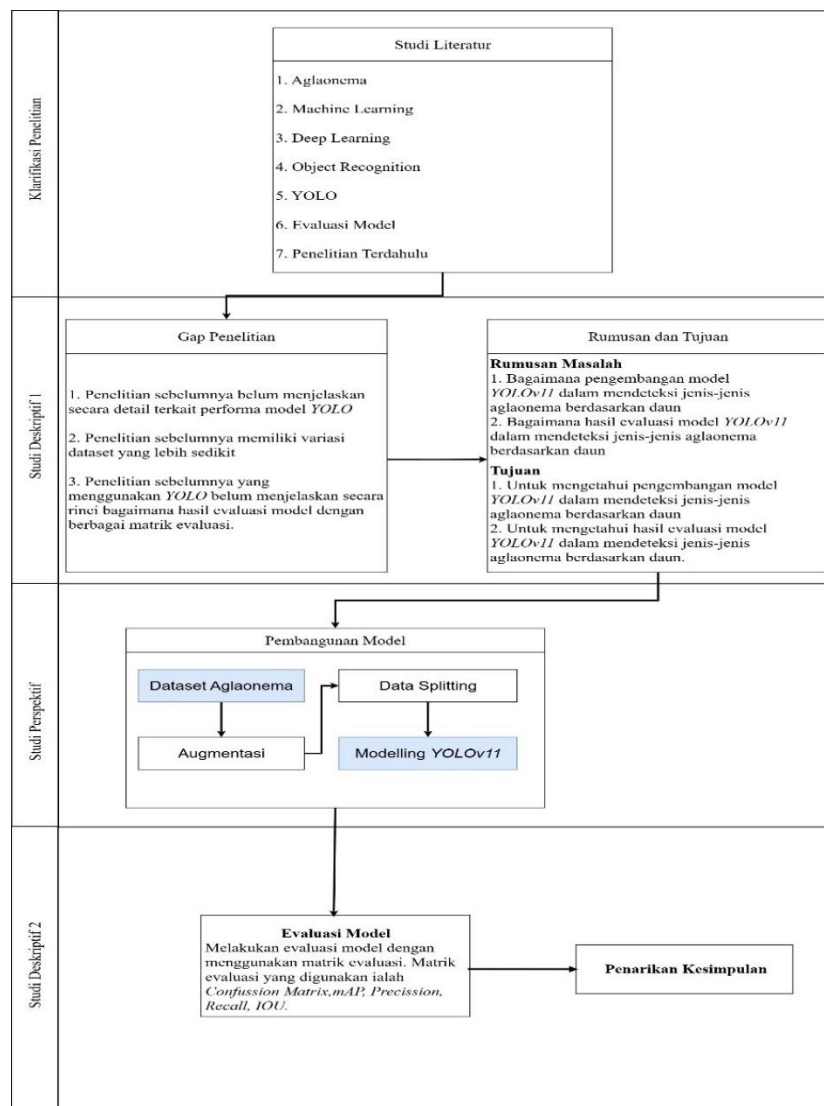


BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Desain Penelitian

Penelitian yang dilakukan berbasis metode *Design Research Methodology* (DRM). DRM adalah sebuah metode perspektif dengan tujuan untuk mengembangkan sebuah metode dengan basis solusi. Metode penelitian ini terbagi menjadi empat bagian utama: Klarifikasi Penelitian, Studi Deskriptif 1, Studi Perspektif dan Studi Deskriptif 2. Metode ini menjadikan riset lebih efisien, efektif dan relevan. (Ebneyamini, 2022).



Gambar 3.1 Desain Penelitian

3.1.1 Klarifikasi Penelitian

Pada tahap ini dilakukan studi literatur untuk mendalami pengetahuan mengenai rentang permasalahan. Dalam hal ini dilakukan juga studi mendalam untuk mengetahui potensi aglaonema. Studi literatur mengenai asal usul aglaonema di Indonesia. Selain itu dilakukan kajian mendalam mengenai dampak aglaonema di Indonesia. Dilanjutkan studi literatur mengenai *machine learning*. Hal ini bertujuan tentang berbagai macam tipe *machine learning*. Kemudian dilakukan studi literatur penelitian mengenai *Object Recognition*. Tujuan dari hal tersebut adalah untuk mengetahui cara *Object Recognition* bekerja.

Setelah itu dilakukan pendalaman pemahaman mengenai *Deep learning*. Pemahaman tersebut dilakukan agar bisa mengerti tentang literatur selanjutnya yakni mengenai *YOLOv11*. Studi literatur mengenai *YOLOv11* dilakukan untuk mengetahui berbagai penelitian terdahulu yang menggunakan *model YOLOv11*. Setelah mendapatkan argumen mengenai penggunaan *YOLOv11*, maka diperlukan literatur mengenai teknik evaluasi untuk mengetahui bagaimana cara menentukan performa dari model *YOLOv11*.

Setelah serangkaian tahapan ini, studi literatur mengenai penelitian terdahulu dilakukan, hal ini untuk membentuk dan menemukan gap penelitian. Selain itu tahap penelitian terdahulu menjadi penting untuk menyesuaikan atau menggambarkan bagaimana kontribusi model yang akan selanjutnya di kembangkan.

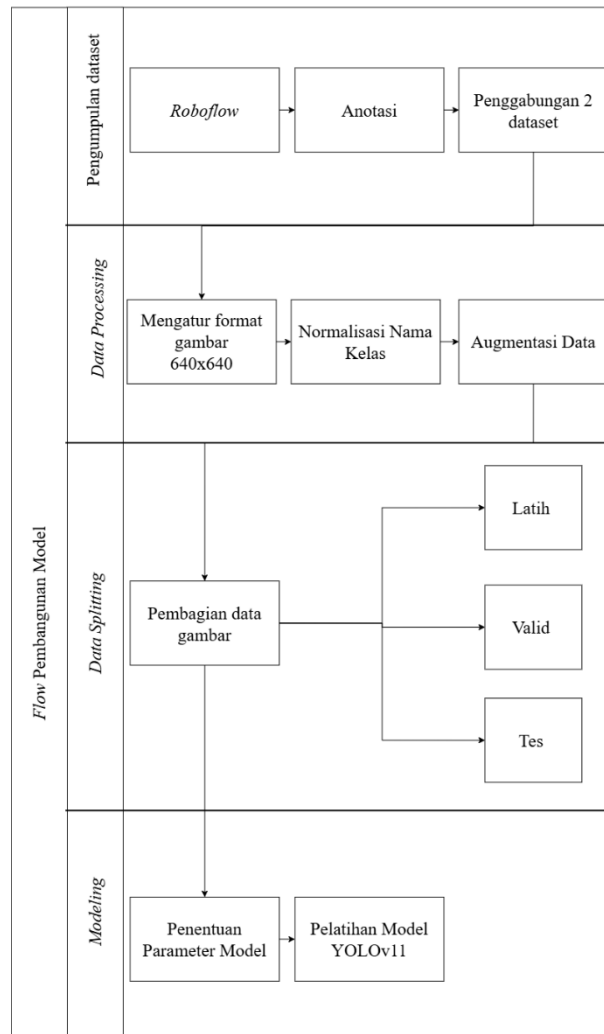
3.1.2 Studi Deskriptif 1

Pada tahap ini dilakukan penjelasan mengenai gap penelitian yang didapatkan dari studi literatur. Perumusan masalah didapatkan setelah pemahaman di tahap gap penelitian. Pada tahap ini peneliti sudah memiliki pemahaman mendalam mengenai permasalahan yang diteliti. Setelah itu dilakukan perumusan tujuan sebagai acuan atau keluaran dari penelitian.

3.1.3 Studi Perspektif

Pada tahap ini dilakukan pembangunan model berdasarkan studi yang telah

dilakukan sebelumnya, dimulai dengan tahapan Pengumpulan Dataset, *Data*



Gambar 3.2 *Flow* Pembangunan Model

Processing, Data Splitting, dan Modeling. Rangkaian tahapan pembangunan model secara lebih spesifik dapat dilihat pada Gambar 3.2.

3.1.3.1 Pengumpulan Dataset

Dataset pertama bersumber dari lama *Roboflow* yang menjadi lumbung dataset penelitian. Dataset pertama telah digunakan pada penelitian sebelumnya oleh Rudiansyah (2024), berjumlah 1.125 gambar dari 13 kelas. Dataset ini terdiri dari kelas *Andini*, *Bigroy*, *Butterfly*, *Donacarmen*, *Dud Anjamani*, *Harlequin*, *Hengheng*, *Mahasety*, *Red Majesty*, *Red Stardust*, *Striptis*, *Suksom*, dan *Sweet*

Dream. Dataset kedua berjumlah 247 gambar dari 2 kelas. Dataset ini terdiri dari kelas *lady valentine* dan *snow white*. Pada dataset kedua dilakukan anotasi data agar model dapat belajar secara lebih spesifik pada daun *aglaonema* tersebut. Dataset ini ditambahkan untuk menambah variasi gambar agar model dapat belajar dengan lebih spesifik dalam melakukan identifikasi dan klasifikasi pada tiap kelas.

3.1.3.2 Data Processing

Normalisasi versi format gambar ialah 640 x 640 dimana ini adalah format terbaik untuk model *YOLO* agar model dapat bekerja dengan baik (Ibrahim & Latifa, 2024). Setelah itu dilakukan normalisasi nama kelas agar tidak ada nama kelas yang duplikat atau kesalahan pemberian nama kelas agar model selalu konsisten dalam melakukan pelatihan dan prediksi. Terakhir dilakukan teknik augmentasi dataset untuk memperkaya data yang akan digunakan model. Teknik augmentasi yang dilakukan yaitu flip *horizontal*, *vertical*, *clockwise*, *counter clockwise* dan rotasi -12 $+12$.

3.1.3.3 Data Splitting

Dalam literatur *deep learning*, teknik pembagian data yang optimal dibagi menjadi tiga bagian utama yakni pelatihan: validasi: pengujian (Goodfellow., dkk 2016). Rasio yang diterapkan pada pembagian ini ialah 80:10:10. Namun akan ada pembagian data 70:20:10 untuk melihat pembagian data lainnya yang populer digunakan. Penerapan teknik data *splitting* yang tepat merupakan salah satu kunci untuk mendapatkan hasil maksimal pada pelatihan dan evaluasi model.

3.1.3.4 Modeling

Setelah data dipersiapkan, tahap yang akan dilakukan adalah pelatihan model. *YOLOv11* mengoptimalkan arsitektur jaringan *backbone* yang lebih efisien dari versi sebelumnya (Redmon dkk., 2016). Model terlebih dahulu di unduh dengan bantuan library *ultralytics*. Setelah itu melakukan penentuan parameter agar model bisa bekerja secara optimal.

Setelah model dilatih, maka akan menghasilkan beberapa keluaran. Pertama akan menghasilkan *weight* model terbaik yang sudah dilatih. Dan juga *result.csv*

sebagai hasil dari *modeling*. Hasil dari *modeling* ini akan dikalkulasikan untuk tahapan evaluasi model. Hasil *training* juga memuat plot pelatihan untuk dianalisis demi mendapatkan pengetahuan mengenai kinerja model.

3.1.4 Studi Deskriptif 2

Tahap terakhir dari penelitian ini evaluasi untuk menguji model yang telah dikembangkan. Tahap ini akan memberikan hasil mengenai performa model. Pada tahap ini metrik evaluasi yang digunakan ialah *confusion matrix*, *precision*, *recall*, *mAP*, *f1-score*, dan *IoU*. Tahap ini akan menjadi acuan penarikan kesimpulan atau jawaban dari perumusan masalah yang telah dijabarkan.

3.2 Instrumen Penelitian

Instrumen penelitian adalah sebuah acuan yang digunakan untuk mengevaluasi suatu model. Metrik yang diuji merupakan sebuah standarisasi untuk mengetahui performa model. Pada penelitian ini akan digunakan metrik evaluasi: *confusion matrix*, *precision*, *recall*, *f1-score*, *mAP*, *IoU*.

3.2.1 Mean Average Precision (mAP)

Mean Average Precision (mAP) adalah metrik evaluasi yang sering digunakan untuk *object detection*. Metrik ini akan menghitung rata-rata presisi dari aspek ambang batas *recall*. *YOLO* menghitung *mAP* dengan membandingkan prediksi *bounding box* dengan ground truth menggunakan *IoU*, membuat kurva *precision-recall* untuk tiap kelas, lalu menghitung luasnya (*AP*). Semua *AP* dirata-ratakan untuk mendapatkan *mAP*. Nilai ini akan keluar di setiap *epoch training* atau saat menjalankan perintah evaluasi. *mAP50* memberikan gambaran kemampuan model dalam mendeteksi objek dengan requirement lokalisasi yang merujuk pada rata-rata. *mAP95* mengukur *precision* lokalisasi yang lebih ketat, hal ini penting untuk aplikasi yang membutuhkan akurasi spatial tinggi.

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i$$

Untuk mendapatkan nilai *AP (Average Precision)* akan digunakan rumus

$$AP = \int_0^1 P(r)dr$$

Untuk melakukan perhitungan dari rumus yang telah ada, hitung presisi pada nilai *recall*, ambil rata-rata nilai presisi kemudian hitung *mAP* dengan rata-rata *AP* untuk semua kelas.

3.2.2 *Intersect over Union*

Intersect over Union menjadi sebuah metrik evaluasi dengan menghitung prediksi dan kebenaran sebenarnya dari sebuah data. Dalam *Object Recognition* metrik ini akan membandingkan kotak prediksi dengan kotak kebenaran dari sebuah data.

$$IoU = \frac{A_{Intersect}}{A_{Union}}$$

Area of intersect adalah area antara kotak prediksi dengan kotak sebenarnya. Sedangkan *Area of Union* adalah area gabungan antara kotak yang diprediksi dan kotak kebenaran yang digabungkan tanpa duplikasi.

3.2.3 *Confusion matrix*

Confusion Matrix adalah metrik evaluasi yang menjadi acuan dari berbagai metrik evaluasi lainnya seperti *precision* dan *recall*. Untuk klasifikasi multi-kelas, ukuran metrik menjadi NxN dimana N adalah jumlah kelas. Pada tabel *confussion matrix* terdapat penjelasan:

1. *True Positive* (TP) : Kondisi bahwa data positif dan model berhasil memprediksinya.
2. *True Negative* (TN) : Kondisi ketika data negatif namun model memprediksinya sebagai benar.
3. *False Positive* (FP) : Kondisi ketika data negatif namun model memprediksinya sebagai data positif
4. *False Negative* (FN) : Kondisi ketika data positif namun model memprediksinya sebagai data negatif.

3.2.4 *Precision*

Precision atau *Positive Predictive Value* adalah metrik evaluasi yang

mengukur proporsi prediksi positif dari hasil prediksi model. *Precision* mengukur seberapa akurat model dalam mengidentifikasi objek tanpa menghasilkan deteksi palsu.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

3.2.5 Recall

Recall atau yang dikenal dengan *True positive Rate* adalah metrik evaluasi yang mengukur proporsi sampel positif aktual yang berhasil diidentifikasi dengan benar oleh model. *Recall* mengukur kemampuan model untuk mendeteksi semua objek yang ada dalam gambar. Metrik ini sangat penting untuk diterapkan agar tidak ada objek yang terlewatkan.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

3.2.6 F1-score

F1-score merupakan sebuah metrik evaluasi yang menghitung perbandingan rata-rata antara *recall* dan *precision*. Metrik ini menjadi hal yang penting untuk menjadi penilaian keseimbangan dari *recall* dan *precision*.

$$F1\ Score = 2 \times \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision}$$

3.3 Alat Penelitian

Pada penelitian ini beberapa alat yang digunakan untuk menunjang penelitian terbagi menjadi perangkat keras dan perangkat lunak. Kedua perangkat tersebut akan digunakan untuk menjalankan desain penelitian yang telah di rencanakan.

1. Perangkat Keras

- Processor : Ryzen 5 5500U
- RAM : 16GB
- GPU : Tesla T4 (Google Colaboratory)
- Cloud : 16GB

2. Perangkat Lunak

Tabel 3.1 Perangkat Lunak Penelitian

No	Perangkat Lunak	Fungsi
1	Google Colaboratory	Notebook Environment
2	Python	Bahasa pemrograman yang digunakan untuk pengembangan model.
3	Yaml	Konfigurasi file dataset.
4	Shutil	Operasi copy, move, delete file dataset.
5	Ultralytics	<i>Framework YOLO.</i>
6	Roboflow	Laman penyedia dataset dan automasi kebutuhan <i>preprocessing</i> model.
7	Pytorch	<i>GPU acceleration</i> untuk menjalankan proses model <i>neural network</i> .
8	Matplotlib	Menampilkan visualisasi data.

9	OpenCV	Membaca gambar yang telah di lampirkan.
10	Random	Menghasilkan nilai acak atau mengacak data untuk di tes.
11	Pandas	Membuat <i>dataframe</i> .

3.4 Teknik Analisis Data

Setelah menyelesaikan setiap eksperimen pelatihan dan merekam seluruh hasil evaluasinya, tahap analisis diarahkan untuk menelusuri pola, tren, serta temuan penting yang mampu menganalisis performa model secara menyeluruh. Analisis ini membandingkan kinerja model pada beragam konfigurasi *hyperparameter* untuk mengkaji kombinasi parameter paling optimal menurut metrik yang telah ditetapkan. *Precision*, *recall*, dan *mAP* menjadi tolak ukur utama dalam menilai keberhasilan tiap konfigurasi, sehingga keputusan akhir dapat didasarkan pada bukti kuantitatif yang solid.