustama, and A. Rahmawati, "KAJIAN ETNOBOTANI TUMBUHAN OBAT OLEH MASYARAKAT DI DESA NANGGELENG KECAMATAN CIPEUNDEUY KABUPATEN BANDUNG BARAT," vol. 1, no. 2008, pp. 27–31, 2016.
- [11] Arifin, J. Hendryli, and D. E. Herwindiati3, "KLASIFIKASI TANAMAN OBAT HERBAL MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR," *J. Comput. Sci. Inf. Syst.*, vol. 1, no. 05, pp. 25–35, 2021.
- [12] R. Novanda, K. N. Ramadhan, and P. E. Yunanto, "Pengenalan Bentuk Tangan dengan Ekstraksi Ciri Pyramid Histogram of Oriented Gradient (PHOG) dan Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)," vol. 7, no. 2, pp. 8223–8233, 2020.
- [13] Husdi, "PENGENALAN EKSPRESI WAJAH PENGGUNA ELEARNING MENGGUNAKAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK DENGAN FITUR EKSTRAKSI LOCAL BINARY PATTERN DAN GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 8, no. 03, pp. 212–219, 2016.
- [14] F. D. Astuti and M. Guntara, "Analisis Performa Algoritma K-NN Dan C4.5 Pada Klasifikasi Data Penduduk Miskin," *JURTI*, vol. 2, no. 2, 2018.