

Klasifikasi Daun Herbal Menggunakan Metode CNN dan Naïve Bayes dengan Fitur GLCM**Adela Regita Azzahra¹, Purnawansyah², Herdianti Darwis^{*3}, Dewi Widyawati⁴**

adelaregitaazzahra@gmail.com, purnawansyah@umi.ac.id, herdianti.darwis@umi.ac.id,

dewiwydyawati@umi.ac.id

Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Muslim Indonesia

Informasi Artikel	Abstrak
Diterima : 23 Ags 2023 Direview : 28 Ags 2023 Disetujui : 30 Ags 2023	Tanaman herbal menunjukkan variasi berbagai ukuran dan bentuk yang berbeda untuk setiap jenis. Adanya kemiripan yang dimiliki pada beberapa daun herbal membuat masyarakat kesulitan dalam membedakan daun herbal tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan citra daun dari daun katuk (<i>Sauropus Androgynus</i>) dan daun kelor (<i>Moringa</i>). Dalam penelitian ini digunakan <i>Gray Level Co-Occurrence Matrix</i> (GLCM) untuk mengekstraksi fitur <i>contrast</i> , <i>correlation</i> , <i>homogeneity</i> , <i>dissimilarity</i> , dan <i>Angular Second Moment</i> (ASM). Adapun pada klasifikasi diterapkan metode <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN) dan <i>Naïve Bayes</i> dengan kernel <i>Gaussian</i> , <i>multinomial</i> , dan <i>Bernoulli</i> . Jumlah citra yang digunakan dalam riset ini adalah 480 citra, dengan perincian 80% untuk data <i>training</i> dan 20% sebagai data <i>testing</i> . Berdasarkan hasil pengujian dan perbandingan yang telah dilakukan didapatkan kesimpulan bahwa penerapan metode CNN tanpa ekstraksi fitur terbukti lebih efisien dalam proses klasifikasi citra daun herbal, dengan nilai <i>precision</i> , <i>recall</i> , <i>f1-score</i> dan <i>accuracy</i> mencapai 98% pada situasi cahaya terang.
Kata Kunci	
Klasifikasi, Daun Herbal, CNN, Naïve Bayes, GLCM	

Keywords	Abstrak
Classification, Herbal Leaves, CNN, Naïve Bayes, GLCM	<i>Herbs show a variety of different sizes and shapes for each type. The similarity of some herbal leaves makes it difficult for people to distinguish these herbal leaves. This study aims to classify leaf images from Sauropus Androgynus and Moringa. In this study, the Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) was used to extract contrast, correlation, homogeneity, dissimilarity, and Angular Second Moment (ASM) features. As for the classification, the Convolutional Neural Network (CNN) and Naïve Bayes methods are applied with Gaussian, multinomial, and Bernoulli kernels. The number of images used in this research is 480 images, with details of 80% for training data and 20% as testing data. Based on the results of the tests and comparisons that have been made, it can be concluded that the application of the CNN method without feature extraction has proven to be more efficient in the classification process of herbal leaf images, with values of precision, recall, f1-score and accuracy reaching 98% in bright light situations.</i>

A. Pendahuluan

Indonesia termasuk salah satu dari beberapa negara yang memiliki wilayah hutan tropis terbesar di dunia, kaya akan keanekaragaman hayati, termasuk beragam jenis tanaman herbal [1]. Pengetahuan mengenai tanaman herbal telah dimiliki oleh masyarakat sejak zaman nenek moyang dengan menggunakan daun herbal digunakan sebagai pengobatan tradisional untuk menyembuhkan berbagai penyakit dan memperkuat kesehatan [1][2]. Selain digunakan sebagai obat tradisional, daun herbal juga memiliki potensi sebagai bahan makanan dan bahan dalam pembuatan kosmetika [3]. Namun seiring dengan perubahan zaman, penggunaan dan pengetahuan mengenai tanaman herbal mulai meredup karena minimnya informasi mengenai tanaman herbal [1].

Daun herbal menunjukkan variasi berbagai ukuran dan bentuk yang berbeda untuk setiap jenis [2]. Hal ini mengindikasikan adanya spesifikasi khusus dalam karakteristik, bentuk, tekstur dan ukuran pada setiap daun. Adanya kemiripan yang dimiliki pada beberapa daun herbal membuat masyarakat kesulitan dalam membedakan daun herbal tersebut [4]. Identifikasi dan perbedaan antara berbagai jenis daun herbal merupakan salah satu kendala utama dalam memanfaatkan potensi tanaman tersebut [1]. Meskipun banyak jenis daun herbal tumbuh di lingkungan sekitar, permasalahan muncul ketika bentuk dan teksturnya mirip diantara jenis-jenis tertentu seperti daun katuk dan daun kelor. Pengklasifikasian daun herbal dapat dilakukan melalui proses pengambilan citra dari daun herbal, lalu menganalisis struktur daun tersebut menggunakan metode pengolahan citra digital. Proses tersebut melibatkan identifikasi citra untuk menganalisis ciri dari struktural daun tersebut [3][5]. Citra memainkan peran penting yang terkadang diperlukan pengolahan citra untuk meningkatkan kualitas citra [6]. Pengenalan dan klasifikasi memiliki peranan yang signifikan dalam pemanfaatan pengobatan tradisional dan penemuan obat. Jenis daun dapat dikenali menggunakan pendekatan klasifikasi yang mempertimbangkan ciri-ciri seperti warna, bentuk, dan tekstur yang terdapat pada citra daun. Dalam konteks ini, ekstraksi fitur menjadi kunci dalam mengidentifikasi ciri-ciri penting dari citra daun herbal. Studi sebelumnya telah melakukan perbandingan pada daun herbal (daun katuk dan daun kelor), tetapi menerapkan metode ekstraksi fitur GMI dan HSV serta menerapkan pendekatan KNN dan [7]. Penelitian ini menggunakan *dataset* yang sama dengan penelitian sebelumnya, namun menerapkan metode ekstraksi fitur yang berbeda [7].

Penelitian sebelumnya telah melakukan eksplorasi dalam pengenalan bunga anggrek menggunakan ekstraksi GLCM dan algoritma *Naïve Bayes*. Dari penelitian tersebut, ditemukan bahwa nilai rata-rata *accuracy* memperoleh nilai sebesar 61,1% [8]. Dalam penelitian lain, dilakukan klasifikasi pada rempah rimpang dengan memanfaatkan fitur GLCM dan menggunakan algoritma *Naïve Bayes* yang memperoleh tingkat akurasi tertinggi yaitu sebesar 52% [9]. Ekstraksi fitur GLCM untuk memperoleh nilai fitur melalui perhitungan kemunculan matriks yang sama dengan piksel gambar [10]. Kemudian dilakukan ekstraksi fitur dengan upaya mendapatkan informasi yang lebih jelas tentang data dalam citra daun herbal [11].

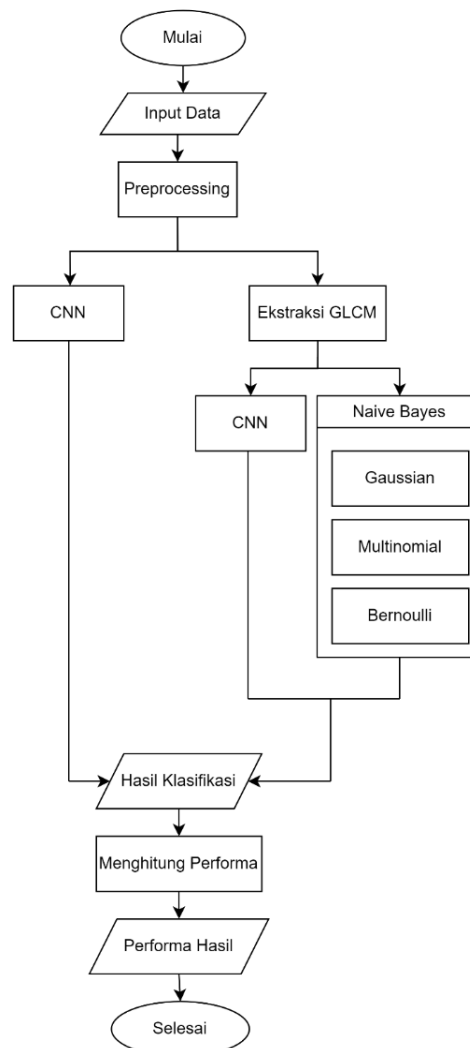
Dengan menerapkan CNN, penelitian sebelumnya berhasil mencapai tingkat *accuracy* yang luar biasa, yaitu sekitar 98%. Hasil ini mencerminkan keunggulan pendekatan ini dalam mengenali dan membedakan varietas daun padi yang berbeda secara akurat. Keberhasilan ini membuktikan bahwa penggunaan teknologi terbaru,

seperti CNN, memberikan potensi besar dalam meningkatkan performa klasifikasi objek berdasarkan gambar [12].

Dari sejumlah penelitian sebelumnya yang telah memanfaatkan metode ekstraksi fitur dan pendekatan serupa, penelitian ini akan melakukan eksperimen pada data citra yang melibatkan objek yang berbeda. Fokus penelitian ini adalah pada citra daun herbal yaitu daun katuk dan daun kelor, eksperimen ini dilakukan untuk memperoleh informasi lebih rinci tentang data dalam citra daun tersebut. Maka dari itu, dalam penelitian ini, peneliti memutuskan untuk menggunakan ekstraksi fitur GLCM, yang kemudian diterapkan menggunakan dua metode klasifikasi berbeda CNN dan *Naïve Bayes*. Melalui analisis yang cermat menggunakan kedua metode klasifikasi tersebut, diharapkan bahwa citra-citra daun akan dapat diklasifikasikan dengan lebih efektif dan akurat.

B. Metode Penelitian

Dalam metode penelitian, diberikan gambaran secara umum dengan beberapa tahapan dan proses yang disajikan secara terstruktur yang dilakukan pada proses penelitian.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

1. Dataset

Penelitian ini menggunakan informasi yang diperoleh dari data berupa gambar yang menggunakan dua objek, yaitu daun katuk dan daun kelor. Data tersebut diperoleh dengan menggunakan kamera handphone dengan spesifikasi kamera 64 MP dan menggunakan background putih serta bantuan pencahayaan matahari [5].

Data citra diambil dari beberapa skenario yang dibuat pada masing-masing objek yang akan diklasifikasi. Data citra yang didapatkan berjumlah 480 citra daun herbal, dan setiap objek masing-masing memiliki 240 data citra untuk skenario terang dan gelap. Dengan melakukan pengambilan data dari berbagai skenario, *dataset* yang terkumpul menjadi lebih kaya dengan variasi dan representasi objek yang lebih baik. Hal ini akan membantu dalam melatih model klasifikasi agar dapat mengenali dan membedakan objek dengan lebih baik pada tahap selanjutnya. Data citra yang telah diambil memiliki rincian 80% untuk penggunaan data *training* dan sisanya 20% untuk digunakan sebagai data *testing*.



Gambar 2. Dataset Citra (a) daun katuk skenario terang dan gelap, (b) daun kelor skenario terang dan gelap

2. Preprocessing

Setelah menghimpun *dataset*, selanjutnya dilakukan tahap preprocessing seperti yang tertera pada Gambar 1. *Preprocessing* adalah tahapan yang bertujuan untuk menyiapkan data agar dapat diproses oleh sistem dengan baik dan efisien [13]. *Preprocessing* melakukan pengubahan data mentah menjadi bentuk yang lebih sesuai dengan kebutuhan pengolahan data selanjutnya. Hal ini dilakukan untuk mengatasi beberapa permasalahan yang dapat menghambat atau mengganggu selama pemrosesan data [14]. Tahap ini dimaksudkan untuk mempermudah ekstraksi ciri. Dataset yang telah terhimpun melalui tahapan resizing yaitu merubah ukuran menjadi 600x600 pixel dengan rasio perbandingan 1:1. Selanjutnya dilakukan proses *cropping*, yaitu memotong bagian gambar yang tidak diperlukan. Kemudian dilakukan proses *labelling* untuk mengidentifikasi setiap masing-masing citra.

3. Gray Level Co-Occurrence Matrix

Tahapan ekstraksi GLCM merupakan fitur ekstraksi untuk mengamati ciri tekstur pada citra, dengan menganalisis hubungan timbal balik antara nilai intensitas piksel yang berdekatan dalam area yang melebihi jarak antara piksel-piksel tersebut [15]. GLCM adalah suatu metode ekstraksi yang digunakan untuk memperoleh nilai-nilai fitur [16]. Dalam ekstraksi fitur GLCM menggunakan perhitungan untuk mengukur tingkat kontras pada setiap citra, yang melibatkan perhitungan total baris

kolom yang terdapat dalam citra tersebut. GLCM hanya dapat mendeteksi citra dengan warna *grayscale*. Oleh karena itu, citra harus diubah menjadi *grayscale* sebelum digunakan [17]. Jarak yang di representasikan dalam satuan piksel memiliki empat arah sudut yang berlainan, yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135°. Berikut ini adalah beberapa karakteristik fitur yang diidentifikasi dalam penelitian ini :

Contrast berfungsi untuk mengidentifikasi variasi tingkat keabuan yang sering terlihat pada sebuah citra, jika nilai piksel tetangganya sama, maka nilai citra tersebut akan bernilai 0 [17].

$$Contrast = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p_{(i,j)} \quad (1)$$

Dissimilarity merupakan seberapa jauh intensitas yang berdekatan dengan citra yang berbeda. Semakin tinggi nilai kepribadian, maka semakin intensitas piksel pada citra tersebut [18].

$$Dissimilarity = \sum_i \sum_j p(i,j) |i - j| \quad (2)$$

Homogeneity dilakukan untuk menghitung jarak kedekatan dan ketetanggaan pada suatu citra dengan cara melakukan evaluasi terhadap jarak dan hubungan antara piksel-piksel dalam citra tersebut [17].

$$Homogeneity = \sum_i \sum_j \frac{p(i,j)}{1 + |i - j|} \quad (3)$$

Energy adalah total dari nilai kuadrat yang telah dinormalisasi pada matriks GLCM. Merujuk pada penjumlahan kuadrat nilai-nilai yang terdapat dalam matriks GLCM yang telah diubah menjadi skala normal [8].

$$Energy = \sum_i \sum_j p(i,j)^2 \quad (4)$$

Correlation adalah variabel yang digunakan untuk mengukur tingkat hubungan linear antara tingkat kecerahan dan tingkat keabuan dalam suatu citra [8].

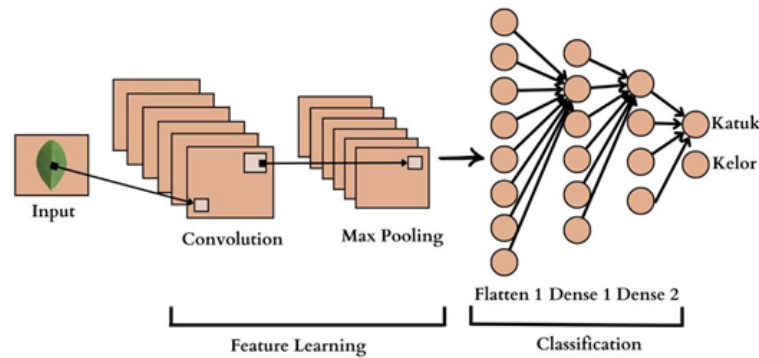
$$Correlation = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)p(i,j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (5)$$

Angular Second Moment (ASM) menggambarkan sejauh mana citra memiliki ukuran sifat homogen atau seragam dalam hal distribusi keabuan.

$$ASM = \sum_i \sum_j \{p(i,j)\}^2 \quad (6)$$

4. Convolutional Neural Network

Pada langkah ini dilakukan pengklasifikasian nilai ekstraksi citra dengan menggunakan metode *deep learning*. CNN adalah perkembangan dari *Multilayer Perceptron* (MLP) yang secara khusus dirancang untuk memproses data dua dimensi seperti citra. CNN termasuk kategori *deep neural network* karena memiliki struktur jaringan yang dalam dengan banyak lapisan, yang sering digunakan dalam pengolahan data citra [14][19]. CNN memiliki keunggulan utama dalam mengolah data dengan kemampuan ekstraksi fitur otomatis melalui proses pembelajaran. Tampilan pada Gambar 3 adalah arsitektur dari CNN yang diterapkan pada penelitian ini.



Gambar 3. Arsitektur CNN

5. Naïve Bayes

Dalam kategori *machine learning*, *Naïve Bayes* menggunakan perhitungan probabilitas dan statistika [9][20]. *Naïve Bayes* merupakan metode klasifikasi yang efisien dan cepat karena diasumsikan bahwa fitur-fitur yang digunakan adalah independent satu sama lain. Algoritma ini digunakan untuk mencari probabilitas terbesar dalam rangka mengklasifikasikan data *testing* ke dalam kategori yang paling sesuai. *Naïve Bayes* memiliki keunggulan yang hanya membutuhkan sedikit data *training* untuk mengestimasi parameter yang dibutuhkan dalam proses pengklasifikasian [21]. Klasifikasi *Naïve Bayes* memiliki kelebihan yang dapat memperkirakan probabilitas pada suatu kelas keanggotaan, yang memiliki kemiripan yang signifikan antara keduanya dalam klasifikasi algoritma *decision tree* dan *neural network*.

$$P(c|x) = P(x|c) \frac{P(c)}{P(x)} \quad (7)$$

$P(c|x)$ dapat diartikan sebagai probabilitas kelas setelah mempertimbangkan prediktor atau atribut. $P(c)$ merupakan peluang kelas sebelumnya sebelum mempertimbangkan prediktor. $P(x|c)$ menggambarkan peluang atribut yang berasal dari kelas yang telah ditentukan oleh prediktor. $P(x)$ adalah probabilitas sebelumnya dari prediktor tanpa mempertimbangkan kelas.

6. Pengujian dan Evaluasi

Pengujian dan evaluasi adalah tahapan penting dalam mengevaluasi performa sistem, dengan tujuan untuk menguji tingkat akurasi dan keandalan sistem dalam menghasilkan hasil yang tepat. Pengujian dilakukan dengan 20% data *testing* yang sebelumnya telah terbagi dari data *training*. Pada tahap evaluasi, hasil pengujian dianalisis dan diinterpretasikan agar mendapatkan pemahaman yang lebih dalam terkait kinerja sistem. Evaluasi juga digunakan untuk membantu dalam membandingkan performa sistem. Dalam rangka meningkatkan performa sistem, pengujian dan evaluasi harus dilaksanakan secara berulang-ulang. Pada penelitian ini dilakukan dengan menghitung *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* [5].

C. Hasil dan Pembahasan

Pada proses klasifikasi ini dilakukan pengujian dengan jumlah data 480 citra yang telah terbagi 80% untuk penggunaan data *training* dan sisanya 20% untuk digunakan sebagai data *testing*. diklasifikasi menjadi dua skenario berdasarkan intensitas cahayanya yaitu terang dan gelap.

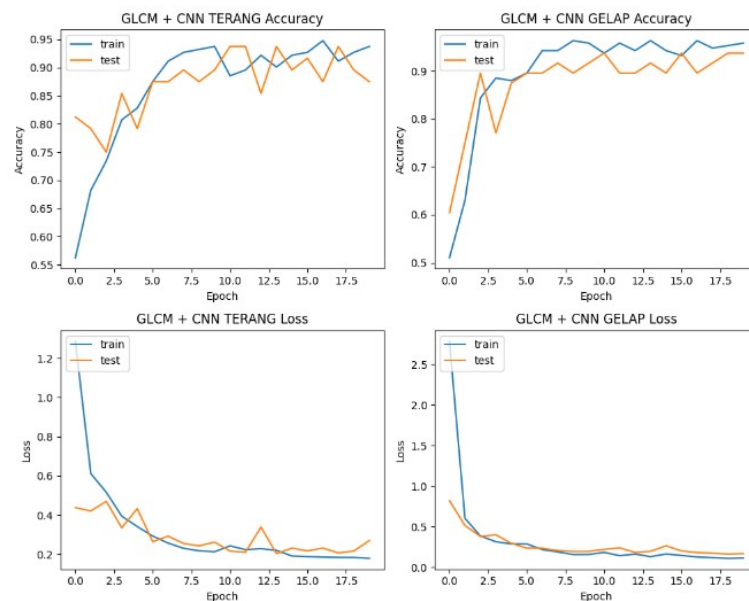
1. Klasifikasi GLCM dengan CNN

Citra akan melewati suatu proses dimana fitur-fitur GLCM diekstraksi. Proses ini melibatkan 6 fitur, yaitu *energy*, *contrast*, *correlation*, *homogeneity*, *dissimilarity*, dan ASM. Citra awal akan diubah menjadi skala keabuan (*grayscale*) untuk diubah menjadi matriks. Dalam proses CNN, setiap skenario akan dijalankan dalam uji coba selama 20 *epoch* yang menggunakan *batch size* sebesar 22.

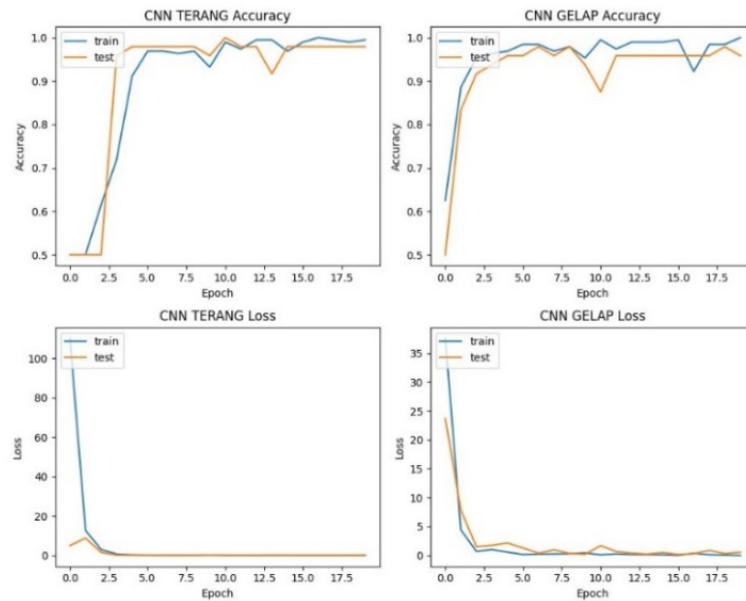
Tabel 1. Klasifikasi Ekstraksi GLCM Menggunakan CNN

Skenario	Performa	GLCM + CNN	CNN
Terang	<i>Accuracy</i>	0.88	0.98
	<i>Precision</i>	0.89	0.98
	<i>Recall</i>	0.88	0.98
	<i>F1-score</i>	0.87	0.98
Gelap	<i>Accuracy</i>	0.94	0.96
	<i>Precision</i>	0.94	0.96
	<i>Recall</i>	0.94	0.96
	<i>F1-score</i>	0.94	0.96

Tabel 1 menunjukkan bahwa hasil pengujian untuk klasifikasi CNN baik dengan proses ekstraksi GLCM maupun tanpa tambahan ekstraksi GLCM. Dengan menggunakan GLCM+CNN diperoleh nilai yang sama untuk *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebesar 94% pada skenario gelap dan pada pengujian skenario terang memperoleh 88%, 89%, 88% dan 87%. Hasil performa pengujian GLCM+CNN secara visual grafik terlihat pada Gambar 4. Pada klasifikasi metode CNN sendiri memperoleh hasil tertinggi pada skenario terang yaitu 98% dan untuk skenario gelap memperoleh nilai 96% yang secara visual terlihat pada Gambar 5.



Gambar 4. Performa Klasifikasi GLCM dengan Metode CNN



Gambar 5. Performa Klasifikasi Metode CNN

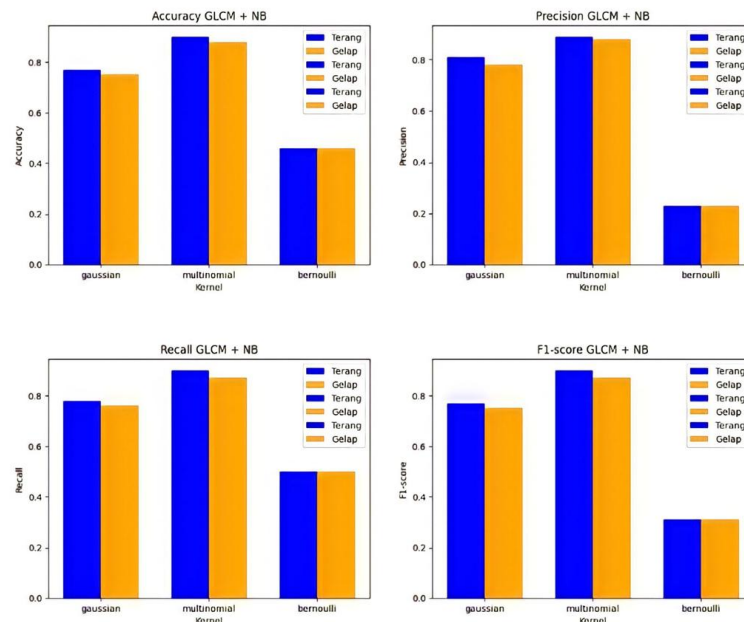
2. Klasifikasi GLCM dengan *Naïve Bayes*

Pada proses GLCM dan *Naïve Bayes*, penelitian ini melakukan pengujian yang menerapkan tiga jenis kernel yaitu *Gaussian*, *multinomial* dan *Bernoulli*. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk menganalisis dan membandingkan efektivitas masing-masing kernel dalam penelitian ini. Dalam proses pengujian, *dataset* yang telah diperoleh dibagi secara proporsional menjadi dua bagian, dimana 80% diantaranya digunakan sebagai data *training* untuk melatih mode dan mengestimasi parameter-parameter yang dibutuhkan. Sedangkan 20% sisanya digunakan untuk sebagai data uji (*testing*) untuk menguji kinerja dan keakuratan model yang telah dilatih sebelumnya. Pendekatan ini bertujuan untuk memberikan evaluasi yang lebih akurat terhadap kinerja model yang dikembangkan. Hasil pengujian yang diperoleh terlihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Klasifikasi Ekstraksi GLCM Menggunakan CNN

Performa	Skenario	Kernel		
		<i>Gaussian</i>	<i>Multinomial</i>	<i>Bernoulli</i>
<i>Accuracy</i>	Terang	0.77	0.90	0.46
	Gelap	0.75	0.88	0.46
<i>Precision</i>	Terang	0.81	0.89	0.23
	Gelap	0.78	0.88	0.23
<i>Recall</i>	Terang	0.78	0.90	0.50
	Gelap	0.76	0.87	0.50
<i>F1-score</i>	Terang	0.77	0.90	0.32
	Gelap	0.75	0.87	0.31

Pada Tabel 2 menunjukkan bahwa akurasi hasil yang diperoleh *dataset* citra terang lebih tinggi daripada yang diperoleh dari *dataset* citra gelap. Untuk kernel *bernoulli Naïve Bayes* memperoleh hasil *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score* yang menghasilkan nilai yang sama untuk dua skenario yang berbeda yaitu 46%, 23%, 50%, dan 32%. Untuk kernel *multinomial* memperoleh hasil paling tinggi diantara ketiga kernel yang digunakan yaitu 90%. Kernel *Bernoulli* memperoleh hasil yang terendah yaitu 50%. Berdasarkan hasil tersebut, kernel *Bernoulli* tidak disarankan untuk digunakan pada fitur GLCM. Hasil visual grafik terlihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Performa Klasifikasi Metode CNN

Dalam penelitian sebelumnya [7], GMI dan HSV diekstraksi dengan menerapkan algoritma *Naïve Bayes* dan CNN. Penelitian sebelumnya menghasilkan tingkat akurasi sebesar 100% pada skenario gelap dan 98% pada skenario terang yang menggunakan ekstraksi fitur HSV dan algoritma CNN. Sedangkan pada penelitian ini, CNN tanpa ekstraksi fitur berhasil mencapai akurasi sebesar 98% pada kondisi terang dan dengan ekstraksi fitur GLCM mencapai akurasi 94% pada kondisi gelap. Di lain sisi, metode *Naïve Bayes* dengan ekstraksi fitur GLCM hanya mampu mencapai akurasi sebesar 90%.

Penelitian ini memiliki relevansi yang signifikan dalam bidang analisis citra dan pengolahan gambar. Hasil temuan dari penelitian ini memberikan wawasan mengenai pemanfaatan ekstraksi fitur GLCM dan implementasi algoritma CNN dan *Naïve Bayes* dalam meningkatkan akurasi dalam analisis citra. Hasil yang diperoleh, meskipun tidak mencapai tingkat yang lebih tinggi dibandingkan penelitian sebelumnya, tetap memberikan kontribusi berharga dalam pengembangan teknik dan pendekatan untuk mengatasi tantangan dalam analisis citra di berbagai situasi pendekatan dan pencahayaan.

D. Simpulan

Analisis dari uji coba ini menyimpulkan bahwa metode CNN tanpa penerapan ekstraksi fitur memiliki performa akurasi yang lebih superior dibandingkan dengan

dua algoritma lain yang diuji. Secara lebih spesifik, CNN tanpa menggunakan ekstraksi fitur GLCM berhasil mencapai tingkat akurasi 98% pada kondisi terang, sementara CNN dengan ekstraksi fitur GLCM mencapai tingkat akurasi 94% pada skenario gelap. Di sisi lain, *Naïve Bayes* dengan ekstraksi fitur GLCM hanya mencapai tingkat akurasi 90%.

Penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan CNN tanpa ekstraksi fitur dapat dianggap sebagai pendekatan yang lebih efektif dalam mengklasifikasikan citra daun herbal. Metode ini mampu memberikan hasil yang akurat dalam konteks pengujian yang dilakukan, mengindikasikan potensinya dalam mengatasi kesulitan mengidentifikasi jenis daun herbal, terutama pada situasi citra yang berbeda.

Dengan adanya penelitian ini, diharapkan pengembangan lebih lanjut pada teknik analisis citra yang dapat diterapkan dalam berbagai konteks nyata. Penelitian berikutnya dapat fokus pada penggunaan metode yang berbeda. Selain itu, perlu dipertimbangkan untuk menggabungkan hasil dari beberapa metode guna meningkatkan akurasi analisis citra.

E. Ucapan Terima Kasih

Peneliti menyampaikan rasa terima kasih kepada Program Studi Teknik Informatika yang telah menyediakan fasilitas Lab Riset FIKOM sebagai tempat pelaksanaan penelitian ini.

F. Referensi

- [1] Purwanto and Sumardi, "Perancangan Klasifikasi Tanaman Herbal Menggunakan Transfer Learning pada Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)," pp. 1–23, 2016.
- [2] A. Herdiansah, R. I. Borman, D. Nurnaningsih, A. A. J. Sinlae, and R. R. Al Hakim, "Klasifikasi Citra Daun Herbal Dengan Menggunakan Backpropagation Neural Networks Berdasarkan Ekstraksi Ciri Bentuk," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 9, no. 2, p. 388, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i2.4066.
- [3] F. Liantoni and H. Nugroho, "Klasifikasi Daun Herbal Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Dan Knearest Neighbor," *J. Simantec*, vol. 5, no. 1, pp. 9–16, 2015.
- [4] Haryono, Khairul Anam, and Azmi Saleh, "Autentikasi Daun Herbal Menggunakan Convolutional Neural Network dan Raspberry Pi," *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 3, pp. 278–286, 2020, doi: 10.22146/v9i3.302.
- [5] S. P. Backar, H. Darwis, and W. Astuti, "Hybrid Fourier Descriptor Naïve Bayes dan CNN pada Klasifikasi Daun Herbal," vol. 8, no. 2, pp. 126–133, 2023.
- [6] A. Sembiring, S. Rahman, M. Khairani, I. Faisal, S. E. Riyani Harahap, and M. Zen, "Identifikasi Kematangan Buah Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix pada Citra Digital," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 9, no. 6, p. 2074, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i6.5163.
- [7] A. Riska, Purnawansyah, H. Darwis, and A. Wistiani, "Studi Perbandingan Kombinasi GMI, HSV, KNN, dan CNN pada Klasifikasi Daun Herbal," *STMIK Indones. Padang*, vol. 12, no. 2, pp. 1201–1215, 2023.
- [8] I. S. Manuel and I. Ernawati, "Implementasi GLCM dan Algoritma Naive Bayes Dalam Klasifikasi Jenis Bunga Anggrek," *Senamika*, vol. 1, no. 2, pp. 99–109,

- 2020, [Online]. Available: <https://conference.upnvj.ac.id/index.php/senamika/article/download/638/427>
- [9] N. P. Batubara, D. Widiyanto, and N. Chamidah, "Klasifikasi rempah rimpang berdasarkan ciri warna rgb dan tekstur glcm menggunakan algoritma naive bayes," *Inform. J. Ilmu Komput.*, vol. 16, no. 3, p. 156, 2020, doi: 10.52958/iftk.v16i3.2196.
 - [10] M. Musrini, Andriana, and A. S. Hidayat, "Implementasi Algoritma GLCM Dan MED pada," *MIND Journa*, vol. 2, no. 2, pp. 23–41, 2017.
 - [11] C. Rahmad, A. N. Pramudhita, and A. Sofiyanto, "Identifikasi Kualitas Strawberry Berdasarkan Warna Dan Tekstur Dengan Menggunakan Gray Level Co- Ocurence Dan Naive Bayes," *Semin. Inform. Apl. Polinema*, pp. 1–4, 2020.
 - [12] M. Khoiruddin, A. Junaidi, and W. A. Saputra, "Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Convolutional Neural Network," *Data Inst. Teknol. Telkom Purwokerto*, vol. 2, no. 1, pp. 37–45, 2022, [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/tedisetiady/leaf-rice-disease->
 - [13] F. F. Maulana and N. Rochmawati, "Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 1, no. 02, pp. 104–108, 2020, doi: 10.26740/jinacs.v1n02.p104-108.
 - [14] F. N. Cahya, N. Hardi, D. Riana, and S. Hadiyanti, "Klasifikasi Penyakit Mata Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *Sistemasi*, vol. 10, no. 3, p. 618, 2021, doi: 10.32520/stmsi.v10i3.1248.
 - [15] F. Wibowo and A. Harjoko, "Klasifikasi Mutu Pepaya Berdasarkan Ciri Tekstur GLCM Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan," *Khazanah Inform. J. Ilmu Komput. dan Inform.*, vol. 3, no. 2, pp. 100–104, 2017, doi: 10.23917/khif.v3i2.4516.
 - [16] A. Z. B. Zana, J. Raharjo, and H. Fauzi, "Analisa Jenis Kelamin Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (Glcm) Dan Klasifikasi Naive Bayes Gender Analysis Based on Face Image Using Gray Level Co-Occurrence Matrix (Glcm) and Naive Bayes Classification," *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 5, pp. 4580–4591, 2021, [Online]. Available: <https://openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id/index.php/engineering/article/view/15657>
 - [17] H. H. Ullu, B. Baso, R. Risald, P. G. Manek, and D. Chrisinta, "Ekstraksi Fitur Berbasis Tekstur Pada Citra Tenun Timor Menggunakan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)," *J. Inf. Technol.*, vol. 2, no. 2, pp. 70–74, 2022, doi: 10.32938/jitu.v2i2.3245.
 - [18] T. Haryanto, A. Pratama, H. Suhartanto, A. Murni, K. Kusmardi, and J. Pidanic, "Multipatch-GLCM for texture feature extraction on classification of the colon histopathology images using deep neural network with GPU acceleration," *J. Comput. Sci.*, vol. 16, no. 3, pp. 280–294, 2020, doi: 10.3844/JCSSP.2020.280.294.
 - [19] D. Hidayat, "Klasifikasi Jenis Mangga Berdasarkan Bentuk dan Tekstur Daun Menggunakan Metode Convolutio Nalneural Network (CNN)," vol. 5, pp. 1–23, 2016.
 - [20] R. Rafie, "Klasifikasi Bunga Menggunakan Naïve Bayes Berdasarkan Fitur Warna Dan Texture," *J. Sains Komput. Dan Teknol. ...*, vol. 4, no. 1, pp. 90–94,

- 2021, [Online]. Available:
<http://journal.umpalangkaraya.ac.id/index.php/jsakti/article/view/3173>
- [21] D. Efendi, J. Jasril, S. Sanjaya, F. Syafria, and E. Budianita, "Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Arsitektur ResNet-50 untuk Klasifikasi Citra Daging Sapi dan Babi," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 9, no. 3, p. 607, 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i3.4176.