

## BAB III

### ANALISIS DAN PERANCANGAN

#### 3.1 Analisis

##### 3.1.1 Identifikasi Masalah

Mawar sering dijuluki sebagai ratu bunga dikarenakan keindahan dan keharumannya. Mawar juga banyak digunakan untuk dekorasi ataupun tanaman hias (Hayati, 2023). Keberadaan mawar sendiri memiliki banyak jenis/Jenis yang membuat banya variasi dalam menghiasi ruangan maupun taman. Perawatan mawar sendiri tergolong mudah, sebagai contoh bila ingin menghiasi ruangan dengan bunga mawar sendiri hanya perlu memotong tangkai bunga sesuai selara dan dimasukan dalam vas bunga yang berisi air (CNN Indonesia, 2023).

Mawar juga memiliki berbagai manfaat untuk Kesehatan, yang dikutip dari (Fadhl Rizal Makarim, 2022) diantaranya yaitu:

- Kurangi berat badan berlebih. Kelopak mawar juga membantu menurunkan berat badan berlebih, karena mengandung senyawa yang merangsang metabolisme dan membersihkan tubuh dari racun.
- Mengurangi stress, Minyak esensial mawar memiliki aroma menyegarkan yang menenangkan pikiran dan menghilangkan stres. Jika dihirup secara langsung atau dalam bentuk ekstrak, dapat menurunkan tekanan darah, menyeimbangkan emosi, menciptakan suasana hati yang baik, dan meningkatkan fungsi otak.
- Menyembuhkan Infeksi Kulit, minyak esensial mawar memiliki sifat antiinflamasi, antibakteri, dan antijamur yang efektif dalam membantu proses penyembuhan berbagai kondisi kulit. Misalnya, dalam kasus dermatitis, eksim, psoriasis, dan infeksi jamur, obat ini memperbaiki luka dan menenangkan kulit yang rusak.

Daerah Sidomulyo, Kec. Batu, Kota Batu sekarang ini banyak masyarakat yang membudidayakan tanaman hias, salah satunya adalah jenis bunga mawar. Tidak sedikit pengunjung yang ingin membeli bibit bunga mawar dan ingin ditanam dirumah sendiri, akan tetapi untuk mengetahui mengenali jenis bunga mawar yang belum berbunga adalah hal yang sulit.

Jadi permasalahan saat ini yang terjadi pada klasifikasi jenis mawar ialah kurangnya alat bantu untuk klasifikasi jenis mawar yang tepat guna membantu para petani mengidentifikasi jenis mawar. Sehingga petani dalam mengidentifikasi jenis bunga masih manual dan akurasinya tergolong rendah, tergantung pengalaman. Hal ini menyababkan pelayanan yang kurang efektif dan memakan waktu. Berikut tabel SWOT penelitian yang dilakukan :

Tabel 3. 1 Analisa SWOT

Strengths	Weaknesses
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Penanaman yang cepat</li> <li>• Bitbit mudah didapat</li> <li>• Perawatan yang mudah</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Jenis yang banyak membuat petani sulit membedakan</li> <li>• Proses klasifikasi jenis masih manual dan lama</li> </ul>
Opportunities	Threats
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Banyaknya permohonan untuk bunga mawar</li> <li>• Dengan pembuatan penelitian ini dapat memudahkan petani</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Adanya bunga yang lebih memiliki ragam warna dalam satu tangkai contoh bunga bokor dan dahlia</li> <li>• Perubahan musim dalam permintaan bunga</li> </ul>

### 3.1.2 Pemecahan Masalah

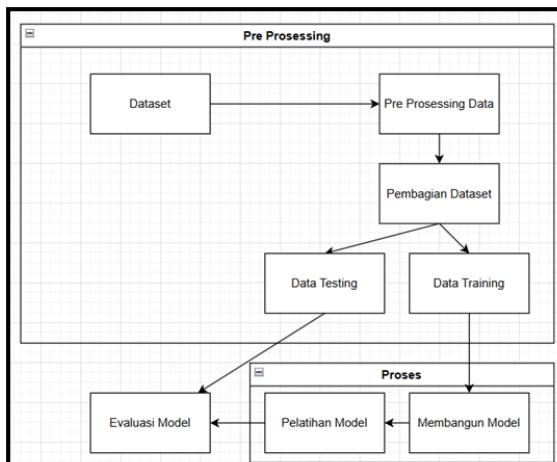
Untuk memecahkan masalah ini, digunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) yang dapat mengekstrak content-based color visual (ccv) dari gambar daun untuk memprediksi warna bunga. CNN digunakan karena dapat menangkap detail visual tanpa extrasi fitur secara manual. Model yang dihasilkan dengan menggunakan algoritma CNN berpotensi diintregrasikan kedalam aplikasi web ataupun mobile, guna mempermudah pengguna untuk memprediksi warna bunga berdasarkan citra daun.

### 3.2 Perancangan

#### 3.2.1 Perancangan Sistem

Dalam pengembangan perangkat lunak perancangan memiliki peran penting, di mana pada tahap ini dilakukan penguraian mengenai gambaran sistem yang sedang berjalan maupun sistem baru. Dalam penelitian ini, sistem yang dibangun bertujuan untuk mengotomatisasi proses prediksi warna bunga mawar melalui citra daun dengan memanfaatkan *metode Convolutional Neural Network (CNN)*(Setiyono et al., 2023). Sistem yang masih berjalan saat ini bersifat manual, yaitu petani atau pengguna harus menunggu bunga mekar untuk mengetahui warnanya. Hal ini tentunya tidak selalu akurat dan membutuhkan waktu.

Untuk mencapai efektivitas dan efisiensi, sistem dikembangkan dengan pendekatan berbasis web yang memungkinkan pengguna mengunggah gambar daun, kemudian sistem akan memproses dan menampilkan prediksi warna bunga mawar. Berikut Diagram Alur Proses dalam pembuatan model CNN :



Gambar 3. 1 Diagram Alur Sistem CNN (Block Diagram)

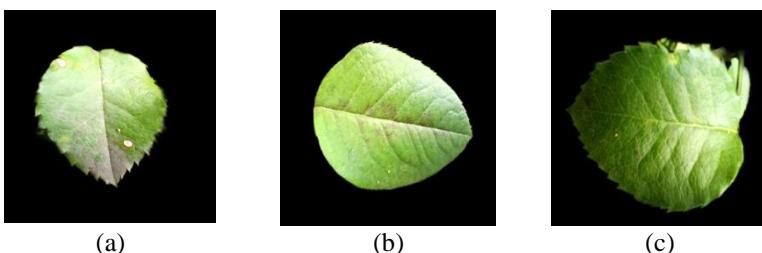
### 3.2.1.1 Dataset

Dataset merupakan suatu istilah informal yang merujuk pada kumpulan data yang akan dikelola dan digunakan untuk klasifikasi suatu data. Data set pada penelitian ini menggunakan data set yang dibuat sendiri/*Custom*. Berikut rincian dataset :

Tabel 3. 2 Dataset Daun Mawar

Warna Bunga Mawar	Jumlah Dataset
Merah	500
Putih	500
Kuning	500

Berikut adalah Contoh dari beberapa dataset yang akan digunakan :



Gambar 3. 2 (a) Daun Bunga Mawar Merah, (b) Daun Bunga Mawar Putih,  
(c) Daun Bunga Mawar Kuning

### 3.2.1.2 Preprosesing data

Pada tahap ini, gambar-gambar dalam dataset diproses terlebih dahulu guna memastikan konsistensi kualitas data sebelum digunakan dalam pelatihan model. Proses preprocessing bertujuan untuk menyelaraskan dataset dengan kebutuhan input model dan meningkatkan perfomanya selama pelatihan. Adapun beberapa beberapa tahapan dalam proses ini sebagai berikut:

1. **Resizing:** Seluruh gambar dalam dataset diubah ukurannya menjadi dimensi seragam, yaitu  $256 \times 256$  piksel. Penyeragaman ukuran ini penting untuk memastikan bahwa seluruh data masukan memiliki dimensi yang konsisten, sehingga proses pelatihan model dapat berjalan lebih efisien dan stabil.

$$i = \left\lfloor \frac{x \cdot 256}{W} \right\rfloor \quad (3.1)$$

$$j = \left\lfloor \frac{y \cdot 256}{H} \right\rfloor \quad (3.2)$$

gambar\_input =  $I(x, y)$  dengan ukuran awal  $W \times H$

gambar\_output =  $O(i, j)$  dengan ukuran target  $256 \times 256$

2. **Normalisasi:** Normalisasi akan dilakukan dengan membagi setiap nilai piksel (0–255) dengan 255. Langkah ini bertujuan untuk mengurangi perbedaan skala antar fitur dan membantu mempercepat proses konvergensi saat model dilatih.

$$X_{normal} = \left[ \begin{array}{c} \frac{x_{asli}}{255} \\ \vdots \\ \frac{x_n}{255} \end{array} \right] \quad (3.3)$$

3. **Augmentasi Data:** Gambar diperbanyak secara virtual dengan melakukan modifikasi seperti rotasi, flipping (pembalikan), perubahan pencahayaan, zoom, atau penggeseran posisi. Teknik ini bertujuan untuk meningkatkan variasi dataset tanpa harus mengumpulkan lebih banyak gambar secara fisik, sehingga membantu model belajar lebih baik dan mencegah overfitting.

### Rotasi

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

$\theta$  = sudut rotasi dalam radian (diacak dari  $-30^\circ$  hingga  $+30^\circ$ )

$(x, y)$  = koordinat piksel sebelum rotasi

$(x', y')$  = koordinat setelah rotasi

## Pergeseran Lebar dan Tinggi

Lebar :

$$x' = x + \Delta w \text{ dengan } \Delta w \in [-0,2W, +0,2W] \quad (3.5)$$

Tinggi :

$$y' = y + \Delta h \text{ dengan } \Delta h \in [-0,2H, +0,2H] \quad (3.6)$$

W = lebar gambar

H = tinggi gambar

## Shear(Geser)

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \tan(\lambda) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

$\lambda$  = sudut shear (diacak dari 0 hingga 0.2 rad)

## Zoom

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s & 0 \\ 0 & s \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

$s \in [0.8, 1.2]$  zoom in/out sebesar 20%

## Horizontal Flip

$$x' = W - x - 1 \quad (3.9)$$

## Brightness Range

$$x' = x \cdot \beta \text{ dengan } \beta \in [0.8, 1.2] \quad (3.10)$$

x = nilai intensitas piksel

$\beta$  = faktor pencahayaan yang diacak

Dengan langkah-langkah ini, dataset yang telah diproses akan lebih siap untuk dilatih menggunakan model CNN, memastikan hasil yang lebih akurat dan handal.

### 3.2.1.3 Pembagian Dataset

Setelah melalui tahap preprocessing, dataset kemudian dibagi menjadi data training dan data testing. Hal ini bertujuan untuk model tidak hanya belajar dari data yang ada, tetapi juga dapat diuji kemampuannya dalam menggeneralisasi terhadap data baru yang tidak pernah dilihat. Adapun rincian sebagai berikut :

- **Data Training:**

Data training terdiri dari 80% dari total dataset yang ada. Bagian ini akan digunakan untuk model mempelajari pola, fitur, dan hubungan antar data. Selama proses pelatihan, model akan menyesuaikan bobot dan parameter berdasarkan data ini untuk meminimalkan nilai error (loss).

- **Data Testing:**

Data testing mencakup sekitar 20% dari total dataset dan berguna untuk menguji hasil training model. Data ini tidak digunakan selama proses pelatihan sehingga dapat memberikan gambaran objektif mengenai kemampuan model dalam mengklasifikasi dan membuat kesimpulan terhadap data baru.

Dengan pembagian ini, diharapkan model dapat mencapai hasil yang diinginkan, tidak hanya pada memahami data pelatihan tetapi juga pada data baru sebelumnya, serta menghindari permasalahan overfitting.

### 3.2.1.4 Membangun Model CNN

CNN (*Convolutional Neural Network*) merupakan algoritma yang menggunakan arsitektur jaringan saraf tiruan yang sangat efektif untuk memproses dan menganalisis data berupa gambar. CNN bekerja dengan cara ekstrasi fitur – fitur dalam gambar, seperti tepi, tekstur, pola, hingga bentuk, yang kemudian digunakan untuk melakukan prediksi atau klasifikasi. Sebagai contoh dari input gambar mendapatkan hasil nilai

41	38	36	36	38	40
44	41	39	37	40	43
46	41	41	43	42	43
46	45	40	41	42	42
46	45	45	42	45	41
49	42	42	44	49	43

Gambar 3. 3 Nilai Array dari daun Gambar

Akan dilakukan perhitungan melalui arsitektur CNN terdiri dari beberapa jenis lapisan utama yang bekerja secara bertahap, yaitu:

1. Lapisan Konvolusi (Convolution Layer):

$$Y(i, j) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} K(m, n) \cdot X(i + m, j + n) \quad (3.11)$$

X = input image

K = kernel/filter

Y = hasil konvolusi (feature map)

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

Gambar 3. 4 Kernel

41	38	36	36	38	40
44	20	8	5	16	43
46	21	4	5	7	43
46	18	9	5	1	42
46	15	8	9	2	41
49	42	42	44	49	43

Gambar 3. 5 Hasil Konvolusi/ Feature map

2. Lapisan Pooling:

$$Y(i, j) = \max_{(m, n) \in window} X(i + m, j + n) \quad (3.12)$$

44	36	43
46	9	43
49	44	49

Gambar 3. 6 Hasil Pooling

3. Lapisan aktivasi

ReLU dan Softmax

$$fx = \max(0, x) \quad (3.12)$$

44	36	43
46	9	43
49	44	49

Gambar 3. 7 Hasil ReLU

4. Lapisan Fully Connected (FC):

$$y = f(Wx + b) \quad (3.13)$$

$W$  = bobot

$x$  = input

$b$  = bias

$f$  = fungsi aktivasi (ReLU atau softmax)

Dengan kombinasi lapisan-lapisan ini, CNN mampu memproses gambar secara efektif dan mengklasifikasikannya berdasarkan pola-pola yang ditemukan.

### 3.2.1.5 Pelatihan Model

Pelatihan model adalah proses yang cukup penting dalam pembuatan model. Model belajar dari data, memperbaiki bobot-bobotnya berdasarkan hasil keluaran dan nilai sebenarnya (label data). Selama pelatihan, model secara iteratif memperbarui bobotnya untuk meminimalkan kesalahan antara prediksi dan label yang benar.

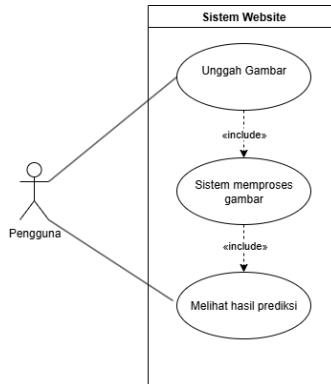
Total dataset yang akan digunakan adalah 1500 gambar, dengan masing-masing 500 gambar untuk warna bunga kuning, merah, dan putih. Jumlah epoch yang digunakan berada dalam rentang 20-50 epoch, yang merupakan rentang umum untuk dataset kecil hingga menengah. Pelatihan dimulai dengan 30 epoch, dan jumlah tersebut dapat disesuaikan berdasarkan pengamatan terhadap akurasi pelatihan dan akurasi validasi. Jika model menunjukkan tanda-tanda overfitting, seperti akurasi pelatihan yang sangat tinggi sementara akurasi validasi stagnan atau menurun, maka perlu dilakukan penyesuaian. Beberapa pendekatan yang dapat diterapkan antara lain adalah mengurangi jumlah epoch pelatihan atau menerapkan teknik regularisasi, seperti penggunaan dropout dan augmentasi data. Langkah-langkah ini bertujuan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

### **3.2.2 Perancangan Data**

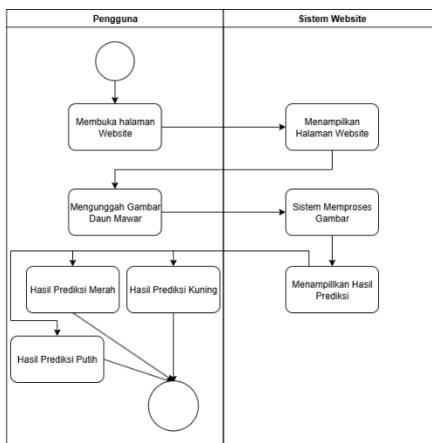
Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas citra daun mawar dari berbagai spesies dan warna bunga yang berbeda. Dataset tersebut dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu data latih (training data) sebesar 80% dan data uji (testing data) sebesar 20%. Sebelum digunakan dalam pelatihan model, data terlebih dahulu melalui tahap preprocessing yang mencakup normalisasi citra untuk menyamakan skala piksel serta augmentasi data guna meningkatkan jumlah dan variasi citra. Proses ini bertujuan untuk memperkuat kemampuan generalisasi model dalam mengenali pola dari data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

#### **3.2.2.1 Perancangan Proses**

Dalam penelitian ini ada website yang bisa digunakan oleh pengguna baik pembeli ataupun petani untuk memprediksi warna dari mawar. Dengan inputan gambar daun dari mawar yang hendak diidentifikasi lalu akan diproses oleh website, setelah proses identifikasi selesai akan tampil hasil dari prediksi. Dibawah ini merupakan rancangan website yang digunakan sebagai pengujian hasil penelitian.



Gambar 3. 8 Use Case Diagram Website



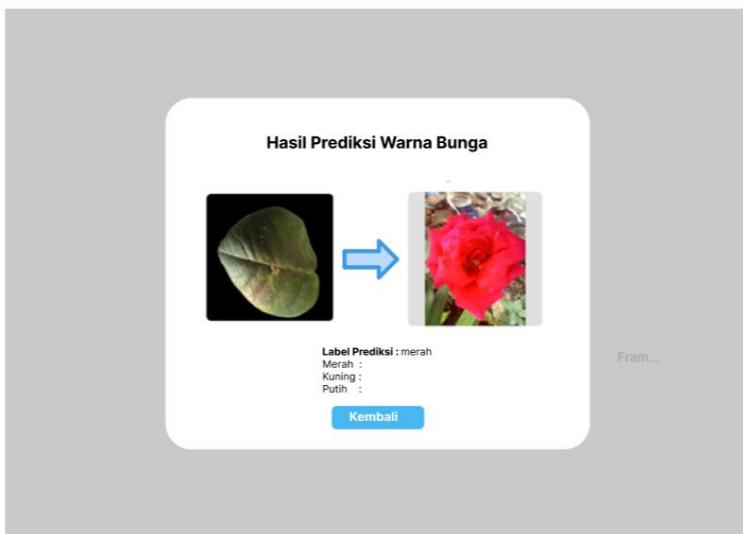
Gambar 3. 9 Activity Diagram

### 3.2.3 Perancangan User Interface / Mock-up aplikasi

Untuk keperluan implementasi akhir, antarmuka aplikasi sederhana akan dirancang untuk memungkinkan pengguna memasukkan gambar daun, yang kemudian diproses oleh model CNN untuk memprediksi warna bunga. Antarmuka ini akan menampilkan hasil prediksi secara real-time kepada pengguna.



Gambar 3. 10 Tampilan Page untuk Upload Gambar



Gambar 3. 11 Tampilan Page Hasil Prediksi

### 3.3 Rancangan Pengujian

#### 3.3.1. Pengujian Model

K-fold *cross-validation* merupakan teknik validasi yang membagi dataset menjadi  $k$  bagian atau fold yang sama besar. Pada setiap iterasi, model dilatih menggunakan  $k-1$  bagian sebagai data latih, sementara satu bagian sisanya digunakan sebagai data uji. Proses ini diulang sebanyak  $k$  kali, sehingga setiap *fold* berperan sekali sebagai data uji. Hasil evaluasi dari setiap iterasi kemudian dirata-rata untuk memperoleh estimasi performa model yang lebih akurat dan menyeluruh. Teknik ini efektif untuk mengurangi potensi bias yang dapat timbul akibat pembagian data yang tidak merata serta meningkatkan kemampuan generalisasi model.

True Positive (TP) = Jumlah data yang benar-benar positif dan diprediksi positif oleh model.

False Positive (FP) = Jumlah data yang sebenarnya bukan kelas tersebut, tapi diprediksi sebagai kelas itu oleh model.

False Negative (FN) = Jumlah data yang sebenarnya termasuk kelas itu, tapi diprediksi menjadi kelas lain.

True Negative (TN) = Jumlah data yang bukan kelas itu, dan diprediksi juga bukan kelas itu.

### Metrik Evaluasi

#### 1. Akurasi (Accuracy):

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3.14.)$$

#### 2. Precision:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3.15)$$

#### 3. Recall (Sensitivitas):

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3.16)$$

#### 4. F1-Score:

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (3.17)$$

### **3.3.2. Pengujian Sistem**

Pengujian black box akan dilakukan untuk memastikan fungsi utama website bekerja sesuai dengan spesifikasi, termasuk fitur unggah gambar, prediksi warna bunga, dan pesan error untuk input tidak valid. Pengujian mencakup berbagai skenario, seperti mengunggah gambar daun valid, file non-gambar, gambar buram, atau file besar, serta situasi tanpa input. Hasil yang diharapkan adalah sistem memberikan prediksi yang benar untuk input valid, menampilkan pesan error yang sesuai untuk input tidak valid, dan tetap responsif dengan UI/UX yang rapi. Pengujian dilakukan secara bertahap untuk memverifikasi keandalan fitur dan pengalaman pengguna secara keseluruhan.