# DETEKSI DAN KLASIFIKASI JALAN RUSAK DI BANDAR LAMPUNG MENGGUNAKAN YOLOv8

(Skripsi)

Oleh

## RENDY FITRA ADI PRATAMA NPM 1917051041



FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM UNIVERSITAS LAMPUNG BANDAR LAMPUNG 2024

### DETEKSI DAN KLASIFIKASI JALAN RUSAK DI BANDAR LAMPUNG MENGGUNAKAN YOLOv8

#### Oleh

#### RENDY FITRA ADI PRAATAMA

## Skripsi

## Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar SARJANA KOMPUTER

Pada

Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung



FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM UNIVERSITAS LAMPUNG BANDAR LAMPUNG 2024

#### **ABSTRAK**

## DETEKSI DAN KLASIFIKASI JALAN RUSAK DI BANDAR LAMPUNG MENGGUNAKAN YOLOV8

#### Oleh

#### RENDY FITRA ADI PRATAMA

Jalan merupakan salah satu infrastruktur yang sangat penting dalam berbagai sektor kehidupan manusia. Jalan sering kali mengalami kerusakan yang diakibat oleh kesalahan konstruksi ataupun pemakaian yang tidak sesuai standar, permasalahan berupa kerusakan jalan sering terjadi di kota Bandar Lampung kurangnya tenaga ahli dan sulitnya keterjangkauan menyebabkan banyak kerusakan jalan yang sulit untuk diketahui oleh pihak pemerintah kota. Penelitian ini bertujuan untuk membuat sebuah model deteksi objek menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) yang merupakan teknologi *Computer Vision* (CV). Metode yang akan digunakan adalah *You Only Look Once* v8 (YOLOv8) yang akan digunakan untuk melakukan deteksi objek pada kerusakan jalan dengan menggunakan berbagai ukuran gambar saat melakukan proses *training* pada model. Model yang dihasilkan memiliki nilai mAP sebesar 87.1% dan akurasi 86.7% setelah diimplementasikan ke dalam aplikasi *mobile*. Ini memungkinkan deteksi secara *realtime* melalui kamera ponsel bahkan tanpa koneksi internet.

Kata Kunci: Jalan Rusak, Kecerdasan Buatan, Convolutional Neural Network, You Only Look Once v8, Mobile.

#### **ABSRACT**

# DETECTION AND CLASSIFICATION OF ROADS DAMAGED IN BANDAR LAMPUNG USING YOLOV8

 $\mathbf{B}\mathbf{y}$ 

#### **RENDY FITRA ADI PRATAMA**

Road is one of the most important infrastructures in various sectors of human life. Roads often experience damage caused by construction errors or usage that is not in accordance with standards, problems in the form of road damage often occur in the city of Bandar Lampung, the lack of experts and the difficulty of affordability causes a lot of road damage that is difficult to know by the city government. This research aims to create an object detection model using the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm which is a Computer Vision (CV) technology. The method to be used is You Only Look Once v8 (YOLOv8) which will be used to perform object detection on road damage using various image sizes when performing the training process on the model. The resulting model has a mAP value of 87.1% and an accuracy of 86.7% after being implemented into a mobile application. This allows realtime detection via cell phone camera even without internet connection.

Keywords: Road, Damaged Road, Artificial Intelligence, Convolutional Neural Network, You Only Look Once v8, Android, Mobile.

Judul Skripsi : DETEKSI DAN KLASIFIKASI JALAN

RUSAK DI BANDAR LAMPUNG

MENGGUNAKAN yoloV8

Nama Mahasiswa : Rendy Fitra Adi Pratama

Nomor Pokok Mahasiswa : 1917051041

Program Studi : S1 Ilmu Komputer

Jurusan : Ilmu Komputer

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

## **MENYETUJUI**

1. Komisi Pembimbing

Dr. rer. nat. Akmal Junaidi, M.Sc.

NIP. 19710129 199702 1 001

Ridho Sholehurrohman, M.Mat.

NIK. 232111970128101

2. Ketua Jurusan Ilmu Komputer

Dwi Sakethi, S.Si., M.Kom. NIP. 19680611 199802 1 001

## **MENGESAHKAN**

1. Tim Penguji

Ketua Penguji : Dr. rer. nat. Akmal Junaidi, M.Sc.

Sekretaris Penguji : Ridho Sholehurrohman, M.Mat.

Penguji Utama : Prof. Admi Syarif, Ph.D

2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.

NIP. 197110012005011002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi: 15 Agustus 2024

#### PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama: Rendy Fitra Adi Pratama

NPM: 1917051041

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi saya yang berjudul "DETEKSI DAN KLASIFIKASI JALAN RUSAK DI BANDAR LAMPUNG MENGGUNAKAN YOLOv8" merupakan karya saya sendiri, bukan karya orang lain. Semua tulisan yang tertulis dalam skripsi ini telah mengikuti kaidah penulisan karya ilmiah Universitas Lampung. Jika dikemudian hari terbukti bahwa karya tulis ilmiah saya terbukti hasil menjiplak karya orang lain, maka saya siap menerima sanksi berupa pencabutan gelar yang saya peroleh.

Bandar Lampung, 21 Agustus 2024

METERAL TEMPEL B7BE5ALX286724964

Rendy Fitra Adi Pratama NPM. 1917051041

#### **RIWAYAT HIDUP**



Lahir pada hari Senin, 18 Juni 2001. Anak pertama dari Bapak Nasir, S. Ag. Dan Ibu Hzami, S. Pd.. Penulis menyelesaikan pendidikan Sekolah Dasar (SD) di SD Negeri 1 Way Empulau Ulu pada tahun 2012, melanjutkan ke bangku pendidikan Madrasah Tsanawiyah (MTs) di MTs Negeri 1 Lampung Barat lulus pada tahun 2016 dan Sekolah Menengah Atas di SMA Negeri 1 Liwa lulus pada tahun 2019.

Pada tahun 2019, penulis terdaftar sebagai mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer Universitas Lampung melalui jalur SBMPTN. Kegiatan yang dilakukan penulis selama menjadi mahasiswa sebagai berikut.

- 1. Menjadi anggota Adapter Himpunan Mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer pada periode 2019/2020.
- Menjadi anggota Kaderisasi Himpunan Mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer periode 2019/2020.
- 3. Menjadi anggota Kaderisasi Himpunan Mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer periode 2020/2021.
- 4. Melaksanakan Kerja Praktik pada bulan Desember periode 2022/2023 di KSP Sehati Makmur Abadi
- Melakukan KKN (Kuliah Kerja Nyata) di Desa Argopeni Kecamatan Sumberrejo Kabupaten Tanggamus dengan Program Kerja Pelatihan Aplikasi Desa Digital.

#### **MOTTO**

"Apa yang memang ditakdirkan untukmu, pasti akan menjadi milikmu, bahkan jika itu berada di bawah dua gunung. Dan apa yang memang tidak ditakdirkan untukmu, tidak akan pernah menjadi milikmu bahkan jika itu berada tepat di antara dua bibirmu."

(Imam Al-Ghazali)

"Kusesui kik pak jaoh kutului kik pak sakik, kik lapah nyak mak muloh mak kheno nyak mak hukhik."

(Rendy Fitra Adi Pratama)

"Yesterday is history, tomorrow is mystery and today is a gift of God, which is why we call it the present."

(Bill Keane)

#### **PERSEMBAHAN**

Alhamdulillah puji dan syukur kepada ke hadirat Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini dengan sebaik-baiknya.

Shalawat serta salam selalu saya sanjung agungkan kepada Nabi Muhammad SAW yang syafaatnya selalu senantiasa dinantikan di yaumil akhir kelak.

Kupersembahkan karya ini kepada

**Kedua Orang Tuaku Tersayang** 

Yang selalu mendukung dan mendoakan dalam setiap langkah yang saya lalui. Saya ucapkan terimakasih sebesar-besarnya atas kasih sayang, didikan dan pengorbanan yang telah diberikan kepada saya dan tak akan mungkin bisa terbalaskan.

Seluruh Keluarga Besar Ilmu Komputer 2019

Jurusan Ilmu Komputer, Fakulkas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung

#### **SANWACANA**

Alhamdulillah, puji syukur kehadirat Allah SWT, atas berkat rahmat, karunia, hidayah, dan kesehatan yang diberikan sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "DETEKSI DAN KLASIFIKASI JALAN RUSAK DI BANDAR LAMPUNG MENGGUNAKAN YOLOv8". Dalam penyusunan skripsi ini, penulis mendapatkan semangat, dukungan, dan bantuan dari berbagai pihak Dalam melaksanakan penelitian dan pembuatan skripsi ini, sehingga pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan ungkapan terima kasih ini kepada

- Kedua orang tua, Nasir, S. Ag. Dan Hazami, S. Pd. serta keluarga yang telah memberi dukungan dan motivasi kepada penulis untuk menyelesaikan skripsi dengan baik.
- Bapak Dr. rer. nat. Akmal Junaidi, M.Sc. selaku Dosen Pembimbing 1 yang telah membimbing sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan baik.
- Bapak Ridho Sholehurrohman, M. Mat. selaku Dosen Pembimbing 2 yang telah membimbing serta memberi masukan dalam proses pembuatan skripsi.
- Bapak Prof. Admi Syarif, Ph.D. selaku Dosen Pembahas yang telah memberikan masukan dalam penelitian skripsi ini.
- Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si. selaku Dekan FMIPA Universitas Lampung.
- Bapak Dwi Sakethi, S.Si., M.Kom. selaku Ketua Jurusan Ilmu Komputer Universitas Lampung.

- 7. Ibu Yohana Tri Utami, M. Kom. selaku Dosen Pembimbing Akademik.
- Bapak dan Ibu Dosen Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung yang telah memberikan ilmu serta pengalaman semasa perkuliahan.
- Ibu Ade Nora Maela dan seluruh staf di Jurusan Ilmu Komputer yang telah sabar membantu segala urusan administrasi di masa perkuliahan.
- Teman-teman Jurusan Ilmu Komputer Universitas Lampung angkatan 2019 yang senantiasa memberikan dukungan dan telah berjuang bersama menjalankan studi perkuliahan.
- 11. Teman-teman Pemuda Hilang Arah selaku rekan seperjuangan dan temanteman yang sangat berarti di bangku perkuliahan.
- Teman-teman penghuni House of Gintoki selaku sahabat sekaligus keluarga bagi penulis.
- 13. Teman-teman Grup Kebanyakan Pola yang menjadi teman seperjuangan dalam memperjuangkan nilai mata kuliah yang mengulang.

Bandar Lampung, 15 Agustus 2024

Rendy Fitra Adi Pratama

NPM.1917051041

## **DAFTAR ISI**

	Hala	man
DAFTA	AR ISI	i
DAFTA	AR GAMBAR	iii
DAFTA	AR TABEL	v
I. PE	NDAHULUAN	1
1.1.	Latar Belakang	1
1.2.	Rumusan masalah	4
1.3.	Batasan Masalah	5
1.4.	Tujuan Penelitian	5
1.5.	Manfaat Penelitian	5
II. TI	NJAUAN PUSTAKA	7
2.1.	Penelitian Terdahulu	7
2.2.	Jalan	8
2.3.	Citra Digital	12
2.4.	Convolutional Neural Network (CNN)	13
2.4	.1. You Only Look Once v8 (YOLOv8)	15
2.4	.2. Hyperparameter	18
2.5.	Mean Average Precision (mAP)	19
2.5	.1. Intersection over Union (IoU)	20
2.6.	Aplikasi Mobile	21
2.7.	Dart	21
2.8.	Framework flutter	21
2.9.	Visual Studio Code	22
2.10.	Python	22
2.11.	Roboflow	23

2.12. Go	oogle Colab	23
2.13. <i>Ca</i>	onfusion Matrix	24
2.13.1.	Precision	24
2.13.2.	Recall	25
2.13.3.	Accuracy	25
2.13.4.	F1-Score	26
III. METO	DOLOGI PENELITIAN	27
3.1. W	aktu dan Tempat Penelitian	27
3.2. Pe	rangkat Penelitian	28
3.2.1.	Perangkat Lunak (Software)	28
3.2.2.	Perangkat Keras (Hardware)	28
3.3. Ba	han	29
3.4. Ta	hapan Penelitian	29
3.4.1.	Pengumpulan Data	30
3.4.2.	Pre-Processing Images	30
3.4.3.	Training and Evaluate Model YOLOv8	31
3.4.4.	Deploy Model to Mobile Application	32
IV. PEM	IBAHASAN	36
4.1. Pe	ngumpulan Data	36
4.2. <i>Pr</i>	e-Processing Images	36
4.2.1.	Images Annotation	37
4.2.2.	Splitting Images Datasets	37
4.3. Tr	aining and Evaluate Model YOLOv8	38
4.4. <i>Ca</i>	onverting Model to Mobile Model	41
4.5. De	ploy Model to Mobile	42
4.5.1.	Tampilan User Interface Aplikasi	43
4.5.2.	Testing Performa Aplikasi	46
V. KESIN	APULAN DAN PEMBAHASAN	52
5.1. Ke	simpulan	52
5.2. Sa	ran	52
DAFTADI	DISTAKA	51

## **DAFTAR GAMBAR**

Gambar 1. Jalan Mulus (Indonesia.go.id, 2024)	8
Gambar 2. Alligator Crack (Olahan Pribadi)	9
Gambar 3. Longitudinal Crack (Wang et al., 2023).	10
Gambar 4. Transversal Crack (Khare et al., 2023)	11
Gambar 5. Potholes (Jiang et al., 2023)	12
Gambar 6. Citra Digital (Jumadi et al., 2021)	13
Gambar 7. Struktur Proses Pada Algoritma CNN (Putra, 2023)	14
Gambar 8. Cara Kerja CNN(Simonyan & Zisserman, 2015)	15
Gambar 9. Arsitektur YOLOv8 (Khare et al., 2023)	16
Gambar 10. Arsitektur CSPDarknet53 (Khare et al., 2023)	17
Gambar 11. FPN (Wang et al., 2023)	18
Gambar 12. Intersection over Union (Brillian et al., 2018)	20
Gambar 13. Tahapan Penelitian	29
Gambar 14. Prototipe <i>Home Screen</i>	33
Gambar 15. Prototipe Halaman Reatime Detection	33
Gambar 16. Prototipe Halaman Image Detection	34
Gambar 17. Annotation Dataset	37
Gambar 18. Splitting Datasets	37
Gambar 19. Images Size 160x160	38
Gambar 20. Image Size 320x320	38
Gambar 21. Image Size 480x480	39
Gambar 22. Image Size 640x640	39
Gambar 23. Perbandingan Precision, Recall dan mAP Tiap Model Berdasarkan	
Image Size.	39

Gambar 24. Grafik Hasil Proses <i>Training</i>	. 40
Gambar 25. Perbandingan Label dan Prediksi Model	. 41
Gambar 26. Hasil Konversi Model ke .tflite	. 42
Gambar 27. Tampilan <i>Home Screen</i>	. 43
Gambar 28. Halaman In Frame Detection	. 44
Gambar 29. Halaman <i>Upload Images</i>	. 45
Gambar 30. Halaman Hasil <i>Images Detection</i>	. 46
Gambar 31. Contoh <i>Output</i> Jalan Berlubang	. 47
Gambar 32. Contoh <i>Output</i> Jalan Retak	. 48

## **DAFTAR TABEL**

Tabel 1. Penelitian Terdahulu.	7
Tabel 2. Confusion Matrix	24
Tabel 3. Waktu Penelitian	27
Tabel 4. Komposisi <i>Dataset</i>	29
Tabel 5. Hyperparameter	31
Tabel 6.Kebutuhan Fitur	32
Tabel 7. Skenario Pengujian Home Screen	35
Tabel 8. Skenario Pengujian Realtime Detection	35
Tabel 9. Skenario Pengujian Image Detection	35
Tabel 10. Detail <i>Dataset</i>	36
Tabel 11. Average Precision dan Average Recall	40
Tabel 12. Ringkasan Hasil Pengujian Menggunakan Data Test	49
Tabel 13. Ringkasan Hasil Pengujian di Lapangan	50

#### I. PENDAHULUAN

#### 1.1. Latar Belakang

Infrastruktur merupakan sebuah fasilitas fisik, perangkat keras, dan perangkat lunak yang diperlukan untuk pelayanan kepada masyarakat serta dapat mendukung pertumbuhan Ekonomi (Afriani, 2014). Jenis Infrastruktur Fisik yang sering kita temui dalam kehidupan sehari-hari contohnya bangunan Perkantoran, gedung Rumah Sakit, bangunan Sekolah, Pasar, Jalan Raya, dan lain-lain (Afriyana *et al.*, 2023). Dalam kehidupan sehari-hari keberadaan Infrastruktur yang memadai dapat memudahkan kita dalam melakukan aktivitas. Infrastruktur sangat dibutuhkan dalam pertumbuhan dalam sektor Ekonomi, Pendidikan, Sosial, Politik dan banyak sektor lain yang perkembangannya sangat bergantung pada berbagai infrastruktur yang ada oleh karena itu, penanganan dan perawatan serta antisipasi dini terhadap kerusakan sangat diperlukan.

Infrastruktur sangat berperan penting dalam kehidupan masyarakat, dari banyaknya infrastruktur yang ada. Jalan adalah salah satu infrastruktur yang berperan penting dalam pertumbuhan tiap-tiap sektor kehidupan masyarakat. Jalan merupakan Infrastruktur yang sangat riskan akan adanya kerusakan karena penggunaan yang terus menerus serta sulitnya keterjangkauan dalam melakukan perawatan (Rawansyah *et al.*, 2020). Jalan merupakan salah satu Infrastruktur yang berperan penting, maka dari itu Jalan harus bisa menyediakan kenyamanan, kelancaran dan keamanan kepada para penggunanya (Mukhtar *et al.*, 2022), Salah satu masalah yang kerap dihadapi oleh Pemerintah Kota Bandar Lampung adalah semakin banyaknya jalan yang rusak sehingga sulit untuk mengetahui lokasi dan prioritas perbaikan jalan rusak di Kota Bandar Lampung.

Metode deteksi dan klasifikasi manual mengenai kondisi suatu ruas jalan dapat diketahui dengan menggunakan nilai IRI (*International Roughness Index*). IRI merupakan nilai ketidakrataan permukaan jalan dan ditentukan oleh kumulatif panjang undulasi permukaan jalan per satuan Panjang (Umi *et al.*, 2016) sebagaimana telah ditetapkan pada Permen PUPR Nomor 3 Tahun 2019. Metode deteksi dan klasifikasi secara otomatis dapat dilakukan dengan banyak cara, dalam pelaksanaannya dibutuhkan teknologi yang dapat menunjang proses deteksi dan klasifikasi tersebut. Dengan perkembangan zaman yang sangat pesat terutama pada bidang Teknologi dan Informasi yang dapat membantu dalam identifikasi objek salah satunya adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) yang merupakan salah satu teknologi *Computer Vision* (CV). CNN menggunakan metode pembelajaran *Deep Learning* hal tersebut dapat dimanfaatkan untuk membantu dalam proses deteksi dan klasifikasi jalan rusak di Kota Bandar Lampung secara otomatis.

Proses klasifikasi jalan rusak dapat dilakukan dengan pengamatan menggunakan mata dan hal ini lebih efisien dibandingkan menggunakan sistem pendeteksian objek namun dalam prakteknya kurangnya tenaga ahli untuk melakukan klasifikasi secara akurat sehingga sistem deteksi dan klasifikasi objek dibutuhkan sebagai alat bantu untuk melakukan hal tersebut, *You Only Look Once* adalah salah satu metode yang dapat digunakan untuk melakukan deteksi dan klasifikasi objek.

You Only Look Once (YOLO) adalah sekumpulan model pendeteksian objek yang telah menjadi model pendeteksian objek tercepat untuk pendeteksian waktu nyata sejak diperkenalkan pada tahun 2015 (Eriksson, 2023). Dalam praktiknya metode You Only Look Once (YOLO) terbukti sebagai metode yang jauh lebih efisien dibandingkan dengan metode Computer Vision yang lain seperti SSD, R-CNN, Faster R-CNN, dan lain-lain (Wang et al., 2023). Sebagai salah satu algoritma pendeteksian klasik, algoritma YOLO telah berevolusi menjadi YOLOv8, yang menawarkan keuntungan signifikan dalam hal akurasi dan kecepatan pendeteksian pada objek secara realtime (Pasaribu et al., 2023), dimana kecepatan pendeteksian ini mempengaruhi jumlah frame yang dapat diolah sebuah algoritma pendeteksian. Dalam penelitian yang dilakukan oleh (Sharma et al., 2022) yang membahas

tentang pendeteksian pada media video dengan membandingkan dua buah algoritma berbeda yaitu SVM dan YOLO, algoritma YOLO dapat menghasilkan *detection frame* sebesar 45 fps sedangkan SVM hanya menghasilkan 2 fps pada pendeteksiannya.

Saat melakukan pengamatan di lapangan panjang jalan yang diamati bisa saja berkilo-kilometer sehingga sulit jika hanya mengandalkan mata manusia, selain itu faktor mobilitas manusia yang menyebabkan keterbatasan dalam menjangkau lokasi yang jauh dalam waktu yang relatif berdekatan oleh karena itu dibutuhkan sistem yang dapat membantu sekaligus menggantikan peran manusia untuk melakukan pendeteksian dan pengamatan jalan rusak. YOLO mampu menganalisis gambar secara cepat dan mengidentifikasi berbagai jenis kerusakan jalan dalam waktu nyata, tanpa dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti kelelahan atau variasi subjektif dalam penilaian. Ini memungkinkan proses deteksi dan klasifikasi kerusakan dilakukan secara konsisten, terutama saat menangani volume data yang besar atau dalam kondisi yang tidak ideal, hal ini membuat YOLO sangat baik untuk diterapkan menjadi alat bantu untuk melakukan pendeteksian dan klasifikasi jalan rusak di Bandar Lampung.

Berdasarkan Penelitian yang dilakukan oleh (Wang et al., 2023) dengan menggunakan dataset RDD2022, algoritma YOLOv8 menghasilkan nilai akurasi yang cukup tinggi yaitu 90,7% mengungguli metode lain seperti SSD yang hanya menghasilkan nilai akurasi di angka 72,7% dan Faster R-CNN yang hanya menghasilkan nilai akurasi sebesar 73,2%. Dalam penelitian lain oleh (Widiyanto, 2023) dengan menggunakan dataset RDD2022 algoritma YOLOv8 menghasilkan nilai akurasi sebesar 96%. Pada penelitian yang dilakukan oleh (Khare et al., 2023) yang bertujuan membandingkan processing time terhadap beberapa algoritma, YOLOv8 membutuhkan processing time sebesar 8,8 ms dimana angka tersebut memiliki perbedaan yang sangat signifikan dibandingkan algoritma lain dimana YOLOv5 membutuhkan waktu hingga 38 ms dan YOLOv7 membutuhkan waktu hingga 35 ms.

Menurut penelitian lain yang dilakukan oleh (Pratama, 2021) algoritma R-CNN menghasilkan kecepatan deteksi pada video hanya pada angka 50s, nilai ini sangat jauh lebih lambat dibandingkan dengan kecepatan deteksi pada video yang dihasilkan oleh algoritma YOLO pada penelitian sebelumnya, Algoritma *fast* R-CNN hanya menghasilkan kecepatan deteksi hanya sebesar 2s dan *faster* R-CNN menghasilkan kecepatan deteksi paling baik dari kedua algoritma deteksi sebelumnya dengan kecepatan 200ms yang dimana nilai tersebut masih jauh lebih lambat apabila dibandingkan dengan kecepatan deteksi yang dihasilkan oleh algoritma pada penelitian sebelumnya, berdasarkan penjelasan yang telah dijabarkan di atas maka dalam penelitian ini akan digunakan YOLOv8 untuk melakukan identifikasi dan klasifikasi jalan rusak Kota Bandar Lampung.

Dalam penelitian ini sistem akan di *training* dengan menggunakan *dataset* yang berisikan data kerusakan jalan yang bertujuan untuk mendeteksi kerusakan jalan berupa lubang ataupun retak. Testing pada sistem dilakukan secara *realtime* pada objek kerusakan jalan di Kota Bandar Lampung menggunakan model yang telah di *deploy* ke dalam aplikasi *mobile*. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan dengan menggunakan *Confusion Matrix*, variabel pengukuran yang akan digunakan adalah *accuracy*, *precision*, *recall*, dan F1-*Score*.

#### 1.2. Rumusan masalah

Berdasarkan latar belakang rumusan masalah pada penelitian ini adalah :

- 1. Bagaimana implementasi metode YOLOv8 untuk melakukan deteksi dan klasifikasi jalan rusak Kota Bandar Lampung berbasis *mobile*.
- Bagaimana Tingkat keakuratan metode YOLOv8 dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan kerusakan jalan di Kota Bandar Lampung berbasis mobile.

#### 1.3. Batasan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijabarkan, maka penelitian ini dibatasi pada:

- 1. Metode yang digunakan adalah YOLOv8 dengan menggunakan bahasa pemrograman Python 3.10.12.
- 2. Input yang digunakan berupa gambar citra digital yang berisi objek antara lain : Jalan Protokol, Jalan Lintas, Jalan Perumahan.
- 3. Sistem akan di-*training* menggunakan *dataset* yang berisikan dua kelas yaitu : berlubang dan retak.
- 4. Model YOLOv8 yang telah dibuat akan dilakukan *deploy* ke dalam aplikasi *mobile* sederhana yang hanya berfokus kepada pendeteksian objek.

#### 1.4. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

- 1. Melakukan deteksi dan klasifikasi jalan rusak Kota Bandar Lampung dengan mengimplementasikan metode YOLOv8.
- Mengetahui akurasi metode YOLOv8 dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan jalan rusak Kota Bandar Lampung.
- 3. Mengimplementasikan model YOLOv8 pada aplikasi sederhana yang berbasis *mobile*.
- 4. Mengetahui apakah *image size* yang digunakan saat melakukan *training* pada model dapat berpengaruh pada akurasi dari model YOLOv8.

#### 1.5. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat penelitian ini adalah sebagai berikut:

- 1. Sebagai sumber informasi terkait pengembangan model *Machine Learning* khususnya metode YOLOv8.
- 2. Sebagai rujukan untuk mengetahui jenis kerusakan jalan untuk penentuan prioritas perbaikan jalan rusak Kota Bandar Lampung.
- 3. Penelitian ini dapat menjadi sumber informasi terkait pengembangan

aplikasi mobile Android khususnya untuk  $Framework\ Flutter$ pada Jurusan Ilmu Komputer.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian terdahulu akan digunakan sebagai pembanding bagi penelitian ini, penelitian terdahulu akan menjadi acuan untuk penelitian yang akan dilakukan. Penelitian terdahulu tersebut yaitu:

Tabel 1. Penelitian Terdahulu.

No.	Judul Penelitian	Metode	Hasil Penelitian
1.	Deteksi dan Klasifikasi Kerusakan	YOLO	Sistem pendeteksian
	Jalan Aspal Menggunakan Metode		kerusakan jalan aspal
	YOLO Berbasis Citra Digital		dengan algoritma
	(Pramestya, 2018).		YOLOv1-tiny.
2.	BL-YOLOv8: An Improved Road	YOLOv8	Sistem deteksi jalan rusak
	Defect Detection Model Based on		dengan algoritma
	YOLOv8 (Wang et al., 2023).		YOLOv8 pada dataset
			RDD2022.
3.	YOLOv8-Based Visual Detection	YOLOv8	Model deteksi YOLOv8
	of Road Hazards: Potholes, Sewer		untuk mendeteksi
	Covers, and Manholes (Khare et		Potholes, Sewer Cover,
	al., 2023).		dan Manholes.
4.	Automated Pavement Defect	YOLOv8	Sistem deteksi kecacatan
	Detection Using YOLOv8 Object		pada trotoar dengan
	Detection (Widiyanto, 2023).		algoritma YOLOv8.

No.	Judul Penelitian	Metode	Hasil Penelitian
5.	Road damage detection with	YOLOv5,	YOLOv8 Mengungguli
	Yolov8 on Swedish roads	YOLOv6,	kedua metode lainnya
	Civilingenjörsprogrammet i infor-	YOLOv8	dalam mendeteksi
	mationsteknologi (Eriksson,		kerusakan jalan di Swedia.
	2023).		

#### **2.2.** Jalan

Jalan merupakan komponen krusial dalam kehidupan masyarakat, jalan diperuntukkan sebagai perlintasan kendaraan seperti mobil, motor, truk, bus, becak, dan lain-lain, hal tersebut sangat berpengaruh terhadap perkembangan ekonomi, sosial, dan pembangunan suatu daerah (Adityah, 2021; Bertarina *et al.*, 2022). Jalan yang baik adalah jalan yang dapat memenuhi kebutuhan fungsional dan standar struktural sehingga dapat dipergunakan sebagaimana mestinya, naiknya infrastruktur jalan sangat berpengaruh terhadap kelancaran transportasi dan pertumbuhan ekonomi serta dapat mendukung sektor lain seperti pendidikan, sosial dan politik.



Gambar 1. Jalan Mulus (Indonesia.go.id, 2024)

Jalan merupakan salah satu komponen infrastruktur yang riskan akan adanya kerusakan, terdapat berbagai jenis kerusakan pada jalan. Menurut (Adityah, 2021) kerusakan jalan secara umum dapat dibedakan menjadi 2 yaitu kerusakan struktural dan juga kerusakan fungsional. Kerusakan struktural merupakan kerusakan yang melibatkan satu atau lebih komponen perkerasan jalan atau disebut juga dengan kegagalan perkerasan. Kerusakan fungsional adalah kerusakan yang berdampak pada keamanan dan kenyamanan pengguna jalan (Hidayat, 2020). Di bawah ini adalah beberapa kerusakan fungsional jalan:

#### a. Crack

*Crack* atau retakan adalah jenis kerusakan jalan yang berupa pecahnya bagian perkerasan jalan yang disebabkan oleh berbagai faktor seperti beban yang berlebihan atau kurangnya lapisan perkerasan pada ruas jalan. *Crack* memiliki beberapa jenis yaitu :

#### • Alligator Crack



Gambar 2. Alligator Crack (Olahan Pribadi).

Alligator Crack (Retak Kulit Buaya) adalah kondisi dimana retakan yang terjadi berbentuk jaring-jaring menyerupai kulit buaya pada sebagian atau keseluruhan permukaan ruas jalan, retak jenis ini memiliki penyebab berupa beban lalu lintas yang berlebihan secara terus-menerus, selain itu bisa juga disebabkan oleh kesalahan pada konstruksi jalan (Adityah, 2021). Selengkapnya mengenai Alligator Crack dapat dilihat pada Gambar 1.

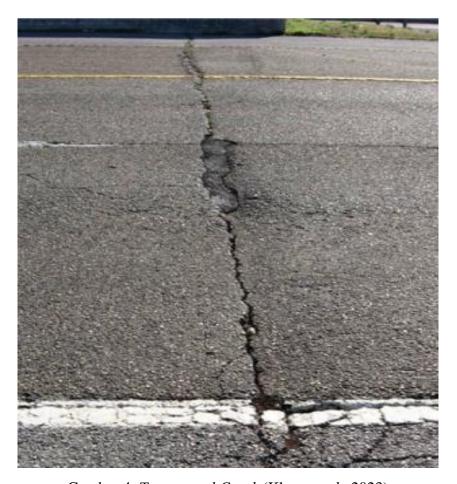
#### • Longitudinal Crack

Longitudinal Crack (Retak Membujur) adalah jenis kerusakan jalan yang berupa keretakan pada ruas jalan dimana retakan tersebut memanjang searah dengan arus dari ruas jalan, sama seperti jenis kerusakan jalan yang sebelumnya keretakan ini disebabkan oleh beban lalu lintas yang berlebihan secara berkesinambungan (Sasmito *et al.*, 2023). Bentuk dari Longitudinal Crack dapat dilihat langsung pada Gambar 2.



Gambar 3. Longitudinal Crack (Wang et al., 2023).

#### • Transversal/Lateral Crack



Gambar 4. Transversal Crack (Khare et al., 2023)

Transversal/Lateral Crack (Retak Melintang) merupakan kondisi dimana terdapat keretakan yang membentang dari satu sisi ke sisi lain jalan, hal ini dapat disebabkan oleh beban lalu lintas yang melebihi kapasitas yang seharusnya atau dapat juga disebabkan oleh permukaan perkerasan jalan yang tidak sesuai dengan ketentuan yang seharusnya (Widiyanto, 2023). Mengenai Transversal Crack dapat dilihat melalui Gambar 5.

#### b. Potholes

Potholes (Lubang) kerusakan jenis ini berbentuk seperti mangkok dan dapat menampung dan menyerap air pada badan jalan. Kerusakan jenis ini biasanya disebabkan oleh kadar aspal pada lapisan pengerasan terlalu sedikit sehingga bisa

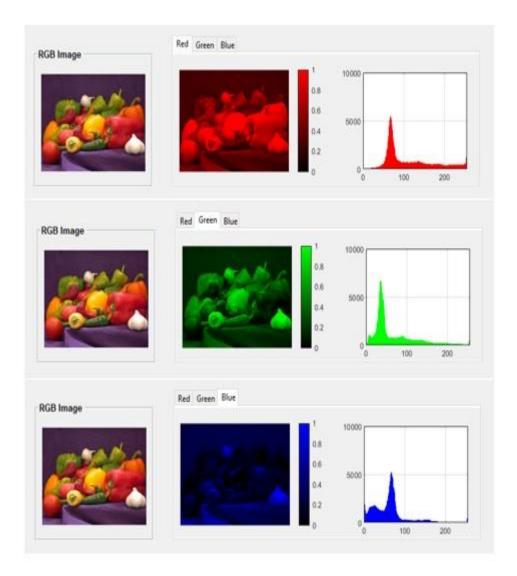
menyebabkan lapisan agregat terlepas saat tergenang oleh air secara terus — menerus (Pramestya, 2018). Lebih detail mengenai *Potholes* dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 5. Potholes (Jiang et al., 2023)

#### 2.3. Citra Digital

Menurut (Jumadi *et al.*, 2021) Citra digital merupakan entitas visual yang memainkan peran penting dalam berbagai aspek kehidupan modern, mulai dari hiburan hingga industri teknologi. Citra digital adalah representasi visual dari objek atau *scene* yang direkam dalam format digital, diwakili oleh sejumlah besar piksel dengan nilai-nilai warna atau *grayscale* yang terdefinisi. Keteraturan ini memungkinkan komputer untuk memproses, menyimpan, dan menampilkan gambar secara elektronik dengan presisi yang tinggi.

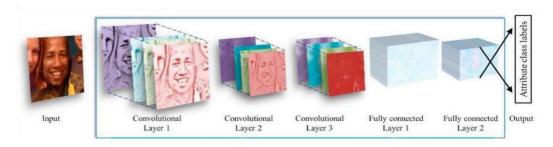


Gambar 6. Citra Digital (Pamungkas, 2024)

#### 2.4. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah bagian dari jaringan saraf tiruan, dan. Jaringan konvolusional (CNN) adalah jenis jaringan saraf tiruan (neural network) yang dirancang untuk mengolah data gambar. CNN telah menjadi salah satu jenis jaringan saraf tiruan yang paling populer dan sukses, dan telah digunakan untuk berbagai aplikasi, termasuk pengenalan objek, klasifikasi gambar, dan segmentasi gambar. Konsep dasar CNN telah ada sejak lama, tetapi baru pada tahun 1990-an CNN mulai dikembangkan secara serius. Salah satu pelopor pengembangan CNN adalah (Lecun et al., 1998), yang mengembangkan CNN untuk pengenalan karakter

tulisan tangan. Secara luas algoritma ini biasanya digunakan untuk identifikasi suatu objek dan klasifikasi gambar. *Input layer*, *hidden layers*, dan *output layer* adalah bagian terpenting dari *neural network*. Setiap *node* pada algoritma CNN mengambil nilai dari *input layer*, memproses hasil *input*, dan hasil dari proses ini menghasilkan *output*. Gambar yang dijadikan data diolah dengan tumpukan *hidden layer* algoritma CNN dan selanjutnya digunakan sebagai ekstraksi fitur dari gambar untuk menghitung fitur algoritma CNN(Mubarok, 2019).

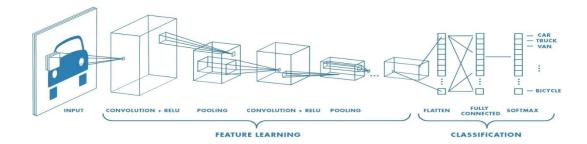


Gambar 7. Struktur Proses Pada Algoritma CNN (Putra, 2023)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah arsitektur jaringan saraf yang dirancang khusus untuk tugas pemrosesan dan pengenalan gambar. Dasar-dasar CNN mencakup beberapa komponen utama yang bekerja sama untuk mengekstrak dan memahami fitur dari data grid (Jensen et al., 2021). Pertama, Convolutional layer menggunakan filter atau kernel untuk melakukan operasi konvolusi pada input, memungkinkan jaringan mendeteksi fitur seperti tepi, sudut, dan tekstur. Hasilnya kemudian diteruskan melalui fungsi aktivasi ReLU untuk menghasilkan non-linieritas. Pooling layer kemudian digunakan untuk mengurangi dimensi spasial pada representasi gambar, sehingga mengurangi jumlah parameter dan meningkatkan kecepatan komputasi. Feature map yang dihasilkan dari proses konvolusi dan pooling kemudian dilakukan flattening menjadi vektor satu dimensi.

Setelah proses tersebut, vektor hasil *flattening* dihubungkan dengan *Fully Connected Layer. Layer* ini menghubungkan setiap *neuron* di satu *layer* dengan setiap *neuron* di *layer* berikutnya, mengubah representasi spasial menjadi representasi yang dapat dihubungkan langsung. Terakhir, *Output Layer* menghasilkan prediksi atau kelas berdasarkan *input* yang diberikan. Dengan demikian, arsitektur CNN memungkinkan pembelajaran fitur-fitur hierarkis dari

data *grid*, seperti struktur hierarkis dalam gambar, yang dapat digunakan untuk tugas-tugas seperti klasifikasi gambar (Simonyan & Zisserman, 2015).



Gambar 8. Cara Kerja CNN(Simonyan & Zisserman, 2015)

#### 2.4.1. You Only Look Once v8 (YOLOv8)

YOLOv8 adalah algoritma *object detection* yang dikembangkan oleh (Bochkovskiy et al., 2020). Algoritma ini merupakan pengembangan dari algoritma YOLOv5 yang dirilis pada tahun 2020. YOLOv8 dirancang untuk dapat mendeteksi dan melacak objek dengan cepat dan akurat, bahkan dalam kondisi yang kompleks. Dalam penelitian yang dilakukan oleh (Wang *et al.*, 2023) arsitektur YOLOv8 terdiri dari 3 bagian, yaitu:

#### a. Backbone Network

*Backbone Network* atau Jaringan Tulang Belakang berfungsi untuk mengekstrak fitur dari gambar. *Backbone network* yang digunakan pada Yolov8 adalah CSPDarknet53.

#### b. Neck Network

Neck Network atau Jaringan Leher adalah bagian yang berfungsi untuk menghubungkan backbone network dengan head network. Neck network yang digunakan pada Yolov8 adalah FPN (Feature Pyramid Network).

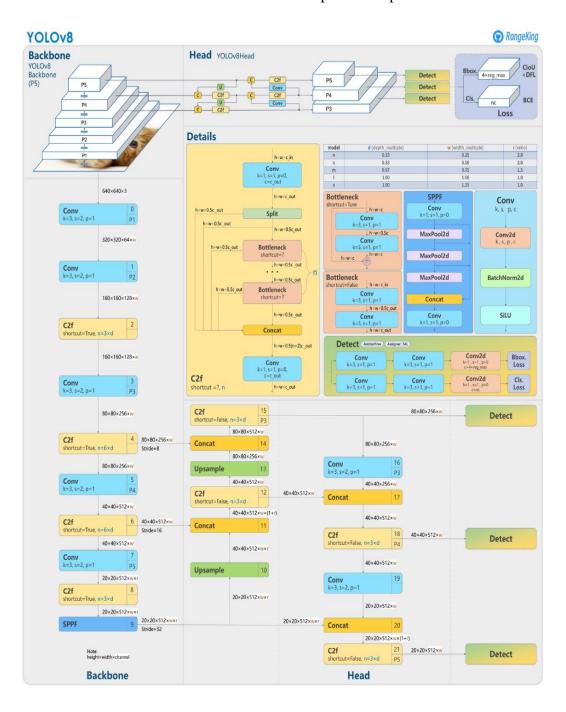
#### c. Head Network

Head Network atau jaringan kepala adalah bagian yang berfungsi untuk mendeteksi dan melacak objek. Head network yang digunakan pada YOLOv8 terdiri dari 3 bagian, yaitu:

 Bagian pertama adalah YOLOv8-S yang berfungsi untuk mendeteksi objek dengan ukuran kecil.

- Bagian kedua adalah YOLOv8-M yang berfungsi untuk mendeteksi objek dengan ukuran sedang.
- Bagian ketiga adalah YOLOv8-L yang berfungsi untuk mendeteksi objek dengan ukuran besar.

Arsitektur dari YOLOv8 secara keseluruhan dapat dilihat pada Gambar 8.

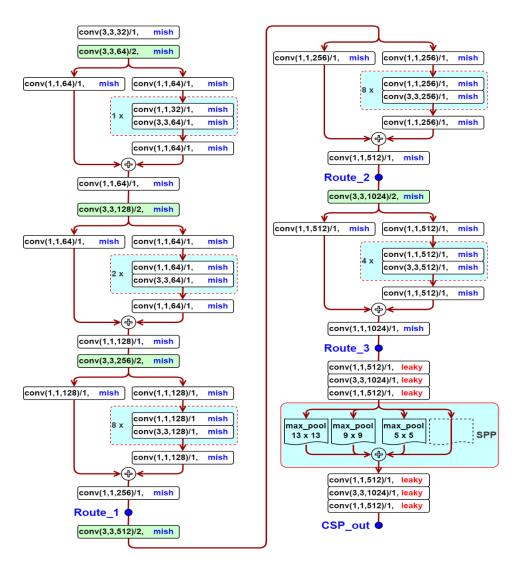


Gambar 9. Arsitektur YOLOv8 (Khare et al., 2023)

Dalam penelitian yang dilakukan oleh (Khare *et al.*, 2023) dijelaskan bahwa dalam pengembangannya Yolov8 memiliki beberapa peningkatan dibandingkan dengan pendahulunya, beberapa peningkatan yang diberikan kepada YOLOv8 yaitu:

#### a. CSPDarknet53

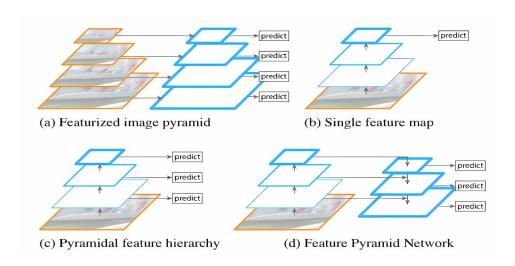
Backbone network YOLOv8 menggunakan CSPDarknet53 yang menggantikan Darknet53 yang digunakan pada YOLOv5. CSPDarknet53 memiliki beberapa keunggulan, Seperti kecepatan *processing* yang lebih cepat dan efisien serta memiliki akurasi yang lebih tinggi, selain itu CSPDarknet dapat mengatasi masalah gradien hilang (Khare et al., 2023). Arsitektur CSP Darknet dapat dilihat pada Gambar 10.



Gambar 10. Arsitektur CSPDarknet53 (Khare et al., 2023)

#### b. FPN (Feature Pyramid Network)

Neck network YOLOv8 menggunakan FPN yang menggantikan PAN (Path Aggregation Network) yang digunakan pada YOLOv5. Keunggulan FPN adalah dapat mendeteksi objek dengan ukuran yang berbeda-beda (Wang et al., 2023).



Gambar 11. FPN (Wang et al., 2023)

#### c. Head

Merujuk pada Gambar 9 *head network* Yolov8 terdiri dari 3 bagian, yaitu YOLOv8-S digunakan untuk melakukan deteksi terhadap objek yang berukuran kecil, YOLOv8-M digunakan untuk mendeteksi objek yang berukuran sedang, dan YOLOv8-L digunakan untuk melakukan deteksi pada objek yang berukuran besar (Khare et al., 2023).

Pengujian YOLOv8. YOLOv8 telah diuji dengan menggunakan *dataset* COCO 2017. Hasil pengujian menunjukkan bahwa Yolov8 memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan YOLOv5, YOLOv8 memiliki *precision* sebesar 94,9%, *recall* sebesar 92,1%, dan F1 *score* sebesar 93,5% (Khare *et al.*, 2023).

#### 2.4.2. Hyperparameter

Hyperparameter adalah variabel konfigurasi yang berada di luar model yang digunakan untuk membantu kinerja dari model yang akan dibuat (Feurer et al.,

2019). Hyperparameter yang digunakan adalah epoch, batch size, optimizer AdamW, dan Learning rate.

#### a. Epoch

*Epoch* adalah sebuah parameter yang menentukan jumlah perulangan suatu model mempelajari sebuah *dataset* yang ada. Dalam satu kali *epoch* berarti model telah mempelajari sebuah *dataset* secara keseluruhan sebanyak satu kali (Wasil *et al.*, 2022).

#### b. Batch Size

Batch size adalah jumlah dari sampel data pada setiap iterasi. Batch size juga dapat mempengaruhi waktu training dan akurasi sebuah model, semakin kecil Batch Size yang digunakan maka waktu training akan semakin lama dan akurasi akan semakin tinggi, sebaliknya jika Batch Size yang digunakan semakin besar maka waktu training akan semakin cepat namun akurasi akan semakin kecil (Rochmawati et al., 2023).

#### c. Opimizer AdamW

*Optimizer* AdamW bekerja dengan cara melakukan penurunan gradien stokastik yang didasarkan pada estimasi yang bersifat adaptif yang bertujuan untuk meluruhkan bobot (Loshchilov & Hutter, 2019).

#### d. Learning rate

*Learning rate* memiliki sistem kerja dengan melakukan koreksi pada bobot yang ada saat melakukan *training* dengan tujuan mencapai nilai akurasi yang lebih baik (Rochmawati *et al.*, 2023).

#### 2.5. Mean Average Precision (mAP)

Mean Average Precision (mAP) adalah sebuah nilai yang menjadi tolak ukur untuk mengetahui seberapa baik sebuah sistem dalam menemukan sesuatu. Mean Average Precision menghitung seberapa sering sebuah sistem melakukan deteksi dengan benar dan sebaliknya. Nilai dari Mean Average Precision didapat dengan cara menggabungkan nilai accuracy dan nilai recall (Harun, 2020).

Mean Average Precision dapat dihitung dengan menjumlahkan nilai dari Average Precision dari setiap kelas kemudian dibagikan dengan jumlah kelas yang ada (Brillian et al., 2018). Rumus dari Mean Average Precision adalah sebagai berikut:

Mean Average Precision = 
$$\frac{1}{n}\sum_{k=1}AP_{k\rightarrow n}$$

### Keterangan:

n = Jumlah Kelas

 $AP = Average \ Precision$ 

Mean Average Precision adalah cara terbaik untuk mengukur kinerja sebuah sistem deteksi objek jika dibandingkan dengan accuracy dan pengukuran dengan satu IoU.

### 2.5.1. Intersection over Union (IoU)

IoU (*Intersection over Union*) adalah salah satu parameter paling penting dalam melakukan evaluasi performa deteksi objek. IoU menghitung tingkat tumpang tindih antara *bounding box* yang dihasilkan oleh algoritma dengan *bounding box* sebenarnya yang terdapat dalam referensi (*dataset*) (Brillian et al., 2018).

$$IOU = \frac{\text{area of overlap}}{\text{area of union}} = \frac{1}{1}$$

Gambar 12. Intersection over Union (Brillian et al., 2018).

Dalam deteksi objek terdapat sebuah nilai ambang batas yang digunakan untuk menentukan apakah sebuah *bounding box* benar atau salah yang disebut dengan IoU

threshold. Nilai IoU threshold biasanya digunakan dalam perhitungan mAP untuk menilai ketepatan sebuah model deteksi objek. Pada umumnya nilai IoU threshold yang digunakan adalah 0,5 sebagai standar, hal ini mengharuskan area prediksi dan referensi yang tumpang tindih minimal setengah dari seluruh area agar dapat diklasifikasikan benar (Harun, 2020).

### 2.6. Aplikasi Mobile

Aplikasi Mobile atau biasa disebut dengan *Mobile Apps* adalah perangkat lunak yang dirancang untuk dijalankan pada perangkat seluler, seperti *Smartphone* dan tablet. Aplikasi *mobile* beroperasi pada perangkat seluler dan bertujuan untuk menjalankan fungsi tertentu untuk memenuhi kebutuhan pengguna. Aplikasi *mobile* sendiri memiliki keunggulan yang memudahkan penggunanya yaitu kemudahan dalam mengakses aplikasi secara portabel sehingga hal ini dapat dilakukan dimana saja dan kapan saja (Hiremath et al., 2021).

#### 2.7. Dart

Dart merupakan bahasa pemrograman yang dirancang guna mendukung pengembangan aplikasi web dan seluler dengan lebih cepat sehingga dapat menghemat waktu *developing*. Dart sendiri menerapkan berbagai konsep pendekatan dari pemrograman berorientasi objek, seperti kelas, abstraksi, pewarisan, enkapsulasi, dan polimorfisme, sehingga memungkinkan pengembang untuk menggunakan konsep pemrograman berorientasi objek yang diterapkan oleh dart (Nagaraj et al., 2022).

#### 2.8. Framework flutter

Flutter merupakan *framework* pengembangan aplikasi *mobile* berperforma tinggi yang berbasis lintas platform. Flutter sendiri dirilis oleh Google pada tahun 2016. Aplikasi flutter dapat berjalan pada beberapa platform yaitu Android, iOS, dan web. Flutter memiliki fitur yang disebut sebagai *statefull hot reload* yang dimana hal ini

adalah salah satu keunggulan utama dari *framework* flutter. *Statefull hot reload* bekerja dengan cara mengirimkan *source code* yang telah diperbarui melalui *Dart Virtual Machine* (Dart VM) hal ini memungkinkan aplikasi untuk bisa bekerja dengan optimal bahkan setelah dilakukannya *hot reload* (Nagaraj et al., 2022).

#### 2.9. Visual Studio Code

Visual studio code merupakan software editor yang cukup powerfull, namun cukup ringan untuk dijalankan. Visual studio code dapat digunakan untuk mengedit berbagai Bahasa pemrograman. Software ini memiliki beberapa fitur yang dapat memudahkan penggunanya dalam melakukan pembuatan source code fitur-fitur tersebut adalah auto complete, debugging, auto save dan hot exit serta pengguna juga dapat menambahkan berbagai ekstensi sehingga mempermudah pembuatan dan pengeditan source code (Nagaraj et al., 2022).

### **2.10.** Python

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang serbaguna, dirancang dengan fokus pada kemudahan penggunaan dan keterbacaan kode. Dengan sintaksis yang sederhana dan mudah dipahami, Python menjadi pilihan utama bagi banyak pengembang perangkat lunak untuk berbagai keperluan, mulai dari pengembangan web hingga ilmu data dan kecerdasan buatan (Raihan & Yulianto, 2023).

Python memiliki sebuah kelebihan berupa beragamnya pustaka dan kerangka kerja yang tersedia, mempercepat proses pengembangan dengan menyediakan alat yang diperlukan untuk menangani berbagai tugas dan tantangan. Selain itu, Python bersifat *cross platform*, dapat berjalan diberbagai sistem operasi, menjadikannya pilihan ideal untuk proyek-proyek yang memerlukan fleksibilitas dan portabilitas. Dengan komunitas yang luas dan aktif, Python terus berkembang dan memperkuat posisinya sebagai salah satu bahasa pemrograman paling populer di dunia.

#### 2.11. Roboflow

Roboflow adalah platform yang memungkinkan pengembang dan peneliti untuk dengan mudah mengelola, menganalisis, dan menyempurnakan data citra untuk aplikasi kecerdasan buatan. Dengan alat-alat yang canggih, Roboflow memfasilitasi proses pra-pemrosesan data, termasuk *augmentasi* citra, pengaturan label, dan integrasi dengan berbagai kerangka kerja pembelajaran mesin. Dengan demikian, platform ini membantu mengatasi beberapa tantangan utama dalam pengembangan model pembelajaran mesin berbasis citra, seperti kekurangan data yang berkualitas dan kesulitan dalam mengatur dan mengelola *dataset* yang besar.

Selain itu, Roboflow juga menawarkan fitur kolaborasi yang memungkinkan tim untuk bekerja sama secara efisien dalam mengelola dan memperbaiki *dataset* citra. Dengan fitur ini, pengguna dapat dengan mudah berbagi proyek, melacak revisi, dan mengelola versi *dataset*, sehingga mempercepat siklus pengembangan dan meningkatkan kualitas model yang dihasilkan. Dengan demikian, Roboflow menjadi solusi yang penting bagi para praktisi kecerdasan buatan yang mengutamakan efisiensi, kualitas, dan kolaborasi dalam pengembangan model berbasis citra (Roboflow, 2023).

#### 2.12. Google Colab

Google Colab adalah platform komputasi berbasis *cloud* yang disediakan oleh Google, dirancang khusus untuk pengembangan dan penelitian dalam bidang ilmu data, pembelajaran mesin, dan kecerdasan buatan. Colab memungkinkan pengguna untuk menulis dan mengeksekusi kode Python dalam lingkungan *notebook* interaktif yang serupa dengan Jupyter *Notebook*, tanpa memerlukan instalasi atau konfigurasi tambahan. Salah satu fitur utama Colab adalah kemampuannya untuk memberikan akses ke GPU dan TPU (*Tensor Processing Unit*) secara gratis, mempercepat waktu pelatihan model pembelajaran mesin yang kompleks. Selain itu, Colab juga mendukung berbagai pustaka dan kerangka kerja populer seperti TensorFlow, PyTorch, dan scikit-learn, serta menyediakan penyimpanan data yang mudah diakses dan berbagi menggunakan Google Drive. Dengan kombinasi antara

kekuatan komputasi *cloud* dan kemudahan penggunaan, Google Colab menjadi pilihan yang populer di kalangan praktisi dan peneliti dalam bidang ilmu data dan kecerdasan buatan (Reina et al., 2019).

## 2.13. Confusion Matrix

Confusion *Matrix* adalah sebuah *matrix* yang dapat digunakan untuk melakukan evaluasi pada model klasifikasi dengan cara melakukan prediksi pada objek apakah benar atau salah. *Confusion Matrix* berisikan informasi mengenai klasifikasi aktual dan presisi yang dilakukan model. *Confusion Matrix* disajikan dalam bentuk tabel yang berisikan jumlah data uji yang benar dan salah.

Tabel 2. Confusion Matrix

Comment	Classified as					
Correct	Predicted "+"	Predicted "-"				
Actual "+"	True Positives	False Negatives				
Actual "-"	False Positives	True Negatives				

### Keterangan:

*True Positives* (TP) = data positif yang terdeteksi benar.

False Positives (FP) = data negatif yang terdeteksi sebagai data positif.

*True Negatives* (TN) = data negatif yang terdeteksi benar.

False Negatives (FN) = data positif yang terdeteksi sebagai data negatif.

Tabel *confusion matrix* bertujuan untuk menghitung kinerja metode klasifikasi pada model dengan menghitung nilai *recall, precision, accuracy,* dan *F1-score*.

# **2.13.1.** *Precision*

Precision merupakan parameter yang mengukur unit yang bernilai True Positif.

Precision adalah nilai acuan bagi kita seberapa besar model dapat dipercaya dalam

melakukan prediksi (Grandini *et al.*, 2020). Rumus untuk mencari *precision* adalah sebagai berikut :

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

Keterangan:

TP = data positif yang terdeteksi benar pada kelas.

FP = data negatif yang terdeteksi sebagai data positif.

#### 2.13.2. Recall

Recall mengukur akurasi model untuk kelas positif. Recall digunakan untuk mengukur kemampuan dari sebuah model dalam menemukan seluruh unit positif pada dataset (Grandini et al., 2020). Untuk menghitung Recall dapat digunakan rumus seperti di bawah.

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

Keterangan:

TP = data positif yang terdeteksi benar pada kelas.

FP = data negatif yang terdeteksi sebagai data positif.

### **2.13.3.** *Accuracy*

Accuracy adalah perhitungan yang digunakan untuk menilai kinerja suatu algoritma. Tingkat kedekatan antara nilai yang diprediksi oleh sistem dan nilai yang sebenarnya didefinisikan sebagai akurasi (Harun, 2020).

$$\frac{(TP + TN)}{(TP + FP + FN + TN)}$$

Keterangan:

TP = data positif yang terdeteksi benar pada.

FP = data negatif yang terdeteksi sebagai data positif.

FN = data positif yang terdeteksi sebagai data negatif.

TN = data negatif yang terdeteksi benar pada kelas.

# 2.13.4. F1-Score

F1-Score adalah perbandingan rata-rata presisi (precision) dan recall. Nilai terbaiknya adalah 1 dan nilai terburuk adalah 0 (Harun, 2020).

$$F1 Score = 2 x (Recall x Precision)/(Recall + Precision)$$

# Keterangan:

*Precision* = parameter untuk mengukur ketepatan dari suatu algoritma.

*Recall* = parameter yang digunakan untuk mengukur kelengkapan algoritma.

# III.METODOLOGI PENELITIAN

# 3.1. Waktu dan Tempat Penelitian

Waktu dan tempat penelitian adalah sebagai berikut :

Tabel 3. Waktu Penelitian

				2024																
Tahapan	Februari		Mai	ret		Ap	ril			M	ei			Ju	ni			Ju	li	
	1 2 3	4 1	2	3 4	. 1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
Pengajuan																				
Judul																				
Proposal																				
Dataset																				
Pre-																				
Processing																				
Training																				
Model																				
Evaluation																				
Model																				
Develop																				
Mobile																				
Apps																				
Testing																				
Mobile																				
Apps																				

Penelitian dilakukan pada semester genap 2023/2024 di Kota Bandar Lampung, Gedung Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Pengetahuan Alam Universitas Lampung dan di Kediaman yang berlokasi di Jalan Menggala II Kelurahan Kampung Baru Kecamatan Labuhan Ratu Kota Bandar Lampung.

# 3.2. Perangkat Penelitian

Penelitian ini akan menggunakan dua jenis perangkat yaitu perangkat lunak dan juga perangkat keras. Berikut adalah perangkat yang akan digunakan selama penelitian.

### **3.2.1.** Perangkat Lunak (*Software*)

- Sistem Operasi Windows 11 Home 64-Bit sebagai sistem operasi yang pada laptop yang digunakan.
- Python versi 3.10.12 sebagai *tools* untuk melakukan *training* dan *testing* pada model YOLOv8.
- Roboflow sebagai *tools* untuk melakukan anotasi pada data.
- Google Colab untuk melakukan proses *training*, *validation*, dan *testing*.
- Sistem operasi Android 13 yang digunakan sebagai sistem operasi untuk melakukan testing.
- Visual Studio Code digunakan sebagai *tools* untuk melakukan pengembangan aplikasi mobile menggunakan *framework* flutter.

## 3.2.2. Perangkat Keras (*Hardware*)

- Laptop ASUS TUF 505DD dengan RAM 16 GB, Solid State Drive 512 GB, Processor AMD Ryzen 5 3550H dan Graphics Card Nvidia GeForce GTX 1050 3GB GDDR5 VRAM sebagai alat pendukung dalam penelitian untuk melakukan pengolahan citra pada dataset kerusakan jalan Kota Bandar Lampung.
- *Smartphone* Samsung A32 Untuk melakukan pengambilan citra jalan rusak Kota Bandar Lampung serta sebagai media untuk melakukan testing aplikasi.
- Stabilizer DJI Osmo sebagai alat bantu saat melakukan pengambilan citra digital.

#### 3.3. Bahan

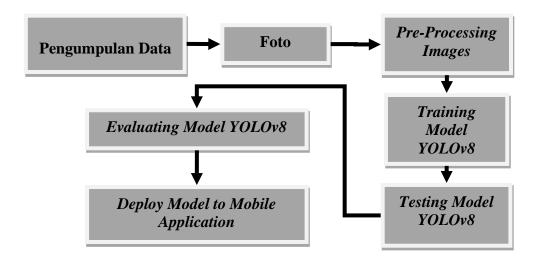
Bahan yang digunakan pada penelitian ini berupa *dataset* yang berisi 100 citra kerusakan jalan yang didapatkan dari gambar olahan pribadi dan dari <a href="https://universe.roboflow.com/orangeki/patchs2">https://universe.roboflow.com/orangeki/patchs2</a>, *dataset* berisikan 2 buah *class* yang berpedoman pada *International Roughness Index* (IRI). *Class* disesuaikan dengan jenis kerusakan yang paling banyak terjadi di Kota Bandar Lampung berdasarkan data yang didapat dari <a href="https://data.pu.go.id/dataset/kondisi-permukaan-jalan-provinsi">https://data.pu.go.id/dataset/kondisi-permukaan-jalan-provinsi</a> yang di rilis oleh kementerian PUPR pada awal tahun 2024. Komposisi *dataset* dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Komposisi Dataset

No	Jenis Kerusakan Jalan	Instance	
1	Retak	174	
2	Berlubang	133	
	Total Data		307

## 3.4. Tahapan Penelitian

Di bawah ini adalah tahapan penelitian yang akan dilakukan :



Gambar 13. Tahapan Penelitian

# 3.4.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan melakukan pengambilan citra digital pada jalan rusak Kota Bandar Lampung serta melakukan pengambilan data dari <a href="https://universe.roboflow.com/orangeki/patchs2">https://universe.roboflow.com/orangeki/patchs2</a> yang bertujuan untuk mengumpulkan *dataset*. Citra digital akan digunakan sebagai *dataset* untuk *training*, *validation*, dan *testing*.

### 3.4.2. Pre-Processing Images

Pre-Processing images adalah proses untuk mengubah data mentah menjadi data yang lebih mudah dipahami. Tahap ini dilakukan menggunakan tool Roboflow. Tahapan ini terbagi menjadi dua yaitu image annotation dan Splitting images datasets.

### 1. Images Annotation

Images annotation adalah tahapan untuk memberikan label pada setiap gambar yang akan digunakan sebagai dataset dengan tujuan menyimpan informasi citra. Proses ini dilakukan dengan membuat bounding box dan memberikan nama kelas pada setiap objek pada citra. Proses ini bertujuan untuk memberikan data yang dapat dikenali dengan baik oleh model YOLOv8.

### 2. Splitting Images Datasets

Splitting Images Datasets adalah proses membagi dataset ke dalam beberapa bagian yaitu, training dan validation. Besaran pembagian data untuk masingmasing bagiannya yaitu data training sebesar 70% dari jumlah keseluruhan data yang ada yaitu sejumlah 70 gambar yang akan dilakukan augmentasi pada setiap citra sehingga menjadi 210 gambar dan validation sebesar 20% dari keseluruhan data yang ada yaitu sejumlah 20 gambar serta 10% untuk testing yaitu sejumlah 10 gambar. Tahap ini bertujuan agar model memiliki data yang cukup untuk melakukan training dengan efektif dan juga memiliki data yang dapat mendukung model dalam melakukan proses validation dengan optimal.

# 3.4.3. Training and Evaluate Model YOLOv8

### 1. Training Model YOLOv8

*Training* data dilakukan dengan *dataset* sebanyak 100 citra kerusakan jalan, proses *training* dilakukan dengan resolusi 160 x 160, 320 x 320, 480 x 480, dan 640 x 640. Tools yang digunakan untuk melakukan *training* adalah Google Colab dengan *runtime* T4 GPU dan menggunakan *Hyperparameter*. *Hyperparameter* yang akan digunakan dapat dilihat pada tabel di bawah ini.

Tabel 5. *Hyperparameter* 

No	Parameter	Nilai	
1	Epoch	100	
2	Batch Size	8	
3	Optimizer	AdamW	
4	Learning Rate	0,01	
5	Momentum	0,9	

Epoch sebesar 100 digunakan dengan tujuan untuk menguji model apakah model dapat menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dengan jumlah pembelajaran yang lebih banyak, selain itu nilai epoch 100 adalah nilai yang disarankan oleh pengembang algoritma YOLOv8 untuk digunakan dalam pendeteksian objek. Batch Size sebesar 64 bertujuan untuk mengimbangi jumlah dataset yang besar agar waktu pembelajaran menjadi semakin cepat. Optimizer AdamW merupakan Optimizer default yang digunakan oleh arsitektur YOLOv8. Nilai yang digunakan pada learning rate dan momentum adalah nilai default pada arsitektur YOLOv8.

#### 2. Evaluation Model YOLOv8

Evaluation pada model dilakukan dengan cara melihat Confusion Matrix. Confusion matrix didapatkan saat proses training dan validation telah selesai dilakukan oleh model. Kemudian pengujian model akan dilakukan dengan menggunakan media Image yang berisi objek jalan rusak Kota Bandar Lampung

guna menguji keberhasilan dari model yang telah selesai melakukan *training*. Tolak ukur keberhasilan model dapat dilihat dari besar atau kecilnya nilai *precision*, *recall*, *accuracy*, dan F1-*Score*.

# 3.4.4. Deploy Model to Mobile Application

Pada tahap ini dilakukan pembuatan aplikasi *mobile* yang dapat menjalankan model YOLOv8. Pada tahap ini terdapat 2 proses yang akan dilakukan yaitu *develop Mobile Application* dan *Testing Mobile Application*.

### 1. Developing Mobile Application

Proses *developing* akan dilakukan menggunakan *Framework* Flutter, proses ini bertujuan untuk membangun aplikasi sederhana yang dapat menampilkan hasil deteksi dari model YOLOv8. *Package* yang digunakan dalam proses pembuatan aplikasi adalah flutter\_version sebagai *plugin*. Aplikasi yang dihasilkan harus dapat dijalankan tanpa koneksi internet.

Proses ini dimulai dengan menentukan tujuan dari dibuatnya aplikasi yaitu untuk memudahkan pengamatan jalan rusak di Kota Bandar Lampung. Kebutuhan fitur aplikasi dapat dilihat pada tabel 6.

Tabel 6.Kebutuhan Fitur

No	Fitur	Deskripsi
1	Deteksi Kamera	Menampilkan kamera yang dapat
		menghasilkan bounding box pada kerusakan
		jalan
2	Identifikasi Gambar	Menambahkan file gambar dan menampilkan
		hasil identifikasi pada gambar

Proses dilanjutkan dengan melakukan *prototyping* aplikasi yang bertujuan mempermudah proses *developing*, prototipe yang dibuat akan merujuk kepada tabel kebutuhan fitur pada tabel 6 Prototipe tampilan aplikasi adalah sebagai berikut:

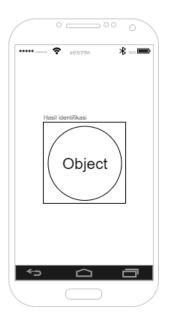
# a. Prototipe Halaman Home Screen



Gambar 14. Prototipe Home Screen

Tampilan *Home Screen* adalah halaman utama dari aplikasi. Halaman ini daftar yang mengarahkan pengguna menuju menu pendeteksian *realtime* menggunakan kamera atau identifikasi melalui gambar. Tampilan *Home Screen* dapat dilihat pada gambar 15.

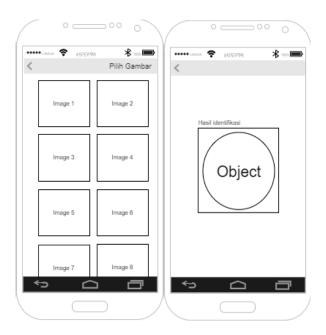
# b. Prototipe Tampilan Halaman Realtime Detection



Gambar 15. Prototipe Halaman Reatime Detection

Gambar 22 menunjukkan halaman deteksi yang menggunakan kamera dan menampilkan *bounding box* deteksi secara *real-time* dengan menggunakan model YOLOv8 yang telah diekspor ke Tensorflow Lite.





Gambar 16. Prototipe Halaman *Image Detection* 

Tampilan sisi kiri pada gambar 17 merupakan halaman *upload Image* sedangkan pada sisi kanan merupakan halaman yang menampilkan hasil pendeteksian dan *bounding box*.

### 2. Testing Mobile Application

Proses ini bertujuan untuk melakukan pengujian terhadap aplikasi yang sudah dibuat dan akan memfokuskan fungsionalitas dari *input* dan *output* dari aplikasi. Pada tahap ini aplikasi *mobile* yang telah dibuat menggunakan *framework* flutter akan di*deploy* ke perangkat *smartphone* dengan proses *debugging* menggunakan Visual Studio Code kemudian proses testing akan dilakukan dengan menggunakan data *test* pada *dataset* dan juga dilakukan pengetesan di lapangan secara langsung, selain itu untuk mengetahui apakah aplikasi berjalan baik atau tidak maka harus dilakukan *testing* pada setiap fungsi aplikasi. Skenario pengujian aplikasi dapat dilihat pada tabel 7 sampai

tabel 9.

Tabel 7. Skenario Pengujian Home Screen

No	Test ID	Test Scenario
1	A-01	Pengguna membuka menu utama dan memilih
		menu image detection
2	A-02	Pengguna membuka menu utama dan memilih
		menu realtime detection
3	A-03	Pengguna membuka menu utama dan tidak
		memilih menu

Tabel 8. Skenario Pengujian Realtime Detection

No	Test ID	Test Scenario						
1	B-01	Pengguna melakukan deteksi langsung						
		menggunakan kamera untuk mendeteksi objek						
		berupa kerusakan jalan						
2	B-02	Pengguna melakukan deteksi langsung						
		menggunakan kamera untuk mendeteksi objek						
		selain kerusakan jalan						

Tabel 9. Skenario Pengujian Image Detection

No	Test ID	Test Scenario
1	C-01	Pengguna mengunggah gambar berupa gambar
		kerusakan jalan
2	C-02	Pengguna mengunggah gambar selain gambar
		kerusakan jalan

#### V. KESIMPULAN DAN PEMBAHASAN

# 5.1. Kesimpulan

Kesimpulan yang diperoleh berdasar hasil penelitian ini adalah sebagai berikut :

- 1. Penelitian ini membuktikan bahwa pendeteksian jalan rusak di Kota Bandar Lampung dapat dilakukan dengan mengimplementasikan model YOLOv8.
- 2. Pada penelitian ini dihasilkan model YOLOv8 dengan nilai persentase mAP sebesar 87.1% 0.5 *threshold*. Akurasi pada *testing* menggunakan data *test* pada *dataset* sebesar 90% dengan nilai *error* sebesar 10% dan akurasi pada saat *testing* di lapangan sebesar 86.7% dengan nilai *error* sebesar 13.3%.
- 3. Penelitian ini membuktikan bahwa model YOLOv8 dapat diimplementasikan pada aplikasi *mobile* untuk melakukan identifikasi dan klasifikasi kerusakan jalan di Kota Bandar Lampung.
- 4. Penelitian ini membuktikan bahwa *image size* yang digunakan dapat mempengaruhi hasil akurasi dari model yang dibuat, hal ini dapat dilihat pada gambar 23.

## 5.2. Saran

Saran untuk penelitian yang selanjutnya adalah sebagai berikut :

- 1. Melakukan pengambilan *dataset* secara pribadi agar *dataset* yang di dapat memiliki ukuran *pixel* yang seragam.
- 2. Melakukan improvisasi terhadap algoritma YOLOv8 untuk mendapatkan nilai akurasi yang lebih baik.
- 3. Membuat *dataset* yang lebih variatif sehingga dapat memperkecil kemungkinan

kesalahan deteksi pada objek.

4. Melakukan pengembangan aplikasi *mobile* dengan menggunakan *framework* yang berbeda seperti React Native, Ionic, Xamarin atau Corona SDK.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Adityah, D. A. (2021). *Deteksi dan Klasifikasi Keretakan Jalan Menggunakan Metode You Only Look Once*. repositori.usu.ac.id. https://repositori.usu.ac.id/handle/123456789/47311
- Afriani, L. (2014). Pengertian Infrastruktur. *Graha Ilmu*, 87, 1–2.
- Afriyana, L., Salmah, E., Sriningsih, S., Harsono, I., & Kunci, K. (2023). Analisis Dampak Pembangunan Infrastruktur Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Inklusif Pada Kabupaten / Kota di Provinsi Nusa Tenggara Barat Tahun 2016-2021 Info Artikel Keywords: Pertumbuhan ekonomi di Indonesia dipengaruhi oleh banyak faktor selain atensi Pem. *Jurnal Ekonomi Pembangunan*, 5(1), 1–12.
- Bertarina, Mahendra, O., Lestari, F., & Safitri, D. (2022). Analisis Pengaruh Hambatan Samping (Studi Kasus: Jalan Raya Za Pagar Alam di Bawah Flyover Kedaton Kota Bandar Lampung). *Jurnal Teknik Sipil ITP*, *9*(1), 5. https://doi.org/10.21063/jts.2022.v901.05
- Bochkovskiy, A., Wang, C.-Y., & Liao, H.-Y. M. (2020). YOLOv8: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. http://arxiv.org/abs/2004.10934
- Brillian, S., Adji, B., Kusumawardani, S., & Hidayah, I. (2018). Rekomendasi Berdasarkan Nilai Pretest Mahasiswa Menggunakan Metode Collaborative Filtering dan Bayesian Ranking. *Edu Komputika*, *5*(1), 13–22.
- Eriksson, M. (2023). Road damage detection with Yolov8 on Swedish roads Civilingenjörsprogrammet i informationsteknologi. https://www.diva-portal.org/smash/record.jsf?pid=diva2%3A1803747&dswid=-8465
- Feurer, M., Klein, A., Jost, K. E., Springenberg, T., Blum, M., & Hutter, F. (2019).

- Auto-sklearn: efficient and robust automated machine learning. In: Automated machine learning: methods, systems, challenges. 113–134. http://automl.org
- Grandini, M., Bagli, E., & Visani, G. (2020). *Metrics for Multi-Class Classification: an Overview*. 1–17. http://arxiv.org/abs/2008.05756
- Harun, A. (2020). Implementasi Deep Learning Menggunakan Metode You Only Look Once untuk Mendeteksi Rokok. *Jurnal Ekonomi Volume 18, Nomor 1 Maret201*, 2(1), 41–49.
- Hidayat. (2020). Bab II Tinjauan Pustaka Faktor Penyebab Kerusakan Jalan. *BAB II Tinjauan Pustaka Faktor Penyebab Kerusakan Jalan*, *13*, 4–15. http://eprints.itenas.ac.id/1056/5/05 Bab 2 222016129.pdf
- Hiremath, R., Malshikare, K., Mahajan, M., & Kulkarni, R. V. (2021). A Smart App for Pothole Detection Using Yolo Model BT ICT Analysis and Applications
  (S. Fong, N. Dey, & A. Joshi (eds.); pp. 155–164). Springer Singapore.
- Indonesia.go.id. (2024). *Jalan makin Mulus, Arus Barang makin Lancar*. https://indonesia.go.id/kategori/editorial/8272/jalan-makin-mulus-arus-barang-makin-lancar?lang=1
- Jensen, S. H. N., Doest, M. E. B., Aanæs, H., & Del Bue, A. (2021). A Benchmark and Evaluation of Non-Rigid Structure from Motion. *International Journal of Computer Vision*, 129(4), 882–899. https://doi.org/10.1007/s11263-020-01406-y
- Jiang, Y., Yan, H., Zhang, Y., Wu, K., Liu, R., & Lin, C. (2023). RDD-YOLOv5: Road Defect Detection Algorithm with Self-Attention Based on Unmanned Aerial Vehicle Inspection. Sensors, 23(19), 1–28. https://doi.org/10.3390/s23198241
- Jumadi, J., Yupianti, Y., & Sartika, D. (2021). Pengolahan Citra Digital Untuk Identifikasi Objek Menggunakan Metode Hierarchical Agglomerative Clustering. JST (Jurnal Sains Dan Teknologi), 10(2), 148–156. https://doi.org/10.23887/jstundiksha.v10i2.33636
- Khare, O. M., Gandhi, S., Rahalkar, A. M., & Mane, S. (2023). YOLOv8-Based

- Visual Detection of Road Hazards: Potholes, Sewer Covers, and Manholes. http://arxiv.org/abs/2311.00073
- Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., Haffner, P., Lecun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition To cite this version: HAL Id: hal-03926082 Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition. 86(11), 2278–2324.
- Loshchilov, I., & Hutter, F. (2019). Decoupled weight decay regularization. 7th International Conference on Learning Representations, ICLR 2019.
- Mubarok, H. (2019). Identifikasi Ekspresi Wajah Berbasis Citra Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN). *Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang*, 3(1), 10–12.
- Mukhtar, E., Sudjani, & Supriatna, N. (2022). Desain Road Barrier untuk Persimpangan Jalan (Studi Kasus: Jalan Layang Jakarta, Bandung) Amar. *JPTB: Jurnal Pendidikan Teknik Bangunan*, 2(1), 31–40.
- Nagaraj, K., Prabakaran, B., & Ramkumar, M. O. (2022). Application Development for a Project using Flutter. 2022 3rd International Conference on Smart Electronics and Communication (ICOSEC), 947–951. https://doi.org/10.1109/ICOSEC54921.2022.9951938
- Pamungkas, A. (2024). *Pengolahan Citra Digital dan Aplikasinya*. https://pemrogramanmatlab.com/2024/02/06/pengolahan-citra-digital-dan-aplikasinya/
- Pasaribu, S. D., Putri, D. I. H., & Suranegara, G. M. (2023). Implementasi Algoritma Yolov8 Dan Deep Learning Untuk Rancang Bangun Sistem Deteksi Objek Kendaraan Pada Jam Sibuk Di Jalan Pasir Kaliki (Paskal Timur) Tjokroaminoto Bandung.
- Pramestya, R. H. (2018). Deteksi dan Klasifikasi Kerusakan Jalan Aspal Menggunakan Metode YOLO Berbasis Citra Digital. *Institut Teknolgi Sepuluh Nopember*, 91. http://repository.its.ac.id/59044/1/06111650010019-Master\_Thesis.pdf

- Pratama, T. A. (2021). Penerapan Arsitektur Mobilenet Dan Algoritma Soft-NMS Pada Faster R-CNN Untuk Deteksi Pengguna Jalan. *Universitas Islam Negeri Malik Ibrahim*, 16–22.
- Putra, N. S. (2023). Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Untuk Identifikasi Jenis Kelamin Dan Ras Pada Citra Wajah.
- Raihan, R. M., & Yulianto, S. (2023). Penerapan Pemrograman Python Dalam Menentukan Waktu Overhoul Kondensor Turbin Uap. *Jurnal Konversi Energi Dan Manufaktur*, 8(1), 49–57. https://doi.org/10.21009/jkem.8.1.6
- Rawansyah, Subhi, D. H., & Alim, M. S. (2020). Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Prioritas Perbaikan Jalan Rusak Dengan Metode Multifactor Evaluation Process (MFEP) (Studi Kasus Kabupaten Bojonegoro). Seminar Informatika Aplikatif Polinema (Siap), 124–129.
- Reina, P. N., Agustin, F. E. M., & Hakiem, N. (2019). Penerapan Metode Convolutional Neural Network Pada Pendeteksi Gambar Notasi Balok. In *Rabit: Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab* (Vol. 1, Issue 1).
- Roboflow. (2023). *Getting Started with Roboflow*. https://blog.roboflow.com/getting-started-with-roboflow/
- Rochmawati, N., Hidayati, H. B., Yamasari, Y., Tjahyaningtijas, H. P. A., Yustanti, W., & Prihanto, A. (2023). Analisa Learning rate dan Batch size Pada Klasifikasi Covid Menggunakan Deep learning dengan Optimizer Adam. *Jurnal Pendidikan Dan Teknologi Indonesia*, 3(6), 265–271. https://doi.org/10.52436/1.jpti.306
- Sasmito, B., Setiadji, B. H., & Isnanto, R. (2023). Deteksi Kerusakan Jalan Menggunakan Pengolahan Citra Deep Learning di Kota Semarang. *Teknik*, 44(1), 7–14. https://doi.org/10.14710/teknik.v44i1.51908
- Sharma, D. K., Pradhan, R., & Agrawal, R. (2022). Comparative Study on Real-Time Vehicle Classification. *International Conference on System Modeling & Advancement in Research Trends (SMART)*. https://doi.org/10.1109/SMART55829.2022.10046885

- Simonyan, K., & Zisserman, A. (2015). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. 3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015 Conference Track Proceedings, 1–14.
- Umi, T., Setyawan, A., & Suprapto, M. (2016). Penggunaan Metode International Roughness Index (IRI), Surface Distress Index (SDI) Dan Pavement Condition Index (PCI) untuk Penilaian Kondisi Jalan Di Kabupaten Wonogiri. *Prosiding Semnastek*,
  1–9. https://jurnal.umj.ac.id/index.php/semnastek/article/view/685
- Wang, X., Gao, H., Jia, Z., & Li, Z. (2023). BL-YOLOv8: An Improved Road Defect Detection Model Based on YOLOv8. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 23(20). https://doi.org/10.3390/s23208361
- Wasil, M., Harianto, & Fathurrahman. (2022). Pengaruh Epoch pada Akurasi menggunakan Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi fashion dan Furniture. *Infotek: Jurnal Informatika Dan Teknologi*, 5(1), 53–61. https://doi.org/10.29408/jit.v5i1.4393
- Widiyanto, E. P. (2023). *AUTOMATED PAVEMENT DEFECT DETECTION*USING YOLOv8 OBJECT DETECTION. 1–13.

  https://doi.org/10.58674/phpji.v16i1.388