

KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN MANGGA MENGGUNAKAN ANFIS

Shinta Dwi Anggraeni, Eva Yulia Puspaningrum, Afina Lina Nurlaili

Informatika, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur

Jalan Raya Rungkut Madya, Gunung Anyar, Surabaya, Indonesia

evapuspaningrum.if@upnjatim.ac.id

ABSTRAK

Deteksi penyakit daun mangga dapat dilakukan melalui analisis bentuk dan tekstur daun. Setiap jenis penyakit menyebabkan perubahan karakteristik daun, sehingga analisis bentuk dan tekstur dapat menjadi dasar klasifikasi penyakit. Metode manual seperti pengamatan visual memiliki kelemahan karena subjektif dan kurang akurat. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan berbasis pengolahan citra digital untuk meningkatkan akurasi identifikasi penyakit. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi otomatis penyakit daun mangga menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi fitur tekstur dan *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) sebagai algoritma klasifikasi. *Dataset* yang digunakan terdiri dari citra daun mangga berpenyakit *anthracnose*, *bacterial canker*, *die back*, *gall midge*, *powdery mildew*, *sooty mould*, serta daun sehat. Hasil pengujian menunjukkan bahwa akurasi tertinggi diperoleh pada pengujian lima membership function, dengan hasil terbaik oleh MF Gaussian. Fungsi keanggotaan Gaussian memberikan akurasi rata-rata 74,6% dan nilai loss terendah sebesar 0,346 dibandingkan fungsi keanggotaan lainnya. Dengan demikian, metode GLCM dan ANFIS terbukti cukup efektif dalam mengklasifikasikan penyakit daun mangga secara otomatis dan dapat menjadi solusi alternatif terhadap metode manual.

Kata kunci : GLCM, ANFIS, Klasifikasi citra, Penyakit daun mangga, Ekstraksi fitur, Pengolahan citra digital.

1. PENDAHULUAN

Tanaman mangga merupakan salah satu komoditas penting di Indonesia yang banyak dibudidayakan oleh masyarakat. Menurut Badan Pusat Statistik, pada tahun 2023 produksi mangga di Indonesia mencapai 1,8 juta ton mengalami peningkatan dari tahun-tahun sebelumnya. Akan tetapi, dalam proses budidayanya tanaman mangga rentan terserang berbagai jenis penyakit, khususnya pada bagian daun. Penyakit daun dapat memengaruhi proses fotosintesis dan berdampak pada penurunan kualitas maupun kuantitas hasil panen.

Kualitas dan kuantitas buah mangga dapat menurun salah satunya karena disebabkan oleh penyakit tanaman. Penyakit daun mangga yang sering dijumpai biasanya disebabkan oleh faktor alam, seperti serangan serangga, perubahan suhu, infeksi bakteri dan jamur [1]. Mangga yang terinfeksi penyakit dapat mempengaruhi perkembangan tanaman mangga. Mangga yang terinfeksi mempunyai ciri-ciri memiliki spot pada titik tertentu pada bagian daun, ranting dan bunga. Para ahli patologi dan petani dalam mengidentifikasi dini penyakit daun mangga menggunakan pendeteksian masih menggunakan cara manual yaitu menggunakan mata dan membuat keputusan berdasarkan pengalaman [2]. Deteksi secara manual kurang efektif, banyak kasus yang tidak tertangani dengan baik. Fakta bahwa pengenalan sejak dini pada penyakit daun mangga dapat menentukan kualitas dan kuantitas pada pertumbuhan mangga [1]. Daun mangga yang sehat merupakan salah satu ciri-ciri akan menghasilkan buah mangga dengan kualitas baik.

Dari Perkembangan teknologi dalam bidang pengolahan citra digital telah memungkinkan proses

klasifikasi daun mangga yang sehat dan berpenyakit menjadi lebih efisien dan akurat. Berbagai metode canggih, seperti *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi fitur tekstur dan *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) untuk klasifikasi, telah digunakan untuk mengidentifikasi pola penyakit secara otomatis. Dengan bantuan gabungan algoritma ini, model dapat menganalisis ribuan gambar dengan cepat, menggantikan proses manual yang memakan waktu dan rentan terhadap kesalahan.

Teknologi ini juga memungkinkan sistem untuk memproses citra daun secara otomatis dari tahap awal, seperti mengubah gambar menjadi *grayscale* untuk menyederhanakan informasi, hingga transformasi data menjadi array untuk memudahkan analisis lebih lanjut. Melalui metode ANFIS, sistem dapat mengoptimalkan proses klasifikasi dengan memanfaatkan kombinasi *neural network* untuk pengenalan pola dan logika fuzzy untuk pemetaan berbasis aturan fuzzy. Dengan pendekatan ini, sistem mampu mencapai tingkat akurasi tinggi dalam membedakan daun yang sehat dari yang terinfeksi. Dengan demikian, penerapan teknologi citra digital tidak hanya meningkatkan efisiensi kerja, tetapi juga memberikan solusi yang lebih presisi dalam mendukung sektor pertanian, terutama dalam upaya pencegahan dan penanganan penyakit tanaman.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian klasifikasi penyakit daun berbasis citra telah dilakukan sebelumnya dengan menggunakan metode GLCM dan ANFIS. Pada penelitian yang berjudul “*Plant Disease Detection by Using Adaptive*

Neuro-Fuzzy Inference System” pada tahun 2021 bertujuan untuk meningkatkan deteksi dan pengenalan penyakit tanaman menggunakan beberapa metode teknik komputasi modern pembelajaran mesin. Penelitian ini berusaha untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi identifikasi penyakit pada tanaman, yang sangat penting untuk produktivitas pertanian dan manajemen penyakit. Metode yang digunakan *Gray Level Co-Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi fitur, Intensitas histogram untuk ekstraksi fitur warna dan metode SVM, CNN, ANN dan ANFIS untuk klasifikasi. Total dataset yang digunakan 2340 untuk data pelatihan dan 585 untuk data uji berfokus pada tiga jenis daun tanaman tomat yang berbeda. Setiap label dalam kumpulan terdiri dari 780 citra. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode klasifikasi menggunakan ANFIS mendapatkan akurasi tertinggi mencapai 91% [3].

Penelitian klasifikasi penyakit daun berbasis citra telah dilakukan sebelumnya dengan menggunakan metode GLCM dan ANFIS. Pada penelitian yang berjudul “Klasifikasi Jenis Tanaman Kelengkeng Berdasarkan Ciri Tekstur Daun Menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (AFIS)” pada tahun 2021 bertujuan untuk secara akurat mengklasifikasikan berbagai jenis kelengkeng menggunakan teknik pemrosesan gambar digital dengan menggunakan metode seperti *Gray Level Co-Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi fitur dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) untuk klasifikasi. Dengan dataset yang terdiri dari 160 gambar daun dari 4 jenis tanaman kelengkeng yaitu *Diamond river*, *Matalda*, *New Kristal* dan *Puangrai*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ANFIS menghasilkan akurasi rata-rata cukup tinggi [4].

Penelitian terdahulu telah melakukan klasifikasi daun berbasis citra dengan judul “Klasifikasi Jenis Pohon Mangga Berdasarkan Bentuk dan Tekstur Daun Menggunakan Metode *Backpropagation*” pada tahun 2020 bertujuan untuk mengklasifikasikan berbagai jenis pohon mangga berdasarkan bentuk dan tekstur daunnya. Klasifikasi ini penting karena memungkinkan identifikasi varietas mangga yang lebih mudah, yang dapat bermanfaat untuk praktik dan penelitian pertanian. Penelitian ini menggunakan metode *Gray Level Co-Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi fitur tekstur dan bentuk citra dan *Backpropagation* untuk klasifikasi. Dataset yang digunakan menggunakan 100 gambar daun mangga dengan data latih 60 gambar dan data uji 40 gambar. Penelitian ini mendapatkan akurasi rata-rata yang tinggi yaitu 95% [5].

Penelitian klasifikasi penyakit daun berbasis citra telah dilakukan sebelumnya. Pada penelitian yang berjudul “*Plant Leaf Disease Detection Using Adaptive Neuro-Fuzzy Classification*” pada tahun 2020 bertujuan untuk mengembangkan metode yang efisien untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit pada tanaman tomat dan terong menggunakan pola tekstur dari gambar serta

meningkatkan akurasi pengenalan penyakit, yang sangat penting untuk manajemen pertanian yang efektif dan peningkatan hasil panen. Metode yang digunakan *Gray-Level Spatial Dependence Matrix* (GLSDM) untuk ekstraksi fitur dan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) untuk klasifikasi. Dengan dataset yang terdiri dari daun tomat sebanyak 650 citra dan daun terong sebanyak 520 citra. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ANFIS menghasilkan akurasi untuk dataset daun tomat 90,7% dan daun terong 98% menunjukkan keefektifannya dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasi [6].

2.2. Daun sehat

Daun sehat adalah kondisi di mana daun pada tanaman tumbuh secara normal dan optimal, bebas dari gejala penyakit, kerusakan fisik, maupun stres lingkungan seperti kekurangan air, cahaya berlebihan, atau nutrisi yang tidak mencukupi. Daun sehat ditandai oleh warna hijau cerah yang menunjukkan kadar klorofil yang tinggi, penting untuk proses fotosintesis [7].

2.3. Anthracnose

Penyakit antraksona disebabkan oleh kompleks jamur *Colletotrichum*, terutama *Colletotrichum gloeosporioides*. Gejala penyakit MAD sebagai bitnik-bintik cekung berwarna coklat tua yang menyebar di seluruh permukaan daun, biasanya ada di daun muda tetapi juga bisa terdapat pada daun tua [8].

2.4. Bacterial Canker

Bacterial canker adalah penyakit tanaman yang disebabkan oleh infeksi bakteri, yang dapat mengakibatkan kerusakan pada berbagai bagian tanaman. Penyakit ini ditandai dengan munculnya bercak air, pembusukan jaringan, dan kematian jaringan [8].

2.5. Die Back

Penyakit *Die Back* atau disebut dengan mati pucuk mangga merupakan penyakit serius yang disebabkan oleh jamur. Jamur *Lasiodiplodia theobromae* menyerang ranting dan cabang pohon mangga, menyebabkan layu yang dimulai dari ujung ranting pohon [9].

2.6. Gall Midge

Gall midge (*Procontarinia matteiana*) adalah hama pada daun mangga yang menyerang dengan membentuk *galls* (benjolan) pada daun. Serangga betina gall midge meletakkan telurnya di seluruh bagian pohon, tetapi sebagian besar diletakkan pada daun. Saat waktunya menetas belatung menembus ke dalam jaringan daun tempat serangga berkembang sehingga terbentuk *galls* (benjolan) pada daun mangga. Seiring waktu *galls* tumbuh lebih besar dan dapat menyebabkan daun menguning dan melengkung [10].

2.7. Powdery Mildew

Powdery Mildew adalah penyakit pada mangga yang disebabkan oleh jamur *Pseudoidium anacardiae*. Gejala utama dapat dilihat munculnya serbuk putih pada daun muda, bunga dan tangkai buah mangga [11].

2.8. Sooty Mould

Sooty Mould pada mangga disebabkan oleh jamur *Leptoxylum madagascariense*. *Sooty mould* ini membentuk lapisan hitam di permukaan daun dan berkembang karena adanya *honeydew* yaitu zat manis yang disekresikan oleh serangga penghisap, seperti kutu [12].

2.9. Citra Digital

Citra digital adalah data yang tersusun secara spasial dalam bentuk elemen gambar diskrit, atau piksel. Pengertian dari pengolahan citra digital adalah citra digital dapat diproses lebih lanjut menggunakan komputer. Tujuan utama penggunaan citra digital adalah untuk menganalisis dan mengekstraksi informasi secara akurat, meningkatkan kualitas visual untuk mempermudah interpretasi, serta mendukung pemetaan tematik dan pemantauan perubahan lingkungan secara efektif [13].

2.10. Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) adalah sebuah matriks yang digunakan untuk mengukur tekstur dan bentuk gambar di bidang pengenalan pola dan visi komputer. Matriks ini bekerja dengan menggunakan probabilitas kemunculan dua titik x_1 dan x_2 tertentu pada tingkat keabuan dalam jarak d dan orientasi sudut θ yang spesifik [14].

Ada empat parameter tekstur yang sering digunakan dalam perhitungan dengan nilai besaran yang dicari, yaitu: [15][16]

a. Kontras

Kontras adalah ukuran perbedaan nilai tingkat keabuan di sekitar area gambar. Jika ada perbedaan tingkat warna atau skala keabuan pada gambar, maka kontrasnya akan tinggi. Namun, jika piksel-piksel yang berdekatan memiliki nilai yang sama, maka nilai kontrasnya akan sama dengan 0. Rumus perhitungan kontras sebagai berikut:

$$c(k, n) = \sum_i \sum_j (i - j)^k p_d[i, j]^n \quad (1)$$

Dimana :

c = kontras atau variasi antar piksel

p_d = representasi dari a vector perpindahan d pada suatu gambar

$p_d[i, j]$ = fitur (i,j) dari GLCM yang dinormalisasi

b. Homogenitas

Homogenitas adalah ukuran keseragaman atau kemiripan dalam citra. Nilai homogen akan tinggi jika semua piksel dalam gambar memiliki nilai yang sama atau sangat mirip. Semakin

seragam nilai piksel dalam citra, semakin tinggi nilai homogen. Rumus homogen sebagai berikut:

$$C_h = \sum_i \sum_j \frac{p_d[i, j]}{1 + |i - j|} \quad (2)$$

Dimana :

C_h = mengukur homogenitas gambar

p_d = representasi dari a vektor perpindahan d menghitung semua pasangan piksel

c. Korelasi

Korelasi adalah ukuran ketergantungan linear dari derajat tingkat keabuan dalam gambar, yang bisa menunjukkan struktur linear gambar pada piksel-piksel yang berdekatan dengan objek gambar. Nilai korelasi berkisar antara -1 hingga 1. Fungsi ini mengukur seberapa dekat sebuah piksel berhubungan dengan tetangganya. Rumus perhitungan korelasi sebagai berikut:

$$C_c = \frac{\sum_i \sum_j [i, j] p_d[i, j] - \mu_i \mu_j}{\sigma_i \sigma_j} \quad (3)$$

Dimana :

C = ukuran ketergantungan linear intensitas dalam gambar

d. Energi

Energi mengukur ketidakaturan aras keabuan di dalam gambar. Nilai energi akan tinggi jika elemen-elemen dalam GLCM mempunyai nilai yang relatif sama, dan rendah jika elemen-elemen GLCM bernilai 0 atau 1. Fitur tekstur dari energi menunjukkan ukuran konsentrasi dari pasangan intensitas dalam matriks. Semakin tinggi nilai energi, semakin tinggi juga nilai kemiripannya. Rumus energi sebagai berikut:

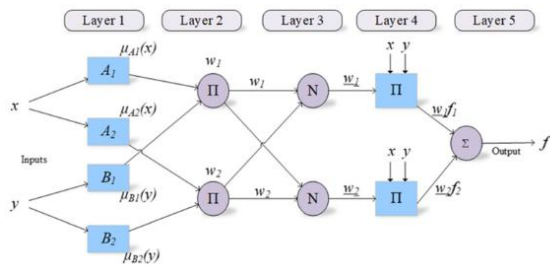
$$\sum_i \sum_j [p(i, j)]^2 \quad (4)$$

2.11. Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

Metode ANFIS merupakan gabungan antara metode *Artificial Neural Network* (ANN) dan metode Fuzzy. Metode ANFIS menggabungkan kemampuan pembelajaran dari jaringan saraf tiruan dengan sistem fuzzy. ANFIS memiliki model sistem yang secara kegunaan sama dengan peraturan dari dasar fuzzy arsitektur Sugeno [4].

Pada strukturnya, jaringan ANFIS dapat membuat keputusan berdasarkan aturan IF-THEN. Algoritma ANFIS menggunakan pasangan data masuk dan keluar dengan aturan IF-THEN. Struktur ANFIS terdiri dari dua bagian utama bagian awal dan bagian hasil. Kerangka kerja Neurofuzzy dianggap sistem saraf umpan maju tiga lapis, di mana lapis pertama adalah lapis variabel masukan, lapis tersembunyi atau lapis tengah mengacu pada aturan fuzzy, dan lapis

ketiga adalah lapis keluaran yang mewakili variabel keluaran. Berikut struktur dasar dari ANFIS.



Gambar 1. Arsitektur ANFIS

Berdasarkan gambar diatas, arsitektur ANFIS terdiri dari 5 lapis dan seluruhnya terdapat simpul yaitu ada simpul adaptif (dengan symbol kotak) dan simpul tetap (dengan symbol lingkaran) Masing-masing lapisan atau layer memiliki fungsi yang berbeda-beda. Berikut penjelasannya [4][17][18]

a. Lapisan pertama

Lapisan ini dalam struktur ANFIS disebut sebagai lapisan fuzzifikasi. Pada lapisan ini, sinyal yang diterima dari setiap node diproses tergantung pada jenis nilai *input* menggunakan fungsi keanggotaan. *Output* dari node ini memberikan derajat keanggotaan yang sesuai dengan *node i* pada layer pertama. Jumlah total lapisan atau layer pertama dilambangkan $o_{1,i}$ lapisan ini didefinisikan dalam rumus sebagai berikut.

$$o_{1,i} = \mu_{A_i}(x), i = 1,2 \quad (5)$$

$$o_{1,i} = \mu_{B_i}(y), i = 3,4 \quad (6)$$

Dimana :

x = nilai input-an ke node i

$A_i(x)$ = label linguistik terkait simpul tersebut

$o_{1,i}$ = derajat keanggotaan himpunan fuzzy

b. Lapisan kedua

Pada lapisan kedua dalam struktur ANFIS dikenal sebagai lapisan aturan. Setiap node pada lapisan ini merupakan node tetap yang berlabel dengan *output* nya. Pada lapisan ini, kekuatan penembakan dari setiap aturan dihitung menggunakan derajat keanggotaan (*membership functions*, MFs) yang berasal dari lapisan pertama. *Output* dari lapisan ini memberikan derajat aktivasi w_i . Berikut rumus perhitungannya.

$$o_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_{i-2}}(y) \quad i = 1,2 \quad (7)$$

c. Lapisan ketiga

Lapisan ketiga membandingkan antara node 1 dan node i berdasarkan seluruh aturan yang diterapkan. Lapisan ini merupakan node tetap bertanda N. Pada lapisan ini dilakukan normalisasi dari model, tingkat penyalan yang

dinormalisasi dari setiap aturan akan dihitung. Berikut perhitungannya.

$$o_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad i = 1,2 \quad (8)$$

d. Lapisan keempat

Lapisan keempat disebut sebagai defuzzifikasi. Semua node pada layer keempat ini ialah node aktif. Nilai *output* dihitung untuk setiap aturan di lapisan ini. Nilai-nilai ini diperoleh dengan mengalikan nilai kekuatan penyalan yang dinormalisasi dari lapisan ketiga dengan polinomial orde pertama. Berikut perhitungannya.

$$o_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i + q_i y + r_i) \quad (9)$$

Dengan $\bar{w}_i$ adalah *output* dari lapisan 3 ($p_i + q_i y + r_i$).

e. Lapisan kelima

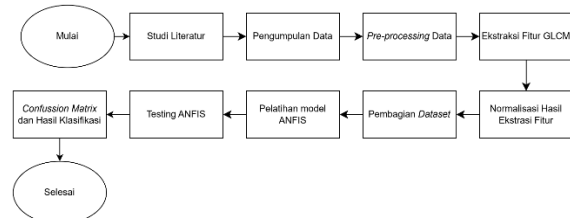
Lapisan kelima, lapisan terakhir merupakan lapisan *output* dari metode ANFIS. *Output* diperoleh dengan menjumlahkan nilai *output* dari setiap aturan yang dihitung di lapisan defuzzifikasi. Berikut perhitungannya.

$$o_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i \quad (10)$$

3. METODE PENELITIAN

3.1. Tahapan penelitian

Secara umum alur pada penelitian ini tahapan penelitian dapat dilihat pada gambar



Gambar 2. Flowchart tahapan penelitian

Berdasarkan gambar diatas, berikut penjelasannya:

a. Studi Literatur

Dilakukan dengan mencari, membaca, dan memahami artikel, dll. Literatur tersebut diperoleh melalui pencarian di internet atau sumber akademik lainnya.

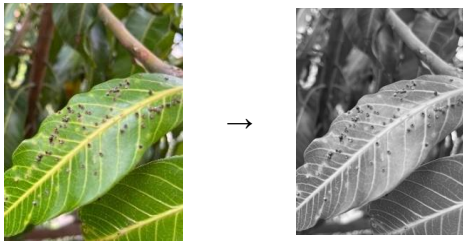
b. Pengumpulan Data

Dataset pada penelitian ini didapatkan dari Kaggle terdiri dari 6 kelas merupakan jenis-jenis penyakit daun mangga antara lain dan 1 kelas daun mangga sehat. Setiap kelasnya memuat citra sebanyak 500 citra daun mangga. Jenis-jenis penyakit daun mangga diantaranya *anthracnose*, *bacterial canker*, *die back*, *gall midge*, *powdery mildew*, dan *sooty mould*. Sehingga, total data citra daun mangga berjumlah 3500 citra.

c. Pre-processing data

Seluruh citra dataset dikumpulkan menjadi sebuah folder untuk disimpan dan digunakan pada tahap penelitian berikutnya. Seluruh citra

diubah citra (*Red, Green, Blue*) RGB menjadi *grayscale*. Citra *grayscale* akan digunakan untuk tahap selanjutnya pada ekstraksi fitur.



Gambar 3. Hasil Pre-processing

d. Ekstraksi fitur GLCM

Ekstraksi fitur yang digunakan pada penelitian ini menggunakan ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode (*Gray Level Co-occurrence Matrix*) GLCM pada citra daun manga. Tahapan ekstraksi fitur GLCM bertujuan untuk menghasilkan nilai komponen dari metode GLCM

Data citra hasil *pre-processing* ditransformasikan ke *array* dua dimensi untuk menyesuaikan ekstraksi fitur tekstur sebagai *inputan*. Setelah gambar *array* menjadi dua dimensi, selanjutnya membuat matriks *co-occurrence* berdasarkan piksel dan sudut yang ditentukan. Setelah mendapat matriks *co-occurrence*, matriks perlu dinormalisasi.

Proses normalisasi matriks mengubah elemen - elemen dalam matriks sehingga berada dalam rentang nilai yang sama yaitu antara 0 sampai 1. Langkah terakhir melakukan ekstraksi fitur tekstur GLCM. Pada penelitian ini menggunakan 4 parameter tekstur yaitu kontras, homogen, korelasi dan energi. Nilai-nilai parameter tersebut akan dijadikan sebuah *input* untuk klasifikasi ANFIS.

e. Normalisasi hasil ekstraksi fitur

Setelah melakukan ekstraksi fitur GLCM, seluruh data dilakukan normalisasi menggunakan *min-max scaling*. Normalisasi *min-max scaling* mengubah rentang nilai data ke dalam skala tertentu. Seluruh data akan memiliki rentang antara 0 dan 1.

f. Pembagian *Dataset*

Pada penelitian ini pembagian *Dataset* terbagi menjadi dua yaitu data latih dan data uji dengan total data 3.500 data citra. Rasio pertama *Dataset* dibagi menjadi 70% untuk data latih dan 30% untuk data uji. Rasio kedua *Dataset* dibagi menjadi 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji.

g. Pelatihan model ANFIS

Setelah nilai-nilai ekstraksi fitur GLCM berhasil ditemukan dan seluruh *Dataset* telah dinormalisasikan, selanjutnya nilai-nilai itu akan digunakan untuk melakukan proses pelatihan klasifikasi pada algoritma ANFIS.

h. Testing ANFIS

Setelah dilakukan proses pelatihan pada algoritma ANFIS maka diperoleh sistem inferensi fuzzy yang berisikan parameter *a* dan *c* fungsi keanggotaan fuzzy dan parameter konstan aturan fuzzy.

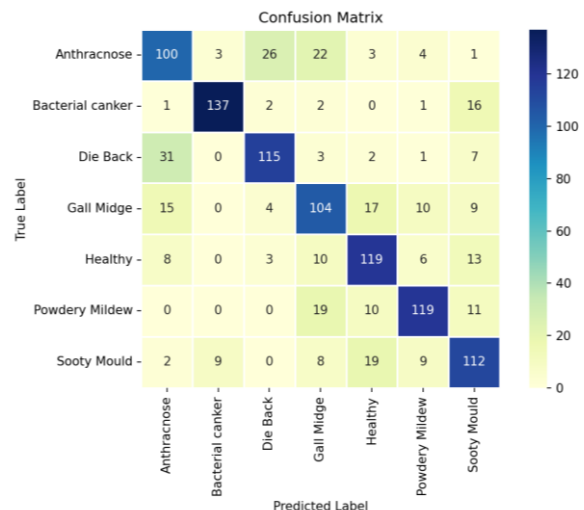
i. *Confusion Matrix* dan hasil klasifikasi

Setelah proses testing dilakukan selanjutnya proses *Confusion Matrix* akan ditampilkan. *Confusion Matrix* digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pelatihan dan pengujian rasio, *epoch* dan *learning rate*.

Pada skenario ini rasio data yang digunakan adalah 70:30. *Epoch* yang digunakan yaitu sebanyak 200, dimana model secara iteratif mempelajari pola dari *Dataset* dan *learning rate* 0,01 digunakan untuk mengontrol kecepatan pembaruan parameter selama pelatihan. Pelatihan ini menghasilkan nilai *Loss* sebesar 0,395.



Gambar 4. Hasil pelatihan dan pengujian

Kinerja terbaik terlihat pada kelas *Bacterial canker*, dengan total 137 prediksi benar, diikuti oleh kelas *Healthy* dan *Powdery Mildew*, yang masing-masing mencapai 119 prediksi benar.

```

=== Classification Report ===

```

	precision	recall	f1-score	support
0	0.6369	0.6289	0.6329	159
1	0.9195	0.8616	0.8896	159
2	0.7667	0.7233	0.7443	159
3	0.6190	0.6541	0.6361	159
4	0.7000	0.7484	0.7234	159
5	0.7933	0.7484	0.7702	159
6	0.6627	0.7044	0.6829	159
accuracy			0.7242	1113
macro avg	0.7283	0.7242	0.7256	1113
weighted avg	0.7283	0.7242	0.7256	1113

Gambar 5. Classification report

Namun, beberapa salah klasifikasi signifikan tetap terjadi. Misalnya, data kelas *Anthraco* salah diklasifikasikan sebanyak 26 kasus menjadi kelas *Die Back* dan 22 kasus menjadi kelas *Gall Midge*. Selain itu, data kelas *Gall Midge* memiliki 17 kasus yang salah diklasifikasikan sebagai *Healthy*.

Hasil evaluasi melalui *classification report* menunjukkan performa model dalam mengklasifikasikan data uji ke dalam tujuh kelas, yaitu *Anthraco*, *Bacterial canker*, *Die Back*, *Gall Midge*, *Healthy*, *Powdery Mildew*, dan *Sooty Mould*. Secara keseluruhan, model mencapai akurasi sebesar 72,42%.

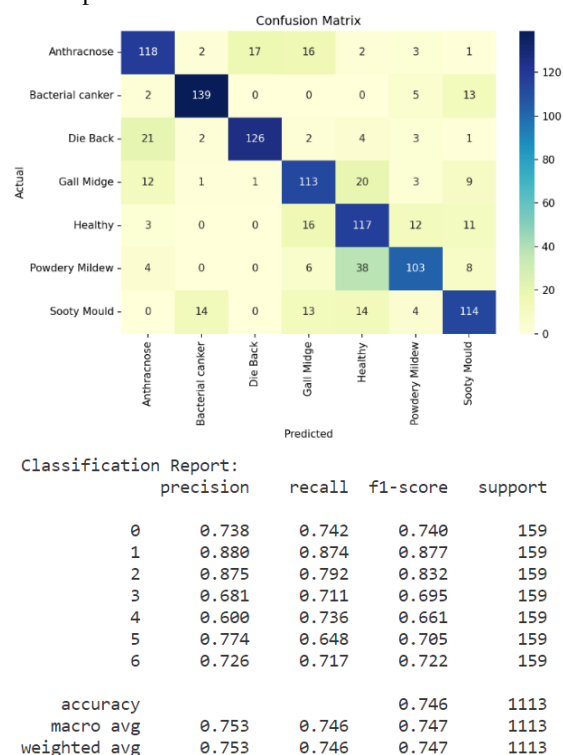
Kinerja terbaik terlihat pada kelas *Bacterial canker*, dengan nilai *Precision* sebesar 0,9150, *Recall* 0,8616, dan *f1-score* 0,8896, yang menunjukkan keseimbangan yang sangat baik antara kemampuan model mendeteksi dan memprediksi kelas ini.

Namun, tantangan terlihat pada kelas *Gall Midge*, yang memiliki *Precision* 0,6190 dan *f1-score* 0,6361, menandakan adanya kesulitan model dalam membedakan pola data untuk kelas ini.

4.2. Pelatihan dan pengujian *membership function Gaussian*

Pada skenario ini rasio data yang digunakan adalah 70:30. Proses pelatihan dimulai dengan mengoptimalkan parameter MF Gaussian. Optimasi dilakukan dengan menggunakan algoritma pelatihan pada data pelatihan untuk meminimalkan error yang dihasilkan oleh model.

Pelatihan ini menghasilkan nilai *Loss* sebesar 0,346 merupakan indikator tingkat kesalahan prediksi model pada data latih.



Gambar 6. Hasil *membership function gaussian*

Secara keseluruhan model mencapai akurasi sebesar 74,6%, menunjukkan performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan data uji. Kinerja terbaik dicapai pada kelas 1 yaitu jenis penyakit *bacterial canker*, di mana *Precision*, *Recall*, dan *f1-score* masing-masing bernilai 0,880, 0,874, dan 0,877, mengindikasikan keseimbangan yang baik antara kemampuan model mendeteksi dan memprediksi kelas tersebut.

Hasil *confusion matrix* mendukung analisis dari *classification report*, di mana nilai diagonal yang mendominasi menunjukkan jumlah prediksi yang benar untuk masing-masing kelas, seperti kelas *Die Back* dengan 126 prediksi benar, dan kelas *Bacterial canker* dengan 139 prediksi benar.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) digunakan untuk ekstraksi fitur tekstur, sementara Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) digunakan untuk klasifikasi dalam mengidentifikasi penyakit daun mangga. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi metode GLCM sebagai ekstraksi fitur dan ANFIS sebagai klasifikasi cukup efektif dalam mengklasifikasikan penyakit daun mangga. Dari berbagai skenario yang diuji, kombinasi rasio data terbaik adalah 70:30 dengan jumlah epoch sebanyak 200 dan learning rate sebesar 0,01, yang menghasilkan akurasi rata-rata sebesar 72,42%. Selain itu, berdasarkan proses pelatihan dan pengujian dengan Membership Function Gaussian, diperoleh rata-rata nilai akurasi sebesar 74,6% dengan nilai loss paling rendah, yaitu 0,346.

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, disarankan agar dilakukan penelitian lebih lanjut guna meningkatkan akurasi dan optimalisasi klasifikasi menggunakan ANFIS. Pada penelitian mendatang, penggabungan atau perbandingan beberapa metode ekstraksi fitur GLCM dan klasifikasi ANFIS dapat dilakukan untuk menemukan pendekatan terbaik dalam meningkatkan akurasi. Selain itu, pengembangan lebih lanjut diperlukan agar aplikasi mampu menguji dan mengklasifikasikan penyakit daun mangga secara lebih spesifik dan efisien.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. Ayu, V. Dwi, and A. E. Minarno, "Pendiagnosa Daun Mangga Dengan Model Convolutional Neural Network," *CESS (Journal Comput. Eng. Syst. Sci.*, vol. 6, no. 2, p. 230, 2021, doi: 10.24114/cess.v6i2.22857.
- [2] R. Adenia, A. E. Minarno, and Y. Azhar, "Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Ekstraksi Fitur Citra Daun Dalam Kasus Deteksi Penyakit Pada Tanaman Mangga Menggunakan Random Forest," *J. Repos.*, vol. 4, no. 4, pp. 473–482, 2024, doi: 10.22219/repositor.v4i4.32287.
- [3] R. Bayraktar and K. S. Bayram, "Plant Disease

- Detection by Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System,” vol. 2021, 2021, doi: 10.29371/2021.3.125.
- [4] A. R. F. M. L. M. F. Amrulloh, “Klasifikasi jenis tanaman kelengkeng berdasarkan ciri tekstur daun menggunakan metode Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (AFIS),” *J. Explor. IT*, vol. 14, no. 36, pp. 29–38, 2022, [Online]. Available: <https://doi.org/10.35891/explorit>
- [5] P. R. Kshirsagar, A. D. Yadav, K. A. Joshi, P. Chippalkatti, and R. Y. Nerkar, “Classification and Detection of Brain Tumor by using GLCM Texture Feature and ANFIS,” *J. Res. Image Signal Process.*, vol. 5, no. 1, pp. 15–31, 2020, doi: 10.5281/zenodo.3732939.
- [6] H. Sabrol and S. Kumar, *Plant Leaf Disease Detection Using Adaptive Neuro-Fuzzy Classification*, vol. 943. Springer International Publishing, 2020. doi: 10.1007/978-3-030-17795-9_32.
- [7] A. T. Patel and S. Kumar, “Seasonal incidence of mango leaf gall midge, *Procontarinia matteiana* Kieffer & Cecconi (Diptera: Cecidomyiidae).,” *J. Appl. Zool. Res.*, vol. 31, no. 1, pp. 49–53, 2020, doi: 10.13140/RG.2.2.22991.09121.
- [8] A. K. Dofuor *et al.*, “Mango anthracnose disease: the current situation and direction for future research,” *Front. Microbiol.*, vol. 14, no. August, pp. 1–18, 2023, doi: 10.3389/fmicb.2023.1168203.
- [9] C. A. Asis and A. Niscioli, “Impact of Twig-Tip Dieback on Leaf Nutrient Status and Resorption Efficiency of Mango (*Mangifera indica* L.) Trees,” *Horticulturae*, vol. 10, no. 7, 2024, doi: 10.3390/horticulturae10070678.
- [10] A. Patel, S. K. Saxena, A. T. Patel, and S. Kumar, “CHEMICAL CONTROL OF MANGO LEAF GALL MIDGE *PROCONTARINIA MATTEIANA* ICAR-AICRP on Fruits (Mango) View project AICRP on Tropical Fruits View project CHEMICAL CONTROL OF MANGO LEAF GALL MIDGE *PROCONTARINIA MATTEIANA*,” no. February, 2021, [Online]. Available: <https://connectjournals.com/01462.2020.38.21>
- [11] Shahid Iqbal *et al.*, “Powdery Mildew of Mango: Current Status, Perspective and Emerging Tools for Management,” *Agric. Sci. J.*, vol. 6, no. 1, pp. 92–101, 2024, doi: 10.56520/asj.v6i1.365.
- [12] K. M. Abd, E. M. E. A. Abo, and A. M. Mandour, “First Record of *Leptoxophium madagascariense* Causing Sooty Mould on Mango (*Mangifera indica* L.) in Egypt,” vol. 5, no. 1, pp. 11–21, 2024, doi: 10.21608/EJP.2024.352373.
- [13] R. Dijaya, *Buku Ajar Pengolahan Citra Digital*, Edisi Pert. Sidoarjo: UMSIDA Press, 2023.
- [14] M. Muhathir, M. H. Santoso, and D. A. Larasati, “Wayang Image Classification Using SVM Method and GLCM Feature Extraction,” *J. Informatics Telecommun. Eng.*, vol. 4, no. 2, pp. 373–382, 2021, doi: 10.31289/jite.v4i2.4524.
- [15] F. Marpaung, F. Aulia, and R. C. Nabila, *Computer Vision Dan Pengolahan Citra Digital*. 2022. [Online]. Available: www.pustakaaksara.co.id
- [16] M. Kumar *et al.*, “Mango (*Mangifera indica* L.) leaves: Nutritional composition, phytochemical profile, and health-promoting bioactivities,” 2021. doi: 10.3390/antiox10020299.
- [17] B. Haznedar, M. T. Arslan, and A. Kalinli, “Optimizing ANFIS using simulated annealing algorithm for classification of microarray gene expression cancer data,” *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 59, no. 3, pp. 497–509, 2021, doi: 10.1007/s11517-021-02331-z.
- [18] N. Almuntaazah, M. S. Kiromi, and N. Ulinnuha, “Klasifikasi Alzheimer Berdasarkan Data Citra MRI Otak Menggunakan Fcm Dan Anfis,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 10, no. 3, pp. 613–622, 2023, doi: 10.25126/jtiik.20231036826.