

Identifikasi Kemekaran Bunga Mawar Merah Menggunakan CNN dengan Pendekatan Segmentasi Thresholding dan Deteksi Tepi Sobel

^{1*}Sonya Natasha, ²Resty Wulanningrum, ³Julian Sahertian

^{1, 2, 3} Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara
PGRI Kediri

E-mail: ¹sonyanatasya32@gmail.com, ²restyw@unpkdr.ac.id, ³juliansahertian@unpkediri.ac.id

Abstrak— Bunga mawar merah memiliki tiga tahap utama dalam proses mekarnya, yaitu kuncup, setengah mekar, dan mekar penuh. Proses klasifikasi tahap kemekaran secara manual dinilai kurang efisien, bersifat subjektif, serta rawan kesalahan, terlebih ketika diterapkan dalam jumlah besar untuk tujuan industri atau penelitian. Oleh karena itu, diperlukan sistem klasifikasi otomatis yang akurat dan konsisten. Penelitian ini bertujuan untuk merancang sistem klasifikasi citra bunga mawar merah berdasarkan tingkat mekarnya menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Untuk mendukung proses klasifikasi, dilakukan praproses citra seperti normalisasi, pengubahan ukuran ke 150x150 piksel, augmentasi (seperti rotasi, flipping, dan zoom), serta penambahan fitur dari segmentasi thresholding dan deteksi tepi Sobel. Model CNN dilatih untuk mengenali ciri visual dari masing-masing tahapan kemekaran. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mengklasifikasikan citra ke dalam tiga kategori dengan akurasi validasi tertinggi sebesar 92,61% pada epoch ke-18 dan ke-20. Kombinasi segmentasi thresholding, deteksi tepi Sobel, dan CNN murni terbukti meningkatkan akurasi klasifikasi citra bunga mawar merah secara signifikan.

Kata Kunci— *Bunga mawar merah, Klasifikasi citra, Convolutional Neural Network (CNN), Segmentasi Thresholding, Deteksi Tepi Sobel, Tingkat kemekaran.*

Abstract— Red roses undergo three main blooming stages: bud, half-bloom, and full bloom. Manual classification of these blooming stages is considered inefficient, subjective, and prone to errors, especially when applied on a large scale for industrial or research purposes. Therefore, an accurate and consistent automatic classification system is needed. This study aims to develop an image classification system for red roses based on their blooming stages using the Convolutional Neural Network (CNN) method. To support the classification process, image preprocessing such as normalization, resizing to 150x150 pixels, augmentation (including rotation, flipping, and zoom), and the addition of features from thresholding segmentation and Sobel edge detection were applied. The CNN model was trained to recognize the visual features of each blooming stage. Test results showed that the system was able to classify images into three categories with a highest validation accuracy of 92.61% at epochs 18 and 20. The combination of thresholding segmentation, Sobel edge detection, and a pure CNN proved to significantly improve the classification accuracy of red rose images.

Keywords— *Red rose, Image classification, Convolutional Neural Network (CNN), Thresholding Segmentation, Sobel Edge Detection, Blooming stage*

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Bunga mawar merah merupakan salah satu bunga paling populer dan banyak digunakan dalam industri florist [1]. Namun, menentukan tingkat kemekaranya bunga secara manual dapat bersifat subjektif dan tidak efisien. sehingga tidak jarang masyarakat mengalami kesulitan dalam

mengidentifikasi jenis - jenisnya, keindahan bunga mawar menjadi salah satu aspek penting dalam proses budidaya bunga mawar [2].

Bunga mawar memiliki bagian – bagian utama, yaitu kelopak, mahkota, dan kepala putik, yang masing-masing dapat berbeda bentuk dan warnanya tergantung pada jenisnya karena itu dibutuhkan sistem otomatis yang dapat mengklasifikasi tingkat mekarnya bunga mawar secara akurat [3]. Bunga mawar melewati tiga tahap utama kemekaran. Pada tahap pertama, yaitu kuncup, bunga mawar, bunga masih tertutup rapat dan belum menampilkan mahkota secara jelas. Tahap berikutnya adalah setengah mekar, dimana mahkotanya mulai terbuka sebagian dan mulai terlihat bagian bunga [4]. Sedangkan pada tahap terakhir, yaitu mekar penuh di mana mahkota mulai terbuka sebagian dan mulai terlihat bagian dalam bunga telah terbuka sepenuhnya dan menunjukkan keindahan bentuk serta warnanya secara maksimal [5].

Pengolahan citra digital (*digital image processing*) dan computer vision telah menjadi solusi potensial dalam mengotomatisasi proses identifikasi visual [6]. Computer vision, sistem komputer dapat menganalisis dan memahami konten dari sebuah gambar secara otomatis [7]. Salah satu cabang penting dari bidang ini adalah pengenalan pola gambar, yaitu proses mengenali struktur dan fitur tertentu dalam gambar untuk tujuan klasifikasi atau deteksi objek [8].

Kemajuan teknologi computer vision adalah pengenalan pola, yang bertujuan untuk mengenali dan mengklasifikasikan objek berdasarkan fitur visualnya, seperti bentuk, warna, dan tekstur [9]. Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Wellia Shinta Sari dan Christy Atika Sari berjudul ” Klasifikasi Bunga Mawar Menggunakan KNN dan Ekstraksi Fitur GLCM dan HSV” [10].

Meningkatkan ketepatan klasifikasi citra bunga mawar merah berdasarkan tingkat mekarnya, penelitian ini juga mengintegrasikan metode segmentasi citra seperti thresholding [11]. dan juga menggunakan deteksi tepi sobel [12]. teknik-teknik tersebut membantu menyoroti bagian penting dari bunga, seperti bentuk kelopak, sehingga memudahkan CNN dalam mengenali kelas masing-masing tingkat mekarnya [13].

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi otomatis untuk menentukan tingkat kemekaran bunga mawar merah menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Sistem ini mengklasifikasikan gambar ke dalam tiga kategori, yaitu kuncup, setengah mekar, dan mekar penuh. Dengan pendekatan ini, identifikasi bunga dapat dilakukan secara lebih cepat dan objektif, mengurangi ketergantungan pada penilaian manual yang cenderung subjektif.

2.1 Input Gambar

Pengumpulan dataset pada penelitian ini dilakukan secara langsung pada lahan pertanian yang berada di Malang yang beralamat Jl. Wongso, Gunungsari, Kec. Bumiaji, Kota Batu, Jawa Timur 65337, untuk mengambil dataset gambar bunga mawar dengan berbagai kondisi, yaitu mawar kuncup, setengah mekar, dan mawar mekar penuh, seluruh gambar disimpan dalam format .jpg dengan resolusi tinggi sebelum dilakukan proses penyesuaian ukuran, setelah itu akan

dilakukan pre-processing data untuk menyiapkan data gambar agar memiliki ukuran yang konsisten.

2.2 Preprocessing Gambar

Metode preprocessing gambar digunakan untuk mempersiapkan data sebelum pelatihan model. Pertama melakukan normalisasi piksel guna mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan kestabilan model. Selanjutnya dilakukan augmentasi data, seperti rotasi, pembalikan horizontal, dan zoom. Teknik ini membantu model menjadi lebih adaptif terhadap berbagai orientasi dan kondisi pencahayaan, serta mengurangi risiko overfitting.

2.3 Arsitektur CNN

Pembangunan model menggunakan arsitektur CNN yang dirancang khusus untuk klasifikasi tingkat kemekaran bunga mawar, arsitekturnya terdiri dari beberapa lapisan konvolusi dengan aktivasi ReLU, diikuti pooling, lalu dilanjutkan fully connected layer. Fungsi Softmax digunakan pada output untuk mengklasifikasikan gambar ke dalam tiga kelas: kuncup, setengah mekar, dan mekar penuh. Model dilatih menggunakan citra yang telah diproses dan diaugmentasi untuk meningkatkan akurasi dan generalisasi.

2.4 Klasifikasi

Model dilatih selama 20 epoch menggunakan data citra bunga mawar merah yang telah melalui tahap preprocessing dan augmentasi. Dataset dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data pelatihan, data validasi, dan data pengujian. Selama proses pelatihan, model mempelajari pola visual dari masing-masing kelas. Hasil dari pelatihan ini berupa bobot akhir yang digunakan untuk melakukan prediksi pada gambar baru. Output model berupa prediksi kelas tingkat kemekaran bunga, yaitu kuncup, setengah mekar, dan mekar penuh.

2.5 Evaluasi

Evaluasi dilakukan untuk mengukur kinerja model CNN dalam mengklasifikasikan gambar bunga mawar merah ke dalam tiga kategori: kuncup, setengah mekar, dan mekar penuh. Pengujian dilakukan menggunakan data uji yang terpisah dari data latih untuk memastikan hasil yang objektif. Beberapa metrik evaluasi digunakan, seperti akurasi, precision, recall, F1-score, serta confusion matrix. Metrik ini memberikan gambaran menyeluruh tentang ketepatan dan kemampuan model dalam mengenali masing-masing kelas secara akurat.

Keterangan:

TP (True Positive)

TN (True Negative)

FP (False Positive)

FN (False Negative)

a. Akurasi

mengukur seberapa banyak prediksi model yang benar dari seluruh data uji:

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

- b. Precision (Presisi)
menghitung tingkat ketepatan prediksi positif dan dirumuskan

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

- c. Recal
menunjukkan seberapa baik model mendeteksi semua data yang benar dari kelas tertentu, dan dirumuskan.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

- d. F1-score
memberikan gambaran seimbang antara keduanya, terutama penting saat data tidak seimbang. Rumus F1-score adalah:

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

Setelah memahami metrik evaluasi yang digunakan, pada bagian berikut akan disajikan hasil pengujian model beserta pembahasannya untuk mengevaluasi performa sistem dalam mendeteksi tingkat mekarnya bunga mawar merah.

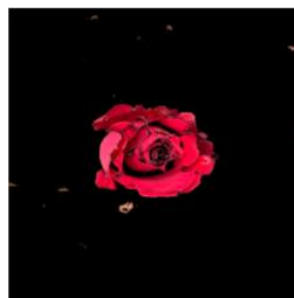
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Input Gambar

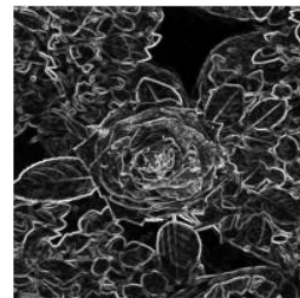
Gambar bunga mawar merah diinputkan ke dalam sistem melalui antarmuka pengguna. Dataset yang digunakan terdiri dari tiga kelas, yaitu kuncup, setengah mekar, dan mekar penuh, masing-masing dengan 150 gambar asli. Selain gambar asli, juga digunakan hasil segmentasi dan deteksi tepi untuk memperkaya fitur dalam proses klasifikasi. Visualisasi dataset tersebut ditampilkan sebagai berikut.



Gambar 1 Bunga Mawar Kuncup Asli



Gambar 2 Bunga Mawar Setengah Mekar Segmentasi



Gambar 3 Bunga Mawar Mekar Penuh Sobel

Gambar 1 merupakan hasil citra bunga mawar merah dalam kondisi kuncup asli. Kelopak bunga masih rapat dan belum membuka, dengan warna merah yang merata dan segar. Bentuk bunga terlihat utuh dan padat, menunjukkan tahap awal mekarnya bunga mawar.

Gambar 2 menunjukkan hasil bunga mawar merah pada tahap setengah mekar yang telah melalui proses segmentasi. Pada gambar ini, area kelopak bunga berhasil dipisahkan dari latar belakang sehingga fokus pada bentuk dan detail kelopak lebih jelas. Segmentasi membantu menonjolkan fitur penting bunga yang digunakan dalam proses klasifikasi tingkat kemekaran. Dengan pemisahan ini, model dapat lebih mudah mengenali pola visual yang membedakan bunga setengah mekar dari tahap mekarnya lainnya.

Gambar 3 memperlihatkan bunga mawar merah dalam kondisi mekar penuh yang telah diproses menggunakan metode deteksi tepi Sobel. Teknik ini menonjolkan kontur dan batas kelopak bunga secara jelas dengan mengekstraksi tepi-tepi utama pada gambar.

3.2 Prosesing

Semua gambar yang masuk melalui input akan diproses dengan mengubah ukuran gambar menjadi 150 x 150 piksel agar sesuai dengan ukuran input model CNN, selanjutnya normalisasi nilai piksel dari rentang 0–255 menjadi 0–1 untuk mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan kestabilan model. konversi gambar ke format RGB jika diperlukan agar konsisten dengan format data pelatihan, melakukan augmentasi data menggunakan teknik seperti rotasi, zoom, dan flip horizontal untuk memperkaya variasi data saat pelatihan model.

3.3 Arsitektur CNN

Model arsitektur CNN memproses gambar secara bertahap melalui lapisan konvolusi untuk mengekstrak fitur, pooling untuk menyederhanakan data, dan fully connected untuk menggabungkan fitur menjadi output klasifikasi. Dengan fungsi aktivasi ReLU dan Softmax, CNN mampu mengenali dan mengklasifikasikan gambar secara akurat dan efisien.

Tabel 1 Arsitektur CNN

No	Arsitektur Model		
	Layer	Output Shape	Jumlah Parameter
1	Input	(150, 150, 3)	0
2	Conv2D	(148, 148, 32)	896
3	MaxPooling2D	(74, 74, 32)	0
4	Conv2D	(72, 72, 64)	18,496
5	MaxPooling2D	(36, 36, 64)	0
6	Conv2D	(34, 34, 128)	73,856
7	MaxPooling2D	(17, 17, 128)	0
8	Flatten	(36992,)	0
9	Dense	(128,)	4.735.104
10	Dropout (0.5)	(128,)	0
11	Dense	(3,)	387
Total Params			4.828.739

Tabel 1 merupakan model CNN ini menerima input gambar berukuran 150x150 piksel dengan tiga saluran warna (RGB). Terdapat tiga lapisan konvolusi yang berfungsi mengekstrak fitur visual dari gambar, masing-masing diikuti oleh lapisan max pooling untuk mengurangi dimensi dan kompleksitas data. Setelah fitur diekstrak, data diubah menjadi bentuk vektor satu dimensi melalui lapisan flatten. Vektor ini kemudian diproses oleh lapisan fully connected dengan 128 neuron untuk pembelajaran pola yang lebih kompleks, disertai dengan lapisan dropout untuk menghindari overfitting. Lapisan output berupa dense layer dengan tiga neuron yang bertugas

mengklasifikasikan gambar ke dalam tiga kelas tingkat kemekaran bunga mawar merah. Model ini memiliki total sekitar 4,8 juta parameter yang dapat dilatih

Mengenai proses pelatihan model, khususnya tentang penggunaan epoch sebagai salah satu parameter penting dalam mengoptimalkan performa CNN.

```
Epoch 14: val_accuracy did not improve from 0.79174
6/6 18s 3s/step - accuracy: 0.9903 - loss: 0.0264 - val_accuracy: 0.7167 - val_loss: 1.3578 - learning_rate: 5.0000e-04
Epoch 15/20
6/6 0s 1s/step - accuracy: 0.9853 - loss: 0.0376
Epoch 15: val_accuracy did not improve from 0.79174
6/6 22s 3s/step - accuracy: 0.9858 - loss: 0.0377 - val_accuracy: 0.7129 - val_loss: 1.5359 - learning_rate: 5.0000e-04
Epoch 16/20
6/6 0s 2s/step - accuracy: 0.9981 - loss: 0.0201
Epoch 16: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 0.0002500000118743628.
Epoch 16: val_accuracy did not improve from 0.79174
6/6 19s 3s/step - accuracy: 0.9976 - loss: 0.0203 - val_accuracy: 0.7655 - val_loss: 1.0167 - learning_rate: 5.0000e-04
Epoch 17/20
6/6 0s 1s/step - accuracy: 0.9981 - loss: 0.0168
Epoch 17: val_accuracy did not improve from 0.79174
6/6 22s 3s/step - accuracy: 0.9976 - loss: 0.0174 - val_accuracy: 0.7580 - val_loss: 1.0347 - learning_rate: 2.5000e-04
Epoch 18/20
6/6 0s 2s/step - accuracy: 1.0000 - loss: 0.0107
Epoch 18: val_accuracy did not improve from 0.79174
6/6 22s 4s/step - accuracy: 1.0000 - loss: 0.0108 - val_accuracy: 0.7261 - val_loss: 1.2812 - learning_rate: 2.5000e-04
Epoch 19/20
6/6 0s 1s/step - accuracy: 1.0000 - loss: 0.0054
Epoch 19: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 0.0001250000059371814.
Epoch 19: val_accuracy did not improve from 0.79174
6/6 19s 3s/step - accuracy: 1.0000 - loss: 0.0054 - val_accuracy: 0.7205 - val_loss: 1.4423 - learning_rate: 2.5000e-04
Epoch 20/20
6/6 0s 2s/step - accuracy: 0.9968 - loss: 0.0102
Epoch 20: val_accuracy did not improve from 0.79174
6/6 22s 4s/step - accuracy: 0.9964 - loss: 0.0110 - val_accuracy: 0.7205 - val_loss: 1.4475 - learning_rate: 1.2500e-04
17/17 7s 387ms/step - accuracy: 0.5587 - loss: 2.1359
```

Gambar 4. Training Model

Gambar 4 Gambar tersebut menunjukkan log pelatihan model deep learning (dengan TensorFlow/Keras) pada epoch 14–20. Akurasi pelatihan meningkat hingga hampir 100%, namun akurasi validasi stagnan di bawah nilai terbaik sebelumnya (0.79174), menandakan overfitting. Fitur ReduceLROnPlateau menurunkan learning rate dua kali, namun tidak berhasil memperbaiki performa validasi. Disarankan untuk menggunakan early stopping, menambahkan regularisasi (dropout, L2, data augmentation), mengevaluasi ulang arsitektur model, dan menerapkan cross-validation untuk hasil yang lebih andal.

3.4 Klasifikasi

Hasil klasifikasi menggunakan model CNN+Segmentasi Thresholding+Deteksi Tepi Sobel yang menunjukkan bahwa model berhasil membedakan ketiga kelas bunga mawar dengan akurasi yang tinggi. Proses pelatihan data memperlihatkan kinerja yang baik, ditandai dengan peningkatan akurasi pelatihan serta validasi, dan penurunan nilai loss seiring bertambahnya epoch. Hal ini menandakan bahwa model mampu belajar dengan efektif dari data yang digunakan. Ringkasan hasil training selama 20 epoch disajikan pada tabel berikut.

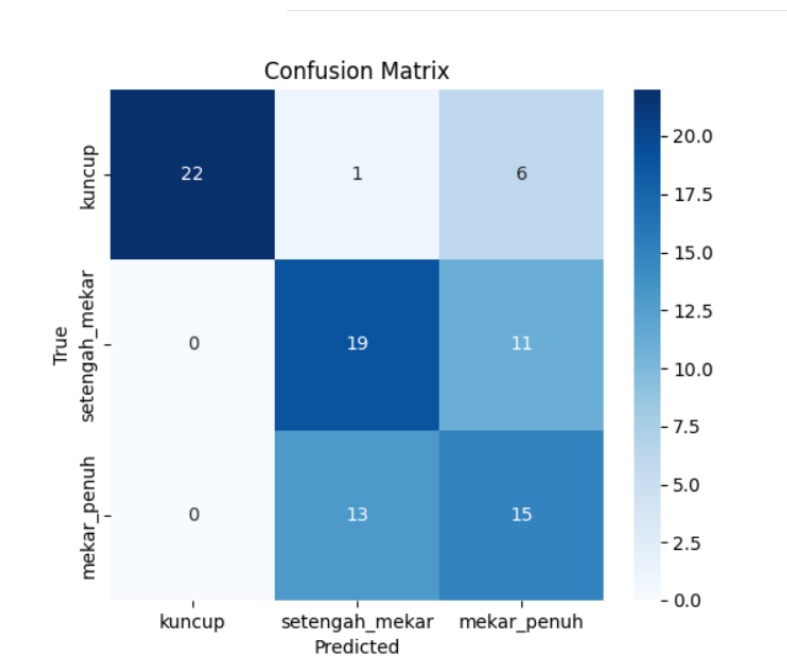
Tabel 2 Ringkasan hasil training

Epoch	Ringkasan Hasil Training			
	Akurasi Pelatihan	Loss Pelatihan	Akurasi Validasi	Loss Validasi
14	99.03%	0.0264	91.67%	1.3578
16	99.81%	0.0201	91.55%	1.0167
18	100%	0.0107	92.61%	1.2812
20	99.68%	1.1388	92.61%	1.4475

Tabel 2 menunjukkan bahwa model klasifikasi bunga mawar memiliki kinerja pelatihan yang sangat baik, dengan akurasi pelatihan mendekati 100% pada epoch ke-18. Akurasi validasi juga menunjukkan performa yang stabil di atas 91%, dengan nilai tertinggi sebesar 92,61% pada epoch ke-18 dan ke-20. Namun, nilai loss validasi yang relatif tinggi (di atas 1.0) menunjukkan bahwa meskipun model mampu mempelajari data pelatihan dengan sangat baik, terdapat indikasi overfitting ringan karena performa validasi tidak meningkat sebanding dengan pelatihan. Hal ini mengindikasikan bahwa model perlu dilakukan regularisasi tambahan atau data augmentasi agar dapat mempertahankan generalisasi terhadap data yang tidak dikenal

3.5 Evaluasi

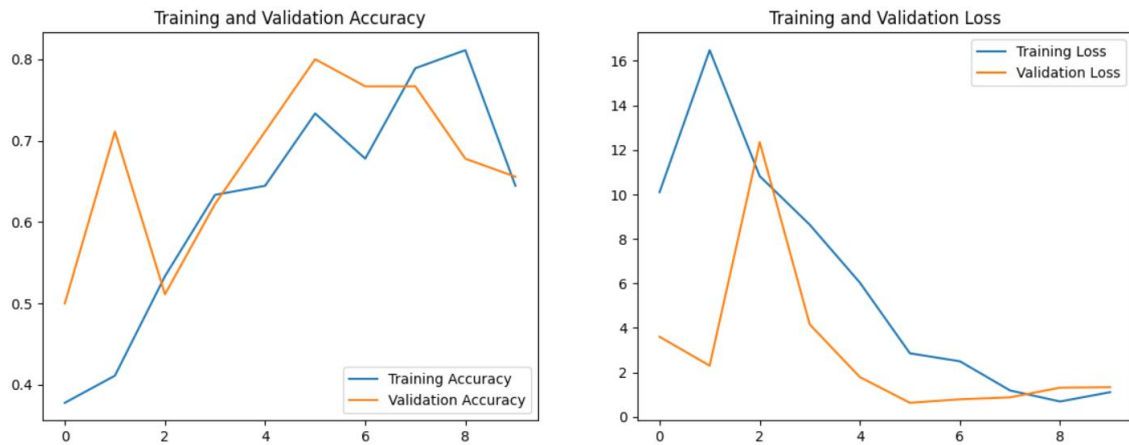
Evaluasi dilakukan untuk menilai kemampuan model dalam mengidentifikasi dan membedakan setiap kelas berdasarkan data pengujian. Salah satu metrik yang digunakan dalam proses evaluasi ini adalah confusion matrix. Berikut merupakan visualisasi dari confusion matrix sebagai berikut.



Gambar 5 Confusion matrix

Gambar 5 menunjukkan confusion matrix hasil klasifikasi model terhadap tiga kelas bunga mawar: kuncup, setengah mekar, dan mekar penuh. Model mampu mengenali kelas kuncup dengan baik, namun kesulitan membedakan antara setengah mekar dan mekar penuh karena kemiripan visual. Oleh karena itu, diperlukan peningkatan pelatihan atau penambahan fitur agar akurasi klasifikasi meningkat. Confusion matrix dan classification report digunakan untuk mengevaluasi performa model secara menyeluruh.

Selanjutnya analisis terhadap performa model selama proses pelatihan dengan melihat grafik akurasi dan loss pada data pelatihan dan validasi.



Gambar 6 a. Training Accuracy b. Validation Accuracy

Gambar 6 Selama pelatihan, model menunjukkan peningkatan akurasi pelatihan hingga mencapai 80 – 82%, menandakan proses belajar yang efektif. namun, a. akurasi validasi mulai menurun setelah epoch ke-7, yang mengarah pada kemungkinan overfitting. Nilai loss pelatihan menurun signifikan. sedangkan b. loss validasi cenderung stagnan dan sedikit meningkat setelah beberapa epoch. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun model cukup baik dalam belajar dari data pelatihan, kemampuannya dalam mengeneralisasi data baru perlu ditingkatkan.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini membahas pengembangan sistem klasifikasi otomatis untuk mendeteksi tingkat kemekaran bunga mawar merah menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN). Sistem dirancang melalui tahapan preprocessing berupa normalisasi nilai piksel, resizing gambar menjadi 150x150 piksel, serta augmentasi data seperti rotasi, zoom, dan flip horizontal untuk meningkatkan keragaman data latih.

Akurasi klasifikasi yang sangat tinggi, mencapai hingga 92,61%, menunjukkan efektivitas pendekatan yang digunakan. Hal ini membuktikan bahwa pengambilan fitur visual melalui kombinasi segmentasi thresholding dan deteksi tepi Sobel mampu merepresentasikan karakteristik kelopak bunga secara akurat untuk keperluan klasifikasi tingkat kemekaran. Selain itu, metode ini terbukti efisien dan praktis karena hanya membutuhkan gambar dari kamera standar tanpa memerlukan perangkat pencitraan khusus.

Dengan demikian, sistem yang dikembangkan berpotensi diterapkan secara luas, seperti dalam pemantauan otomatis pertumbuhan bunga di bidang pertanian presisi, pengelolaan taman, atau penelitian botani. Ke depannya, perlu dilakukan pengujian pada dataset yang lebih beragam dan kondisi pencahayaan yang bervariasi untuk mengurangi risiko overfitting dan meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap variasi bentuk dan kemekaran bunga mawar di lingkungan nyata.

UCAPAN TERIMAKASIH

Segala puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa atas limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penelitian ini dengan baik dan lancar. Penulis ingin menyampaikan rasa terima kasih yang tulus kepada:

1. Bapak/Ibu Dosen Pembimbing yang telah memberikan bimbingan, arahan, serta dorongan yang sangat berarti selama proses penelitian ini berlangsung.
2. Kedua orang tua tercinta atas doa, dukungan, dan kasih sayang yang tiada henti, menjadi sumber kekuatan bagi penulis.
3. Rekan-rekan dan semua pihak yang telah memberikan bantuan, dukungan, serta motivasi dalam penyusunan karya tulis ini.

Penulis menyadari bahwa penelitian ini masih memiliki banyak kekurangan. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan demi perbaikan dan pengembangan di masa mendatang.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Hayati, “KLASIFIKASI JENIS BUNGA MAWAR MENGGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOUR,” 2023.
- [2] I. Febriani Tanjung, S. Melina Sari, S. Namiroh, T. Wardana, and J. Pendidikan Bilologi, “Pengaruh Pemberian NaCL Terhadap Reproduksi dan Pertumbuhan Pada Tanaman Mawar (*Rosa hybrida*),” vol. 7, no. 2, 2022.
- [3] I. R. D. Anjarsari, “PEMANFAATAN BUNGA MAWAR UNTUK KONSUMSI DI DESA CILELES KECAMATAN JATINANGOR KABUPATEN SUMEDANG,” *Dharmakarya*, vol. 11, no. 2, p. 172, Jun. 2022, doi: 10.24198/dharmakarya.v11i2.33491.
- [4] S. Sulfiani and S. Sukmawati, “Pemanfaatan Ekstrak Bunga Mawar Merah (*Rosa hybrida*) Asal Desa Bonto Majannang Kabupaten Bantaeng sebagai Indikator Formalin pada Ikan Asin,” *J. Abdidas*, vol. 1, no. 5, pp. 478–486, Oct. 2020, doi: 10.31004/abdidas.v1i5.99.
- [5] J. Pendidikan and B. Indonesia, “PENGARUH BERBAGAI KONSENTRASI EKSTRAK BUNGA MAWAR MERAH (*Rosa damascena* Mill) TERHADAP STABILITAS WARNA ANTOSIANIN AGAR-AGAR SEBAGAI SUMBER BELAJAR BIOLOGI THE INFLUENCE OF VARIOUS CONCENTRATION OF RED ROSES (*ROSA DAMASCENA* MILL) FLOWER EXTRACT TO ANTHOCYANIN COLOR STABILITY JELLY AS BIOLOGY LEARNING SOURCE,” vol. 2, 2016.
- [6] J. Winson Sukiartmodjo -, “Makalah IF4073 Interpretasi dan Pengolahan Citra, Semester I Tahun,” 2023. [Online]. Available: <https://www.gramedia.com/literasi/bagian-bunga/>
- [7] H. A. Pratiwi, M. Cahyanti, and M. Lamsani, “Implementasi Deep Learning Flower Scanner Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” *Sebatik*, vol. 25, no. 1, pp. 124–130, 2021, doi: 10.46984/sebatik.v25i1.1297.

- [8] A. Puteri Bilqis Salsabila *et al.*, “Identifikasi Citra Jenis Bunga menggunakan Algoritma KNN dengan Ekstraksi Warna HSV dan Tekstur GLCM,” *Technomedia J.*, doi: 10.33050/tmj.v6i1.
- [9] D. Wandu, F. Fauziah, and N. Hayati, “Deteksi Kelayuan Pada Bunga Mawar dengan Metode Transformasi Ruang Warna Hue Saturation Intensity (HSI) dan Hue Saturation Value (HSV),” *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 5, no. 1, p. 308, Jan. 2021, doi: 10.30865/mib.v5i1.2562.
- [10] W. Shinta Sari and C. Atika Sari, “Klasifikasi Bunga Mawar Menggunakan KNN dan Ekstraksi Fitur GLCM dan HSV,” *SKANIKA Sist. Komput. dan Tek. Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 145–156, 2022.
- [11] M. Fakhurrozy Cahyadi, S. Syahputra, M. A. Syari, and S. Kaputama, “Penerapan Metode Thresholding Pada Proses Transformasi Citra Digital,” 2022. [Online]. Available: <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>
- [12] M. Deteksi Tepi Sobel and K. Fitriya, “SEGMENTASI REGION OF INTEREST (ROI) GARIS TELAPAK TANGAN,” Online. [Online]. Available: <http://jurnal.yudharta.ac.id/v2/index.php/EXPLORE-IT/>
- [13] I. Gilang Perwati, N. Suarna, and T. Suprpti, “ANALISIS KLASIFIKASI GAMBAR BUNGA LILY MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DALAM PENGOLAHAN CITRA,” 2024.