

Aplikasi FLORYS : Deteksi Kesehatan Tanaman Hias Menggunakan Model YOLOv8

Irfan Pandu Aji¹, Rully Mujiastuti^{1*}, Fauzan Azima¹, Mirza Sutrisno¹

¹Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Jakarta,
Jalan Cempaka Putih Tengah 27 Jakarta Pusat, Kode Pos 10510

*Corresponding Author : rully@umj.ac.id

Abstrak

Tanaman Hias kerap kali digunakan sebagai penghias rumah, kantor, dan sebagainya karena keindahannya. Namun banyak orang yang memiliki tanaman hias merasa kesulitan untuk merawatnya dengan baik karena minimnya pengetahuan tentang kondisi kesehatan tanaman hias dan cara merawatnya. Untuk mengatasi masalah ini, peneliti melakukan penelitian dengan membuat sebuah aplikasi berbasis android bernama *Florys*. Tujuannya adalah untuk membantu pemilik tanaman hias merawat tanamannya agar lebih sehat yang dapat dianalisis melalui foto atau hasil pemindaian tanaman, serta memberikan saran perawatannya. Metode yang digunakan adalah *AI Project Cycle*. Dimulai dengan pengumpulan dataset beranotasi dari platform *Kaggle* dan *Roboflow*, pelatihan model deteksi serta evaluasi performa model dengan menggunakan metrik *precision*, *recall*, dan *mean Average Precision*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model YOLOv8 mampu mendeteksi berbagai jenis penyakit tanaman hias dengan tingkat *precision* mencapai 73%, menunjukkan akurasi deteksi yang cukup tinggi. Model telah diuji dengan dua skenario yaitu untuk deteksi tanaman hias dalam kondisi sakit dan sehat. Pada pengujian deteksi tanaman sakit, model menghasilkan keluaran yang konsisten dengan tingkat kepercayaan tinggi, yang divalidasi dengan rata-rata hasil prediksi dikalikan faktor pengujian sebesar 0.5. Sedangkan untuk deteksi tanaman sehat, model menunjukkan hasil yang konsisten pula dengan faktor pengujian sebesar 0.8. Kedua pengujian ini membuktikan bahwa model memiliki kapabilitas dalam mengidentifikasi kondisi tanaman dengan akurat dan dapat memberikan rekomendasi perawatan yang tepat kepada pengguna.

Kata kunci: *AI Project Cycle*, Aplikasi Florys, Deteksi Penyakit Tanaman Hias, Model YOLOv8.

Abstract

Ornamental plants are often used to decorate homes, offices, and so on because of their beauty. However, many people who have ornamental plants find it difficult to care for them properly due to the lack of knowledge about the health conditions of ornamental plants and how to care for them. To overcome this problem, researchers conducted research by creating an Android-based application called *Florys*. The goal is to help ornamental plant owners take care of their plants to make them healthier, which can be analyzed through photos or scans of plants, as well as providing maintenance advice. The method used is the *AI Project Cycle*. Starting with the collection of annotated datasets from the *Kaggle* and *Roboflow* platforms, training the detection model and evaluating model performance using *precision*, *recall*, and *mean average precision* metrics. The results show that the YOLOv8 model is able to detect various types of ornamental plant diseases with a *precision* rate of 73%, indicating a fairly high detection accuracy. The model has been tested with two scenarios, namely for the detection of ornamental plants in sick and healthy conditions. In testing the detection of diseased plants, the model produces consistent output with a high level of confidence, which is validated by averaging the predicted results multiplied by a test factor of 0.5. As for healthy plant detection, the model showed consistent results with a testing factor of 0.8. These two tests prove that the model has the capability of accurately identifying plant conditions and can provide appropriate maintenance recommendations to users.

Keywords: AI Project Cycle, Florys App, Ornamental Plant Disease Detection, YOLOv8 Model.

PENDAHULUAN

Tanaman hias adalah salah satu produk perkebunan yang banyak diminati masyarakat, baik untuk koleksi pribadi maupun untuk dibudidayakan. Sebagai bagian dari tanaman hortikultura, tanaman hias kini semakin populer sebagai elemen dekoratif di berbagai ruang. (Lestari et al., 2023). Selain menambah nilai estetika, keberadaan tanaman hias juga berkontribusi pada kesehatan mental. Berkebun diketahui dapat mengurangi stres dan meningkatkan kebahagiaan. Penelitian yang dilakukan oleh Chalmin menunjukkan bahwa kegiatan berkebun dapat menurunkan tingkat depresi hingga 13%, mengurangi stres hingga 16%, dan meningkatkan kadar energi tubuh hingga 12%. Dengan kata lain, merawat tanaman dapat memiliki efek terapeutik. (Chalmin-Pui et al., 2021). Hal ini didukung oleh studi internasional terbaru yang menegaskan pentingnya interaksi manusia dengan tanaman sebagai bagian dari terapi kesehatan mental (Pineda et al., 2020).

Namun, tidak sedikit pemilik tanaman hias yang menghadapi kesulitan dalam merawat tanaman mereka. Masalah ini seringkali muncul akibat kurangnya pengetahuan tentang kondisi kesehatan tanaman dan cara perawatannya. Beberapa masalah umum yang ditemui termasuk tanaman yang layu, bagian yang membusuk, tidak berbunga, atau bahkan mati. Kendala-kendala ini biasanya disebabkan oleh kelalaian dalam perawatan, seperti kurangnya perhatian terhadap kadar air, pencahayaan yang diterima, jenis dan dosis pupuk, serta suhu lingkungan sekitar tanaman. (Putri et al., 2024). Kesehatan tanaman hias dapat dinilai melalui berbagai indikator, termasuk warna dan tekstur daun, kelembaban serta kualitas tanah, serta ketahanan batang. (Udjulawa, 2022). Oleh karena itu, pemahaman yang baik tentang faktor-faktor yang mempengaruhi kesehatan tanaman sangat penting bagi para pemilik tanaman hias agar dapat merawatnya dengan baik.

Ditemukan juga beberapa indikasi infestasi hama dan penyakit yang menyerang sebagian besar tanaman hias. Beberapa gejalanya meliputi, daun tanaman hias yang menguning akibat hama Tepung Mildew dengan terdapat

lubang-lubang pada daun yang disebabkan oleh hama ulat daun (*Udea rubigalis*) dan juga oleh hama Belalang (*Valanga nigricornis*) yang muncul noda berwarna merah kekuningan atau abu-abu kecoklatan di daun yang diakibatkan oleh Tungau (*Tetranychus telarius*) serta kerak merah pada batang tanaman hias yang disebabkan oleh infeksi jamur upas dan bagian-bagian tertentu dari tanaman mawar yang membusuk akibat serangan hama trips.

Dasar teori dari penelitian ini adalah penggunaan teknologi berbasis visi komputer untuk mendeteksi gejala penyakit pada tanaman melalui citra digital. Salah satu algoritma yang menunjukkan performa tinggi dalam deteksi objek adalah *You Only Look Once* versi 8 (YOLOv8), yang terkenal dengan kemampuannya melakukan deteksi secara real-time dengan akurasi yang memuaskan. Penelitian internasional terbaru oleh (Huang et al., 2021), menunjukkan efektivitas metode YOLO dalam mendeteksi penyakit pada tanaman, termasuk identifikasi penyakit daun pada tanaman tomat dengan tingkat akurasi yang tinggi. Sementara itu, (Zhou et al., 2023). melaporkan efektivitas deep learning dalam pengenalan objek untuk berbagai penyakit tanaman, menunjukkan potensi besar teknologi AI dalam bidang hortikultura. Penelitian lainnya oleh (Raju & Narasimhaiah, 2023). membahas mengenai efektivitas metode YOLO dalam mendeteksi penyakit pada tanaman, termasuk identifikasi penyakit daun pada tanaman tomat yang menggarisbawahi bagaimana *machine learning* bisa diaplikasikan untuk mendeteksi penyakit tanaman secara *sustainable* dengan presisi tinggi, khususnya pada tanaman tomat yang relevan untuk dikembangkan pada tanaman hias.

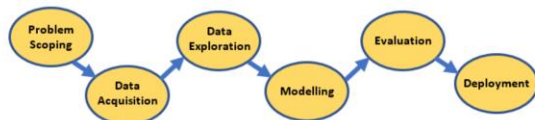
Sementara pada penelitian ini dilakukan untuk menganalisis kesehatan tanaman hias melalui foto dan pemindaian tanaman, menggunakan teknologi kecerdasan buatan dan pengolahan citra yang direncanakan dalam penelitian ini adalah sebuah aplikasi Florys berbasis Android. Aplikasi ini dirancang untuk membantu pemilik tanaman hias dalam merawat tanaman mereka dengan lebih efektif. Melalui analisis kesehatan tanaman yang dilakukan dengan foto atau pemindaian, aplikasi ini akan memberikan saran perawatan yang tepat bagi

pengguna. Dengan memanfaatkan teknologi kecerdasan buatan (AI) dan pengolahan citra, diharapkan Florys dapat menjadi solusi yang efisien dan efektif dalam mendeteksi penyakit pada tanaman hias.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan aplikasi Florys yang dapat mendeteksi berbagai jenis penyakit pada tanaman hias dengan akurasi yang tinggi. Dengan adanya aplikasi ini, pemilik tanaman hias diharapkan dapat mengenali gejala awal penyakit dan mengambil tindakan yang tepat untuk merawat tanaman mereka. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan tidak hanya untuk meningkatkan pengetahuan pemilik mengenai kesehatan tanaman, tetapi juga untuk mengurangi risiko kerugian akibat penyakit yang tidak terdeteksi.

METODE

Pada penelitian ini, peneliti melakukan beberapa langkah yang sesuai dengan tahapan dalam metode *AI Project Cycle*, dimana *AI Project Cycle* merupakan sebuah proses dalam membuat proyek AI secara utuh. (Azimah & Rizky Nova Wardani, 2022).



Gambar 1 Flowchart AI Project Cycle

Berikut antara lain metode yang digunakan:

1. Problem Scoping

Pada tahap ini, peneliti mengidentifikasi permasalahan yang dihadapi oleh pemilik tanaman hias, khususnya dalam memantau kesehatan tanaman mereka. Banyak pemilik tanaman yang kesulitan mengenali gejala awal penyakit, yang dapat menyebabkan penurunan kualitas tanaman, tidak berbunga, atau bahkan kematian tanaman. Dengan memahami masalah ini, peneliti dapat merumuskan tujuan yang jelas untuk mengembangkan solusi yang efektif.

2. Data Acquisition

Pengumpulan data dilakukan dengan mengumpulkan gambar bunga dari berbagai jenis, seperti mawar, anggrek, dan melati, yang menunjukkan kondisi sehat maupun terinfeksi penyakit. Data ini diperoleh dari sumber terbuka dan melalui proses anotasi mandiri

menggunakan platform *Roboflow*. Kualitas dan keberagaman data sangat penting untuk memastikan model dapat belajar dengan baik dan mendeteksi berbagai kondisi kesehatan tanaman.

3. Data Exploration

Data gambar yang telah dikumpulkan kemudian melalui tahapan *preprocessing*, yang mencakup *resizing*, augmentasi, dan anotasi. Proses ini bertujuan untuk menyiapkan data agar sesuai untuk digunakan dalam pelatihan model. Augmentasi gambar, misalnya, meningkatkan keragaman data latih dengan teknik seperti flip, rotasi, dan penambahan noise, sehingga model dapat lebih robust dalam mengenali variasi visual dari gejala penyakit.

4. Modelling

Model pembelajaran mesin dikembangkan menggunakan arsitektur YOLOv8 dengan pendekatan *transfer learning*. Proses ini melibatkan pelatihan model menggunakan dataset teranotasi untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan kondisi kesehatan bunga berdasarkan objek visual. Pendekatan ini memungkinkan model untuk belajar dari data yang ada dan meningkatkan akurasi deteksi.

5. Evaluation

Setelah model dilatih, evaluasi dilakukan menggunakan metrik seperti $mAP@0.5$ dan $mAP@0.5:0.95$ untuk mengukur akurasi dan kemampuan deteksi model terhadap data uji. Hasil evaluasi menunjukkan performa model yang baik, dengan $mAP@0.5$ sebesar 73.29% dan $mAP@0.5:0.95$ sebesar 52.64%. Evaluasi ini penting untuk memastikan bahwa model dapat diandalkan dalam situasi nyata.

6. Deployment

Model yang telah dilatih kemudian diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis mobile yang mendukung fitur pemindaian langsung menggunakan kamera. Uji coba dilakukan untuk memastikan keakuratan deteksi dan kenyamanan penggunaan aplikasi oleh pengguna. Tahap ini penting untuk menguji apakah aplikasi dapat berfungsi dengan baik dalam kondisi nyata dan memberikan pengalaman pengguna yang baik.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Tahap Problem Scoping

Dalam tahapan awal pengembangan sistem deteksi penyakit pada tanaman hias, langkah krusial yang dilakukan adalah *Problem Scoping*.

Proses ini bertujuan untuk mengidentifikasi secara jelas permasalahan utama yang ingin diselesaikan, yaitu tidak tersedianya alat deteksi dini yang efektif untuk mengenali penyakit pada daun dan kelopak bunga. Ketidak Terpenuhinya kebutuhan ini berpotensi menimbulkan kerugian signifikan, baik bagi petani maupun penghobi tanaman, karena penyakit yang tidak terdeteksi sejak dini dapat menyebar dan merusak tanaman secara luas.

Perumusan masalah dirangkum dalam tahapan-tahapan dalam tabel untuk menetapkan tujuan yang terarah dan strategi yang tepat.

Tabel 1. Rangkuman Pertanyaan

<i>What</i>	Apakah pemilik tanaman hias mengalami kesulitan mengenali gejala awal penyakit pada daun dan kelopak, akibat keterbatasan pengetahuan dan tidak tersedianya alat bantu deteksi dini, sehingga tanaman mengalami penurunan kualitas, tidak berbunga, atau bahkan mati tanpa disadari?
<i>Why</i>	a. Kenapa tanaman hias memiliki nilai estetika, simbolik, dan ekonomi yang tinggi, baik sebagai hiasan rumah, hadiah, maupun komoditas florikultura, sehingga kerusakan pada tanaman dapat menghilangkan nilai tersebut dan menimbulkan kerugian? b. Kenapa teknologi berbasis kecerdasan buatan (AI) dan pengolahan citra dapat dijadikan solusi efisien untuk membantu mendeteksi penyakit lebih awal dan memberikan rekomendasi perawatan, sehingga pemilik dapat menjaga tanaman tetap sehat sambil meningkatkan pemahaman tentang penyakit tanaman hias?
<i>Who</i>	Siapa saja yang terdampak oleh masalah ini, terutama pemilik tanaman hias (individu atau rumah tangga), pengelola ruang publik atau kantor yang menggunakan tanaman hias sebagai elemen dekoratif, serta penghobi tanaman yang ingin menjaga koleksi mereka tetap sehat?
<i>When</i>	Kapan masalah ini terjadi secara berkelanjutan, terutama ketika tanaman tidak mendapatkan perhatian yang cukup, saat serangan penyakit,

atau pada saat perubahan cuaca ekstrem, sehingga pemilik tanaman sering terlambat menyadari masalah hingga tanaman menunjukkan gejala yang signifikan?

2. Proses Data Acquisition

Pada tahap awal, Akuisisi data merupakan tahap awal dalam proses pembangunan sistem deteksi kesehatan tanaman hias FLORYS. Pada tahapan ini, data berupa gambar tanaman hias dikumpulkan sebagai dasar pelatihan model deteksi objek menggunakan algoritma YOLOv8. Data yang digunakan meliputi gambar bunga **Mawar**, **Anggrek**, dan **Melati** dalam dua kondisi utama, yaitu **sehat** dan **tidak sehat**. Pengumpulan data dilakukan melalui beberapa sumber terpercaya, baik dari dokumentasi lapangan langsung maupun dari dataset publik yang relevan. Kualitas data menjadi fokus utama untuk memastikan performa model yang baik.

Tabel 2. Komposisi Dataset yang digunakan.

Jenis Bunga	Kondisi	Jumlah Gambar	Ukuran Gambar
Mawar	Sehat	120	Variatif (640x640 s.d. 1280x720)
Mawar	Tidak Sehat	110	Variatif
Anggrek	Sehat	130	Variatif
Anggrek	Tidak Sehat	115	Variatif
Melati	Sehat	125	Variatif
Melati	Tidak Sehat	110	Variatif

Dataset ini kemudian diunggah dan dikelola menggunakan **Roboflow**, platform berbasis cloud yang digunakan untuk anotasi, augmentasi, dan konversi dataset ke format yang kompatibel dengan YOLOv8, yaitu **YOLO format (txt)**. Setiap gambar dianotasi secara manual untuk menentukan area bounding box dari objek yang diamati, seperti daun dan kelopak, yang menjadi indikator utama dalam mendeteksi kondisi kesehatan tanaman.

Tabel 3. Contoh File Anotasi YOLO

```
0 0.492578 0.627343 0.273437 0.384766
1 0.612109 0.497265 0.198437 0.285547
```

Angka pertama merupakan ID kelas (misal: 0 untuk mawar_sehat, 1 untuk mawar_sakit, dan seterusnya), diikuti oleh nilai *normalized* untuk pusat bounding box (x_center, y_center), serta width dan height dari bounding box.

3. Proses Data Exploration

Pada tahap selanjutnya, Eksplorasi data merupakan tahapan penting dalam pemahaman karakteristik dataset sebelum dilakukan pelatihan model. Dalam pengembangan model deteksi penyakit pada tanaman hias berbasis YOLOv8, proses labeling, augmentasi gambar, dan integrasi dataset memainkan peran yang sangat penting dalam memastikan kualitas dan efektivitas model. Labeling gambar dilakukan menggunakan platform Roboflow dengan memberikan anotasi pada setiap gambar dalam dataset, seperti label “sehat,” “terinfeksi penyakit A,” atau “terinfeksi penyakit B.” Proses ini dapat dilakukan secara manual maupun otomatis untuk mempercepat penandaan pada dataset yang besar.

Setelah labeling, dilakukan tahap augmentasi gambar guna meningkatkan keragaman data latih melalui teknik seperti *flip*, *rotasi*, *cropping*, *shearing*, *blurring*, *exposure adjustment*, dan penambahan *noise*. Langkah augmentasi ini bertujuan agar model lebih robust dan mampu mengenali berbagai variasi visual dari gejala penyakit pada tanaman. Selanjutnya, dataset yang telah dianotasi dan diperkuat diintegrasikan kembali ke lingkungan pengembangan model melalui Roboflow.

Tabel 4. Mengintegrasikan Roboflow dengan YOLOv8

```
ffrom Kaggle_secrets import
UserSecretsClient

user_secrets = UserSecretsClient()

RF_TOKEN =
user_secrets.get_secret("RF_TOKEN")
```

```
rf = Roboflow(api_key=RF_TOKEN)

project = rf.workspace("florys-
ijzit").project("flower-disease-aoxpb")

version = project.version(6)

dataset = version.download("yolov8")
```

Dataset kemudian diunduh dalam format kompatibel dengan YOLOv8 menggunakan perintah `.download("yolov8")`. Proses ini memungkinkan dataset diunduh langsung dalam struktur folder dan anotasi yang sesuai dengan kebutuhan model YOLOv8, tanpa memerlukan konversi manual tambahan. Dengan integrasi ini, dataset siap digunakan untuk melatih model deteksi bunga, memungkinkan proses pelatihan berjalan lebih cepat dan efisien.

4. Tahap Modelling Berbasis YOLOv8

Setelah melalui proses augmentasi gambar dan integrasi dataset menggunakan platform Roboflow, tahap selanjutnya dalam pengembangan sistem deteksi penyakit tanaman hias adalah *modelling*. Tahapan ini merupakan inti dari proses pengembangan sistem cerdas karena mencakup pembangunan dan pelatihan model dengan menggunakan arsitektur YOLOv8 (*You Only Look Once version 8*), yang dikenal memiliki performa tinggi dalam deteksi objek secara *real-time*. Pemilihan YOLOv8 didasarkan pada kemampuannya mendeteksi objek dengan cepat dan akurat, yang sangat penting dalam konteks pengenalan penyakit pada tanaman berbasis gambar.

Langkah awal dalam membangun model adalah melakukan instalasi pustaka-pustaka penting melalui manajer paket Python (*pip install*), guna memastikan bahwa seluruh dependensi yang dibutuhkan tersedia.

Tabel 5. Install Kebutuhan Model

```
! pip install ultralytics
! pip install tensorflow
! pip install keras
! pip install Roboflow
```

Tahap ini sangat penting untuk mendukung kelancaran proses pelatihan dan evaluasi model, serta memanfaatkan fitur-fitur unggulan dari

pustaka pendukung. Setelah lingkungan siap, proses pelatihan model dimulai dengan pemanggilan arsitektur YOLOv8 dan konfigurasi parameter pelatihan yang disesuaikan dengan karakteristik dataset yang telah dianotasi dan diperkuat.

Tabel 6. Memanggil Model YOLOv8

```
from ultralytics import YOLO

# Load YOLOv8 model
model = YOLO('yolov8s.pt')

# Train on custom dataset
model.train(data='/Kaggle/working/Flower-Disease-6/data.yaml', epochs=100,
            imgsiz=640, batch=64, lr0 = 0.01)
```

Konfigurasi pelatihan model melibatkan pengaturan parameter penting seperti jumlah *epoch* sebanyak 100, ukuran gambar 640 piksel, dan ukuran *batch* sebesar 64. Selain itu, *learning rate* awal ditetapkan sebesar 0.01. Pelatihan dilakukan menggunakan unit pemrosesan grafis (GPU) jenis Tesla T4 dengan memori sebesar 15 GB untuk mengoptimalkan kinerja model. Model YOLOv8 yang digunakan memiliki struktur mendalam dengan 225 lapisan dan total parameter sebesar 11.138.696, yang memungkinkan model memiliki kemampuan belajar tinggi terhadap pola-pola kompleks pada data penyakit tanaman hias.

Tabel 7. Hasil Validasi

```
100 epochs completed in 1.949 hours.

Ultralytics 8.3.43 🚀 Python-3.10.14 torch-
2.4.0 CUDA:0 (Tesla T4, 15095MiB)

Model summary (fused): 168 layers,
11,128,680 parameters, 0 gradients, 28.5
GFLOPs
```

```
all 272 1135 0.771 0.673 0.733 0.526

black-spot 200 532 0.779 0.818 0.848 0.6

downy-mildew 39 106 0.914 0.557 0.679
0.509

healthy 167 497 0.62 0.646 0.672 0.469

Speed: 0.2ms preprocess, 5.7ms inference,
0.0ms loss, 1.6ms postprocess per

image
```

Hasil pelatihan dan validasi menunjukkan performa model yang cukup baik. Evaluasi dilakukan terhadap dataset pengujian yang terdiri dari 272 gambar dan 1.135 *instance* objek. Beberapa metrik digunakan untuk menilai performa model, antara lain *precision* sebesar 0.771, *recall* sebesar 0.673, *mean Average Precision* pada ambang batas IoU 0.5 (mAP@0.5) sebesar 0.733, dan mAP@0.5:0.95 sebesar 0.526. Nilai-nilai ini menunjukkan bahwa model mampu melakukan deteksi dengan akurasi yang cukup tinggi dan responsif terhadap berbagai variasi citra tanaman yang digunakan. Tahap modelling ini menjadi fondasi utama dalam membangun sistem deteksi penyakit yang andal dan aplikatif untuk pengguna dalam merawat tanaman hias secara lebih cermat dan efisien.

5. Evaluasi Kinerja Model

Setelah proses *modelling* diselesaikan dan model deteksi penyakit tanaman hias berhasil dilatih, tahap berikutnya adalah *evaluation*. Evaluasi bertujuan untuk mengukur efektivitas model dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan kondisi kesehatan tanaman berdasarkan gambar yang diberikan. Tahap ini sangat penting untuk mengetahui sejauh mana model dapat digunakan dalam skenario nyata. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan beberapa metrik kinerja seperti *precision*, *recall*, *accuracy*, serta *mean Average Precision* (mAP), yang secara kolektif memberikan gambaran menyeluruh tentang performa model. Dari hasil evaluasi, dilakukan analisis terhadap kekuatan

dan kelemahan model sebagai dasar untuk penyempurnaan selanjutnya.

Tabel 8. Evaluasi menggunakan metrics mAP

```
keys: ['metrics/precision(B)',
'metrics/recall(B)', 'metrics/mAP50(B)',
'metrics/mAP50-95(B)']

maps: array([ 0.5999, 0.52645, 0.51025,
0.52645, 0.46921, 0.52645, 0.52645,
0.52645])

names: {0: 'black-spot', 1: 'Blight', 2: 'downy-
mildew', 3: 'fungal-disease', 4:
'healthy', 5: 'jasmine', 6: 'orchid', 7: 'rose'}

plot: True

results_dict: {'metrics/precision(B)':
0.7710739035620922, 'metrics/recall(B)':
0.6733827326754303, 'metrics/mAP50(B)':
0.7329743998257393,
'metrics/mAP50-95(B)':
0.5264513681370703, 'fitness':
0.5471036713059372}

save_dir: PosixPath('runs/detect/val')

speed: {'preprocess': 0.2376638791140388,
'inference': 10.891363024711609,

'loss': 0.0006986014983233283, 'postprocess':
1.9907907528035782}

task: 'detect'

mAP@0.5: 0.7329743998257393

mAP@0.5:0.95: 0.5264513681370703
```

Berdasarkan hasil pengujian, model menunjukkan nilai *precision* sebesar 0.7710, yang mengindikasikan bahwa 77% dari seluruh prediksi positif yang dilakukan oleh model adalah benar. Ini menunjukkan kemampuan model dalam meminimalkan kesalahan jenis

false positive. Sementara itu, nilai *recall* yang diperoleh adalah 0.6733, mengindikasikan bahwa model berhasil mendeteksi sekitar 67% dari seluruh objek positif yang benar-benar ada dalam dataset. Nilai ini menunjukkan bahwa meskipun model cukup tingkatan terhadap keberadaan penyakit, masih terdapat beberapa kasus yang luput dari deteksi.

Lebih lanjut, metrik *mean Average Precision* (mAP) pada ambang batas *Intersection over Union* (IoU) sebesar 0.5 tercatat sebesar 0.7328. Ini menunjukkan tingkat akurasi deteksi objek pada kondisi tingkat tindih minimal 50% antara prediksi dan ground truth. Selain itu, nilai mAP yang dihitung pada rentang tingkat 0.5 hingga 0.95 adalah sebesar 0.5259. Nilai ini mencerminkan performa model dalam kondisi deteksi yang lebih menantang dan kompleks.

Evaluasi juga menyertakan analisis berdasarkan masing-masing kelas penyakit yang terdapat dalam dataset. Informasi ini disajikan dalam bentuk array tingkat *maps*, yang menunjukkan skor mAP untuk setiap kelas seperti 'blackspot', 'blight', dan 'downy mildew'. Selain itu, terdapat dictionary tingkat *names* yang memetakan indeks dengan label kelas yang sesuai. Analisis ini sangat membantu dalam menilai performa model secara lebih granular, memungkinkan identifikasi kelas-kelas dengan performa rendah yang dapat dijadikan 7ingk perbaikan lebih lanjut.

Setelah dievaluasi hasil kinerja model, Aplikasi perlu diuji menggunakan gambar yang tidak termasuk dalam dataset pelatihan. Hasil menunjukkan bahwa model mampu melakukan prediksi dengan *confidence score* tinggi, bahkan pada variasi angka dan sudut pengambilan gambar yang berbeda. Ini menunjukkan kemampuan generalisasi model yang cukup baik.



Gambar 2 Uji coba dataset dan hasil.

Pada hasil tingkat tanaman hias dari gambar yang ditampilkan, deteksi objek dari model YOLOv8 menunjukkan dua kotak hijau dengan label dan tingkat kepercayaan yang berbeda. Kotak pertama memiliki label “fungal-disease” dengan tingkat kepercayaan 0.88, yang menunjukkan bahwa model sangat yakin bahwa daun dalam kotak ini terindikasi penyakit jamur (fungal disease). Nilai yang tinggi ini memberikan indikasi kuat bahwa bagian tanaman tersebut mengalami masalah tingkatan yang cukup serius, seperti infeksi jamur yang mungkin memengaruhi warna, tekstur, atau struktur daun. Kotak kedua memiliki label “healthy” dengan tingkat kepercayaan 0.55. Nilai ini menunjukkan bahwa model mendeteksi daun tersebut sebagai sehat, meskipun tingkat kepercayaannya tidak terlalu tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa ada kemungkinan tertentu bahwa daun ini masih memiliki sedikit gejala yang menyerupai kondisi penyakit atau model mengalami kesulitan dalam memastikan sepenuhnya bahwa daun tersebut benar-benar sehat.

Tabel 9. Deteksi Objek

```
var recognitions = await
Tflite.detectObjectOnImage(
  path: imagePath,
  model: "YOLO",
  threshold: 0.5,
  imageMean: 0.0,
  imageStd: 255.0,
);
```

Secara keseluruhan, analisis dari gambar ini menunjukkan bahwa bagian tanaman dengan tingkat kepercayaan tinggi untuk penyakit, seperti 0.88 pada “fungal-disease,” memerlukan perhatian khusus karena mengindikasikan kerusakan yang signifikan. Sebaliknya, bagian tanaman dengan label “healthy” tetapi tingkat kepercayaan yang lebih rendah, seperti 0.55, mungkin tetap perlu dipantau lebih lanjut untuk memastikan bahwa kondisi kesehatannya stabil.

6. Tahap Akhir Deployment Model

Setelah model deteksi penyakit tanaman hias berhasil dikembangkan dan dilatih melalui tahap *modelling*, langkah selanjutnya yang dilakukan adalah tahap *deployment*. Tujuan utama dari tahap ini adalah untuk menyiapkan model agar dapat digunakan secara nyata dalam aplikasi berbasis web maupun perangkat mobile.

Proses ini mencakup ekspor model ke dalam format yang sesuai agar kompatibel dengan lingkungan eksekusi yang dituju. Dalam studi ini, model diekspor dalam dua format: .h5 untuk penggunaan di lingkungan Keras dan .tflite untuk perangkat *edge* atau *mobile*, sehingga memungkinkan efisiensi operasional pada sistem dengan sumber daya terbatas.

Tabel 10. Deployment Menggunakan .h5

```
model.save('florys.h5')
model.export(format='saved_model')
```

Proses ekspor pertama dilakukan dalam format .h5 (*Hierarchical Data Format version 5*), yang dikenal sebagai format standar untuk menyimpan dan memuat model Keras secara efisien. Format ini memungkinkan penyimpanan arsitektur model, bobot, dan konfigurasi pelatihan dalam satu file terstruktur. Dengan ekspor model ke dalam format ini, pengembang dapat mengintegrasikan model ke dalam berbagai aplikasi berbasis Python maupun web, serta memudahkan proses pengembangan lanjutan seperti *fine-tuning* atau *transfer learning*. Prosedur ekspor dilakukan secara sistematis dan disertai dokumentasi yang jelas untuk memastikan seluruh parameter model tersimpan dengan baik.

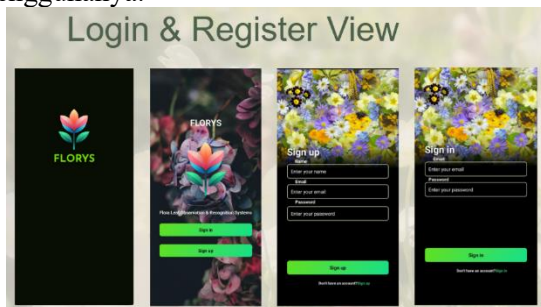
Tabel 11. Deployment menggunakan .tflite

```
model.save('florys.tflite')
model.export(format='tflite')
```

Tahap selanjutnya adalah ekspor model ke dalam format .tflite, yaitu format yang dikembangkan oleh TensorFlow khusus untuk penerapan model pada perangkat dengan kapabilitas komputasi terbatas seperti smartphone atau *embedded devices*. Model dalam format .tflite memiliki ukuran yang lebih kecil dan dapat berjalan dengan latensi rendah, sehingga sangat cocok untuk aplikasi *real-time detection*. Konversi ke .tflite dilakukan dengan mempertimbangkan efisiensi dan kestabilan performa model saat diimplementasikan dalam lingkungan aplikasi mobile. Dengan demikian, proses deployment tidak hanya menjamin keberfungsian model dalam berbagai platform.

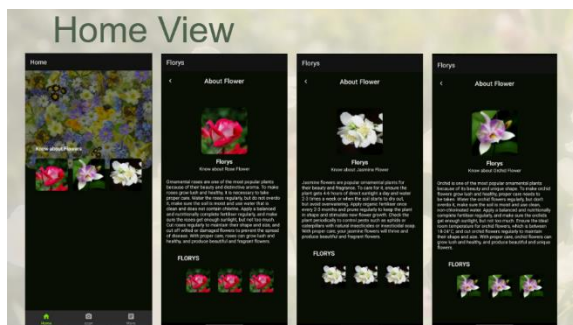
7. Penerapan Hasil Deployment dengan Android

Dalam tahap ini, model yang telah dikembangkan untuk aplikasi Florys diimplementasikan dan dikemas dalam format yang dapat digunakan secara langsung, yaitu file dengan ekstensi .h5 untuk model TensorFlow dan .tflite untuk model yang dioptimalkan di perangkat mobile. Melalui proses ini, model tidak hanya siap digunakan, tetapi juga dapat dengan mudah diintegrasikan ke dalam aplikasi untuk memberikan pelayanan yang optimal kepada penggunanya.



Gambar 3 Login/Register View

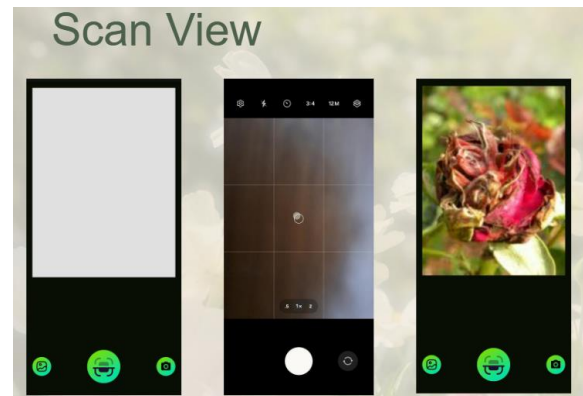
Pada tampilan Login dan Registrasi, pengguna diperkenalkan untuk melakukan autentikasi melalui interface yang intuitif. Di sini, pengguna dapat langsung masuk atau mendaftar untuk akses ke fitur-fitur dalam aplikasi. Tampilan ini penting untuk memastikan hanya pengguna yang terdaftar yang dapat mengakses fitur premium yang ditawarkan oleh aplikasi Florys. Desain yang menarik dan alami menciptakan pengalaman yang menyenangkan sejak awal.



Gambar 4 Home View

Selanjutnya, pada Tampilan Home, pengguna dapat mengeksplorasi informasi mengenai berbagai jenis bunga. Di sini, pengguna akan menemukan deskripsi yang menarik serta petunjuk perawatan untuk berbagai

tanaman hias, seperti mawar, melati, dan anggrek. Hal ini memberikan pengguna pengetahuan yang bermanfaat dalam merawat tanaman mereka, serta mendorong keterlibatan dengan aplikasi Florys.

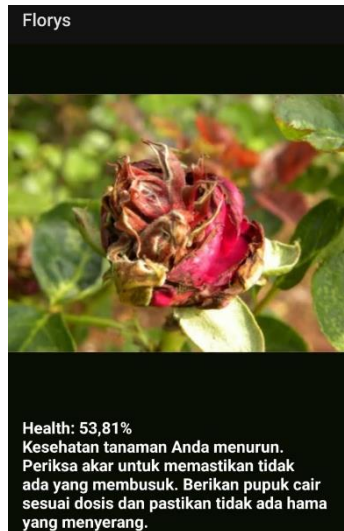


Gambar 5 Scan View

Pada tampilan Scan View, pengguna dapat melakukan pemindaian untuk mengenali jenis tanaman dengan menggunakan kamera perangkat. Interface yang sederhana namun efektif memungkinkan pengguna untuk dengan mudah memindai bunga yang ingin dikenali. Proses ini memanfaatkan model yang telah dideploy, yang menganalisis gambar dan memberikan informasi yang relevan seputar spesies bunga yang dipindai.



Gambar 6 Hasil Scan Tanaman Hias Sehat



Gambar 7 Hasil Scan Tanaman Hias Sakit

KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan penelitian tentang pengembangan aplikasi deteksi penyakit pada tanaman hias dengan menggunakan model YOLOv8, disimpulkan bahwa model ini memiliki kemampuan yang memuaskan dalam mendeteksi berbagai jenis penyakit. Penelitian ini berhasil menjawab pertanyaan fundamental tentang efektivitas teknologi berbasis kecerdasan buatan dalam membantu pemilik tanaman hias mengenali gejala awal penyakit. Dengan tingkat presisi mencapai 73% dan evaluasi performa yang baik, aplikasi Florys terbukti efektif memberikan rekomendasi perawatan yang tepat kepada penggunanya. Ini menunjukkan bahwa pemilik tanaman hias dapat lebih mudah menjaga kesehatan tanaman mereka, sehingga mengurangi risiko kerugian akibat penyakit yang tidak terdeteksi. Hasil pengujian aplikasi Florys yang mengimplementasikan model YOLOv8 menunjukkan bahwa dari 100 foto tanaman hias, terdapat 40 tanaman yang sehat dan 60 yang menunjukkan tanda-tanda penyakit. Model ini mampu mendeteksi 30 tanaman sehat dengan tepat (akurasi 75%) dan 44 tanaman yang tidak sehat dengan benar (akurasi 73,3%), sehingga total akurasi keseluruhan mencapai 73%.

Namun, untuk meningkatkan efektivitas dan kegunaan aplikasi, disarankan agar para peneliti dan pengembang sistem melakukan uji coba lebih luas dalam berbagai kondisi lingkungan. Penelitian tambahan juga penting untuk meningkatkan variasi data agar model

Setelah melakukan pemindaian, pengguna akan dibawa ke tampilan Hasil Scan, di mana informasi rinci mengenai bunga yang dipindai akan ditampilkan. Ini mencakup nama, deskripsi, serta tips perawatan, memberi pengguna insight lebih dalam mengenai flora yang mereka amati. Fitur ini tidak hanya meningkatkan pengalaman pengguna, tetapi juga mendorong mereka untuk terlibat lebih lanjut dengan aplikasi Florys.

Dengan penjelasan ini, dapat dilihat bagaimana pendekatan pengembangan dan *deployment* yang terintegrasi memberikan nilai tambah untuk aplikasi Florys, menciptakan platform yang informatif dan menarik bagi para pecinta tanaman.

dapat beradaptasi dengan lebih baik di lapangan. Saran ini ditujukan kepada para pengembang aplikasi dan peneliti di bidang pertanian digital agar mereka dapat menciptakan aplikasi yang lebih komprehensif dan responsif terhadap berbagai tantangan yang dihadapi oleh pemilik tanaman hias. Selain itu, pemangku kepentingan dalam sektor agrikultur disarankan untuk mendukung adopsi teknologi cerdas dalam menjaga kesehatan tanaman secara berkelanjutan. Dengan langkah-langkah tersebut, diharapkan aplikasi Florys dapat menjadi alat bantu yang lebih efektif dan efisien bagi petani serta penggemar tanaman hias dalam mengidentifikasi penyakit secara dini, yang pada gilirannya dapat meningkatkan hasil pertanian dan kepuasan pengguna.

UCAPAN TERIMAKASIH

1. Program Studi Teknik Informatika UMJ yang telah memberikan fasilitas dan dukungan penuh sehingga penulis dapat mengikuti serta melaksanakan program MSIB dengan baik.
2. Koordinator dan Pembimbing MSIB Program Studi Teknik Informatika UMJ yang telah memberikan arahan, bimbingan, serta bantuan selama proses pelaksanaan program MSIB, sehingga penulis dapat menghadapi berbagai tantangan dengan lebih mudah.

DAFTAR PUSTAKA

- Azimah, F., & Rizky Nova Wardani, K. (2022). Sistem Pendeteksi Gejala Awal Covid-19 dengan Penggunaan Metode AI Project Cycle. *Journal Locus Penelitian dan Pengabdian*, 1(6), 405–418. <https://doi.org/10.36418/locus.v1i6.135>
- Chalmin-Pui, L. S., Griffiths, A., Roe, J., Heaton, T., & Cameron, R. (2021). Why garden? – Attitudes and the perceived health benefits of home gardening. *Cities*, 112, 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2021.103118>
- Huang, S., He, Y., & Chen, X. A. (2021). M-YOLO: A Nighttime Vehicle Detection Method Combining Mobilenet v2 and YOLO v3. *Journal of Physics: Conference Series*, 1883(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1883/1/012094>
- Lestari, A., Rosana Dewi, T., & Wardani, I. (2023). Analisis Minat Konsumen Terhadap Keputusan Pembelian Produk Pertanian Tanaman Hias Melalui Aplikasi Shopee. <https://doi.org/10.32585/ags.v7i2.4622>
- Pineda, A., Kaplan, I., Hannula, S. E., Ghanem, W., & Bezemer, T. M. (2020). Conditioning the soil microbiome through plant–soil feedbacks suppresses an aboveground insect pest. *New Phytologist*, 226(2), 595–608. <https://doi.org/10.1111/nph.16385>
- Putri, S. N. Y., Rahman, Y., & Lukito, W. (2024). Antarmuka aplikasi perawatan tanaman hias dengan metode design thinking. *Jurnal Desain*, 11(3), 577–587. <https://doi.org/10.30998/jd.v11i3.20121>
- Raju, H., & Narasimhaiah, V. K. (2023). Insights on assessing image processing approaches towards health status of plant leaf using machine learning. *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, 12(2), 884–891. <https://doi.org/10.11591/ijai.v12.i2.p884-891>
- Udjulawa, D. (2022). Klasifikasi Tanaman Hias Berdasarkan Tekstur Daun Menggunakan Metode Svm Dan Fitur Glem. *Jurnal Ilmu Komputer*, 3(2). <https://jurnal.uss.ac.id/index.php/klik/article/view/418/201>
- Zhou, Z., Zhang, Y., Gu, Z., & Yang, S. X. (2023). Deep learning approaches for object recognition in plant diseases: a review. In *Intelligence and Robotics* (Vol. 3, Issue 4, pp. 514–537). OAE Publishing Inc. <https://doi.org/10.20517/ir.2023.29>