



ANALISIS PENGARUH PENCAHAYAAN TERHADAP IDENTIFIKASI DAUN CABAI MENGGUNAKAN GLCM DAN JST

Riswandi Triyo Subakti, Gasim, Muhammad Haviz Irfani*

Teknik Informatika, Universitas Indo Global Mandiri, Indonesia

Abstrak: Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh variasi pencahayaan terhadap kinerja identifikasi jenis daun cabai berbasis pengolahan citra digital. Permasalahan utama yang diangkat adalah ketidakstabilan hasil ekstraksi fitur tekstur akibat perubahan intensitas cahaya pada saat proses akuisisi citra. Metode yang digunakan meliputi ekstraksi fitur tekstur menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dengan parameter kontras, korelasi, energi, dan homogenitas, serta klasifikasi menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan arsitektur *Multilayer Perceptron*. Dataset penelitian terdiri dari lima jenis daun cabai dengan total 1.250 citra yang dibagi menjadi 80% data latih (1.000 citra) dan 20% data uji (250 citra), serta diuji pada lima variasi pencahayaan menggunakan 1 hingga 5 sumber cahaya LED. Hasil penelitian menunjukkan bahwa variasi pencahayaan memiliki pengaruh signifikan terhadap performa sistem, di mana pencahayaan rendah menyebabkan noise dan kehilangan detail tekstur, sedangkan pencahayaan berlebih menimbulkan *overexposure* yang mengurangi kualitas fitur. Kondisi pencahayaan optimal diperoleh pada penggunaan 2 lampu, dengan akurasi tertinggi sebesar 44.8%, yang menunjukkan kinerja terbaik model dalam kondisi pencahayaan sedang. Selain itu, hasil menunjukkan bahwa kestabilan fitur GLCM sangat dipengaruhi oleh distribusi intensitas cahaya pada permukaan objek. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam menunjukkan pentingnya pengaturan pencahayaan pada tahap akuisisi citra untuk meningkatkan kualitas ekstraksi fitur dan akurasi klasifikasi, serta dapat menjadi acuan dalam pengembangan sistem identifikasi tanaman berbasis citra yang lebih robust terhadap variasi lingkungan.

Kata kunci: GLCM, Jaringan Saraf Tiruan, pencahayaan, tekstur daun, klasifikasi citra

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi pengolahan citra digital telah memberikan kontribusi signifikan dalam berbagai bidang, termasuk pertanian, khususnya dalam proses identifikasi tanaman secara otomatis. Pengolahan citra memungkinkan ekstraksi informasi visual seperti warna, bentuk, dan tekstur untuk membedakan objek secara akurat (Fitrianto, 2021; Yanu F et al., 2022). Dalam konteks

tanaman cabai, identifikasi jenis daun menjadi penting karena setiap varietas memiliki karakteristik morfologi dan tekstur yang berbeda, yang dapat digunakan sebagai parameter pembeda (Fallo, 2024; Hindriana & Handayani, 2023).

Metode ekstraksi fitur tekstur merupakan salah satu pendekatan yang umum digunakan dalam analisis citra daun. *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dikenal mampu menangkap hubungan spasial antar piksel dan menghasilkan fitur yang representatif seperti kontras, korelasi, energi, dan homogenitas (Hadi & Rachmawanto, 2022). Fitur-fitur tersebut telah banyak digunakan dalam

*) m.haviz@uigm.ac.id

Diterima: 18 April 2026

Direvisi: 23 April 2026

Disetujui: 1 Mei 2026

DOI: 10.23969/infomatek.v28i1.45446

berbagai penelitian klasifikasi objek berbasis citra, termasuk dalam identifikasi tanaman dan produk pertanian. Selanjutnya, proses klasifikasi umumnya dilakukan menggunakan metode pembelajaran mesin, salah satunya Jaringan Saraf Tiruan (JST) yang memiliki kemampuan dalam mengenali pola kompleks dan nonlinier (Ramadhan et al., 2021; Tingginehe & Simanjuntak, 2022)

Beberapa penelitian sebelumnya telah mengkombinasikan GLCM dengan metode klasifikasi seperti CNN, Naïve Bayes, maupun JST untuk meningkatkan akurasi pengenalan citra daun (Hendri, 2021; Hidayat et al., 2023; Johari et al., 2025). Namun, sebagian besar penelitian tersebut masih berfokus pada peningkatan akurasi model tanpa mempertimbangkan faktor eksternal pada tahap akuisisi citra, seperti kondisi pencahayaan.

Pencahayaan merupakan faktor penting dalam proses pengambilan citra karena berpengaruh langsung terhadap kualitas visual objek. Intensitas cahaya dapat memengaruhi distribusi nilai piksel dan kontras citra, sehingga berdampak pada hasil ekstraksi fitur (Wulandari & Isfiaty, 2021a). Dalam konteks biologis, cahaya juga berperan dalam proses fotosintesis dan memengaruhi struktur serta tampilan permukaan daun (Maftukhah et al., 2023). Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa variasi pencahayaan dapat menyebabkan perubahan signifikan pada hasil identifikasi citra, terutama pada objek berbasis tekstur (Deni Setiya Nugraha et al., 2024). Namun, kajian yang secara spesifik menganalisis pengaruh jumlah sumber cahaya terhadap kestabilan fitur GLCM dan performa klasifikasi masih terbatas.

Pemilihan objek daun cabai dalam penelitian ini didasarkan pada karakteristik tekstur antar jenis daun yang relatif mirip, sehingga menimbulkan tantangan dalam proses klasifikasi berbasis citra, khususnya pada pendekatan berbasis tekstur seperti GLCM yang sensitif terhadap variasi pola intensitas piksel (Saputri & Gasim, 2022). Selain itu, tanaman cabai merupakan salah satu komoditas pertanian penting di Indonesia, di mana faktor lingkungan seperti pencahayaan juga mempengaruhi kondisi visual dan struktur daun, sehingga pengembangan sistem identifikasi otomatis menjadi relevan dalam mendukung analisis berbasis citra pada sektor pertanian (Maftukhah et al., 2023; Wulandari & Isfiaty, 2021b).

II. METODOLOGI

2.1. Penampilan Gambar

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimen untuk menganalisis pengaruh variasi pencahayaan terhadap kinerja identifikasi jenis daun cabai berbasis pengolahan citra digital. Tahapan penelitian meliputi akuisisi citra, preprocessing, ekstraksi fitur, klasifikasi, serta evaluasi performa sistem (Gambar 1).

1. Akuisisi Data

Proses akuisisi data dilakukan dengan mengambil citra daun cabai dari lima jenis yang berbeda. Setiap citra diperoleh menggunakan mikroskop digital untuk menangkap detail tekstur permukaan daun secara lebih jelas (Muqoddam et al., 2020). Variasi pencahayaan dilakukan dengan menggunakan 1 hingga 5 sumber cahaya LED untuk mengamati pengaruh intensitas cahaya terhadap kualitas citra (Beatrix et al., 2023; Kiswantonono & Arzadiwa, 2021). Jarak antara kamera dan objek dijaga konstan untuk memastikan konsistensi data. Total dataset

yang digunakan sebanyak 1.875 citra yang dibagi menjadi data latih dan data uji.

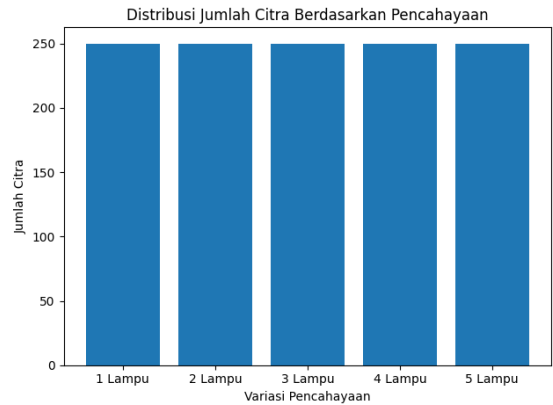


Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

2. Preprocessing

Pada tahap preprocessing, citra diubah dari format RGB menjadi grayscale untuk menyederhanakan representasi data tanpa menghilangkan informasi tekstur yang penting. Proses ini bertujuan untuk meningkatkan efisiensi komputasi dan mempermudah proses ekstraksi fitur (Fitrianto, 2021; Yanu F et al.,

2022). Selain itu, dilakukan perbaikan kualitas citra untuk mengurangi noise yang dapat memengaruhi hasil analisis (Jumadi et al., 2021).



Gambar 2. Histogram Distribusi Data Latih

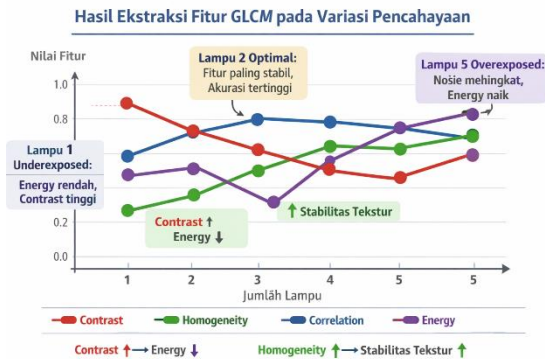
Gambar 2 memperlihatkan distribusi jumlah citra pada setiap variasi pencahayaan. Terlihat bahwa setiap kondisi pencahayaan memiliki jumlah citra yang sama, yaitu sebanyak 250 citra, yang terdiri dari lima kelas jenis daun cabai dengan masing-masing 50 citra per kelas. Adapun lima kelas yang digunakan dalam penelitian ini adalah: daun cabai keriting, daun cabai rawit, daun cabai setan, daun cabai putih, dan daun cabai pelangi. Hal ini menunjukkan bahwa dataset yang digunakan dalam penelitian ini bersifat seimbang (*balanced dataset*), sehingga tidak terdapat bias distribusi data antar kelas maupun antar kondisi pencahayaan.

3. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), yang mampu merepresentasikan hubungan spasial antar piksel dalam citra (Hadi & Rachmawanto, 2022; Hidayat et al., 2023).

Fitur yang digunakan dalam penelitian ini meliputi kontras, korelasi, energi, dan homogenitas sebagai representasi tekstur

daun. Metode GLCM telah terbukti efektif dalam berbagai penelitian klasifikasi citra berbasis tekstur (Hidayat et al., 2023).



Gambar 3. Visualisasi Perbandingan Fitur GLCM terhadap Variasi Jumlah Pencahayaan.

Gambar tersebut merepresentasikan ringkasan seluruh tabel hasil ekstraksi fitur GLCM pada variasi pencahayaan 1 hingga 5 lampu dengan menampilkan tren empat fitur utama, yaitu *contrast*, *homogeneity*, *correlation*, dan *energy*.

Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) untuk merepresentasikan tekstur citra daun.

Contrast

Mengukur perbedaan intensitas antar piksel (*local variation*) berikut persamaan (1) :

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

Homogeneity

Mengukur kedekatan distribusi elemen GLCM terhadap diagonal terlihat persamaan (2):

$$Homogeneity = \sum_{i,j} \frac{P(i, j)}{1 + |i - j|} \tag{2}$$

Energy (Angular Second Moment)

Mengukur keseragaman tekstur (persamaan (3):

$$Energy = \sum_{i,j} P(i, j)^2 \tag{3}$$

Correlation

Mengukur hubungan linier antar piksel:

$$Correlation = \sum_{i,j} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)P(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \tag{4}$$

$P(i, j)$ merupakan nilai probabilitas kemunculan pasangan piksel dengan intensitas i dan j pada matriks GLCM, selain itu parameter i dan j yaitu indeks tingkat keabuan (*gray level*) pada citra. Parameter μ_i dan μ_j adalah nilai rata-rata (*mean*) dari distribusi intensitas piksel pada baris dan kolom. Parameter σ_i dan σ_j ialah standar deviasi dari distribusi intensitas piksel pada baris dan kolom.

Terlihat bahwa pada pencahayaan rendah (1 lampu), nilai *contrast* cenderung tinggi sementara *energy* rendah, yang menunjukkan tekstur belum stabil akibat kurangnya cahaya. Seiring peningkatan jumlah lampu, *homogeneity* dan *correlation* meningkat, menandakan tekstur citra menjadi lebih seragam dan konsisten, dengan kondisi paling optimal terjadi pada 2 lampu karena memberikan keseimbangan terbaik antar fitur. Namun, ketika jumlah lampu terus ditambah hingga 4 dan 5 lampu, nilai *energy* meningkat dan *contrast* menurun, yang mengindikasikan adanya efek *overexposure* dan *noise* akibat pencahayaan berlebih. Secara keseluruhan, gambar ini memperlihatkan hubungan penting antara intensitas pencahayaan dan kualitas fitur tekstur, serta menegaskan bahwa pencahayaan sedang menghasilkan karakteristik citra yang paling ideal untuk proses klasifikasi.

4. Klasifikasi

Proses klasifikasi dilakukan menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan arsitektur *Multilayer Perceptron*. JST dipilih karena kemampuannya dalam mengenali pola kompleks dan hubungan nonlinier pada data (Deni Setiya Nugraha et al., 2024; Saputri &

Gasim, 2022). Proses pelatihan dilakukan menggunakan algoritma *backpropagation* untuk menyesuaikan bobot jaringan secara iteratif (Ramadhan et al., 2021; Suahati et al., 2022). Parameter seperti (Tabel 1) *learning rate* dan jumlah *epoch* ditentukan untuk memperoleh performa model yang optimal.

Tabel 1. Pengaturan Parameter

Parameter	Unit/satuan
Learning rate	0.01
Epoch	77 - 202
Hidden layer	1
Neuron	10 - 50

5. Pengujian dan Evaluasi

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (5)$$

Precision

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (6)$$

Recall

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (7)$$

F1-Score

$$F1 = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision+Recall} \quad (8)$$

TP (*True Positive*) yaitu data positif yang diklasifikasikan dengan benar. TN (*True Negative*) adalah data negatif yang diklasifikasikan dengan benar. FP (*False Positive*) ialah data negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif. FN (*False Negative*) yaitu data positif yang salah diklasifikasikan sebagai negatif.

Model yang telah dilatih diuji menggunakan data uji pada setiap variasi pencahayaan. Evaluasi performa sistem dilakukan menggunakan metrik (persamaan (5), (6), (7),

dan (8)) akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk mengukur tingkat keberhasilan klasifikasi. Selain itu, confusion matrix digunakan untuk menganalisis distribusi kesalahan klasifikasi antar kelas secara lebih detail.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Eksperimen

Berdasarkan hasil ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode GLCM pada variasi pencahayaan 1 hingga 5 lampu, diperoleh bahwa setiap kondisi pencahayaan menghasilkan karakteristik nilai fitur yang berbeda, khususnya pada parameter *contrast*, *homogeneity*, *correlation*, dan *energy*. Untuk memberikan gambaran yang lebih komprehensif terhadap seluruh hasil tabel tersebut, ditampilkan ringkasan visual dalam bentuk grafik pada Gambar 3.

Gambar 3 menunjukkan tren perubahan nilai fitur GLCM terhadap peningkatan jumlah sumber cahaya. Pada kondisi pencahayaan 1 lampu, nilai *contrast* relatif tinggi sementara *energy* rendah, yang mengindikasikan bahwa tekstur citra masih kasar dan belum stabil akibat intensitas cahaya yang kurang. Ketika jumlah lampu ditingkatkan menjadi 2, terjadi peningkatan pada nilai *homogeneity* dan *correlation* yang menunjukkan bahwa tekstur citra menjadi lebih seragam dan konsisten. Kondisi ini sejalan dengan hasil pengujian klasifikasi yang menunjukkan bahwa pencahayaan 2 lampu menghasilkan performa terbaik.

Namun, pada pencahayaan yang lebih tinggi (3 hingga 5 lampu), terlihat adanya Kecenderungan penurunan *contrast* dan peningkatan *energy*. Hal ini mengindikasikan bahwa pencahayaan berlebih menyebabkan efek overexposure yang dapat menimbulkan noise dan mengurangi kejelasan pola tekstur. Meskipun nilai *homogeneity* tetap tinggi,

peningkatan *energy* menunjukkan distribusi intensitas yang semakin merata namun kehilangan detail tekstur penting untuk proses klasifikasi.

Dengan demikian, berdasarkan analisis tabel dan visualisasi pada Gambar 3, dapat disimpulkan bahwa pencahayaan memiliki pengaruh signifikan terhadap kualitas fitur tekstur yang dihasilkan. Pencahayaan dengan 2 lampu memberikan keseimbangan optimal antara *contrast*, *homogeneity*, *correlation*, dan *energy*, sehingga menghasilkan representasi tekstur yang paling baik untuk mendukung kinerja sistem klasifikasi berbasis Jaringan Saraf Tiruan.

3.2 Analisis Pengaruh Pencahayaan terhadap Fitur GLCM

Variasi pencahayaan memberikan dampak langsung terhadap distribusi nilai piksel pada citra grayscale. Pada kondisi pencahayaan rendah, citra cenderung gelap sehingga nilai piksel terkonsentrasi pada intensitas rendah. Hal ini menyebabkan fitur GLCM seperti kontras dan energi menjadi kurang representatif.

Sebaliknya, pada kondisi pencahayaan berlebih, distribusi piksel menjadi terlalu terang dan kehilangan variasi intensitas, sehingga nilai homogenitas meningkat secara tidak alami dan mengurangi kemampuan diskriminatif fitur. Kondisi ini menyebabkan model kesulitan dalam membedakan karakteristik tekstur antar jenis daun.

Pada pencahayaan optimal (2–4 lampu), distribusi intensitas piksel berada pada rentang yang seimbang, sehingga fitur GLCM yang dihasilkan lebih stabil dan mampu merepresentasikan tekstur daun secara lebih akurat. Hal ini berdampak langsung pada peningkatan performa klasifikasi.

3.3 Analisis Kinerja Jaringan Saraf Tiruan

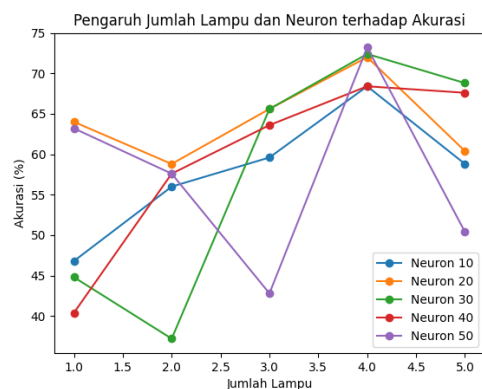
Model Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan arsitektur *Multilayer Perceptron* menunjukkan kemampuan yang cukup baik dalam mengklasifikasikan pola tekstur daun cabai. Namun, performa model sangat dipengaruhi oleh kualitas fitur input yang dihasilkan dari tahap ekstraksi.

Pada kondisi pencahayaan optimal, JST mampu mempelajari pola dengan lebih baik karena fitur yang diberikan memiliki tingkat separabilitas yang tinggi antar kelas. Sebaliknya, pada kondisi pencahayaan ekstrem (terlalu rendah atau terlalu tinggi), JST mengalami kesulitan dalam melakukan generalisasi karena fitur yang dihasilkan kurang konsisten.

Hal ini menunjukkan bahwa dalam sistem berbasis pembelajaran mesin, kualitas data input memiliki peran yang sama pentingnya dengan pemilihan metode klasifikasi.

3.4 Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pencahayaan (Gambar 4) merupakan faktor krusial dalam sistem identifikasi berbasis citra, khususnya pada analisis tekstur menggunakan GLCM.



Gambar 4. Visualisasi Jumlah Lampu dan Neuron.

Variasi pencahayaan tidak hanya memengaruhi kualitas visual citra, tetapi juga berdampak langsung pada stabilitas fitur yang digunakan sebagai input model klasifikasi.

Temuan ini sejalan dengan konsep dasar pengolahan citra digital, di mana kualitas akuisisi data sangat menentukan hasil akhir sistem. Selain itu, hasil penelitian ini juga memperkuat bahwa pendekatan berbasis tekstur seperti GLCM sangat sensitif terhadap perubahan intensitas cahaya dibandingkan metode berbasis bentuk.

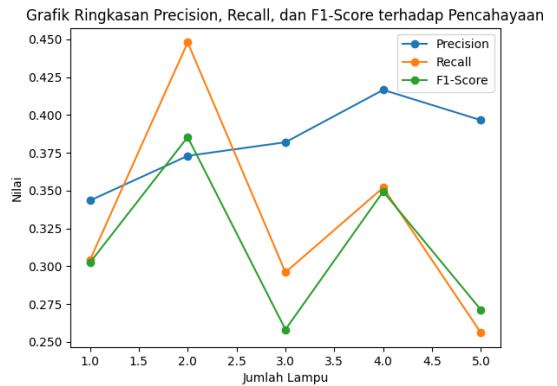
Jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang lebih berfokus pada peningkatan akurasi model, penelitian ini memberikan kontribusi tambahan dengan menunjukkan bahwa pengaturan kondisi akuisisi, khususnya pencahayaan (Gambar 4), merupakan faktor penting yang tidak boleh diabaikan. Dengan demikian, optimalisasi sistem tidak hanya dilakukan pada tahap algoritma, tetapi juga pada tahap pengambilan data.

Tabel 2. Ringkasan Hasil Eksperimen

Jumlah Neuron Hidden Layer	Rata-rata Akurasi %	Rata-rata Performance
10	56.0%	0.18211
20	64.16%	0.16483
30	57.76%	0.19707
40	59.52%	0.19118
50	57.44%	0.18276

Berdasarkan Tabel 2 dan Tabel 3 tersebut, terlihat bahwa variasi pencahayaan memberikan pengaruh yang cukup signifikan terhadap kinerja model klasifikasi. Kondisi pencahayaan 2 lampu menghasilkan performa terbaik dengan akurasi tertinggi sebesar 44.8%, serta nilai *recall* (0.448) dan *F1-score* (0.385) yang juga paling tinggi dibandingkan kondisi lainnya, menunjukkan kemampuan

model yang lebih baik dalam mengenali data secara seimbang.



Gambar 5. Grafik *Precision*, *Recall*, dan *F1 Score* terhadap Pencahayaan

Tabel 3. Hasil Pengujian Model pada Variasi Jumlah Lampu

Pencahayaan	Akurasi	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1</i>
1 Lampu	29.6%	0.343	0.304	0.302
2 Lampu	44.8%	0.373	0.448	0.385
3 Lampu	29.6%	0.382	0.296	0.258
4 Lampu	35.2%	0.417	0.352	0.349
5 Lampu	25.6%	0.397	0.256	0.271

Pada pencahayaan 1 dan 3 lampu, akurasi berada pada nilai yang sama (29.6%), namun nilai *precision* (Gambar 5) pada 3 lampu lebih tinggi, sementara *recall* dan *F1-score* justru lebih rendah, yang mengindikasikan model menjadi lebih selektif tetapi kurang mampu menangkap seluruh data yang relevan.

Pencahayaan 4 lampu menunjukkan peningkatan dibandingkan 1 dan 3 lampu dengan akurasi 35.2% serta *precision* tertinggi (0.417), namun *recall* masih belum optimal. Sementara itu, pada pencahayaan 5 lampu, terjadi penurunan performa secara keseluruhan dengan akurasi terendah (25.6%) dan *recall* yang rendah (0.256), yang mengindikasikan bahwa pencahayaan

berlebih dapat menurunkan kualitas fitur dan kinerja model. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa pencahayaan sedang (2 lampu) memberikan kondisi paling optimal untuk proses ekstraksi fitur dan klasifikasi.

3.5 Temuan Utama Penelitian

Berdasarkan hasil eksperimen dan analisis yang telah dilakukan, diperoleh beberapa temuan utama sebagai berikut:

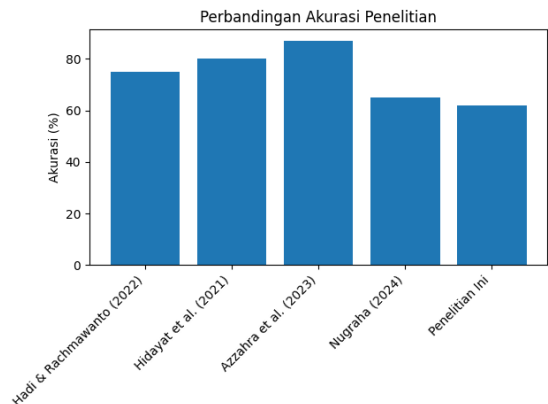
- Variasi pencahayaan memiliki pengaruh signifikan terhadap performa sistem identifikasi.
- Pencahayaan optimal berada pada rentang 2 hingga 4 sumber cahaya LED.
- Pencahayaan rendah menyebabkan kehilangan detail tekstur, sedangkan pencahayaan berlebih menyebabkan *overexposure*.
- Stabilitas fitur GLCM sangat bergantung pada distribusi intensitas cahaya.
- Kinerja JST sangat dipengaruhi oleh kualitas fitur input yang dihasilkan.

3.5 Perbandingan Akurasi Terhadap Penelitian Lainnya

Data perbandingan akurasi pada Gambar 6 diperoleh dari beberapa penelitian sebelumnya yang relevan, yaitu Hadi & Rachmawanto (2022), Hidayat et al. (2023), Azhari et al. (2023), dan Nugraha (2024), yang masing-masing menggunakan metode klasifikasi citra berbasis tekstur. Nilai akurasi yang ditampilkan merupakan hasil yang dilaporkan pada masing-masing penelitian tersebut.

Berdasarkan Gambar 6, terlihat bahwa akurasi yang dihasilkan pada penelitian ini cenderung lebih rendah dibandingkan beberapa penelitian sebelumnya. Hal ini menunjukkan bahwa performa model sangat dipengaruhi oleh kondisi akuisisi citra, khususnya variasi

pencahayaan yang digunakan dalam penelitian ini.



Gambar 6. Perbandingan akurasi beberapa penelitian terkait klasifikasi citra berbasis tekstur

Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang umumnya menggunakan kondisi citra yang lebih terkontrol, penelitian ini menguji data pada berbagai variasi pencahayaan sehingga menghasilkan tingkat kesulitan yang lebih tinggi dalam proses klasifikasi. Oleh karena itu, pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini dinilai lebih merepresentasikan kondisi nyata (*real-world scenario*), meskipun dengan konsekuensi penurunan nilai akurasi.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengkaji pengaruh variasi pencahayaan terhadap kualitas ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode GLCM serta kinerja klasifikasi menggunakan Jaringan Saraf Tiruan. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa kondisi pencahayaan memiliki peran penting dalam menentukan representasi fitur tekstur dan akurasi model. Dari lima variasi pencahayaan, penggunaan 2 lampu memberikan performa terbaik dengan akurasi 44.8% serta nilai recall dan F1-score yang relatif lebih tinggi dibandingkan variasi lainnya. Pencahayaan terlalu rendah (1

lampu) dan terlalu tinggi (5 lampu) menurunkan performa akibat kurangnya detail tekstur dan munculnya noise.

Variasi jumlah neuron juga mempengaruhi kinerja model, di mana konfigurasi 20 neuron memberikan hasil terbaik berdasarkan pengujian. Secara keseluruhan, pencahayaan yang seimbang dan parameter model yang tepat dapat meningkatkan kinerja klasifikasi berbasis GLCM. Namun, nilai akurasi dan F1-score yang masih rendah menunjukkan keterbatasan model dalam membedakan tekstur yang mirip, sehingga diperlukan pengembangan lebih lanjut.

DAFTAR PUSTAKA

- Beatrix, M., Setyaningsih, E., Utama, H. S., & Calvinus, Y. (2023). Analisis Umur Lampu Berdasarkan Switching Cycles. *JEECOM Journal of Electrical Engineering and Computer*, 5(2), 208–214.
<https://doi.org/10.33650/jeecom.v5i2.6807>
- Deni Setiya Nugraha, Gasim, & Nazori Suhandi. (2024, December 23). Pengaruh Pencahayaan pada Pemotretan Urat Daun pada Identifikasi Jenis Bibit Kelengkeng dengan Metode Pengenalan JST- PB dan Fitur GLCM. *PROSIDING SNAST*.
<https://doi.org/10.34151/prosidingsnast.v1i1.5117>
- Yanu F, M., Yuwono, B., & Boedi P, D. (2022). *Dasar Pengolahan Citra Digital Edisi 2022* (Vol. 2).
- Fallo, G. (2024). Isolasi dan Kolonisasi Mikoriza Vesikula Arbuskular (MVA) pada Perakaran Tanaman Jagung (*Zea mays* L.) di Lahan Kering Kabupaten Timor Tengah Utara. *Savana Cendana*, 9(3), 72–77.
<https://doi.org/10.32938/sc.v9i3.2006>
- Fitrianto, Y. (2021). *Dasar-Dasar Digital Imaging* (Vol. 1). Yayasan Prima Agus Teknik.
- Hadi, H. P., & Rachmawanto, E. H. (2022). Ekstraksi Fitur Warna dan GLCM Pada Algoritma KNN Untuk Klasifikasi Kematangan Rambut. *JIP (Jurnal Informatika Polinema)*, 8(3).
- Hidayat, P., Bimantoro, F., & Wijaya, I Gede Pasek Suta. (2023). Deteksi Penyakit Hawar Daun Jagung Menggunakan Ekstraksi Fitur GLCM Dan Metode Artificial Neural Network Backpropagation. In 2023.
<http://jcosine.if.unram.ac.id/>
- Hindriana, A. F., & Handayani, H. (2023). *anatomi tumbuhan* (1st ed., Vol. 1). PT. Literasi Nusantara Abadi Grup.
- Johari, P. F., Arifin, N., Muzaki, M., & Utama, M. S. A. (2025). Corn Leaf Diseases Classification Using CNN with GLCM, HSV, and L*a*b* Features. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 6(2), 709–722.
<https://doi.org/10.52436/1.jutif.2025.6.2.4345>
- Jumadi, J., Yupianti, Y., & Sartika, D. (2021). Pengolahan Citra Digital untuk Identifikasi Objek Menggunakan Metode Hierarchical Agglomerative Clustering. *JST (Jurnal Sains Dan Teknologi)*, 10(2), 148–156.
<https://doi.org/10.23887/jstundiksha.v10i2.33636>
- Hendri, H. (2021). Implementasi Data Mining Dengan Metode C4.5 Untuk Prediksi Mahasiswa Penerima Beasiswa. *Indonesian Journal of Computer*

- Science Attribution-ShareAlike*, 10(2), 312–321.
- Kiswanton, A., & Arzadiwa, G. L. (2021). Membuat Lampu Sederhana Serbaguna Menggunakan Led dan Barang Bekas Yang Mudah Didapat. *Jurnal Pengabdian Siliwangi*, 7(2). <https://doi.org/10.37058/jsppm.v7i2.2905>
- Maftukhah, M., Turrohmah, U. U., Sholikhah, N. I., & Fawaida, U. U. (2023). Pengaruh Cahaya Terhadap Proses Fotosintesis pada Tanaman Naungan Dan Tanaman Terpapar Cahaya Langsung. *Jurnal Pengabdian Masyarakat MIPA Dan Pendidikan MIPA*, 7(1), 51–55. <https://doi.org/10.21831/jpmp.v7i1.51510>
- Muqoddam, M., Kartika, W., & Wibowo, S. A. (2020). Modul Digitalisasi Mikroskop. *Medika Teknika: Jurnal Teknik Elektromedik Indonesia*, 2(1). <https://doi.org/10.18196/mt.020113>
- Saputri, N. D., & Gasim. (2022). Identifikasi Kadar Ikan Pada Pempek Menggunakan Teknik Blok Citra dengan Fitur GLCM dan Metode JST. *Jurnal Algoritme*, 3(1), 99–113.
- Ramadhan, A. I., Hardinata, J. T., & Purba, Y. P. (2021). Analisa Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Untuk Memprediksi Prestasi Siswa SMA Muhammadiyah Serbelawan. *BRAHMANA: Jurnal Penerapan Kecerdasan Buatan*, 3(1), 18–26.
- Suahati, A. F., Nurrahman, A. A., & Rukmana, O. (2022). Penggunaan Jaringan Syaraf Tiruan – *Backpropagation* dalam Memprediksi Jumlah Mahasiswa Baru. *Jurnal Media Teknik Dan Sistem Industri*, 6(1), 21. <https://doi.org/10.35194/jmtsi.v6i1.1589>
- Tingginehe, R. M., & Simanjuntak, T. P. (2022). *Modul 1 Dasar-Dasar Teknologi Pangan* (Vol. 1).
- Wulandari, R. R., & Isfiaty, T. (2021). Peran Pencahayaan Terhadap Suasana Ruang Interior Beehive Boutique Hotel Bandung. *DIVAGATRA - Jurnal Penelitian Mahasiswa Desain*, 1(2), 179–191. <https://doi.org/10.34010/divagatra.v1i2.5706>