

**PERBANDINGAN METODE YOLOv4-MobileNetV3 DAN YOLOv7
PADA DETEKSI DAN KLASIFIKASI PLAT NOMOR KENDARAAN**

(Skripsi)

Oleh

**AGES MAHESA
NPM 2017051027**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2024**

ABSTRAK

PERBANDINGAN METODE YOLOv4-MobileNetV3 DAN YOLOv7 PADA DETEKSI DAN KLASIFIKASI PLAT NOMOR KENDARAAN

Oleh

AGES MAHESA

Plat Kendaraan berfungsi sebagai tanda pengenal resmi untuk kendaraan bermotor. Di Indonesia, plat kendaraan memiliki empat kategori warna berbeda, yaitu putih dengan tulisan hitam, kuning dengan tulisan hitam, merah dengan tulisan putih, dan hijau dengan tulisan hitam. Regulasi baru mengubah warna plat dari plat hitam dengan tulisan putih menjadi plat putih dengan tulisan hitam untuk menghindari kesalahan deteksi yang dilakukan sistem E-tilang ketika mendeteksi plat hitam dengan tulisan putih. Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan empat warna plat kendaraan, yaitu hitam, putih, kuning, dan merah, serta kendaraan non plat menggunakan metode YOLOv4 dengan MobileNetV3 sebagai fitur ekstraktor dan metode YOLOv7. Kedua metode akan dilakukan evaluasi performa untuk melakukan perbandingan kinerja dalam tugas deteksi dan klasifikasi objek plat kendaraan. Hasil penelitian dengan menggunakan data uji berupa video digital, menunjukkan bahwa YOLOv7 unggul dalam performa deteksi dengan rata-rata *precision* 95.24%, *recall* 94.68%, dan *f1-score* 94.95%, sementara YOLOv4-MobileNetV3 memiliki rata-rata *precision* 93.88%, *recall* 93.45%, dan *f1-score* 93.66%. Namun, pada evaluasi *running time* YOLOv4-MobileNetV3 lebih unggul dengan rata-rata waktu komputasi mencapai FPS 51.52, dibandingkan dengan YOLOv7 yang hanya mencapai rata-rata FPS 34.44. Penelitian ini menunjukkan bahwa metode YOLOv7 lebih unggul dalam hal akurasi deteksi dan klasifikasi, sementara YOLOv4-MobileNetV3 lebih efisien dalam waktu komputasi.

Kata Kunci: *Deep Learning*, YOLOv4, YOLOv7, MobileNetV3, Deteksi Objek, Klasifikasi, Plat Kendaraan.

ABSTRACT

COMPARISON OF YOLOv4-MobileNetV3 AND YOLOv7 METHODS FOR LICENSE PLATE DETECTION AND CLASSIFICATION

By

AGES MAHESA

License plates serve as official identification markers for motor vehicles. In Indonesia, license plates have four different color categories: white with black text, yellow with black text, red with white text, and green with black text. A new regulation has changed the color of license plates from black with white text to white with black text to avoid detection errors by the E-tilang system, which misinterpreted black plates with white text. This research aims to detect and classify four license plate colors: black, white, yellow, and red, as well as non-plate vehicles, using the YOLOv4 method with MobileNetV3 as the feature extractor and the YOLOv7 method. Both methods are evaluated to compare their performance in detecting and classifying license plates. The results of this research, using test data in the form of digital videos, indicate that YOLOv7 excels in detection performance with an average precision of 95.24%, recall of 94.68%, and an F1-score of 94.95%. In contrast, YOLOv4-MobileNetV3 achieves an average precision of 93.88%, recall of 93.45%, and an F1-score of 93.66%. However, in terms of running time evaluation, YOLOv4-MobileNetV3 is superior with an average computational time of 51.52 FPS, compared to YOLOv7, which reaches only an average of 34.44 FPS. This study demonstrates that the YOLOv7 method is better in terms of detection and classification accuracy, while YOLOv4-MobileNetV3 is more efficient in computational time.

Kata Kunci: Deep Learning, YOLOv4, YOLOv7, MobileNetV3, Object Detection, Classification, License Plate.

**PERBANDINGAN METODE YOLOv4-MobileNetV3 DAN YOLOv7
PADA DETEKSI DAN KLASIFIKASI PLAT NOMOR KENDARAAN**

Oleh

AGES MAHESA

Skripsi

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
SARJANA KOMPUTER**

Pada

**Jurusan Ilmu Komputer
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2024**

Judul Skripsi : **PERBANDINGAN METODE YOLOv4-
MobileNetV3 DAN YOLOv7 PADA DETEKSI
DAN KLASIFIKASI PLAT NOMOR
KENDARAAN**

Nama Mahasiswa : *Ages Mahesa*

Nomor Pokok Mahasiswa : 2017051027

Program Studi : S1-Ilmu Komputer

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



1. Komisi Pembimbing

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

NIP. 197101291997021001

Ridho Sholehurrohman, M. Mat

NIP. 232111970128101

2. Ketua Jurusan Ilmu Komputer

Dwi Sakethi, S.Si., M.Kom

NIP. 196806111998021001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua : Dr. rer. nat. Akmal Junaidi, S.Si., M.Sc

Sekretaris : Ridho Sholehurrohman, M. Mat.

**Penguji
Bukan Pembimbing : 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: 19 Juli 2024

PERNYATAAN

Saya bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Ages Mahesa

NPM : 2017051027

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi saya yang berjudul "**Perbandingan Metode YOLOv4-MobileNetV3 dan YOLOv7 Pada Deteksi dan Klasifikasi Plat Nomor Kendaraan**" merupakan hasil karya saya sendiri dan bukan karya orang lain. Seluruh tulisan yang tertuang di skripsi ini telah mengikuti kaidah penulisan karya ilmiah Universitas Lampung. Apabila di kemudian hari terbukti skripsi saya merupakan hasil penjiplakan atau dibuat orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi berupa pencabutan gelar yang telah saya terima.

Bandar Lampung, 19 Juli 2024



Ages Mahesa

NPM. 2017051027

RIWAYAT HIDUP



Penulis dilahirkan pada tanggal 11 Maret 2002 di Kotaagung, Kabupaten Tanggamus, Provinsi Lampung sebagai anak tunggal dari pasangan Bapak Herman Ramli dan Ibu Nurma (Almh). Penulis menyelesaikan pendidikan formal pertama kali di Taman Kanak-kanak (TK) Dharma Wanita Kotaagung dan selesai pada tahun 2008, lalu pendidikan Sekolah Dasar (SD) diselesaikan di SD Negeri 4 Kuripan pada tahun 2014. Kemudian pendidikan menengah pertama di SMP Negeri 1 Kotaagung yang diselesaikan pada tahun 2017, lalu melanjutkan ke pendidikan menengah atas di SMAN 1 Kotaagung yang diselesaikan pada tahun 2020.

Pada tahun 2020 penulis terdaftar sebagai mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung melalui jalur SNMPTN. Selama menjadi mahasiswa, penulis melakukan beberapa kegiatan antara lain.

1. Menjadi Anggota Muda Ilmu Komputer (ADAPTER) Himpunan Mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer pada periode 2020/2021.
2. Menjadi anggota Biro Kesekretariatan Himpunan Mahasiswa Jurusan Ilmu Komputer pada periode 2020/2021 dan periode 2021/2022.
3. Menjadi anggota Divisi Advokasi dan Kesejahteraan Mahasiswa (ADKESMA) BEM FMIPA Universitas Lampung pada periode 2021/2022.
4. Menjadi Asisten Dosen Jurusan Ilmu Komputer pada mata kuliah Sistem Operasi dan Basis Data tahun 2022, serta mata kuliah Pemrosesan Data Terdistribusi tahun 2023.

5. Menjadi anggota panitia Divisi Lomba Esai Nasional pada acara Pekan Raya Jurusan Ilmu Komputer tahun 2021.
6. Menjadi anggota panitia Divisi Keamanan, Kesehatan, Kebersihan, dan Perlengkapan (K3P) pada acara Pekan Raya Jurusan Ilmu Komputer tahun 2022.
7. Mengikuti *Course UI/UX Designer* Pemula pada Program Kredensial Mikro Mahasiswa Indonesia (KMMI) tahun 2021.
8. Melaksanakan Kerja Praktik di SMA Al Kautsar pada periode 2022/2023 dengan program kerja pengembangan *website* sekolah.
9. Mengikuti Kuliah Kerja Nyata (KKN) periode 2022/2023 di Desa Hanura, Kecamatan Teluk Pandan, Kabupaten Pesawaran dengan program kerja pengembangan *website* pencatatan PPB Desa Hanura.

MOTTO

1. *“Allah tidak mengatakan hidup ini mudah. Tetapi Allah berjanji, bahwa sesungguhnya bersama kesulitan ada kemudahan.”*
(QS. Al-Insyirah: 5-6)
2. *“Dan bersabarlah kamu, sesungguhnya janji Allah adalah benar.”*
(QS. Ar-Rum: 60)
3. *“It's fine to fake it 'til you make it, 'til you do, 'til it's true.”*
(Taylor Swift)
4. *“It will pass, everything you've gone through it will pass.”*
(Rachel Vennya)
5. *“Hidup bukan saling mendahului, bermimpilah sendiri-sendiri.”*
(Hindia)

PERSEMBAHAN

Alhamdulillahillobbilalamin

Puji syukur kehadiran Allah Subhanahu Wa Ta'ala atas segala rahmat dan karunia-Nya sehingga skripsi ini dapat diselesaikan dengan sebaik-baiknya. Shalawat serta salam selalu tercurahkan kepada junjungan Nabi Agung Muhammad Shallallahu 'Alaihi Wasallam.

Kupersembahkan karya ini kepada:

Kedua Orang Tuaku Tercinta

Yang selalu mendukung, memberikan cinta dan kasih sayang yang tak terhingga, serta do'a yang selalu menyertaiku. Kuucapkan terima kasih sebesar-besarnya atas pengorbanan dan perjuangan dalam mendidik dan membesarkanku yang tak akan dapat terbalaskan.

Seluruh Keluarga Besar Ilmu Komputer 2020

Yang senantiasa memberikan semangat dan dukungan.

Almamater Tercinta, Universitas Lampung dan Jurusan Ilmu Komputer

Tempat bernaung mengemban semua ilmu untuk menjadi bekal hidup.

SANWACANA

Puji Syukur kehadiran Allah Subhanahu Wa Ta'ala atas limpahan nikmat, rahmat dan karunia-Nya. Shalawat serta salam senantiasa tercurahkan kepada junjungan Nabi Muhammad Shallallahu 'Alaihi Wasallam, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul **“Perbandingan Metode YOLOv4-MobileNetV3 dan YOLOv7 Pada Deteksi dan Klasifikasi Plat Nomor Kendaraan”** dengan baik dan lancar.

Terima kasih penulis ucapkan kepada pihak-pihak yang telah memberi dukungan, bimbingan dan membantu penulis dalam menyelesaikan penyusunan skripsi ini. Ucapan terima kasih ini penulis tujukan kepada:

1. Mama tersayang, Almh. Nurma yang selama hidupnya senantiasa mengajarkan kebaikan, memberikan do'a yang luar biasa dan selalu mencurahkan kasih sayang dengan penuh cinta. Alhamdulillah kini penulis sudah berada di tahap ini, menyelesaikan penulisan skripsi untuk meraih gelar sarjana sebagai perwujudan terakhir sebelum beliau benar-benar pergi. Terima kasih atas dukunganmu yang tiada henti, bahkan hingga detik-detik terakhirmu.
2. Ayah tercinta, Herman Ramli yang tiada hentinya memberikan do'a, motivasi dan dukungan baik moral maupun material. Terima kasih atas perjuanganmu dalam mewujudkan keinginan penulis, serta kepercayaan atas setiap keputusan yang diambil oleh penulis hingga berada di titik ini.
3. Bapak Dr. rer. nat. Akmal Junaidi, M.Sc selaku pembimbing utama yang telah memberikan arahan, ide, kritik, serta saran dalam menyelesaikan penelitian ini.
4. Bapak Ridho Sholehurrohman, M. Mat selaku pembimbing kedua yang selalu dapat meluangkan waktunya untuk membimbing, memberikan arahan dan bantuan ketika mengalami kesulitan dalam menyelesaikan penelitian ini.

5. Prof. Admi Syarif, Ph.D sebagai pembahas yang telah memberikan masukan serta saran yang bermanfaat untuk perbaikan skripsi ini.
6. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si. selaku Dekan FMIPA Universitas Lampung.
7. Bapak Dwi Sakethi, S.Si., M.Kom. selaku Ketua Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung.
8. Ibu Anie Rose Irawati, S.T., M.Cs. selaku Sekretaris Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung.
9. Bapak Tristiyanto, S.Kom., M.I.S., Ph.D. selaku pembimbing akademik penulis yang selalu mendukung peningkatan akademik penulis.
10. Seluruh Staf dan Karyawan Jurusan Ilmu Komputer, Ibu Ade Nora Maela, Bang Zainuddin, Mas Nofal, dan Mas Syam yang telah membantu segala urusan administrasi penulis di Jurusan Ilmu Komputer.
11. Bapak dan Ibu Dosen Jurusan Ilmu Komputer FMIPA Universitas Lampung yang telah memberikan ilmu, motivasi dan pengalaman hidup selama penulis menempuh pendidikan di Jurusan Ilmu Komputer Universitas Lampung.
12. Teman seperjuangan semasa kuliah Aura Husnaini P.Z, Yulia Dwi Putri, Melan Caniadi, Dita Faradila dan Pynka Aryani Angelia Haryanto yang selalu mendukung, menemani, dan berbagi cerita indah selama masa perkuliahan.
13. Sahabat penulis Yusey Kachianti Putri dan Trisa Kartika alias Milea yang selalu mendengarkan keluh kesah penulis selama masa perkuliahan. Terima kasih telah berteman baik dan banyak membantu penulis dalam berbagai hal.
14. Ilham Dwi Saputro yang selalu menemani, menghibur, membantu, mendengarkan keluh kesah, dan memberikan dukungan kepada penulis agar pantang menyerah dalam menyelesaikan studi ini.
15. Teman-teman KKN, Kahfi, Fisabilly, Viona, Fegy, Annisah, Amanda, Resya, Rara, Amita dan Zahira yang selalu memberikan dukungan dan semangat kepada penulis. Terima kasih atas kesan dan cerita seru yang kalian berikan semasa KKN dan setelahnya.
16. Teman-teman Himakom yang sudah mengajarkan banyak hal dalam berorganisasi dan memberikan banyak pengalaman.

17. Keluarga Ilmu Komputer 2020 yang telah memberikan pengalaman berharga. Terima kasih telah menjadi rekan kelompok, rekan diskusi, dan rekan berjuang selama menjalankan studi di Jurusan Ilmu Komputer Universitas Lampung.
18. Seluruh pihak yang telah membantu dan memberikan dukungan, baik secara langsung maupun tidak langsung selama perkuliahan hingga penyelesaian skripsi ini.
19. Diri saya sendiri, Ages Mahesa. Apresiasi sebesar-besarnya atas segala kerja keras dan semangatnya, sehingga tidak pernah memutuskan untuk menyerah, sesulit apapun penyusunan skripsi ini. Terima kasih karena telah mampu mengendalikan diri dari berbagai tekanan luar dan bertahan sampai sejauh ini, serta bertanggung jawab untuk menyelesaikan apa yang telah dimulai dan senantiasa menikmati setiap prosesnya.

Penulis menyadari bahwa penyusunan skripsi ini masih jauh dari kata sempurna. Namun, penulis sangat mengharapkan skripsi ini dapat bermanfaat bagi para civitas akademik Universitas Lampung, khususnya mahasiswa Ilmu Komputer.

Bandar Lampung, 19 Juli 2024



Ages Mahesa
NPM. 2017051027

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR ISI	xv
DAFTAR TABEL	xviii
DAFTAR GAMBAR	xix
DAFTAR KODE PROGRAM	xxi
I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Batasan Masalah	4
1.4 Tujuan Penelitian.....	4
1.5 Manfaat Penelitian.....	5
II. TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1 Penelitian Terdahulu.....	6
2.2 Plat Nomor Kendaraan	8
2.3 <i>Deep Learning</i>	9
2.4 <i>Computer Vision (CV)</i>	10
2.5 Pengolahan Citra dan Video Digital.....	11
2.6 Deteksi Objek	13
2.7 <i>You Only Look Once (YOLO)</i>	13
2.7.1 YOLOv4.....	15
2.7.2 YOLOv7.....	16
2.8 MobileNetV3	18
2.9 <i>Confusion Matrix</i>	19
2.10 Evaluasi Metode	20

III. METODE PENELITIAN	22
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian	22
3.2 Alat dan Bahan	23
3.2.1 Alat Pendukung.....	23
3.2.2 Bahan Penelitian.....	24
3.3 Alur Kerja Penelitian	25
3.3.1 Akusisi Data Video	25
3.3.2 <i>Preprocessing</i>	26
3.3.3 <i>Training</i> Data	27
3.3.4 <i>Testing</i> Model YOLOv4-MobileNetV3 dan YOLOv7	27
3.3.5 Analisis Perbandingan Hasil Pengujian	27
3.3.6 Evaluasi Metode YOLOv4-MobileNetV3 dan YOLOv7	28
3.3.7 Penarikan Kesimpulan	28
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN	29
4.1 Akusisi Data	29
4.2 <i>Preprocessing</i>	30
4.2.1 Proses Ekstraksi	31
4.2.2 <i>Cropping</i> Data.....	34
4.2.3 <i>Resize</i>	35
4.2.4 Anotasi Objek	36
4.3 Pembagian Data.....	41
4.4 Konfigurasi Model.....	41
4.4.1 Konfigurasi YOLOv4-MobileNetV3	41
4.4.2 Konfigurasi Model YOLOv7	49
4.5 <i>Hyperparameter Tuning</i>	52
4.6 Implementasi <i>Training</i>	53
4.7 Hasil <i>Training</i>	54
4.7.1 Hasil <i>Training</i> YOLOv4-MobileNetV3.....	55
4.7.2 Hasil <i>Training</i> YOLOv7	55
4.7.3 Perbandingan <i>Training</i> YOLOv4-MobileNetV3 dan YOLOv7	56
4.8 <i>Testing</i> Model.....	58
4.8.1 Hasil <i>Testing</i> YOLOv4-MobileNetV3.....	60

4.8.2 Hasil <i>Testing</i> YOLOv7	66
4.9 Analisis Perbandingan Hasil Pengujian.....	71
4.9.1 Analisis Hasil Pengujian YOLOv4-MobileNetV3	71
4.9.2 Analisis Hasil Pengujian YOLOv7	73
4.10 Evaluasi Metode YOLOv4-MobileNetV3 dan YOLOv7.....	75
4.10.1 Evaluasi YOLOv4-MobileNetV3.....	75
4.10.2 Evaluasi YOLOv7	77
4.10.3 Perbandingan Kinerja Model.....	79
V. SIMPULAN DAN SARAN	82
5.1 Simpulan.....	82
5.2 Saran	82
DAFTAR PUSTAKA	83

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Penelitian Terdahulu	6
2. <i>Confusion Matrix</i>	20
3. <i>Timeline</i> Penelitian.....	22
4. Alat Pendukung (<i>Hardware</i>).....	23
5. Data Video	30
6. Komposisi Jumlah Objek	40
7. Konfigurasi <i>weight</i> YOLOv4.....	42
8. Arsitektur CSPDarkNet53.....	43
9. Arsitektur MobileNetV3	45
10. Konfigurasi SPP pada <i>Neck</i> YOLOv4	46
11. Konfigurasi <i>Head</i> pada YOLOv4	48
12. Komponen Arsitektur <i>Backbone</i> YOLOv7	50
13. Komponen Arsitektur <i>Head</i> YOLOv7	51
14. Nilai <i>Hyperparameter</i> yang diuji	52
15. <i>Training</i> YOLOv4-MobileNetV3	55
16. <i>Training</i> YOLOv7.....	56
17. Data Video <i>Testing</i>	58
18. <i>Confusion Matrix</i> Video Test Jalan Raden Intan YOLOv4 MobileNetV3....	71
19. <i>Confusion Matrix</i> Video Test Jalan Kartini YOLOv4-MobileNetV3.....	72
20. Hasil Pengujian YOLOv4-MobileNetV3.....	72
21. <i>Confusion Matrix</i> Video Test Jalan Raden Intan YOLOv7	73
22. <i>Confusion Matrix</i> Video Test Jalan Kartini YOLOv7	73
23. Hasil Pengujian YOLOv7	74
24. Evaluasi Deteksi dan Klasifikasi YOLOv4-MobileNetV3	75
25. Rata-rata Performa YOLOv4-MobileNetV3	76
26. Performa <i>Running Time</i> YOLOv4-MobileNetV3.....	77
27. Evaluasi Deteksi dan Klasifikasi YOLOv7.....	77
28. Rata-rata Performa YOLOv7	78
29. Performa <i>Running Time</i> YOLOv7	79
30. Perbandingan FPS <i>Testing</i>	81

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Struktur Neural Network pada Deep Learning	10
2. Representasi Citra	12
3. Ilustrasi Cara Kerja YOLO.	14
4. Arsitektur YOLOv4	15
5. Arsitektur YOLOv7	17
6. Perbandingan YOLOv7 dengan Metode Lain	18
7. Struktur MobileNetV3	19
8. Alur Penelitian	25
9. Ilustrasi Pengambilan Data Video.....	30
10. Citra Hasil Ekstraksi Video.....	31
11. Citra Hasil <i>Cropping</i> di Jalan Raden Intan	34
12. Citra Hasil <i>Cropping</i> di Jalan Kartini	34
13. Anotasi Objek menggunakan LabelImg	36
14. Pembuatan <i>Bounding Box</i> Pada Plat Kendaraan.....	37
15. Pembuatan <i>Bounding Box</i> Pada Kelas Non Plat	37
16. Koordinat <i>Bounding Box</i>	37
17. Keterangan <i>Bounding Box</i>	38
18. Tampilan txt File Hasil Anotasi	39
19. Isi file <i>classes.txt</i>	40
20. Arsitektur Pengembangan YOLOv4-MobileNetV3	49
21. Grafik Perbandingan mAP	56
22. Grafik Perbandingan <i>Running-Time Training</i>	57
23. <i>Frame</i> 1 Hasil <i>Testing</i> YOLOv4-MobileNetV3 Video 1	61
24. <i>Frame</i> 2 Hasil <i>Testing</i> YOLOv4-MobileNetV3 Video 1	61
25. <i>Frame</i> 1 Hasil <i>Testing</i> YOLOv4-MobileNetV3 Video 2	61
26. <i>Frame</i> 2 Hasil <i>Testing</i> YOLOv4-MobileNetV3 Video 2	62
27. <i>Frame</i> 1 Hasil <i>Testing</i> YOLOv4-MobileNetV3 Video 3	62
28. <i>Frame</i> 2 Hasil <i>Testing</i> YOLOv4-MobileNetV3 Video 3	62
29. <i>Frame</i> 1 Hasil <i>Testing</i> YOLOv4-MobileNetV3 Video 4	63
30. <i>Frame</i> 2 Hasil <i>Testing</i> YOLOv4-MobileNetV3 Video 4	63
31. Objek Belum Terdeteksi	64
32. Objek Berhasil Terdeteksi.....	64
33. Objek Terdeteksi Salah	65
34. Objek Terdeteksi Benar	65
35. <i>Frame</i> 1 Hasil <i>Testing</i> YOLOv7 Video 1	66

36. <i>Frame 2 Hasil Testing YOLOv7 Video 1</i>	66
37. <i>Frame 1 Hasil Testing YOLOv7 Video 2</i>	67
38. <i>Frame 2 Hasil Testing YOLOv7 Video 2</i>	67
39. <i>Frame 1 Hasil Testing YOLOv7 Video 3</i>	67
40. <i>Frame 2 Hasil Testing YOLOv7 Video 3</i>	68
41. <i>Frame 1 Hasil Testing YOLOv7 Video 4</i>	68
42. <i>Frame 2 Hasil Testing YOLOv7 Video 4</i>	68
43. <i>Objek Terdeteksi Salah</i>	69
44. <i>Objek Terdeteksi Benar</i>	69
45. <i>Kesalahan Deteksi Objek</i>	70
46. <i>Hasil Deteksi Benar</i>	70
47. <i>Grafik Performa YOLOv4-MobileNetV3</i>	76
48. <i>Grafik Performa YOLOv7</i>	79
49. <i>Perbandingan Performa Model</i>	80
50. <i>Grafik Perbandingan Komputasi (FPS)</i>	81

DAFTAR KODE PROGRAM

Kode Program	Halaman
1. Ekstraksi Video	32
2. Augmentasi Data	33
3. <i>Cropping</i> Data	34
4. <i>Resize</i>	35
5. Proses <i>Resize</i> Lanjutan	36
6. <i>Training</i> YOLOv4-MobileNetV3	54
7. <i>Training</i> YOLOv7	54
8. <i>Resize</i> dan <i>Crop</i> Data Video	60

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perkembangan mobilitas masyarakat Indonesia berdampak pada peningkatan jumlah kendaraan. Berdasarkan data dari Kementerian Perhubungan Republik Indonesia Direktorat Jendral Perhubungan Darat (2022), jumlah kendaraan di Indonesia mencapai 148.315.563 atau mengalami peningkatan sebesar 4,45% dari tahun sebelumnya. Setiap kendaraan di Indonesia harus dilengkapi dengan Tanda Nomor Kendaraan Bermotor (TNKB) atau plat nomor yang berfungsi sebagai identitas bagi suatu kendaraan (Cahyani et al., 2022).

Berdasarkan Peraturan Kepolisian Negara Republik Indonesia Nomor 7 Tahun 2021 Tentang Registrasi dan Identifikasi Kendaraan Bermotor, Pasal 45 Ayat (1) terdapat empat jenis warna TNKB, yaitu putih dengan tulisan hitam, kuning dengan tulisan hitam, merah dengan tulisan putih, dan hijau dengan tulisan hitam. Dari ketentuan tersebut, terjadi perubahan warna plat yang awalnya berwarna dasar hitam dengan tulisan putih, menjadi warna putih dengan tulisan hitam. Proses pergantian ini dimulai sejak tahun 2022 dan dilakukan secara bertahap. Langkah ini sejalan dengan perkembangan teknologi yang semakin mempengaruhi aspek transportasi dan pengawasan lalu lintas.

Pada era globalisasi, kemajuan Ilmu Pengetahuan dan Teknologi (IPTEK) telah mempengaruhi segala aspek kehidupan termasuk dalam bidang transportasi, seperti implementasi sistem E-tilang. Di Indonesia, kebijakan E-tilang mulai diberlakukan secara luas sejak tahun 2021 di beberapa kota besar seperti Jakarta, Bandung, Surabaya. Sistem E-tilang ini memanfaatkan kinerja dari kamera CCTV untuk memantau pelanggaran lalu lintas dengan cara melakukan ekstraksi

informasi dari gambar seperti bentuk dan jenis kendaraan, nomor kendaraan, dan pelanggaran lalu lintas (Harahap et al., 2019). Namun, teknologi kamera yang digunakan pada sistem E-tilang mengalami kesulitan ketika harus mendeteksi plat berwarna dasar hitam dengan tulisan putih. Hal ini menjadi alasan utama perubahan plat kendaraan dari plat hitam dengan tulisan putih menjadi plat putih dengan tulisan hitam. Kebijakan tersebut sedang dalam tahap peralihan, di mana masih terlihat sebagian kendaraan yang menggunakan plat berwarna dasar hitam, sementara yang lain ada yang sudah menggunakan plat berwarna dasar putih. Korlantas Polri menargetkan seluruh kendaraan milik perseorangan akan menggunakan plat kendaraan berwarna putih dengan tulisan hitam pada tahun 2027 mendatang. Hal ini menjadi krusial, karena sistem E-tilang mengalami berbagai masalah dalam mendeteksi plat dengan warna dasar hitam. Perubahan warna dasar plat ini dapat meningkatkan efektivitas *computer vision* dalam pendeteksian plat kendaraan.

Perkembangan dalam *Computer Vision* (CV) mengalami kemajuan yang signifikan. *Computer Vision* merupakan ranah yang berkaitan dengan pengenalan dan pendeteksian objek pada gambar atau video digital. Menurut Du (2018), penggunaan *image processing* dalam pendeteksian objek dapat menjadi solusi yang membantu pengawasan pelanggaran lalu lintas. Pendeteksian objek berguna untuk mengenali dan mendeteksi objek pada sebuah gambar berdasarkan dari warna, bentuk, dan dari dataset yang dikumpulkan (Lin et al., 2020). Metode *You Only Look Once* (YOLO) merupakan salah satu metode yang dianggap paling efisien dalam melakukan pendeteksian objek (Lohit, G.A., & Sampath, 2020).

Metode YOLO pertama kali dikembangkan oleh Joseph Redmon pada tahun 2015, dan sejak saat itu YOLO mengalami perkembangan yang signifikan. Pada tahun 2020, YOLOv4 diperkenalkan dan saat itu menjadi metode deteksi yang menghasilkan akurasi dan kecepatan deteksi yang tinggi. Namun, seiring berjalannya waktu pada tahun 2022, YOLOv7 dirilis sebagai pengembangan dari YOLOv4 dan dianggap lebih unggul karena merupakan pengembangan dari

versi sebelumnya. Apabila dilihat pada penelitian YOLOv4 yang berjudul “*YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection*” oleh Bochkovskiy et al. (2020), dengan menggunakan dataset MS COCO, YOLOv4 mencapai nilai AP sebesar 43,5%. Sementara itu, pada penelitian yang berjudul “*YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors*” oleh Wang et al. (2022), YOLOv7 mencapai nilai AP sebesar 56,8% pada dataset MS COCO.

Pada penelitian lain dengan judul “*Detection and Identification of Moving Objects at Busy Traffic Road based on YOLOv4*” oleh Li et al. (2021), menggunakan algoritma YOLOv4 untuk pengenalan objek bergerak seperti pejalan kaki, sepeda motor, sepeda, mobil, dan bus. Hasil pengenalan menunjukkan bahwa YOLOv4 mampu memberikan akurasi tinggi dalam pengenalan objek kecil dengan waktu pemrosesan yang cepat. Sementara itu, dalam penelitian Huang et al. (2021) dengan judul “*M-YOLO: A Nighttime Vehicle Detection Method Combining Mobilenet v2 and YOLO v3*”, mengembangkan metode deteksi YOLOv3 yang dikombinasikan dengan MobileNetV2 sebagai fitur ekstraktor. Metode yang dikembangkan berhasil mengurangi jumlah parameter, dengan tingkat akurasi rata-rata mencapai 94,96% lebih tinggi dibandingkan dengan YOLOv3. Penelitian lain yang berjudul “*Research on License Plate Detection and Recognition System based on YOLOv7 and LPRNet*” oleh Pan et al. (2023), mengembangkan sistem yang dirancang untuk melakukan deteksi pada plat nomor kendaraan. Penelitian ini menghasilkan performa deteksi yang optimal, baik dalam kondisi cuaca cerah maupun kondisi ekstrem.

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini akan membandingkan dua metode pengembangan dari YOLOv4, yaitu YOLOv4-MobileNetV3 dan YOLOv7 yang bertujuan untuk mengevaluasi sejauh mana kinerja metode YOLOv4 yang dikembangkan dengan MobileNetV3 sebagai fitur ekstraktor, mampu bersaing dengan YOLOv7 dalam tugas deteksi dan klasifikasi plat nomor kendaraan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, maka dapat dirumuskan permasalahan sebagai berikut:

- a. Bagaimana kinerja metode YOLOv4-MobileNetV3 untuk mendeteksi dan mengklasifikasi plat nomor kendaraan?
- b. Bagaimana kinerja metode YOLOv7 untuk mendeteksi dan mengklasifikasi plat nomor kendaraan?
- c. Bagaimana perbandingan evaluasi kinerja antara YOLOv4-MobileNetV3 dan YOLOv7 dalam mendeteksi dan mengklasifikasi plat nomor kendaraan?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Data pada penelitian ini menggunakan data video digital yang diambil menggunakan kamera *smartphone*.
- b. Lokasi pengambilan data dilakukan di jembatan penyeberangan Jalan Raden Intan dan Jalan Kartini, Kota Bandar Lampung.
- c. Pengambilan data video dilakukan pada kondisi cuaca yang cukup cerah.
- d. Objek pada penelitian ini adalah plat nomor kendaraan yang berlaku di Indonesia, yaitu plat dengan warna dasar hitam, putih, kuning, dan merah. Selain itu, penelitian ini juga mencakup deteksi kendaraan tanpa plat yang dikategorikan sebagai kelas non plat.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Mendeteksi dan mengklasifikasi plat nomor kendaraan menggunakan metode YOLOv4-MobileNetV3.
- b. Mendeteksi dan mengklasifikasi plat nomor kendaraan menggunakan metode YOLOv7.
- c. Membandingkan hasil evaluasi kinerja metode YOLOv4-MobileNetV3 dan YOLOv7 dalam mendeteksi dan mengklasifikasi plat nomor kendaraan.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Hasil dari penelitian ini dapat dijadikan sebagai bahan rujukan untuk meningkatkan sistem E-tilang dalam mendeteksi dan mengklasifikasi plat nomor kendaraan dengan akurasi yang tinggi.
- b. Penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan *Traffic Management System* (TMS) yang lebih mutakhir, dengan kemampuan deteksi dan klasifikasi plat nomor kendaraan yang lebih akurat.
- c. Dapat digunakan sebagai bahan acuan untuk penelitian selanjutnya dalam bidang pengenalan objek dan *computer vision*.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terdahulu

Berikut merupakan rangkuman dari beberapa penelitian terdahulu dengan menggunakan objek dan metode yang dijelaskan pada Tabel 1.

Tabel 1. Penelitian Terdahulu

Penelitian	Objek	Metode	Hasil
<i>A Lightweight and Accurate UAV Detection Method Based on YOLOv4</i> (Cai et al., 2022)	UAV (Drone)	YOLOv4- MobileNet	Penelitian ini menghasilkan metode deteksi yang akurat dan ringan untuk mendeteksi UAV atau drone, yaitu YOLOv4-MobileNet dengan kecepatan deteksi mencapai 82 FPS dan akurasi mAP sebesar 93.52%.
Implementasi <i>Deep Learning</i> untuk <i>Object Detection</i> Menggunakan Algoritma YOLO pada Rambu Lalu Lintas di Indonesia (Sudjana & Supeno, 2021)	Rambu Lalu Lintas	YOLOv4	Hasil akurasi model sebesar 95.63% dan <i>average precision</i> sebesar 43.5%.
<i>Research on License Plate Detection and Recognition System based on YOLOv7 and LPRNet</i> (Pan et al., 2023)	Plat Nomor China	YOLOv7	Deteksi plat nomor pada kondisi yang cukup terang menghasilkan <i>recall</i> sebesar 98.33% dan <i>precision</i> sebesar 99.55%. Deteksi pada kondisi cuaca yang ekstrem mencapai <i>recall</i> sebesar 95.17% dan 95.13%, serta <i>precision</i> sebesar 97.77% dan 97.79%.

Penelitian yang dilakukan oleh Cai et al. (2022) yang berjudul “*A Lightweight and Accurate UAV Detection Method Based on YOLOv4*”, penelitian ini menggunakan dataset gambar UAV yang terdiri dari empat jenis UAV yang berbeda seperti DJI Tello, Dwi mini UAV, 4K photography UAV, dan Dahan Frontier Y03 UAV dengan total 20365 gambar. Setiap gambar diekstraksi dari video dengan frekuensi sekitar sepuluh *frame* per detik dan kemudian gambar-gambar tersebut diubah ukurannya menjadi resolusi 1280×720, lalu dianotasi secara manual dengan kualitas yang sangat tinggi. Selain itu, dalam dataset terdapat 6 video yang digunakan sebagai data validasi dan uji. Penelitian ini menerapkan metode deteksi objek yang umum digunakan seperti SSD, Faster-RCNN, EfficientDet, dan YOLOv4, sebagai model dasar untuk mendeteksi UAV. Dari hasil eksperimen, didapatkan metode yang ringan dan efisien untuk mendeteksi UAV secara cepat dan akurat, yaitu YOLOv4 dengan MobileNet sebagai fitur ekstraktor dan penggantian *standard convolution* menjadi *depthwise separable convolution*. Pengembangan ini secara signifikan mengurangi parameter dan mencapai 82 FPS dan akurasi mAP sebesar 93.52%.

Penelitian oleh Sudjana & Supeno (2021) yang berjudul “Implementasi *Deep Learning* untuk *Object Detection* Menggunakan Algoritma YOLO (*You Only Look Once*) pada Rambu Lalu Lintas di Indonesia”, dataset yang dikumpulkan berupa gambar rambu lalu lintas yang mencakup 21 jenis rambu dengan total gambar sebanyak 2100 gambar. Model YOLOv4 ini digunakan pada file video dan berhasil mendeteksi objek rambu lalu lintas dengan baik dan menghasilkan akurasi model sebesar 95.63%. Model YOLOv4 dipilih untuk pendeteksian objek rambu lalu lintas di Indonesia karena *performance* pendeteksian yang cepat dan akurat dengan *average precision* sebesar 43.5%.

Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Pan et al. (2023) yang berjudul “*Research on License Plate Detection and Recognition System based on YOLOv7 and LPRNet*”, penelitian ini menggunakan berbagai dataset termasuk CCPD (Chinese City Parking Dataset), dataset yang dikumpulkan sendiri, dan dataset yang dibuat dengan menghasilkan gambar plat nomor palsu untuk

mencapai distribusi data plat nomor yang relatif seimbang diberbagai provinsi. Dataset pelatihan untuk jaringan deteksi lokasi plat nomor terdiri dari 7440 gambar plat nomor, sementara 1488 gambar plat nomor lainnya digunakan sebagai dataset uji. Penelitian ini berhasil mendeteksi plat nomor dengan hasil pengujian mencapai tingkat *recall* sebesar 98.33% dan *precision* sebesar 99.55% dalam kondisi penerangan yang cukup dan jarak moderat, serta dengan gambar plat nomor yang relatif jelas. Sementara itu, pada kondisi cuaca ekstrem seperti hujan, salju, kabut dan dalam jarak yang jauh, hasil pengujian menunjukkan tingkat *recall* masing-masing sebesar 95.17% dan 95.13%, serta *precision* sebesar 97.77% dan 97.79%.

Berdasarkan beberapa penelitian yang telah dikemukakan, dengan penerapan metode dan penggunaan data yang berbeda-beda, dapat disimpulkan bahwa penelitian terkait deteksi objek dengan menggunakan metode *You Only Look Once* (YOLO) terutama YOLOv4 dan YOLOv7, memiliki kemampuan untuk menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi. Selain itu, penelitian yang mengintegrasikan YOLO dengan MobileNet sebagai fitur ekstraktor juga menunjukkan keunggulan dengan berhasil mengoptimalkan kinerja model melalui pengurangan jumlah parameter. Oleh karena itu, pada penelitian ini akan dilakukan perbandingan kinerja antara dua metode *You Only Look Once* (YOLO) yang telah dikembangkan, yaitu metode YOLOv4-MobileNetV3 dan YOLOv7 dalam melakukan deteksi dan klasifikasi plat nomor kendaraan.

2.2 Plat Nomor Kendaraan

Menurut Peraturan Kepala Kepolisian Negara Republik Indonesia Nomor 5 Tahun 2012, Tanda Nomor Kendaraan Bermotor atau plat nomor kendaraan merupakan tanda pengenal resmi yang digunakan untuk mendaftarkan dan mengidentifikasi kendaraan bermotor. TNKB ini dapat berupa pelat atau bahan lain dengan spesifikasi tertentu yang diterbitkan oleh Kepolisian RI (Polri). TNKB juga berfungsi untuk memastikan legalitas operasional dan penegakan hukum lalu lintas. Setiap jenis kendaraan memiliki format dan warna TNKB yang berbeda, yang membantu dalam pengaturan lalu lintas.

Menurut Peraturan Kepolisian Negara Republik Indonesia Nomor 7 Tahun 2021 Tentang Registrasi dan Identifikasi Kendaraan Bermotor, Pasal 45 Ayat (1) dijelaskan bahwa terdapat empat jenis warna TNKB yaitu:

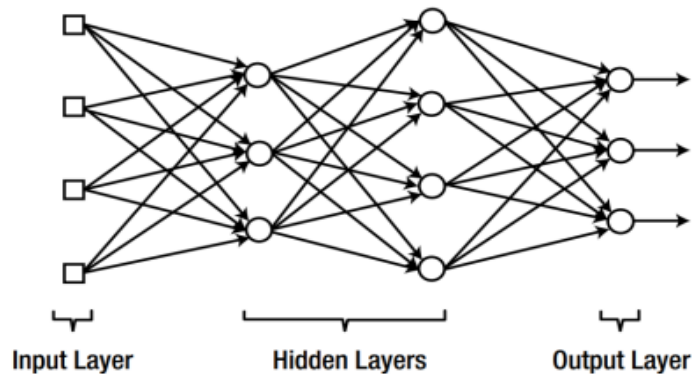
- a. Warna dasar putih tulisan hitam untuk kendaraan perseorangan, badan hukum, PNA (Perwakilan Negara Asing) dan Badan Internasional;
- b. Warna dasar kuning tulisan hitam untuk kendaraan umum;
- c. Warna dasar merah tulisan putih untuk kendaraan instansi pemerintah;
- d. Warna dasar hijau tulisan hitam untuk kendaraan di kawasan perdagangan bebas yang mendapatkan fasilitas pembebasan bea masuk dan berdasarkan ketentuan peraturan perundang-undangan.

Menurut Pasal 68 dari Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 22 Tahun 2009, setiap kendaraan yang beroperasi di jalan wajib memiliki Surat Tanda Nomor Kendaraan Bermotor dan TNKB sebagai bukti registrasi yang sah. Informasi yang terdapat pada Surat Tanda Nomor Kendaraan Bermotor mencakup data kendaraan, identitas pemilik, nomor registrasi kendaraan, masa berlaku, serta kode wilayah. TNKB harus memenuhi standar terkait bentuk, ukuran, bahan, dan cara pemasangan. Namun, saat ini masih terdapat kendaraan yang TNKB-nya tidak sesuai dengan regulasi yang berlaku. Penggunaan plat nomor yang tidak resmi atau palsu merupakan pelanggaran terhadap Pasal 68 UU Nomor 22 Tahun 2009. Selain itu, Pasal 288 dalam undang-undang yang sama mengatur langkah-langkah penegakan hukum terhadap pelanggaran yang berkaitan dengan Pasal 68 tersebut (Oeliga, 2021).

2.3 *Deep Learning*

Deep Learning merupakan bagian dari *machine learning* yang menggunakan beberapa lapisan dalam pengolahan informasi non-linear untuk klasifikasi, ekstraksi fitur, dan pengenalan pola (Bahri et al., 2022). Menurut Goodfellow et al. (2016), *deep learning* menggunakan suatu pendekatan yang menggunakan hierarki konsep, dimana komputer dapat mempelajari konsep yang rumit dengan menggabungkan konsep-konsep yang lebih sederhana.

Terdapat tiga lapisan utama pada *deep learning*, diantaranya *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Gambar 1 merupakan ilustrasi lapisan arsitektur jaringan syaraf pada *deep learning*.



Gambar 1. Struktur *Neural Network* pada *Deep Learning* (Nima & Shila, 2020).

Dalam *deep learning*, komputer dapat belajar untuk mengklasifikasi gambar, suara, teks, ataupun video. Metode pendekatan yang digunakan dalam *deep learning*, yaitu dengan mengklasifikasi data dalam dua sesi yaitu sesi *training* dan *testing*. Pada tahapan *training* mempelajari ekstraksi fitur dari setiap data untuk membedakan antar label. Pada tahapan *testing*, data yang diuji dianalisis berdasarkan hasil *training* sebelumnya. Contoh dari algoritma dalam *deep learning* yaitu, *Convolutional Neural Network*, *Recurrent Neural Network*, *Long Short Term Memory*, dan *You Only Look Once*. Salah satu keunggulan dari *deep learning* adalah kemampuannya untuk secara otomatis mempelajari dan merepresentasikan fitur dengan berbagai tingkat abstraksi, sehingga sistem dapat memahami input yang kompleks dan menghubungkannya ke output tanpa bergantung pada pembuatan fitur oleh manusia (Sholehurrohman & Setiyono, 2021).

2.4 *Computer Vision* (CV)

Computer Vision adalah bidang ilmu yang memanfaatkan *deep learning* dalam proses analisis citra dan video. Dalam *computer vision*, *deep learning* sering digunakan untuk pengenalan dan deteksi objek. Proses *deep learning* pada

computer vision memanfaatkan piksel pada citra untuk ekstraksi pola atau atribut dari citra yang ingin dideteksi. Namun, hal ini dapat menyebabkan kinerja sistem komputasi menjadi lambat karena setiap citra mengandung ribuan piksel. Oleh karena itu, banyak arsitektur *computer vision* yang menetapkan standar ukuran, sehingga citra tersebut harus dipotong atau diperkecil untuk mempercepat proses komputasi (Goodfellow et al., 2016).

Computer Vision adalah proses ekstraksi informasi dari gambar. Informasi yang diekstraksi dapat berupa berbagai hal, mulai dari model 3D, posisi kamera, deteksi dan pengenalan objek hingga pengelompokan dan pencarian konten gambar. Intinya, tugas utama *computer vision* adalah memahami bagaimana komputer dapat melihat dan menganalisis objek yang terdapat dalam sebuah gambar. Beberapa implementasi dari *computer vision* adalah *face recognition*, *face detection*, *face/object tracking*, *road tracking*, dan sebagainya (Marpaung et al., 2022).

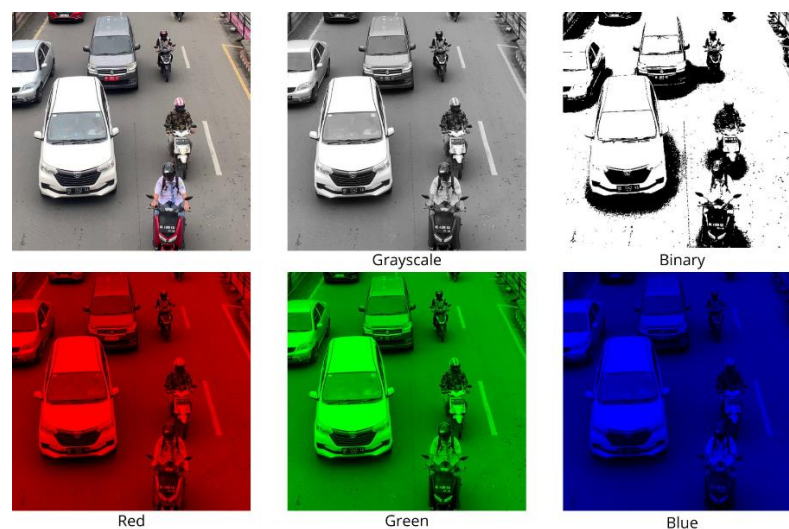
2.5 Pengolahan Citra dan Video Digital

Citra secara umum dapat diartikan sebagai suatu gambar, foto ataupun berbagai tampilan dua dimensi yang menggambarkan suatu visualisasi objek, sedangkan citra digital merupakan visualisasi dari dunia nyata yang diubah ke format digital yang dapat dipahami dan diolah oleh komputer. Citra digital terdiri dari piksel-piksel yang memiliki nilai numerik. Proses pengolahan piksel digambar atau citra digital dinamakan pengolahan citra digital. Tujuan utama dari pengolahan citra digital adalah melakukan proses dan manipulasi citra digital untuk berbagai keperluan, salah satunya adalah mengenali objek dalam citra atau video, seperti pengenalan plat nomor kendaraan. Ada tiga jenis citra yang umum digunakan dalam pemrosesan citra, antara lain (Dijaya, 2023):

1. Citra Berwarna, atau dikenal sebagai citra *true color* atau citra RGB adalah jenis citra yang menampilkan warna dalam bentuk komponen R (*red*/merah), G (*green*/hijau), dan B (*blue*/biru). Setiap komponen warna memiliki rentang nilai yang berkisar antara 0 hingga 255.

2. Citra Skala Keabuan, atau dikenal dengan *gray scale* adalah jenis citra yang memiliki gradasi hitam dan putih hingga menghasilkan warna abu. Pada citra ini, piksel bergantung pada intensitasnya yang berkisar antara 0 sampai dengan 255. Nilai 0 mewakili warna hitam, sedangkan nilai 255 mewakili warna putih.
3. Citra Biner, juga dikenal dengan istilah *binary bilevel image* adalah jenis citra yang pikselnya hanya dapat mengasumsikan dua kemungkinan nilai, yaitu 0 atau 1. Dalam konteks ini, nilai 0 mewakili warna hitam, sedangkan nilai 1 mewakili warna putih.

Gambar 2 berikut merupakan contoh dari representasi citra RGB, citra *grayscale*, dan citra biner.



Gambar 2. Representasi Citra.

Sementara itu, sebuah video pada dasarnya adalah serangkaian citra atau gambar yang tersusun secara teratur dan berurutan. Hal ini menciptakan efek pergerakan pada objek yang terdapat dalam gambar atau citra digital. Setiap gambar dalam urutan ini disebut sebagai *frame*. Selama proses perekaman, data yang dihasilkan disimpan dalam format file digital. Video terdiri dari serangkaian gambar statis, sehingga pemrosesan video mirip dengan pemrosesan gambar. Dalam konteks video digital, informasi seperti *frame rate* dan *frame size* juga disertakan untuk memberikan pengaturan yang lebih baik dalam pemutaran dan pengolahan video (Salim, 2020).

2.6 Deteksi Objek

Deteksi objek adalah pendekatan dalam *machine learning* yang berfokus pada identifikasi dan lokalisasi berbagai objek dalam gambar dan video. Setiap objek memiliki fitur atau karakteristik tersendiri yang membantu membedakannya dalam *frame* foto atau video. Selain mendeteksi fitur, mesin juga melakukan pencocokan fitur atau *features matching* (Marpaung et al., 2022).

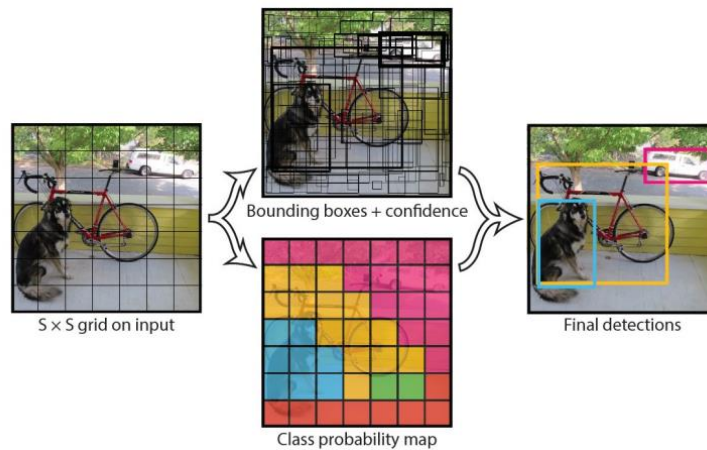
Dalam pengolahan citra digital, deteksi objek merujuk pada proses yang digunakan untuk menentukan keberadaan objek tertentu di dalam suatu citra digital. Deteksi objek melibatkan pengidentifikasian kelas objek yang terdapat pada data yang telah *training*. Proses ini dimulai dengan pengenalan objek, di mana satu kelas mewakili objek dan kelas lainnya mewakili non-objek. Deteksi objek dibagi menjadi dua jenis, yaitu *soft detection* yang hanya mendeteksi keberadaan objek, dan *hard detection* yang mendeteksi keberadaan serta lokasi objek pada gambar (Jalled & Voronkov, 2016).

Proses deteksi objek pada video serupa dengan proses deteksi objek pada gambar. Video terdiri dari berbagai gambar atau *frame*. Video dapat dipecah menjadi beberapa *frame* dan setiap *frame* ini menjalankan proses deteksi objek. Setelah itu, *frame* yang telah diproses digabungkan kembali untuk membentuk video yang utuh. Untuk mempercepat proses deteksi objek pada video, dapat digunakan *Graphical Processing Unit* (GPU) (Salim, 2020).

2.7 *You Only Look Once* (YOLO)

You Only Look Once (YOLO) adalah suatu metode yang terkenal dalam pendeteksian dan pengklasifikasian objek secara *real-time* di bidang *computer vision*. YOLO mengintegrasikan proses pengenalan dan pelacakan objek secara langsung dan efisien dalam satu langkah (Jonathan et al., 2023). Dalam model YOLO, fitur dari *frame* citra diekstraksi melalui *backbone*. Fitur-fitur ini kemudian dikombinasikan dan disatukan di bagian tengah atau *neck*, kemudian dialirkan ke bagian *head* jaringan. YOLO melakukan deteksi objek dengan

memanfaatkan fitur dari keseluruhan gambar untuk memprediksi probabilitas kelas dan koordinat kotak pembatas (*bounding box*). YOLO membagi gambar menjadi grid dan setiap sel dalam grid bertanggung jawab untuk mendeteksi objek di dalamnya. Hal ini dapat mengurangi redundansi dan meningkatkan efisiensi deteksi objek. Gambar 3 merupakan ilustrasi cara kerja YOLO.



Gambar 3. Ilustrasi Cara Kerja YOLO (Redmon et al., 2016).

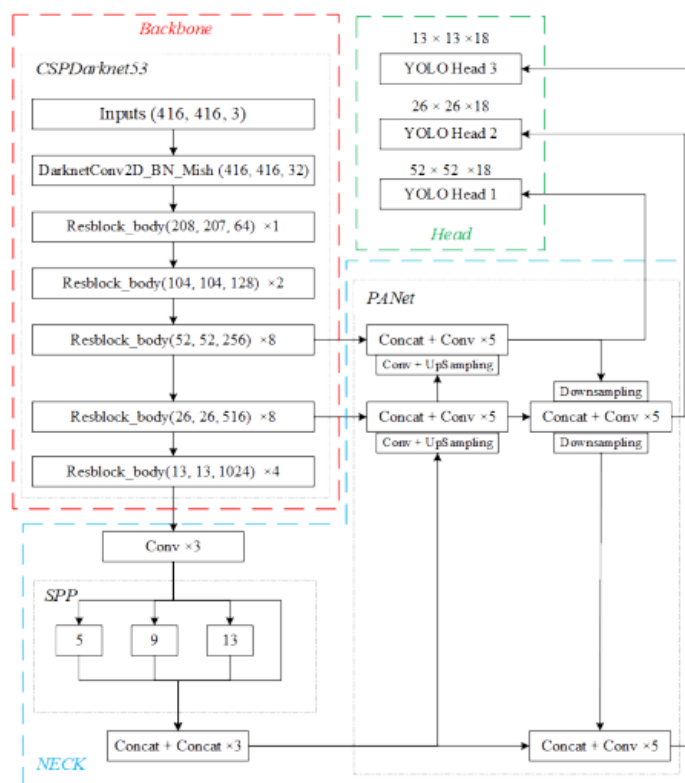
Arsitektur metode YOLO terdiri dari dua jenis lapisan utama, yaitu lapisan konvolusi (*convolution layer*) dan *fully connected layer*. *Convolution layer* bertanggung jawab untuk mengekstraksi fitur dari input gambar, sedangkan *fully connected layer* digunakan pada bagian terakhir jaringan untuk memproses fitur-fitur tersebut agar dapat memprediksi probabilitas atau menghasilkan output akhir deteksi objek pada YOLO (Redmon et al., 2016).

Metode YOLO pertama kali dikembangkan oleh Joseph Redmon pada tahun 2015, yaitu dimulai dari YOLOv1 yang merupakan jaringan deteksi tunggal yang menggabungkan dua komponen utama yaitu detektor dan pengklasifikasi. Pada tahun 2016, YOLO mengalami peningkatan kinerja dengan munculnya YOLOv2 atau YOLO9000 yang mampu mendeteksi 9.000 objek dan menggunakan arsitektur tiga puluh lapisan (DarkNet-19). Selanjutnya, pada tahun 2018 YOLOv3 dirilis. Pada versi ketiga ini, YOLO menggunakan DarkNet-53 untuk ekstraksi fitur gambar dengan kinerja yang lebih baik dari model sebelumnya. Setelah itu, YOLOv4 diperkenalkan pada tahun 2020, dan dua bulan kemudian YOLOv5 juga dirilis. Pada tahun 2022 muncul YOLOv6

dan YOLOv7, serta perkembangan terbaru saat ini adalah dirilisnya YOLOv8 pada Januari 2023 (Hussain, 2023).

2.7.1 YOLOv4

YOLOv4 dikembangkan pada tahun 2020 oleh tiga pengembang baru yaitu Alexey Bochkovskiy, Chien-Yao Wang, dan Hong-Yuan Mark Liao. Pengembangan YOLOv4 memperkenalkan beberapa fitur baru dan memiliki arsitektur jaringan yang berbeda dari versi sebelumnya. Pada YOLOv4 juga menerapkan teknik *Bag of Freebies*, salah satunya adalah augmentasi data untuk meningkatkan variasi dan ketangguhan model. Hal ini membuat YOLOv4 mengalami peningkatan kecepatan, akurasi dan *performance* jika dibandingkan dengan versi sebelumnya (Bochkovskiy et al., 2020). Arsitektur YOLOv4 terdiri dari 3 bagian utama, yaitu *Backbone* (CSPDarknet53), *Neck* (SPP dan PANet) dan *Head* (YOLO) (Bubbling, 2020). Arsitektur YOLOv4 dapat dilihat pada Gambar 4 berikut.



Gambar 4. Arsitektur YOLOv4 (Bubbling, 2020).

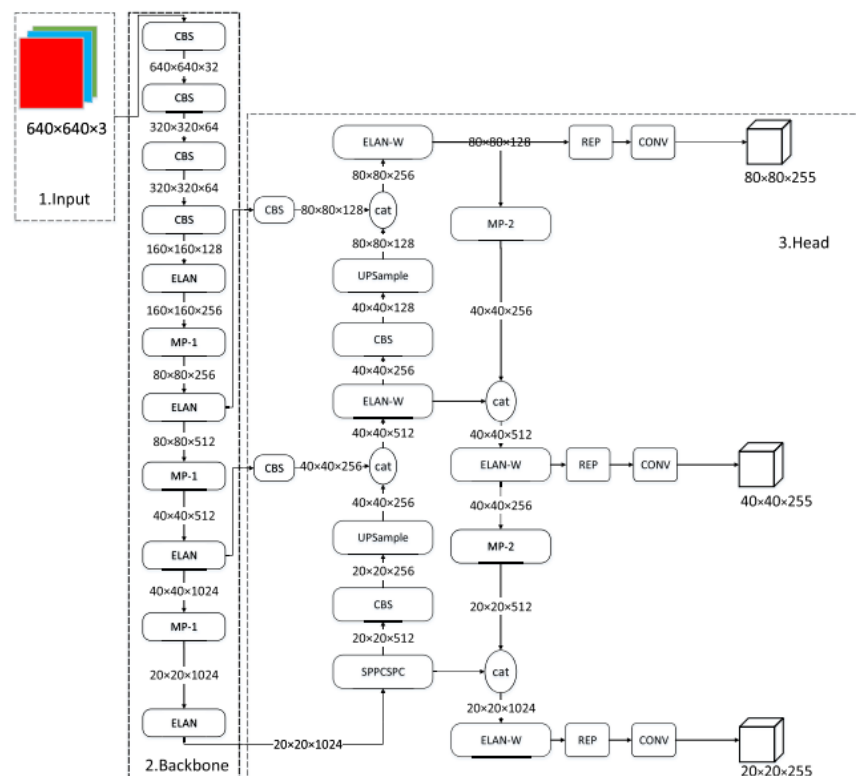
Backbone berfungsi untuk ekstraksi fitur dari input gambar, sedangkan *Neck* memiliki fungsi agregasi untuk membantu menggabungkan fitur-fitur yang telah diekstraksi oleh *Backbone* guna meningkatkan representasi fitur yang lebih kompleks, sebelum dilakukan deteksi atau prediksi objek oleh *Head*. YOLOv4 menggunakan CSPDarkNet-53 sebagai *backbone* atau fitur ekstraktor yang merupakan pengembangan dari DarkNet-53 yang digunakan pada YOLOv3 sebagai ekstraksi fitur gambar. YOLOv4 berhasil mencapai nilai AP (*Average Precision*) sebesar 43,5% pada dataset COCO, dengan kecepatan *real-time* mencapai 65 FPS pada perangkat Tesla V100. Keunggulan ini menjadikannya sebagai detektor tercepat dan paling akurat dalam hal kecepatan dan akurasi. Jika dibandingkan dengan YOLOv3, YOLOv4 mengalami peningkatan AP sebesar 10% dan FPS sebesar 12% (Hussain, 2023).

2.7.2 YOLOv7

YOLOv7 dirilis pada tahun 2022 dengan menggabungkan akurasi deteksi tinggi dan kecepatan deteksi yang cepat, mencakup rentang mulai dari 5 FPS hingga 160 FPS. YOLOv7 menerapkan teknik *Bag of Freebies* dan mengusulkan beberapa reformasi arsitektur untuk meningkatkan akurasi dan menjaga kecepatan deteksi yang tinggi. *Bag of Freebies* yang diterapkan pada YOLOv7 adalah *re-parameterization module* dengan menggunakan *gradient flow propagation* untuk menentukan model dalam jaringan yang perlu diparameterisasi ulang dan untuk menganalisis bagaimana parameterisasi ulang pada *convolution layer* dapat diintegrasikan dengan jaringan yang berbeda, salah satunya dengan *RepConvN*, yaitu kombinasi konvolusi 3×3 dan 1×1 dalam satu lapisan konvolusi. Hal ini dilakukan untuk mempercepat proses konvergensi selama pelatihan model, sehingga pembelajaran model menjadi lebih efisien dan mencapai tingkat akurasi yang lebih tinggi. Reformasi arsitektur yang pertama mencakup implementasi E-ELAN (*Extended Efficient Layer Aggregation Network*), di mana E-ELAN

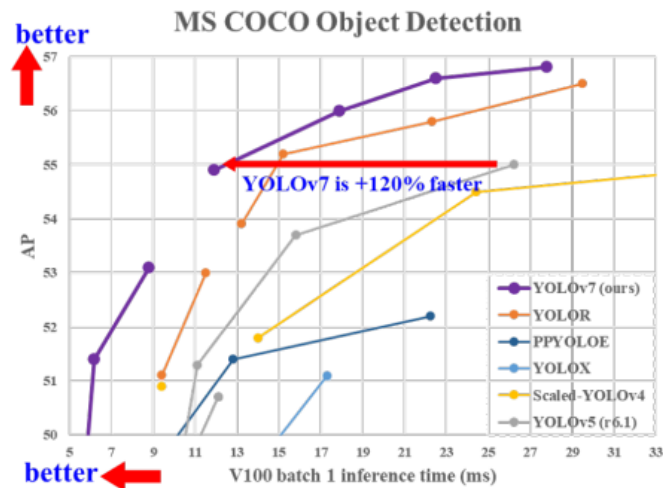
hanya mengubah arsitektur dalam blok komputasi, dan tidak mengubah arsitektur lapisan transisi. Penggunaan *cardinality expand*, *shuffle*, dan *merge* oleh E-ELAN, berguna untuk meningkatkan kemampuan pembelajaran jaringan tanpa mengganggu jalur gradien asli (Wang et al., 2022). Reformasi arsitektur kedua adalah penggunaan model *scaling* yang memungkinkan untuk menghasilkan model dengan skala yang berbeda, serta memberikan fleksibilitas untuk memenuhi kebutuhan kecepatan inferensi yang beragam (Wang et al., 2023).

Struktur YOLOv7 terdiri dari tiga bagian utama, yaitu bagian input, bagian jaringan ekstraksi fitur *backbone*, dan bagian jaringan ekstraksi fitur yang diperkuat (*strengthen feature extraction network*) serta bagian prediksi. YOLOv7 memulai prosesnya dengan mengubah ukuran gambar input menjadi 640×640 , kemudian memasukkannya ke dalam jaringan utama, lalu menghasilkan tiga lapisan *feature map* dengan ukuran berbeda melalui jaringan *head*, dan akhirnya mengeluarkan hasil prediksi melalui *RepConvN* (Wang et al., 2022).



Gambar 5. Arsitektur YOLOv7 (Wang et al., 2022).

Sejak awal pengembangannya, YOLOv7 hanya dilatih menggunakan dataset MS COCO tanpa menggunakan dataset atau bobot pra-pelatihan lainnya, dan mencapai akurasi tertinggi sebesar 56,8% AP. Perbandingan YOLOv7 dengan metode lainnya ditunjukkan pada Gambar 6 berikut.



Gambar 6. Perbandingan YOLOv7 dengan Metode Lain
(Wang et al., 2023).

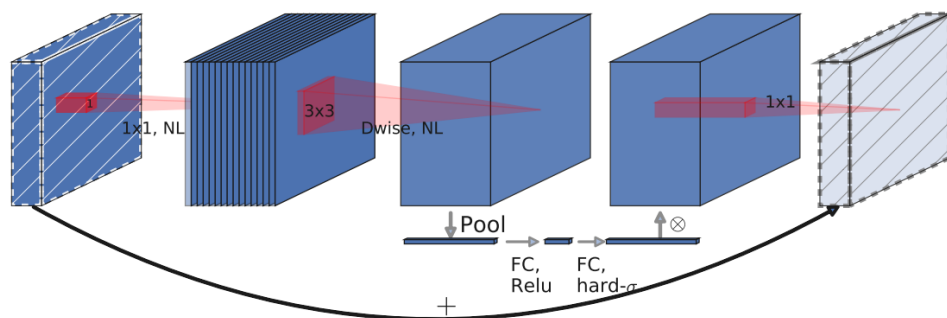
Berdasarkan Gambar 6 tersebut, terlihat bahwa parameter YOLOv7 75% lebih sedikit dan waktu komputasinya 36% lebih sedikit daripada YOLOv4, serta mencapai AP 1,5% yang lebih tinggi jika dibandingkan dengan YOLOv4 (Wang et al., 2023).

2.8 MobileNetV3

MobileNet merupakan suatu metode pengenalan citra yang mengadopsi arsitektur *Convolutional Neural Network* (Novaldi et al., 2022). Salah satu perbedaan utama antara arsitektur MobileNet dengan CNN konvensional adalah penggunaan lapisan konvolusi dengan filter yang disesuaikan dengan dimensi dari citra input. Pada versi ketiga yang dirilis pada tahun 2019, MobileNetV3 terbagi menjadi dua model yaitu MobileNetV3-Large dan MobileNetV3-Small. Kedua model ini memiliki jumlah lapisan yang berbeda sehingga menyebabkan perbedaan kecepatan latensi dan akurasi pada kedua model. MobileNetV3-Large memiliki latensi yang lebih tinggi tetapi memberikan akurasi yang lebih baik.

Sementara MobileNetV3-Small memiliki latensi yang lebih rendah karena beberapa lapisan yang terdapat pada MobileNetV3-Large tidak digunakan, sehingga mengurangi waktu yang dibutuhkan untuk melakukan deteksi, namun akurasi yang dihasilkan lebih rendah dibandingkan dengan MobileNetV3-Large (Howard et al., 2019).

MobileNetV3 tetap mempertahankan penggunaan *depthwise* dan *pointwise convolution* seperti MobileNetV1. MobileNetV3 memperkenalkan fitur baru yaitu *linear bottlenecks*, *SE module*, *normalisasi batch*, *inverted residuals* dan aktivasi *hard-swish* yang dapat meningkatkan akurasi model dalam mendeteksi objek. Gambar 7 berikut merupakan struktur dasar pada MobileNetV3-Large dan MobileNetV3-Small.



Gambar 7. Struktur MobileNetV3 (Howard et al., 2019).

2.9 Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan salah satu teknik yang digunakan untuk melakukan evaluasi kinerja pada suatu metode. *Confusion matrix* memberikan informasi perbandingan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh model dengan hasil klasifikasi sebenarnya. Jumlah klasifikasi yang benar maupun yang salah akan dihitung kemudian dipecah oleh setiap kelas, sehingga *confusion matrix* tidak hanya memberikan informasi kesalahan yang dibuat *classifier*, tetapi juga jenis kesalahannya (Umar et al., 2020). Berikut merupakan Tabel 2 yang menampilkan *confusion matrix* untuk masing-masing kelas.

Tabel 2. *Confusion Matrix*

		<i>Actual</i>					
		<i>Classes</i>	<i>A</i>	<i>B</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>E</i>
<i>Predicted</i>	A		TP(A)	FP(A)	FP(A)	FP(A)	FP(A)
				FN(B)	FN(C)	FN(D)	FN(E)
	B		FP(B)		FP(B)	FP(B)	FP(B)
			FN(A)	TP(B)	FN(C)	FN(D)	FN(E)
	C		FP(C)	FP(C)		FP(C)	FP(C)
			FN(A)	FN(B)	TP(C)	FN(D)	FN(E)
	D		FP(D)	FP(D)	FP(D)		FP(D)
			FN(A)	FN(B)	FN(C)	TP(D)	FN(E)
	E		FP(E)	FP(E)	FP(E)	FP(E)	
			FN(A)	FN(B)	FN(C)	FN(D)	TP(E)

Dari Tabel 2 di atas, diketahui bahwa *confusion matrix* terdiri dari empat ketentuan sebagai berikut (Narkhede, 2018).

1. *True Positive* (TP) adalah kondisi ketika model memprediksi data sebagai positif (*TRUE*) dan jawaban aktualnya juga positif (*TRUE*).
2. *True Negative* (TN) adalah kondisi ketika model memprediksi data sebagai negatif (*FALSE*) dan jawaban aktualnya juga negatif (*FALSE*).
3. *False Positive* (FP) adalah kondisi ketika model memprediksi data sebagai positif (*TRUE*) dan jawaban aktualnya negatif (*FALSE*).
4. *False Negative* (FN), kondisi ketika model memprediksi data sebagai negatif (*FALSE*) dan jawaban aktualnya positif (*TRUE*).

2.10 Evaluasi Metode

Evaluasi metode pada *deep learning* merupakan langkah untuk menilai kinerja dari metode *deep learning* yang telah dikembangkan. Salah satu metode dalam *deep learning* adalah YOLO. Evaluasi metode pada YOLO bertujuan untuk mengetahui seberapa akurat metode dalam memprediksi atau mengklasifikasikan data input. Proses evaluasi pada YOLO dapat dilakukan dengan memanfaatkan *Confusion Matrix* (Sholahuddin et al., 2023).

Pada penelitian ini digunakan metrik perhitungan performa model sebagai berikut (Kristian Wilianto, 2021).

1. *Precision* adalah metrik yang mengukur hasil prediksi yang benar terhadap kelas yang sebenarnya dan prediksi yang keliru terhadap kelas tersebut. Model akan memiliki nilai *precision* yang tinggi jika jumlah prediksi benar (*True Positives*) besar dan jumlah prediksi salah (*False Positives*) kecil. Nilai *precision* diperoleh dengan menggunakan Persamaan (2.1) berikut.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots (2.1)$$

2. *Recall* mengukur kemampuan model dalam mendeteksi kelas yang sebenarnya. Metrik ini mengevaluasi kemampuan model untuk mengenali kelas asli, baik ketika salah memprediksi sebagai kelas lain maupun ketika memprediksi dengan benar sebagai kelas itu sendiri. *Recall* berfokus pada keberhasilan dalam mengidentifikasi kelas asli, tanpa mempertimbangkan ketepatan prediksi. Nilai *recall* dapat dinyatakan dengan Persamaan (2.2).

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots (2.2)$$

3. *F1-Score* adalah metrik yang digunakan untuk menyeimbangkan *precision* dan *recall* dengan menghitung nilai rata-ratanya. *F1-Score* memastikan model tidak hanya menghindari prediksi positif palsu (*precision* tinggi), tetapi juga tidak melewatkan prediksi positif yang benar (*recall* tinggi). Nilai *F1-Score* dapat dihitung menggunakan Persamaan (2.3) berikut.

$$F1-Score = 2 \frac{precision \cdot recall}{precision+recall} \dots\dots\dots (2.3)$$

3.2 Alat dan Bahan

3.2.1 Alat Pendukung

Perangkat keras dan perangkat lunak digunakan untuk mendukung pelaksanaan penelitian. Perangkat keras diperlukan untuk akuisisi data mentah, sedangkan perangkat lunak yang terpasang pada perangkat keras digunakan untuk pemrosesan dan komputasi data.

3.2.1.1 Perangkat Keras (*Hardware*)

Perangkat keras yang digunakan dalam penelitian ini tercantum pada Tabel 4. Laptop yang dipilih memiliki spesifikasi yang mendukung kebutuhan komputasi, dan *smartphone* yang dipilih dapat digunakan untuk pengambilan video yang beresolusi tinggi.

Tabel 4. Alat Pendukung (*Hardware*)

No.	Perangkat	Spesifikasi
1.	Laptop	<i>Processor</i> 11 th Gen Intel® Core™ i7-11800H, RAM 16GB, SSD 512GB, Grapichs NVIDIA® GeForce RTX™ 3060
2.	<i>Smartphone</i>	Chip Apple A12 Bionic, Perekaman video 4K (3840×2160) pada kecepatan 60 FPS, Video berformat MOV.

3.2.1.2 Perangkat Lunak (*Software*)

Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini memiliki peran penting dalam setiap tahapan penelitian. Berikut merupakan perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini.

a. Sistem Operasi: Windows 11 64-bit

Sistem operasi digunakan sebagai platform utama untuk menjalankan semua perangkat lunak dan proses penelitian.

- b. Text Editor: Google Colab dan Visual Studio Code
Google Colab merupakan layanan *notebook* berbasis *cloud* yang memungkinkan untuk menjalankan kode Python dan memanfaatkan GPU untuk mempercepat proses *training* model. Sementara itu, Visual Studio Code merupakan text editor yang mendukung berbagai bahasa pemrograman. Dalam penelitian ini, digunakan untuk proses *testing*.
- c. Anotasi Objek: LabelImg
LabelImg adalah alat yang digunakan untuk melakukan pelabelan objek pada dataset, dengan cara menandai objek dalam gambar menggunakan kotak pembatas (*bounding box*). Proses anotasi ini sangat penting untuk mempersiapkan data pelatihan.
- d. Bahasa Pemrograman: Python
Python adalah bahasa pemrograman *open source* yang memiliki dukungan luas dalam pemrosesan data dan pengolahan gambar. Python menyediakan berbagai *package* seperti TensorFlow, PyTorch, OpenCV, NumPy, Pandas, Matplotlib, dan lainnya yang sangat diperlukan untuk penelitian ini.
- e. Penyimpanan Data: Google Drive
Google Drive digunakan sebagai tempat penyimpanan dataset penelitian. Google Drive menyediakan penyimpanan yang aman dan dapat diakses dari berbagai perangkat, serta dapat terhubung dengan Google Colab untuk kemudahan dalam mengelola dan mengakses data selama proses *training*.

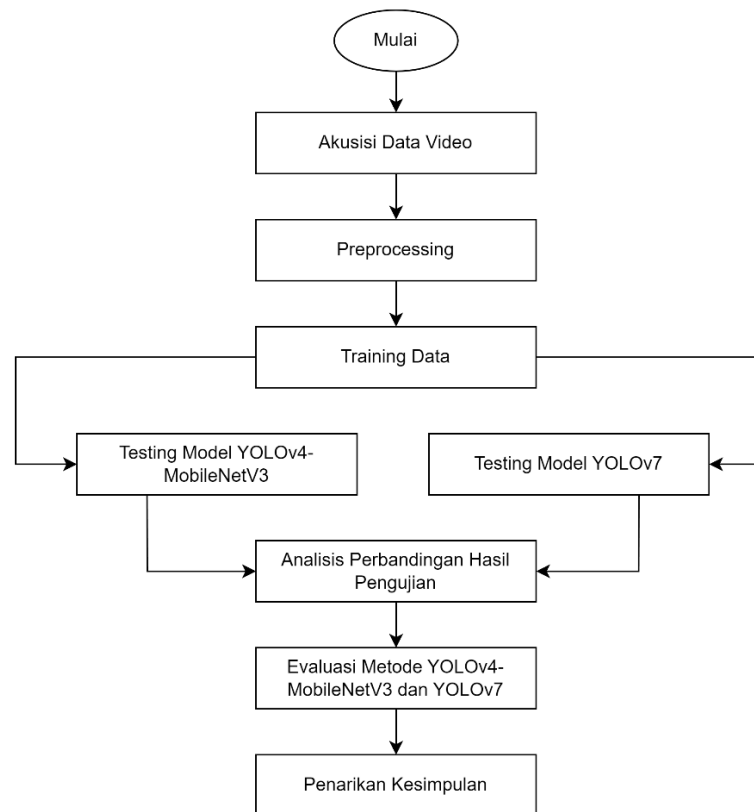
3.2.2 Bahan Penelitian

Bahan yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra digital dalam jumlah banyak untuk proses *training*. Data citra digital tersebut berasal dari video rekaman yang diekstraksi menjadi *frame-frame* citra. Data yang digunakan untuk proses *testing* berupa video digital yang diambil

secara langsung menggunakan kamera *smartphone*. Objek yang difokuskan dalam video adalah kendaraan dengan berbagai jenis warna plat, yaitu hitam, putih, kuning, merah, serta kendaraan tanpa plat.

3.3 Alur Kerja Penelitian

Alur penelitian adalah serangkaian langkah sistematis yang diperlukan untuk menjalankan penelitian. Tahapan-tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini dijelaskan dalam Gambar 8 berikut.



Gambar 8. Alur Penelitian.

3.3.1 Akuisisi Data Video

Akuisisi data merupakan langkah pengumpulan atau perolehan data dari berbagai sumber. Pada penelitian ini, data yang digunakan berupa data video yang direkam secara langsung menggunakan kamera *smartphone*. Pengambilan data dilakukan di atas jembatan penyebrangan orang yang

berada di Jalan Raden Intan dan Jalan Kartini, Kota Bandar Lampung pada 30 November 2023 hingga 7 Desember 2023 dengan kondisi cuaca yang cukup cerah. Data yang digunakan dalam penelitian ini meliputi data video berformat MOV sebagai input untuk proses pengujian, serta data citra yang dihasilkan dari ekstraksi video sebagai input untuk proses pelatihan.

3.3.2 Preprocessing

Preprocessing adalah tahapan awal dalam pengolahan citra dan dilakukan sebelum proses *training*. Tahapan ini bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra dan mempersiapkan data citra yang digunakan sebagai data input untuk tahapan selanjutnya. Pada penelitian ini, *preprocessing* terdiri dari beberapa tahap, yaitu proses ekstraksi, *cropping*, *resize* dan anotasi objek.

3.3.2.1 Proses Ekstraksi

Untuk melakukan deteksi dan klasifikasi, diperlukan data citra, sehingga rekaman video yang akan digunakan sebagai data input harus diubah atau dilakukan proses ekstraksi *frame-frame* menjadi bentuk citra terlebih dahulu agar dapat diproses ke tahap selanjutnya.

3.3.2.2 Cropping Data Citra

Proses *cropping* dilakukan untuk memfokuskan perhatian pada area yang penting atau menghilangkan bagian dari citra yang tidak relevan dengan penelitian ini.

3.3.2.3 Resize

Resize adalah langkah untuk mengubah ukuran citra. Proses *resize* citra diperlukan agar keseluruhan citra memiliki rasio

piksel yang sama. Pada penelitian ini semua citra diubah ukurannya menjadi 640×640 piksel.

3.3.2.4 Anotasi Objek

Anotasi adalah proses pembuatan label pada citra dengan cara memberikan kotak pembatas (*bounding box*) beserta nama kelas pada objek yang ingin dideteksi. Proses pelabelan dibagi menjadi lima kelas, yaitu plat kendaraan dengan warna dasar hitam, putih, kuning, merah, serta kendaraan yang tidak memiliki plat atau dikategorikan sebagai kelas non plat. Proses anotasi umumnya dilakukan untuk membantu proses *training* model agar lebih akurat dalam mendeteksi objek pada citra.

3.3.3 Training Data

Pada tahap *training*, data yang digunakan adalah data yang telah melalui proses *preprocessing* atau telah dianotasi pada setiap citra. Hasil anotasi tersebut digunakan untuk melatih model deteksi YOLOv4-MobileNetV3 dan YOLOv7 agar dapat mendeteksi dan mengklasifikasi plat nomor kendaraan dari data *training*.

3.3.4 Testing Model YOLOv4-MobileNetV3 dan YOLOv7

Pengujian model YOLOv4-MobileNetV3 dan YOLOv7 merupakan tahapan yang bertujuan untuk menguji kinerja kedua model yang telah dilakukan *training*, dengan menggunakan data lainnya atau data selain data *training* dan data validasi.

3.3.5 Analisis Perbandingan Hasil Pengujian

Pada tahap ini akan dilakukan analisis perbandingan terhadap hasil pengujian antara metode YOLOv4-MobileNetV3 dan YOLOv7.

Langkah ini bertujuan untuk secara rinci menganalisis hasil pengujian dari kedua metode tersebut, yaitu dengan melakukan perhitungan *confusion matrix* secara analitik yang terdiri dari *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN).

3.3.6 Evaluasi Metode YOLOv4-MobileNetV3 dan YOLOv7

Pada tahap ini dilakukan evaluasi terhadap kinerja kedua metode, yaitu YOLOv4-MobileNetV3 dan YOLOv7 dengan melakukan perhitungan metrik performa seperti *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Tahap ini bertujuan untuk memberikan pemahaman mendalam terhadap kinerja kedua metode dalam melakukan deteksi dan klasifikasi plat nomor kendaraan.

3.3.7 Penarikan Kesimpulan

Pada tahap ini, akan dihasilkan kesimpulan berdasarkan analisis evaluasi kinerja antara metode YOLOv4-MobileNetV3 dan YOLOv7 dalam deteksi dan klasifikasi plat nomor kendaraan, dengan tujuan untuk menentukan metode yang paling optimal dalam hal akurasi dan efisiensi waktu komputasi. Selain penarikan kesimpulan, saran dan rekomendasi juga diperlukan untuk penelitian selanjutnya.

V. SIMPULAN DAN SARAN

5.1 Simpulan

Simpulan yang diperoleh berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan adalah sebagai berikut.

1. Penelitian ini berhasil mengimplementasikan YOLOv4-MobileNetV3 dan YOLOv7 untuk melakukan deteksi dan klasifikasi pada lima kelas plat kendaraan, yaitu plat hitam, plat putih, plat kuning, plat merah dan non plat.
2. Evaluasi kinerja pada YOLOv4-MobileNetV3 menunjukkan hasil yang baik untuk *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Namun, YOLOv7 menunjukkan performa yang lebih tinggi terhadap ketiga metrik tersebut. Hal ini mengindikasikan bahwa YOLOv7 memiliki keunggulan dalam performa model dibandingkan dengan YOLOv4-MobileNetV3.
3. Hasil evaluasi *running-time* saat melakukan pengujian dengan menggunakan YOLOv4-MobileNetV3 mencapai rata-rata FPS yang lebih tinggi dibandingkan YOLOv7. Hasil ini menunjukkan bahwa YOLOv4-MobileNetV3 memiliki efisiensi yang lebih baik dalam pemrosesan video dibandingkan dengan YOLOv7.

5.2 Saran

Saran yang diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut.

1. Menambah dataset baru untuk menyeimbangkan jumlah data setiap *class* atau membuat data buatan (augmentasi data).
2. Melakukan modifikasi model agar dapat diimplementasikan pada malam hari dan diberbagai kondisi cuaca.

DAFTAR PUSTAKA

- Bahri, S., Samsinar, R., & Denta, P. S. (2022). Pengenalan Ekspresi Wajah untuk Identifikasi Psikologis Pengguna dengan Neural Network dan Transformasi Ten Crops. *RESISTOR (Elektronika Kendali Telekomunikasi Tenaga Listrik Komputer)*, 5(1), 15. <https://doi.org/10.24853/resistor.5.1.15-20>
- Bochkovskiy, A., Wang, C.-Y., & Liao, H.-Y. M. (2020). *YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection*. <http://arxiv.org/abs/2004.10934>
- Bubbling. (2020). *Object Detection YOLOv4 (tensorflow2)*. https://blog.csdn.net/weixin_44791964/article/details/106533581
- Cahyani, T. I., Zakiyamani, M., Riana, D., Hardianti, S., & Magister, P. (2022). Perbandingan Akurasi Pengenalan Karakter Plat Nomor Menggunakan Tesseract Dan Data Latih Emnist Comparison Accuracy Character Recognition in Plate Number Using Tesseract and Emnist Dataset. *Journal of Information Technology and Computer Science (INTECOMS)*, 5(2), 18–27.
- Cai, H., Xie, Y., Xu, J., & Xiong, Z. (2022). A Lightweight and Accurate UAV Detection Method Based on YOLOv4. *Sensors*, 22(18). <https://doi.org/10.3390/s22186874>
- Du, J. (2018). Understanding of Object Detection Based on CNN Family and YOLO. *Journal of Physics: Conference Series*, 1004(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1004/1/012029>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. *Foreign Affairs*, 91(5), 1689–1699.
- Harahap, M., Elfrida, J., Agusman, P., Rafael, M., Abram, R., Andrianto, K., kunci-Visi Komputer, K., Arus Lalu Lintas, P., & Kendaraan, D. (2019). Sistem Cerdas Pemantauan Arus Lalu Lintas Dengan YOLO (You Only Look Once v3). *Seminar Nasional APTIKOM*, 367–376.
- Howard, A., Sandler, M., Chen, B., Wang, W., Chen, L. C., Tan, M., Chu, G., Vasudevan, V., Zhu, Y., Pang, R., Le, Q., & Adam, H. (2019). Searching for mobileNetV3. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2019-October, 1314–1324. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2019.00140>
- Huang, S., He, Y., & Chen, X. A. (2021). M-YOLO: A Nighttime Vehicle Detection Method Combining Mobilenet v2 and YOLO v3. *Journal of Physics: Conference Series*, 1883(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1883/1/012094>

- Hussain, M. (2023). YOLO-v1 to YOLO-v8, the Rise of YOLO and Its Complementary Nature toward Digital Manufacturing and Industrial Defect Detection. *Machines*, 11(7). <https://doi.org/10.3390/machines11070677>
- Jalled, F., & Voronkov, I. (2016). *Object Detection using Image Processing*. 1–6. <http://arxiv.org/abs/1611.07791>
- Jonathan, M., Hafidz, M. T., Apriyanti, N. A., & Husaini, Z. (2023). Mendeteksi Plat Nomor Kendaraan dengan Metode Yolo (You Only Look Once) dan Single Shot Detector (SSD). *Jurnal AI Dan SPK : Jurnal Artificial Inteligent Dan Sistem Penunjang Keputusan (INPRESS)*, 1(1), 105–111.
- Direktorat Jendral Perhubungan Darat. (2022). *Transportation Information 2022*. <https://cloud.dephub.go.id/index.php/s/rUA3CaXAGJNpkiP>. Diakses pada 4 3 Oktober 2023.
- Wilianto, K. (2021). *Evaluation Metrics pada Computer Vision dari Klasifikasi hingga Deteksi Objek*. <https://medium.com/data-folks-indonesia/evaluation-metrics-pada-computer-vision-dari-klasifikasi-hingga-deteksi-objek-5049d3fd90d2>. Diakses pada 27 Oktober 2023.
- Li, Q., Ding, X., Wang, X., Chen, L., Son, J., & Song, J. (2021). Detection and Identification of Moving Objects at Busy Traffic Road based on YOLO v4. *The Journal of the Institute of Internet, Broadcasting and Communication*, 21(1), 141–148.
- Lin, H., Deng, J. D., Albers, D., & Siebert, F. W. (2020). Helmet Use Detection of Tracked Motorcycles Using CNN-Based Multi-Task Learning. *IEEE Access*, 8(4), 162073–162084. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3021357>
- Lohit, G.A., & Sampath, N. (2020). Multiple Object Detection Mechanism Using YOLO. *IEEE International Conference on Data Engineering*. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-981-15-1097-7_48
- Marpaung, F., Aulia, F., & Nabila, R. C. (2022). *Computer Vision Dan Pengolahan Citra Digital*. Pustaka Aksara. Surabaya. 169 hlm.
- Narkhede, S. (2018). *Understanding Confusion Matrix*. Medium. <https://towardsdatascience.com/understanding-confusion-matrix-a9ad42dcfd62>. Diakses pada 4 November 2023.
- Nima, R., & Shila, F. (2020). Crack classification in rotor-bearing system by means of wavelet transform and deep learning methods: an experimental investigation. *Journal of Mechanical Engineering, Automation and Control Systems*, 1(2), 102–113. <https://doi.org/10.21595/jmeacs.2020.21799>
- Novaldi, F., Amrulloh, I., Wisesa, I. W. W., & Manullang, M. C. T. (2022). Pendeteksian Pelanggaran Pada Penyebrangan Jalan Menggunakan Single-Shot Detector Pada ESP32. *Tematik*, 9(2), 119–127. <https://doi.org/10.38204/tematik.v9i2.997>
- Oeliga, C. (2021). Pemalsuan Tanda Nomor Kendaraan. *Datin Law*, 1 No 2 (Penegakan Hukum Terhadap Tindak Pidana Pemalsuan Tanda Nomor Kendaraan Bermotor (TNKB)), 57–65. <https://ojs.umb-bungo.ac.id/index.php/DATIN/article/view/565/559>

- Pan, S., Liu, J., & Chen, D. (2023). Research on License Plate Detection and Recognition System based on YOLOv7 and LPRNet. *Academic Journal of Science and Technology*, 4(2), 62–68. <https://doi.org/10.54097/ajst.v4i2.3971>
- Polri. (2021). Peraturan Kepolisian Negara Republik Indonesia Nomor 7 Tahun 2021 Registrasi dan Identifikasi Kendaraan Bermotor. <https://peraturan.bpk.go.id/Details/225016/perpol-no-7-tahun-2021>. Diakses pada 11 Oktober 2023.
- Polri. (2023). Peraturan Kapolri Nomor 05 tahun 2012 tentang Registrasi dan Identifikasi Kendaraan Bermotor. <https://www.peraturanpolri.com/2015/12/peraturan-kapolri-nomor-05-tahun-2012.html>. Diakses pada 11 Oktober 2023.
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016-Decem*, 779–788. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>
- Dijaya, R. (2023). *Buku Ajar Pengolahan Citra Digital*. UMSIDA PRESS.
- Salim, A. (2020). *Estimasi Kecepatan Kendaraan Melalui Video Pengawas Lalu Lintas Menggunakan Parallel Line Model*. (Skripsi). Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah Jakarta.
- Sholahuddin, M. R., Atqiya, F., Wulan, S. R., Harika, M., Fitriani, S., & Sofyan, Y. (2023). Implementasi Sistem Identifikasi Senjata Real Time Menggunakan YOLOv7 dan Notifikasi Chat Telegram. *Journal of Information System Research (JOSH)*, 4(2), 598–606. <https://doi.org/10.47065/josh.v4i2.2774>
- Sholehurrohman, R. (2021). *Pengembangan YOLOv3 dengan Fitur Ekstraktor MobileNetv2 Untuk Deteksi dan Klasifikasi Kendaraan Bergerak*. (Tesis). Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Sudjana, A. W., & Supeno, H. (2021). *Implementasi Deep Learning untuk Object Detection Menggunakan Algoritma YOLO (You Only Look Once) pada Rambu Lalu Lintas di Indonesia*. (Skripsi). Universitas Pasundan.
- Umar, Y. H., Mardi, S., Nugroho, S., & Rachmadi, R. F. (2020). *Deteksi Penggunaan Helm Pada Pengendara*. (Tesis). Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Wang, C.-Y., Bochkovskiy, A., & Liao, H.-Y. M. (2023). *YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors*. 7464–7475. <https://doi.org/10.1109/cvpr52729.2023.00721>
- Wang, Y., Wang, H., & Xin, Z. (2022). Efficient Detection Model of Steel Strip Surface Defects Based on YOLO-V7. *IEEE Access*, 10(November), 133936–133944. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3230894>