

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Yang Relevan

Penulis melakukan tinjauan literatur untuk mengidentifikasi penelitian-penelitian relevan yang telah dilakukan. Tinjauan Literatur juga dapat memberikan pemahaman yang mendalam tentang perkembangan terkini dalam bidang ini dan menjadi landasan yang kuat untuk penelitian. Berikut beberapa penelitian yang penulis anggap relevan dan sejalan dengan bidang penelitian yang penulis teliti

- 1) Penelitian ini membahas penerapan Convolutional Neural Network (CNN) dalam klasifikasi citra objek infrastruktur menggunakan dataset citra resolusi tinggi. CNN digunakan untuk mengekstraksi fitur visual secara otomatis melalui beberapa lapisan konvolusi dan *pooling* sehingga model mampu mengenali pola visual yang kompleks pada objek infrastruktur. Penelitian ini juga menekankan bahwa CNN tidak memerlukan proses ekstraksi fitur manual, sehingga proses klasifikasi menjadi lebih efisien dan akurat. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model CNN mampu menghasilkan performa klasifikasi yang stabil meskipun citra diambil dari sudut pandang yang berbeda dan pada kondisi pencahayaan yang bervariasi. Hal ini menunjukkan bahwa CNN memiliki kemampuan generalisasi yang baik dalam menangani variasi visual pada citra infrastruktur (Zhang et al., 2020).
- 2) Penelitian selanjutnya mengkaji penggunaan CNN untuk klasifikasi objek berbasis citra luar ruang (*outdoor images*) yang memiliki kompleksitas latar belakang cukup tinggi. Penelitian ini menyoroti pentingnya tahap praproses data, seperti *resize*, normalisasi, dan augmentasi citra, dalam meningkatkan kualitas data latih. Augmentasi data digunakan untuk memperkaya variasi citra sehingga model CNN dapat belajar dari berbagai kondisi visual. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan augmentasi data mampu meningkatkan akurasi klasifikasi secara signifikan, terutama pada objek yang memiliki kemiripan visual antar kelas. Dengan demikian, CNN dinilai efektif untuk diterapkan pada citra luar ruang yang memiliki tingkat variasi visual yang tinggi (Khan et al., 2020).

- 3) Penelitian ini menerapkan CNN dalam sistem klasifikasi citra infrastruktur perkotaan dengan beberapa kelas objek yang berbeda. Proses evaluasi performa model dilakukan menggunakan confusion matrix serta metrik evaluasi seperti akurasi, precision, dan recall untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan setiap kelas objek. Hasil penelitian menunjukkan bahwa CNN mampu membedakan karakteristik visual antar kelas dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah. Selain itu, penelitian ini juga menyimpulkan bahwa peningkatan jumlah data latih dan kualitas praproses data berpengaruh langsung terhadap performa akhir model CNN. Temuan ini memperkuat bahwa CNN merupakan metode yang andal untuk klasifikasi citra infrastruktur berbasis visual (Li & Wang, 2021).
- 4) Zhang et al. (2020) yang mengkaji penerapan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan objek infrastruktur kelistrikan menggunakan citra udara. Penelitian ini berfokus pada kemampuan CNN dalam mengekstraksi fitur visual penting seperti bentuk struktur tiang, konfigurasi isolator, dan komponen pendukung lainnya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa CNN mampu memberikan performa yang baik meskipun objek berada pada latar belakang yang kompleks. Temuan ini membuktikan bahwa CNN sangat potensial digunakan untuk pengenalan visual pada infrastruktur kelistrikan.
- 5) Li et al. (2021) yang mengembangkan sistem klasifikasi tiang listrik berbasis CNN menggunakan citra digital. Penelitian ini menyoroti keunggulan CNN dalam membedakan jenis tiang listrik berdasarkan ciri fisik yang tampak, seperti ukuran, bentuk, dan susunan komponen. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa metode CNN menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode klasifikasi tradisional, sehingga dapat dijadikan solusi dalam proses identifikasi otomatis infrastruktur listrik.
- 6) Wang et al. (2021) yang menerapkan CNN untuk inspeksi visual jaringan distribusi listrik. Penelitian ini bertujuan untuk mengurangi ketergantungan pada inspeksi manual yang memerlukan waktu lama dan berisiko bagi petugas lapangan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan objek kelistrikan secara konsisten dengan tingkat kesalahan yang rendah, sehingga mendukung efisiensi dan keselamatan dalam proses inspeksi.

- 7) Chen et al. (2022) yang memanfaatkan CNN untuk mengklasifikasikan tingkat tegangan tiang listrik berdasarkan citra lapangan. Penelitian ini menjelaskan bahwa perbedaan struktur fisik antar tingkat tegangan dapat dipelajari dengan baik oleh CNN melalui proses pelatihan yang tepat. Hasil penelitian membuktikan bahwa CNN mampu mengenali pola visual yang membedakan tiang listrik tegangan rendah, menengah, dan tinggi secara akurat.
- 8) Rahman et al. (2022) yang membahas penggunaan CNN dalam pengenalan objek infrastruktur publik berbasis citra digital. Penelitian ini menekankan kemampuan CNN dalam menangani variasi kondisi lingkungan, seperti perbedaan pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan latar belakang. Hasil penelitian menunjukkan bahwa CNN tetap mampu mempertahankan performa klasifikasi yang baik pada kondisi citra yang beragam.
- 9) Park et al. (2023) yang mengombinasikan CNN dengan teknik augmentasi data untuk meningkatkan performa klasifikasi objek kelistrikan. Augmentasi data seperti rotasi, perubahan kecerahan, dan penskalaan digunakan untuk memperkaya variasi data pelatihan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa strategi ini mampu meningkatkan kemampuan generalisasi model CNN terhadap data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.
- 10) Singh et al. (2023) yang mengimplementasikan CNN dalam sistem monitoring visual infrastruktur energi. Penelitian ini menyimpulkan bahwa CNN tidak hanya efektif untuk klasifikasi objek, tetapi juga dapat dijadikan dasar dalam pengembangan sistem pemantauan berbasis citra yang berkelanjutan. Hal ini menunjukkan potensi CNN dalam mendukung transformasi digital pada sektor ketenagalistrikan.

2.2 Landasan Teori

Landasan teori dalam penelitian ini menyajikan konsep-konsep utama yang mendukung analisis terhadap deteksi tegangan pada tiang listrik serta penerapan *machine learning* dalam pengolahan citra digital.

Penelitian ini menggunakan pendekatan studi kepustakaan, yang melibatkan beberapa tahapan, yaitu memahami topik penelitian secara umum, mencari informasi yang relevan dengan

objek penelitian, menentukan fokus kajian yang berkaitan dengan sistem deteksi visual, serta mengidentifikasi dan mengklasifikasikan bahan bacaan yang sesuai.

2.2.1 Tiang Listrik

Tiang listrik merupakan salah satu komponen utama dalam sistem distribusi tenaga listrik yang berfungsi sebagai penopang penghantar arus listrik dari sumber energi ke konsumen. Setiap tiang listrik memiliki jenis dan spesifikasi berbeda tergantung pada tingkat tegangan yang dilaluinya. Umumnya, sistem distribusi dibedakan menjadi tiga kategori tegangan, yaitu tegangan rendah (220–380 V), tegangan menengah (6–20 kV), dan tegangan tinggi (≥ 35 kV).

Pengenalan jenis tiang listrik dan tingkat tegangannya sangat penting untuk memastikan keamanan dalam proses pemeliharaan maupun inspeksi. Kesalahan dalam mengidentifikasi jenis tiang dapat menyebabkan kecelakaan kerja atau kerusakan pada sistem distribusi. Oleh karena itu, dibutuhkan teknologi yang dapat membantu mendeteksi dan mengklasifikasikan tiang listrik secara otomatis menggunakan citra digital.

2.2.2 Roboflow

Roboflow merupakan sebuah platform berbasis web yang digunakan untuk mempermudah proses pengelolaan dataset dalam proyek *computer vision*. Platform ini menyediakan berbagai fitur penting seperti *dataset management*, *image annotation*, *data augmentation*, serta ekspor dataset ke berbagai format yang kompatibel dengan model *deep learning*, termasuk *Convolutional Neural Network* (CNN). Dengan adanya fitur-fitur tersebut, Roboflow membantu peneliti dalam menyiapkan data yang terstruktur dan siap digunakan pada tahap pelatihan model.

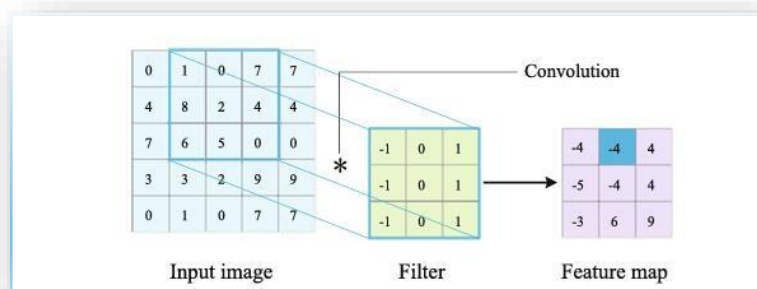
Dalam konteks penelitian ini, Roboflow digunakan untuk mendukung proses klasifikasi jenis tegangan tiang listrik berbasis CNN dengan beberapa tahapan, yaitu:

- 1) Mengunggah dataset citra tiang listrik yang diperoleh dari berbagai sumber dan kondisi pengambilan gambar.
- 2) Melakukan proses anotasi atau pelabelan citra berdasarkan kategori kelas, yaitu tiang listrik tegangan rendah, tegangan menengah, dan tegangan tinggi.

- 3) Melakukan augmentasi data seperti rotasi, perubahan tingkat kecerahan, penskalaan, dan *flipping* untuk meningkatkan variasi data latih, sehingga model CNN dapat belajar secara lebih optimal dan memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik terhadap data baru.

2.2.3 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu arsitektur jaringan saraf tiruan dalam bidang deep learning yang dirancang khusus untuk memproses data berbentuk citra dan data dua dimensi lainnya. Konsep dasar CNN pertama kali diperkenalkan oleh Yann LeCun et al. (1998) melalui pengembangan model LeNet untuk pengenalan karakter tulisan tangan, yang kemudian menjadi fondasi bagi perkembangan berbagai model visi komputer modern. CNN bekerja dengan memanfaatkan operasi konvolusi untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra secara hierarkis. Pada lapisan awal, CNN mendeteksi pola sederhana seperti tepi (edges), sudut, dan tekstur dasar. Selanjutnya, pada lapisan yang lebih dalam, CNN mampu mengenali pola yang lebih kompleks seperti bentuk objek, struktur visual, hingga karakteristik spesifik dari suatu kelas objek. Secara umum, arsitektur CNN terdiri dari beberapa komponen utama, yaitu: Convolutional layer terdiri dari sejumlah neuron yang tersusun dalam bentuk *filter* atau *kernel* dengan ukuran tertentu (panjang dan tinggi piksel). Pada proses konvolusi, sebuah kernel



Gambar 2.1 Operasi piksel

(ditunjukkan pada kotak berwarna kuning diaplikasikan secara bertahap pada citra masukan (kotak berwarna biru) dengan pergeseran tertentu yang disebut *stride*. Kernel tersebut bergerak dari sudut kiri atas citra menuju sudut kanan bawah, dan pada setiap posisi dilakukan operasi perkalian elemen-elemen matriks antara kernel dan bagian citra yang bersesuaian, kemudian hasilnya dijumlahkan untuk menghasilkan satu nilai pada *feature map* (ditunjukkan pada kotak berwarna ungu). Proses ini dilakukan secara berulang hingga seluruh area citra dipindai, sehingga terbentuk *feature map* yang merepresentasikan fitur-fitur penting dari citra masukan, seperti tepi, pola, dan struktur visual. Dengan demikian, convolutional layer berperan utama dalam mengekstraksi informasi visual yang digunakan pada tahap selanjutnya dalam

Dalam penelitian Ristanto, D. R., Rusjdi, D., & Purwanto, Y. (2020). mengidentifikasi dan mengelompokkan jenis sampah berdasarkan citra digital secara otomatis menggunakan pendekatan deep learning. Metode yang digunakan adalah Convolutional Neural Network (CNN), yang merupakan salah satu algoritma deep learning yang efektif dalam pengolahan citra.

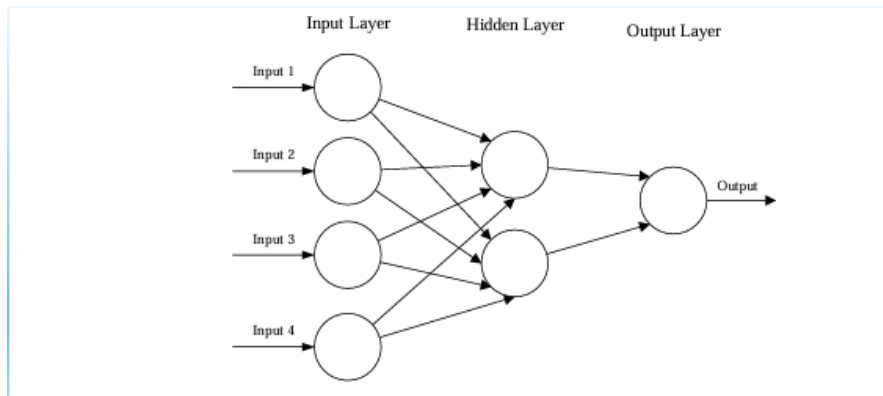
Penelitian yang dilakukan oleh Rusjdi, D., & Sudirman, M. (2025) di membahas klasifikasi tingkat kematangan buah jeruk lokal di Kabupaten Karo menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dan Convolutional Neural Network (CNN). Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi tingkat kematangan buah secara otomatis berdasarkan citra digital guna membantu proses sortir hasil panen.

2.2.4 Activation Function

Pada tahap ini, setiap nilai yang terdapat pada *feature map* diproses menggunakan fungsi aktivasi untuk memberikan sifat non-linear pada hasil ekstraksi fitur. Fungsi yang digunakan adalah Rectified Linear Unit (ReLU), yang bekerja dengan mempertahankan nilai masukan yang bernilai positif dan mengubah nilai negatif menjadi nol. Dengan mekanisme tersebut, rentang keluaran berada pada nilai nol hingga tak terbatas, sehingga membantu jaringan saraf dalam menekankan fitur-fitur penting dan mengurangi pengaruh nilai yang tidak relevan. Penggunaan ReLU juga berkontribusi dalam mempercepat proses pembelajaran model serta meningkatkan stabilitas selama proses pelatihan jaringan saraf.

2.2.5 Fully Connected Layer

Fully Connected Layer merupakan lapisan dalam jaringan saraf di mana setiap Lapisan ini berfungsi menggabungkan seluruh fitur yang telah diekstraksi oleh lapisan konvolusi dan pooling untuk menghasilkan keputusan akhir, seperti klasifikasi kelas atau prediksi output.



Gambar 2.2 Fully Connected Layer

Menurut Goodfellow, Bengio, dan Courville (2016), CNN memiliki keunggulan dalam hal parameter sharing dan local connectivity, sehingga mampu memproses citra dengan lebih efisien dibandingkan jaringan saraf tradisional. Keunggulan ini menjadikan CNN sangat populer dalam berbagai aplikasi visi komputer, seperti klasifikasi citra, deteksi objek, segmentasi citra, dan pengenalan wajah. dalam konteks deteksi objek, CNN berperan sebagai backbone yang bertugas mengekstraksi fitur visual dari citra sebelum dilakukan proses prediksi lokasi dan kelas objek. Model deteksi modern seperti YOLO (You Only Look Once) memanfaatkan CNN sebagai inti arsitektur untuk menghasilkan prediksi bounding box dan probabilitas kelas secara real-time.

Pada penelitian ini, CNN digunakan sebagai dasar utama dalam algoritma YOLOv8 untuk mengenali karakteristik visual tiang listrik dan komponen pendukungnya, seperti isolator dan struktur kabel. Fitur-fitur yang diekstraksi oleh CNN memungkinkan sistem untuk mengklasifikasikan jenis tiang listrik berdasarkan tingkat tegangan yang diindikasikan melalui pola visual tertentu. Dengan demikian, CNN berperan penting dalam meningkatkan akurasi dan keandalan sistem deteksi tegangan tiang listrik berbasis citra digital.

2.2.6 Google Colab

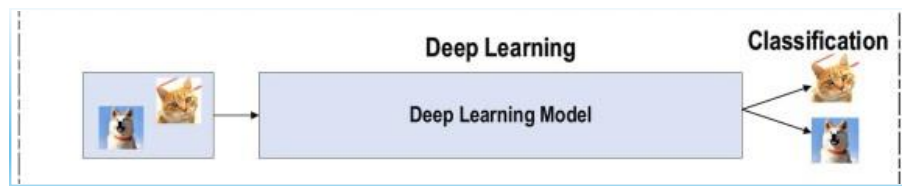
Google Colaboratory (Google Colab) merupakan layanan berbasis cloud yang dikembangkan oleh Google untuk menyediakan lingkungan pemrograman Python secara interaktif melalui browser tanpa memerlukan instalasi perangkat lunak tambahan. Menurut Bisong (2019), platform berbasis notebook seperti Jupyter dan Google Colab sangat efektif digunakan dalam penelitian data science dan machine learning karena mendukung eksperimen yang terstruktur, mudah direproduksi, serta terintegrasi dengan sumber daya komputasi. Google Colab juga terhubung langsung dengan Google Drive sehingga memudahkan penyimpanan dan kolaborasi data.

Salah satu keunggulan utama Google Colab adalah tersedianya sumber daya komputasi berupa CPU, GPU, dan TPU yang dapat digunakan untuk mempercepat proses pelatihan model pembelajaran mendalam. Geron (2022) menyatakan bahwa pemanfaatan akselerator perangkat keras seperti GPU sangat penting dalam pelatihan jaringan saraf tiruan karena mampu mengurangi waktu komputasi secara signifikan, terutama pada model deep learning yang kompleks.

Google Colab juga mendukung integrasi dengan berbagai pustaka *machine learning* dan *deep learning* seperti TensorFlow, PyTorch, dan Ultralytics. Menurut Goodfellow, Bengio, dan Courville (2016), ketersediaan pustaka yang lengkap dan lingkungan yang fleksibel sangat membantu peneliti dalam melakukan eksperimen, pengujian model, serta evaluasi performa secara berulang dan terstruktur.

2.2.7 Deep Learning

Deep learning merupakan bagian dari *machine learning* yang menggunakan jaringan saraf tiruan dengan banyak lapisan (*deep neural networks*) untuk mempelajari pola dan representasi data secara otomatis. Menurut LeCun, Bengio, dan Hinton (2015), deep learning memungkinkan sistem komputer untuk mengekstraksi fitur tingkat tinggi dari data mentah melalui proses pembelajaran berlapis, sehingga sangat efektif dalam menangani data kompleks seperti citra, suara, dan video. Berbeda dengan metode *machine learning* konvensional yang membutuhkan ekstraksi fitur secara manual, deep learning mampu melakukan pembelajaran fitur secara end-to-end. Goodfellow, Bengio, dan Courville (2016) menjelaskan bahwa kemampuan ini membuat deep learning memiliki performa yang lebih baik dalam tugas klasifikasi dan deteksi objek karena model dapat menyesuaikan bobot jaringan secara otomatis berdasarkan data pelatihan.



Gambar 2.3 Alur Proses Klasifikasi Deep Learning

Deep learning merupakan bagian paling spesifik dalam hierarki kecerdasan buatan, yang berada di dalam ruang lingkup machine learning dan artificial intelligence. Sebagai pendekatan yang menggunakan jaringan saraf tiruan berlapis, deep learning memungkinkan sistem mempelajari pola dan representasi data secara bertingkat dan otomatis dari jumlah data yang besar. Struktur berlapis ini membuat model mampu mengekstraksi fitur sederhana hingga fitur kompleks secara hierarkis, sehingga menghasilkan pemahaman data yang lebih mendalam dibandingkan metode pembelajaran mesin konvensional. Dengan posisi dan karakteristik tersebut, deep learning menjadi fondasi utama dalam pengembangan sistem kecerdasan buatan modern, khususnya pada bidang computer vision, klasifikasi citra, dan deteksi objek berbasis visual.

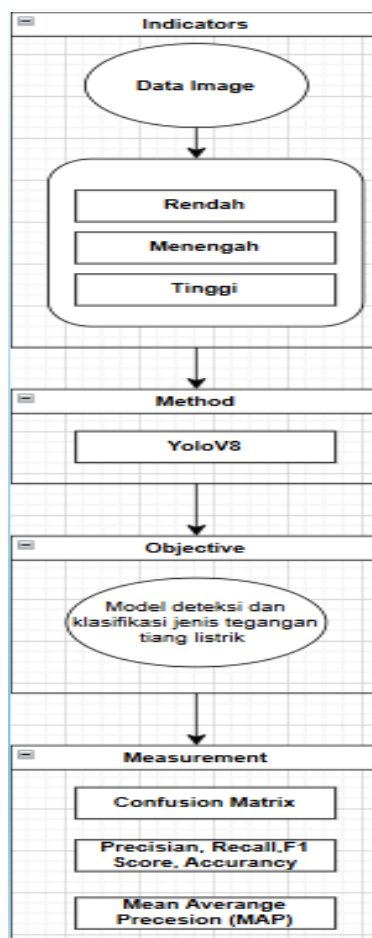
Penelitian yang dilakukan oleh Elizabeth, H. F., Kuswardani, D., & Jafar Elly, M. (2020) di membahas klasifikasi motif Batik Papua menggunakan pendekatan ekstraksi fitur tekstur dan algoritma klasifikasi berbasis supervised learning. Motif yang diklasifikasikan meliputi Cendrawasih, Asmat, dan Honai dengan jumlah dataset sebanyak 51 citra.

Penelitian yang dilakukan oleh Prayitno, B., & Palupiningsih, P. (2025) dalam *Jurnal Teknik Informatika ITPLN* yang diterbitkan oleh membahas implementasi deep learning untuk identifikasi tanaman berdasarkan citra daun dalam ekosistem smart farming. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem otomatis yang mampu mengenali jenis tanaman melalui karakteristik visual daun menggunakan pendekatan kecerdasan buatan

Secara teoritis, integrasi deep learning dalam metodologi data science mencakup beberapa tahapan utama, yaitu pemahaman masalah (problem understanding), pengumpulan dan pemahaman data (data understanding), preprocessing dan pembersihan data (data preparation), perancangan arsitektur model, pelatihan dan validasi model, serta evaluasi dan interpretasi hasil. Dalam konteks deep learning, pemilihan arsitektur seperti Convolutional Neural Network (CNN) harus disesuaikan dengan karakteristik data, khususnya pada data berbasis citra, Haris, A. (2024)

2.3 Kerangka Pemikiran

Berikut adalah kerangka pemikiran yang disusun untuk menggambarkan tahapan proses analisis data secara sistematis, mulai dari tahap awal hingga tahap akhir, dengan tujuan memperoleh kesimpulan dari data yang dianalisis. Selanjutnya, Gambar di atas menunjukkan kerangka pemikiran yang digunakan dalam metodologi penelitian ini. Setiap komponen dalam kerangka penelitian saling berhubungan dan membentuk suatu alur yang terstruktur. Berikut ini adalah penjelasan dari masing-masing komponen dalam kerangka penelitian tersebut.



Gambar 2.4 Kerangka Berfikir

1) Indicators

Merupakan parameter yang digunakan dalam suatu penelitian. Pada penelitian ini, data berupa citra tiang listrik digunakan sebagai indikator utama yang akan diolah dan dianalisis pada tahap selanjutnya untuk mendukung proses deteksi menggunakan metode yang diusulkan.

2) Method

Metode yang diusulkan merupakan solusi yang digunakan untuk menyelesaikan permasalahan penelitian. Pada penelitian ini digunakan satu metode, yaitu YOLOv8, yang dimanfaatkan untuk melatih model deteksi tiang listrik pada citra digital.

3) Objective

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah YOLOv8. Metode ini dimanfaatkan untuk melakukan proses pelatihan model dalam mendeteksi objek berdasarkan data citra tiang listrik yang telah disiapkan.

4) Measurement

Tahap pengukuran dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model yang telah dibangun. Evaluasi dilakukan menggunakan Confusion Matrix untuk melihat hasil klasifikasi. Selain itu, digunakan metrik evaluasi berupa Precision, Recall, F1-Score, Accuracy, serta Mean Average Precision (mAP) guna mengukur tingkat performa model dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan jenis tegangan tiang listrik.