

**Deteksi Citra Kemacetan Lalu Lintas Berdasarkan Jumlah Volume
Kendaraan Menggunakan Algoritma Yolov6 Integrasi *Weighted
Graph***



Diusulkan oleh:

Reynaldi Holtrop	215150401111027	2021
Bonaventura Julio Putra Nandika	215150401111051	2021
Michael Rahadiyan Wijaya	215150400111052	2021

UNIVERSITAS BRAWIJAYA

MALANG

2023

LEMBAR PERNYATAAN ORISINALITAS

Judul Karya : Optimasi Durasi Lampu Lalu Lintas Menggunakan Algoritma YOLOv6 Integrasi *Weighted Graph* untuk Mengurai Kemacetan

Jenis Kompetisi : *Article Writing Competition*

Nama Ketua : Reynaldi Holtrop

Nama Anggota 1 : Bonaventura Julio Putra Nandika

Nama Anggota 2 : Michael Rahadiyan Wijaya

Kami yang bertanda tangan di bawah ini menyatakan bahwa karya dengan judul di atas benar merupakan karya orisinal kami dan belum pernah dipublikasikan dan/atau diikutsertakan dalam perlombaan diluar Kegiatan National Youth Competition 3.0 yang diselenggarakan oleh Fakultas Ilmu Administrasi Universitas Brawijaya.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya, dan apabila terbukti terdapat pelanggaran didalamnya, maka kami siap untuk didiskualifikasi dari kompetisi ini sebagai bentuk pertanggungjawaban kami.

Malang, 17, September, 2023



Reynaldi Holtrop

NIM. 215150401111027

KATA PENGANTAR

Assalamualaikum Wr Wb

Puji Syukur Kehadirat Tuhan Yang Maha Esa, karena telah memberikan rahmat serta karunia-Nya kepada kami sehingga bisa menyelesaikan karya tulis ilmiah yang kami buat dengan judul “Optimasi Durasi Lampu Lalu Lintas Menggunakan Algoritma YOLOv6 Integrasi Weighted Graph untuk Mengurai Kemacetan” dengan baik.

Karya ilmiah ini dibuat dalam rangka memberikan solusi terhadap masalah kemacetan yang ada di Indonesia, serta sebagai partisipasi dalam kegiatan National Youth Competition 3.0. Kami berharap besar agar pendekatan yang kami rancang dapat diimplementasikan secara nyata oleh berbagai pihak yang terkait untuk menyelesaikan masalah transportasi di Indonesia.

Dalam proses penyusunan karya ilmiah ini tidak luput dari bantuan, arahan dan masukan berbagai pihak. Untuk itu, kami ingin mengucapkan banyak terima kasih atas segala partisipasinya dalam penyusunan dan penyelesaian karya ilmiah ini serta pihak penyelenggara National Youth Competition 3.0 yang telah memberi kesempatan dalam kegiatan perlombaan artikel ini. Kami juga mohon maaf yang sebesar-besarnya, kami menyadari masih banyak sekali kekurangan dan kekeliruan yang disengaja maupun tidak disengaja di dalam penulisan artikel ini. Besar harapan kami agar artikel ini dapat mendapat pertimbangan dan kritikan yang membangun dari para dewan juri serta memberikan manfaat bagi yang membutuhkan.

Akhir kata kami ucapan terimakasih atas perhatiannya,

Wassalamualaikum Wr Wb

Malang, 17 September 2023

Penulis

DAFTAR ISI

LEMBAR PERNYATAAN ORISINALITAS.....	i
KATA PENGANTAR.....	ii
DAFTAR ISI.....	iii
DAFTAR GAMBAR.....	v
DAFTAR TABEL.....	vi
ABSTRAK.....	vii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
Latar Belakang.....	1
Rumusan Masalah.....	2
Tujuan.....	2
Manfaat.....	2
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	3
Studi Terdahulu Tentang Kemacetan.....	3
Studi Terdahulu Tentang Computer Vision.....	3
Studi Terdahulu Tentang Weighted Graph.....	4
Penelitian Terdahulu.....	4
BAB III METODE.....	7
Pengumpulan Data Mentah.....	7
Pengolahan Data Mentah.....	7
Pelatihan Model.....	9
Implementasi Model.....	10
Pembuatan Weighted Graph.....	10
Integrasi Pendekripsi Kendaraan dengan Weighted Graph.....	12
BAB IV PEMBAHASAN.....	14
Evaluasi Model.....	14

Evaluasi Weighted Graph.....	15
BAB V PENUTUP.....	16
Kesimpulan.....	16
Saran.....	16
DAFTAR PUSTAKA.....	17
LAMPIRAN.....	21
Lampiran Biodata Ketua Tim.....	21
Lampiran Biodata Anggota Tim 1.....	22
Lampiran Biodata Anggota Tim 2.....	23

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. Pencarian Data Melalui Sumber Terbuka Kaggle.....	7
Gambar 2. Augmentasi Tahap 1 dan Tahap 2 pada <i>Website</i> Roboflow.....	9
Gambar 3. Hasil Training Dataset Kendaraan.....	10
Gambar 4. Diagram Alir Program Pendekripsi Kendaraan.....	10
Gambar 5. Diagram Alir Program <i>Weighted Graph</i>	11
Gambar 6. Diagram Alir Sistem Gabungan.....	12
Gambar 7. Visualisasi <i>weighted graph</i> pada lalu lintas simpang empat.....	13
Gambar 8. Hasil Pengujian Model Deteksi Kendaraan.....	14

DAFTAR TABEL

Tabel 1. Daftar Label Dataset.....	8
Tabel 2. Daftar Bobot Tiap Label.....	11
Tabel 3. Evaluasi <i>Weighted Graph</i>	15

ABSTRAK

Kemacetan merupakan salah satu masalah transportasi darat yang masih dirasakan oleh masyarakat Indonesia hingga saat ini. Berdasarkan Tomtom Traffic Index (2023) DKI Jakarta menempati posisi 29 dari 389 kota termacet di dunia. Dengan melihat permasalahan kemacetan di Indonesia, penulis menawarkan solusi berupa sistem lampu lalu lintas yang dapat mendekripsi volume kendaraan yang sedang melintas. Sistem ini mengkalkulasikan waktu tunggu optimal dari lampu lalu lintas agar laju kendaraan dapat sebanding dengan volume kendaraan sehingga dapat mengurai kemacetan. Pengambilan keputusan untuk mendapatkan waktu tunggu lampu lalu lintas yang optimal dilakukan dengan menggunakan algoritma *weighted graph*. Setiap *node* dalam graf akan memiliki bobot yang didapatkan dari data deteksi objek yang dilakukan dengan menerapkan teknologi *computer vision*. Metode YOLOv6 merupakan bagian dari *computer vision* yang digunakan untuk mendapatkan citra kendaraan. Setiap jenis kendaraan akan diberikan bobot tertentu, termasuk kendaraan prioritas seperti ambulan dan pemadam kebakaran. Model YOLOv6 akan diintegrasikan dengan algoritma *weighted graph* sehingga durasi lampu lalu lintas sesuai dengan kondisi di lapangan. Melalui integrasi model YOLOv6 dengan algoritma *weighted graph* pada lampu lalu lintas dinilai mampu mengurai kemacetan di perkotaan dengan melakukan optimasi durasi lampu lalu lintas.

Kata kunci: *YOLOv6, Weighted graph, Kemacetan, Lalu lintas*

BAB I

PENDAHULUAN

Latar Belakang

Kemacetan merupakan permasalahan yang masih dirasakan oleh masyarakat Indonesia hingga saat ini. Kemacetan disebabkan oleh banyak hal, salah satunya adalah tingginya volume kendaraan karena terhambat *traffic light* (Wibowo, 2017). Mayoritas kendaraan yang ada di kota di Indonesia merupakan kendaraan berbahan bakar fosil sehingga volume kendaraan yang tinggi akan meningkatkan emisi karbon (Ghaniyyu, 2021). Akibatnya, meningkatnya volume kendaraan akan berarti peningkatan emisi karbon yang bertentangan dengan upaya global untuk mengurangi pemanasan global sesuai dengan tujuan *SDGS* poin 13.

Selain berhubungan dengan *SDGS* poin 13, implementasi *SDGS* poin 11 mengenai *Sustainable Cities and Communities* juga memiliki peran penting dalam memberikan solusi yang berkelanjutan. Salah satu fokus utama adalah pengembangan *sustainable transport* yang dapat membantu mengatasi masalah kemacetan dan dampak lingkungan yang diakibatkannya. Diperlukan pendekatan untuk mengoperasikan infrastruktur transportasi secara dinamis dan responsif terhadap situasi melalui strategi manajemen lalu lintas dinamis, seperti menggunakan metode *tidal flow system*, kontrol sinyal yang digerakkan lalu lintas, dan masih banyak lainnya yang akan sangat efektif dalam mengurai kemacetan dan masalah lingkungan yang disebabkan oleh kemacetan (Boltze, M. dan Tuan, V. A., 2016). Adopsi strategi manajemen lalu lintas dinamis mampu mengurangi kemacetan serta berkontribusi untuk melindungi lingkungan dan mencapai tujuan pembangunan berkelanjutan.

Manajemen lalu lintas melalui penentuan durasi lampu lalu lintas untuk mengurai kemacetan saat ini hanya berorientasi terhadap waktu historikal, status jalan utama, dan tidak menyesuaikan dengan kondisi lalu lintas secara *real time* (Azizy et al., 2018). Sistem ini akan menyebabkan kurangnya adaptabilitas terhadap perubahan dalam volume kendaraan sehingga kurang optimal dalam mengurai kemacetan (Feng et al., 2019). Perlu dikembangkan sistem penentuan durasi lalu lintas yang berdasarkan data volume kendaraan secara *real-time* dengan input citra langsung

melalui kamera seperti CCTV yang dilengkapi algoritma pendekripsi dan penghitung volume kendaraan. Sistem ini dinilai lebih efektif dalam mengurangi kemacetan lalu lintas perkotaan sehingga terhindar dari permasalahan lain akibat waktu tunggu lampu lalu lintas yang terlalu lama dan tidak sesuai.

Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah disusun sebelumnya, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana cara menyusun serta membuat model *object detection* menggunakan arsitektur model YOLOv6 yang sesuai dengan kebutuhan deteksi kendaraan?
2. Bagaimana rancangan sistem deteksi kendaraan yang mampu mengurangi kemacetan akibat durasi lampu lalu lintas yang tidak optimal?

Tujuan

Berdasarkan latar belakang yang telah disusun sebelumnya, tujuan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Untuk menyusun serta menghasilkan model *object detection* menggunakan arsitektur model YOLOv6 yang sesuai dengan kebutuhan deteksi kendaraan.
2. Untuk menghasilkan rancangan sistem deteksi kendaraan yang mampu mengurangi kemacetan akibat durasi lampu lalu lintas yang tidak optimal.

Manfaat

Penulisan artikel ini diharapkan dapat menjadi terobosan baru melalui rancangan sistem optimasi durasi lampu lalu lintas untuk mengurangi lalu lintas. Sistem nantinya akan dirancang dengan melakukan penggabungan algoritma deteksi objek menggunakan arsitektur model YOLOv6 dengan algoritma *weighted graph* sebagai pembuat keputusan. Artikel ini juga diharapkan mampu menghasilkan model latih dengan tingkat akurasi lebih dari 92% sebagai sumber daya pembuatan sistem optimasi durasi lampu lalu lintas.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Studi Terdahulu Tentang Kemacetan

Kemacetan adalah kondisi dimana volume kendaraan yang sangat banyak sehingga terjadi penumpukan dan kapasitas jalan tidak sesuai dengan jumlah kendaraan yang ada (Baidhowi dan Muzayanah, 2019). Menurut Ferenc dan Zoltan (2012) kenaikan volume kendaraan juga menyebabkan meningkatnya kompleksitas sistem lalu lintas dan transportasi jalan raya yang berujung pada kemacetan. Lalu lintas di jalan raya dapat mengalami kemacetan dalam jangka waktu yang lama akibat lonjakan lalu lintas yang singkat atau mendadak (Bhardwaj et al., 2023). Kemacetan mencatatkan kerugian besar dalam konteks waktu, bahan bakar, dan biaya. Menurut Friedman (2020) dalam peringkat 10 kota teratas dengan tingkat kemacetan terburuk di dunia, rata-rata jumlah waktu yang terbuang di jalanan akibat mobilitas harian per tahun adalah lebih dari 150 jam. Kondisi ketika jumlah jam mobilitas harian di jalanan yang terbuang per tahunnya melebihi 35 jam, diketahui akan berdampak negatif terhadap perekonomian negara (Bager, 2013). Selain mempengaruhi ekonomi, kemacetan lalu lintas juga mempengaruhi kualitas hidup dalam bentuk penurunan kualitas udara. Emisi karbon yang dikeluarkan dari kendaraan yang mengalami kemacetan ketika mesinnya menyala menimbulkan ancaman bagi kesehatan manusia (Bari dan Naser, 2005). Menurut Sharma dan Dikshit (2016) studi kualitas udara di Delhi menyatakan hampir 20% konsentrasi PM2.5 di udara diakibatkan oleh kemacetan lalu lintas.

Studi Terdahulu Tentang *Computer Vision*

Kontribusi kecerdasan buatan memiliki dampak yang sangat besar dalam kehidupan kita sehari-hari saat ini. *Computer vision* adalah merupakan bagian dari kecerdasan buatan yang dikembangkan agar komputer mampu melihat gambar seperti mata manusia. Pada dasarnya, metode ini dilakukan dengan cara memindai gambar dan melakukan analisis terhadap ukuran pikselnya, fitur-fiturnya, dan bertindak sebagai alat yang mampu menerjemahkan citra gambar digital apapun ke bentuk yang dapat dibaca mesin komputasi (Gajjar et al., 2023). Menurut Manogaran dan Lopez

(2017) *Computer vision* berkembang dari perekaman data mentah menjadi teknik dan ide yang menggabungkan pemrosesan gambar digital, pengenalan pola, *machine learning*, dan grafik komputer. Salah satu pendekatan pemrosesan gambar yang paling mutakhir dalam *computer vision* adalah penggunaan segmentasi gambar, yang telah terbukti sangat efektif dalam mengidentifikasi dan mensegmentasi berbagai objek dan fitur dalam suatu gambar (Diehl et al., 2023). Jaringan saraf konvolusional atau *convolutional neural network (CNN)* merupakan bagian dari *computer vision* yang diterapkan untuk tugas segmentasi, yaitu untuk mendeteksi, mengklasifikasikan, dan menutupi objek dalam citra gambar (He et al., 2017). Metode segmentasi gambar menggunakan *convolutional neural network* dapat dilakukan dengan menggunakan berbagai macam arsitektur model. Salah satu arsitektur model paling mutakhir dalam segementasi dan pengenalan objek adalah YOLOv6. Arsitektur model YOLOv6 merupakan rilisan meituan yang memiliki performa akurasi terbaik ketika diujikan menggunakan dataset MS COCO dan GPU Tesla T4 dibandingkan arsitektur model lainnya dengan kecepatan inferensi yang sama (Li et al., 2023). Arsitektur model YOLOv6 juga dikembangkan dengan desain *backbone network* yang lebih baik sehingga menghasilkan akurasi terbaik untuk mendeteksi citra gambar langsung.

Studi Terdahulu Tentang *Weighted Graph*

Menurut Metcalf dan Casey (2016) *weighted graph* adalah struktur data berbentuk graf yang setiap titik temu atau *node* memiliki nilai yang disebut dengan bobot. Graf adalah representasi struktur data yang paling mudah dimengerti untuk hubungan yang kompleks, penambahan bobot pada graf akan memberikan informasi berharga untuk mewakili kekuatan hubungan dan menentukan prioritas dalam pengambilan keputusan (Rutkowski et al., 2023). Graf berbobot juga menjadi strategi untuk memadatkan dan mentransformasikan data dalam menangani kumpulan data besar untuk melakukan pengambilan keputusan (Guzmán-Ponce et al., 2020).

Penelitian Terdahulu

Penelitian yang dilakukan saat ini tidak terlepas dari kajian terhadap hasil penelitian terdahulu yang sudah pernah dilakukan sebelumnya. Kelemahan penelitian sebelumnya dijadikan sebagai permasalahan penelitian yang menjadi latar belakang

dilakukannya penelitian ini. Melalui kajian tersebut, penelitian ini diharapkan mampu berkontribusi tidak hanya dalam lingkup masyarakat namun juga berdampak dalam lingkup keilmiahinan.

Penelitian yang dilakukan oleh Erabati, G. K. dkk. (2020) membandingkan deteksi objek dalam skenario lalu lintas dengan pendekatan tradisional dan deep learning. Dalam penelitian ini membandingkan tiga metode yang terdiri dari *histogram oriented gradient (HOG)* dan *support vector machine (SVM)* sebagai pendekatan tradisional dengan *single shot detector (SSD)* dan *you only look once (YOLO)* sebagai pendekatan *deep learning*. Penelitian ini memiliki batasan untuk menghasilkan perbandingan algoritma dan arsitektur model yang paling mutakhir ketika melakukan segmentasi objek. Pendekatan *deep learning* dalam penelitian ini mengungkapkan bahwa arsitektur model *SSD* lebih baik dalam hal kecepatan dibandingkan arsitektur model *YOLO* dengan *trade-off* akurasi yang rendah. Penelitian ini memiliki kelemahan tidak menjelaskan urgensi akurasi tinggi dalam penggunaan algoritma *YOLO* dibandingkan metode *deep learning* serta keunggulan algoritma *YOLO* lainnya seperti inferensi model.

Penelitian yang dilakukan oleh Li A. dkk. (2023) melakukan optimasi arsitektur model YOLOv5s untuk meningkatkan akurasi deteksi dengan memperluas *bakcbone network* dan *neck* dalam arsitektur untuk memampukan deteksi objek kecil dalam lalu lintas. Penelitian ini berhasil meningkatkan akurasi awal arsitektur model YOLOv5s multi skala sekitar 7.1% lebih baik. Dalam penelitian ini menyatakan bahwa YOLOv5s multi skala diujikan dengan data lalu lintas beragam yang setara dengan data uji dengan arsitektur model YOLOv5x. Penelitian ini tidak melakukan dan menjelaskan perbandingan dengan pembaruan arsitektur model YOLOv6 yang memiliki *backbone network* dan *neck* yang lebih luas dibandingkan dengan arsitektur model dasar YOLOv5.

Penelitian yang dilakukan oleh mendemonstrasikan cara memanfaatkan luaran video langsung *real-time* dari kamera persimpangan untuk melakukan penghitungan kepadatan lalu lintas secara instan menggunakan pemrosesan gambar dan deteksi kendaraan menggunakan arsitektur *EfficientDet* dan *TensorFlow lite*. Penelitian ini

memampukan sistem untuk mengidentifikasi kendaraan prioritas serta menentukan kondisi lampu hijau berdasarkan jumlah kendaraan yang berhasil dideteksi. Dalam penelitian ini sistem menentukan urutan lampu hijau berdasarkan jumlah kendaraan dan identifikasi kendaraan prioritas sehingga sistem tidak menentukan urutan lampu hijau dengan mempertimbangkan jenis kendaraan. Dalam penelitian ini juga memberikan potensi penelitian lanjutan untuk membuat sistem mampu mengidentifikasi pelanggar pengguna jalan raya serta integrasi lampu lalu lintas dengan pejalan kaki sehingga menjamin keamanan untuk semua pengguna jalan raya.

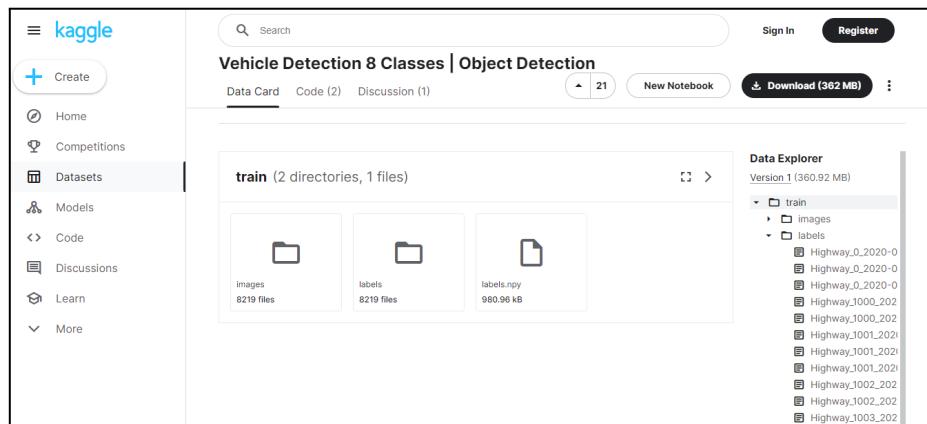
Penelitian yang sudah dilakukan sebelumnya memberikan pandangan terhadap penggunaan teknologi *computer vision* dalam objek lalu lintas. Secara umum, *computer vision* memberikan dampak besar untuk mengurai kemacetan dan dapat diterapkan dengan menggunakan sumber daya yang sudah ada saat ini seperti CCTV di persimpangan jalan raya. Penggunaan *computer vision* dalam ruang lingkup sistem lalu lintas perlu metode yang matang dan diujikan dalam beberapa kondisi untuk menjamin keamanan semua pengguna jalan raya.

BAB III

METODE

Pengumpulan Data Mentah

Data mentah merupakan sebuah kumpulan keterangan yang belum diolah untuk mendapatkan informasi atau fakta tertentu. Data dapat berbentuk kalimat, angka, huruf, gambar, suara, dan bentuk lainnya. Dalam penelitian ini, penulis menggunakan data berbentuk gambar kendaraan untuk diolah dan dikenali pola tertentu sebagai bahan pembelajaran sistem dalam mendekripsi kendaraan. Data gambar didapatkan melalui penangkapan citra langsung serta pengumpulan dari sumber terbuka seperti Kaggle dan Roboflow.



Gambar 1. Pencarian Data Melalui Sumber Terbuka Kaggle

Data mentah yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari berbagai sumber. Penulis menggunakan data mentah dari kaggle, roboflow, MS COCO, dan dokumentasi pribadi yang digunakan untuk melatih model deteksi kendaraan. Data yang berhasil didapatkan akan dikumpulkan dalam *workspace* roboflow untuk diolah dan diberi label atau proses anotasi gambar.

Pengolahan Data Mentah

Data yang sudah dikumpulkan akan diolah dengan dua tahap yang meliputi anotasi dan augmentasi. Sebelum masuk tahap anotasi atau pemberian label, penulis mendefinisikan terlebih dahulu daftar kelas dan label yang akan digunakan selama pelatihan model. Penentuan kelas dan label untuk dataset kendaraan dimaksudkan untuk memudahkan pembuatan data.yaml yang akan menjadi dasar pelatihan model.

Penentuan ini juga bertujuan untuk menghitung jumlah dataset setiap kelasnya agar tidak mempengaruhi akurasi model yang dihasilkan. Pada penelitian ini, nantinya setiap label akan memuat 1000 gambar yang dibagi menjadi 3 *subset* terdiri dari 80% data latih, 19% data validasi, dan 1% data uji. Adapun daftar kelas atau label yang nantinya digunakan adalah sebagai berikut.

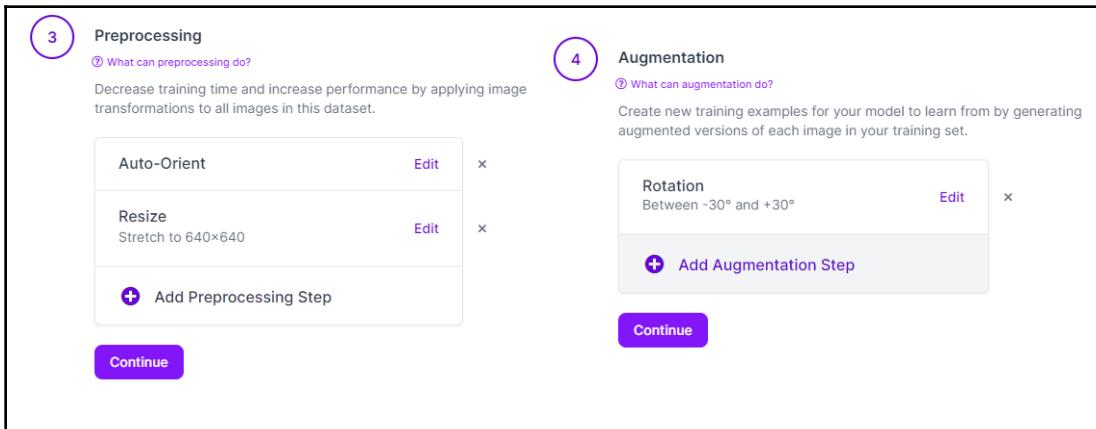
Tabel 1. Daftar Label Dataset

Index	Label/Kelas
0	ambulan
1	bis
2	becak
3	mobil
4	pemadam-kebakaran
5	sepeda-motor
6	truk
7	mobil-polisi

Memasuki tahap anotasi, setiap gambar akan diberi label jika dalam gambar tersebut memuat salah satu dari delapan label atau kelas yang sudah didefinisikan sebelumnya. Tahap anotasi dilakukan menggunakan situs web Roboflow. Setiap gambar yang sudah dikumpulkan dalam satu workspace pada tahap sebelumnya akan di *assign* untuk diberikan label. Setiap gambar dianotasi dengan menggunakan *rectangle bounding box*. Kotak pembatas atau *bounding box* memiliki fungsi untuk melakukan augmentasi data pada tingkat objek untuk setiap gambar dari keseluruhan data latih yang bekerja dengan cara membatasi ordinat yang harus dikenali oleh sistem (Lee et al., 2022). Satu gambar nantinya dapat memuat lebih dari satu *bounding box* dan lebih dari satu label atau kelas menyesuaikan pada objek yang terdapat dalam gambar tersebut.

Setelah melakukan anotasi untuk setiap gambar, *job* yang teranotasi akan di generate untuk menjadi dataset. Pada tahap generate dilakukan dua kali augmentasi untuk melakukan penyeragaman gambar. Tahap pertama augmentasi dilakukan dengan mengubah semua ukuran gambar menjadi 640x640 dan menambahkan *stretch*

berwarna putih agar tidak mengubah bentuk model. Augmentasi ukuran dilakukan mengingat arsitektur model YOLOv6 bekerja sangat optimal pada input gambar 640(Li et al., 2022). Pada tahap kedua dilakukan rotasi 30 dan 330 derajat untuk memastikan model dapat mendeteksi kendaraan yang posisinya tidak sejajar lurus dengan kamera CCTV.



Gambar 2. Augmentasi Tahap 1 dan Tahap 2 pada *Website* Roboflow

Pelatihan Model

Tahapan pelatihan pada penelitian ini dilakukan untuk menghasilkan *pre-trained model* atau model baru dari dataset kendaraan dengan menggunakan arsitektur model YOLOv6. Arsitektur model YOLO telah menjadi deteksi paling populer karena keseimbangan yang sangat baik antara kecepatan dan akurasi (Li et al., 2022). Pelatihan dilakukan dengan melakukan kloning *repository* YOLOv6, memasang *requirements* yang diperlukan, memasukkan dataset yang sudah diolah kedalam *server runtime*, memasang *pre-trained model* YOLOv6, menentukan *epoch* dan *batch memory*, serta memulai pelatihan. Pelatihan yang dilakukan dalam penelitian ini menggunakan server AI yang dimiliki oleh Universitas Brawijaya dengan menggunakan GPU A100-SXM4 x80. Model dilatih dalam 100 *epoch* dengan durasi pelatihan sekitar 2 jam 30 menit.

```

Accumulating evaluation results...
DONE (t=0.60s).
Average Precision (AP) @[ IoU=0.50:0.95 | area= all | maxDets=100 ] = 0.809
Average Precision (AP) @[ IoU=0.50 | area= all | maxDets=100 ] = 0.961
Average Precision (AP) @[ IoU=0.75 | area= all | maxDets=100 ] = 0.895
Average Precision (AP) @[ IoU=0.50:0.95 | area= small | maxDets=100 ] = 0.319
Average Precision (AP) @[ IoU=0.50:0.95 | area=medium | maxDets=100 ] = 0.539
Average Precision (AP) @[ IoU=0.50:0.95 | area= large | maxDets=100 ] = 0.821
Average Recall (AR) @[ IoU=0.50:0.95 | area= all | maxDets= 1 ] = 0.686
Average Recall (AR) @[ IoU=0.50:0.95 | area= all | maxDets= 10 ] = 0.854
Average Recall (AR) @[ IoU=0.50:0.95 | area= all | maxDets=100 ] = 0.858
Average Recall (AR) @[ IoU=0.50:0.95 | area= small | maxDets=100 ] = 0.519
Average Recall (AR) @[ IoU=0.50:0.95 | area=medium | maxDets=100 ] = 0.682
Average Recall (AR) @[ IoU=0.50:0.95 | area= large | maxDets=100 ] = 0.866
Results saved to runs/train/exp68
Epoch: 99 | mAP@0.5: 0.9611409169701864 | mAP@0.50:0.95: 0.8092909638956756

Training completed in 2.561 hours.

```

Gambar 3. Hasil Training Dataset Kendaraan

Implementasi Model

Pre-trained model hasil *training* dataset kendaraan selanjutnya akan diimplementasikan kedalam sistem yang dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman python. Hasil pelatihan yang merupakan file berekstensi pt akan dikonversi terlebih dahulu menjadi ONNX (Open Neural Network Exchange). Setelah mendapatkan model ONNX, maka sistem akan menggunakan model tersebut untuk mendeteksi input sistem yang berupa citra kendaraan. Sistem akan menggunakan modul opencv yang tersedia dalam The Python Package Index (PyPi) untuk mengakses CCTV dan mengambil citra kendaraan. Input gambar yang telah berhasil dideteksi nantinya akan menghasilkan *bounding box* serta label sesuai dengan pola yang dikenali oleh sistem.



Gambar 4. Diagram Alir Program Pendekripsi Kedaraan

Pembuatan *Weighted Graph*

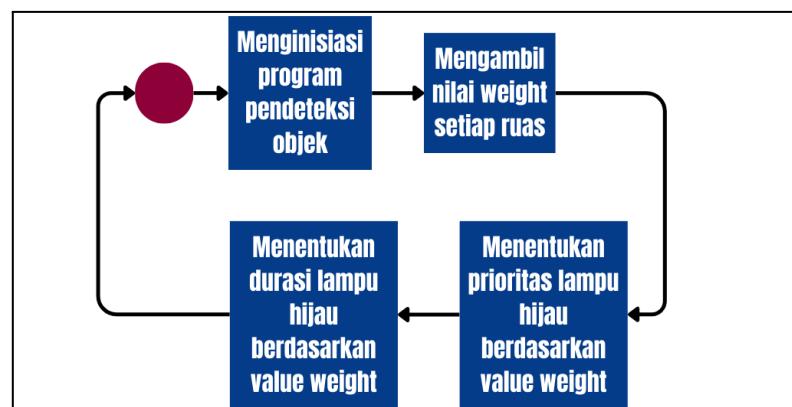
Weighted graph atau graf berbobot merupakan struktur data graf yang memiliki bobot didalam node maupun vertexnya. Pada pemrograman python, struktur

data graf berbobot dapat digunakan melalui modul networkx. Penelitian kali ini menggunakan graf berbobot dengan bobot akan ditetapkan dalam nodenya untuk menentukan durasi lampu lalu lintas. Bobot yang ditetapkan akan berbeda setiap kelas atau label mewakili urgensi kendaraan tersebut, bobot yang akan diberikan setiap label telah ditentukan sebagai berikut.

Tabel 2. Daftar Bobot atau Nilai Label

Index	Label/Kelas	Bobot
0	ambulan	500
1	bis	5
2	becak	1
3	mobil	2
4	pemadam-kebakaran	2000
5	sepeda-motor	1
6	truk	5
7	mobil-polisi	50

Bobot kendaraan terbesar akan dimiliki oleh pemadam kebakaran, ambulan, dan mobil polisi yang menjadi kendaraan prioritas. Bobot selanjutnya ditentukan berdasarkan muatan dan volumenya yang besar seperti bus dan truk. Penetapan bobot terakhir ditentukan berdasarkan jumlah rodanya, dimana untuk kendaraan beroda kurang dari empat akan berbobot 1 dan kendaraan roda 4 seperti mobil dan angkot akan memiliki bobot 2.

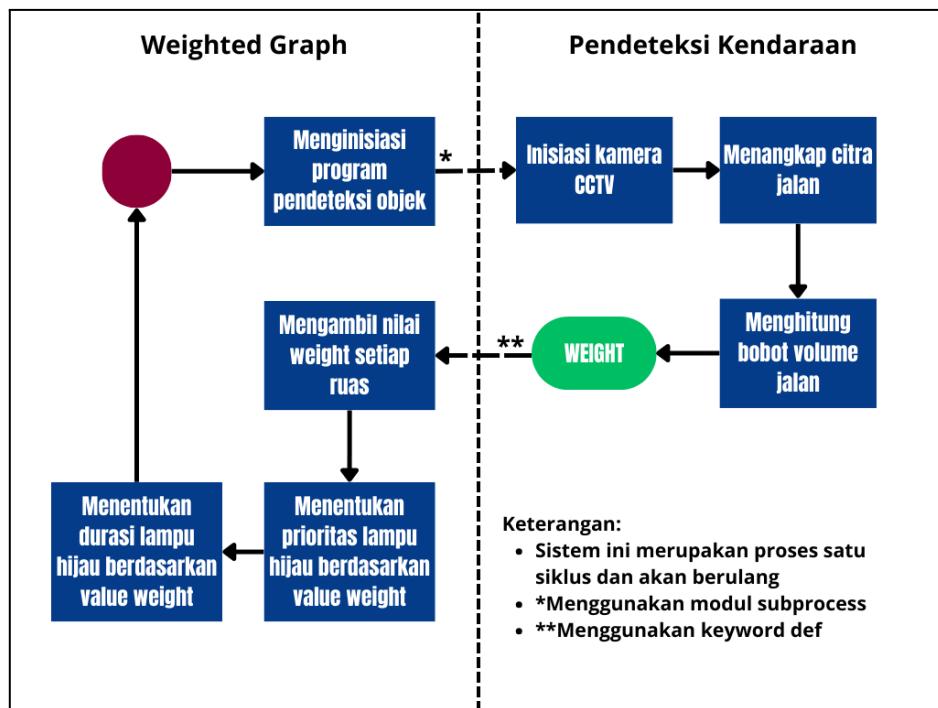


Gambar 5. Diagram Alir Program *Weighted Graph*

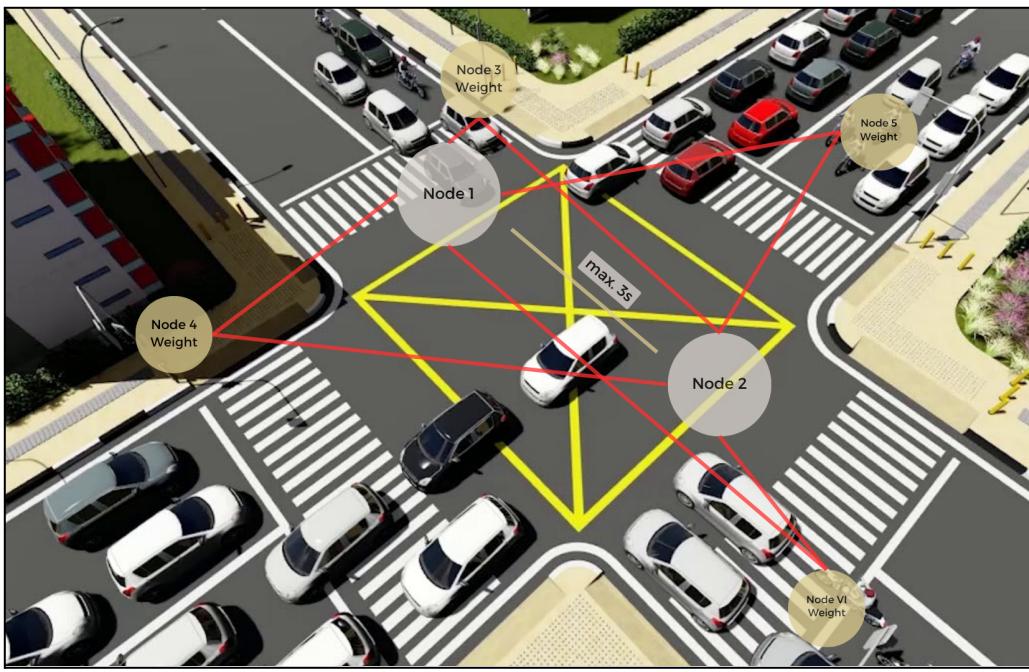
Implementasi perhitungan bobot dalam graf berbobot ini akan dilakukan bersamaan dengan program pendekripsi kendaraan. Setiap kamera yang nantinya mewakili satu ruas jalur akan mengirimkan bobot yang berhasil dideteksi yang nantinya akan dibandingkan dengan bobot pada kamera atau ruas lainnya dalam program *weighted graph*. Perhitungan bobot didasarkan pada *class_id* yang berhasil dideteksi oleh pendekripsi objek. Jumlah *class_id* nantinya akan dikalikan dengan bobot yang sudah ditentukan sebelumnya dan dimasukkan kedalam variabel *weight*.

Integrasi Pendekripsi Kendaraan dengan *Weighted Graph*

Secara keseluruhan, sistem yang dirancang dalam penelitian ini terbagi menjadi dua bagian yang terdiri dari pendekripsi kendaraan dan *weighted graph*. Program pendekripsi kendaraan akan diimplementasikan untuk masing-masing ruas jalan dan memiliki fungsi untuk melakukan inisiasi kamera CCTV, penangkapan citra kendaraan, deteksi kendaraan, dan perhitungan bobot kendaraan. Program *weighted graph* akan berfungsi untuk melakukan perbandingan bobot volume kendaraan pada setiap ruas, penentuan prioritas lampu hijau, dan menentukan durasi lampu hijau dalam satu siklus.



Gambar 6. Diagram Alir Sistem Gabungan



Gambar 7. Visualisasi *weighted graph* pada lalu lintas simpang empat

BAB IV

PEMBAHASAN

Evaluasi Model



Gambar 8. Hasil Pengujian Model Deteksi Kendaraan

Model mampu mendeteksi keseluruhan kelas kendaraan yang diujikan dengan akurasi dan skor kepercayaan yang tinggi. Setiap kendaraan dideteksi oleh model dengan skor kepercayaan lebih dari 50%. Skor kepercayaan dihitung sebagai evaluasi yang menunjukkan gambar terdeteksi dengan benar oleh model dan dalam bentuk persentase. Skor diambil berdasarkan rata-rata presisi pada ambang batas *IoU* (*Intersection over Union*) yang berbeda (Khan et al., 2021). Hasil skor kepercayaan yang tinggi merepresentasikan nilai tumpang tindih atau *IoU* juga tinggi atau mendekati satu dimana nilai *IoU* adalah nilai tumpang tindih antara posisi objek sebenarnya dengan kotak pembatas atau *boundary box* yang diprediksi.

Evaluasi *Weighted Graph*

Tabel 3. Pengujian *Weighted Graph*

<pre> graph TD cam1[cam1 10] --- neutral1((neutral1 0)) cam1 --- neutral2((neutral2 0)) neutral1 --- cam2[cam2 2000] neutral1 --- neutral2 neutral2 --- cam4[cam4 1000] cam3[cam3 15] --- neutral1 cam3 --- neutral2 </pre>	cam2 nyala hijau 45 detik Merah semua 3 detik cam4 nyala hijau 45 detik Merah semua 3 detik cam3 nyala hijau 30 detik Merah semua 3 detik cam1 nyala hijau 30 detik Merah semua 3 detik
<pre> graph TD cam2[cam2 4] --- neutral1((neutral1 0)) neutral1 --- cam3[cam3 1] neutral1 --- cam4[cam4 14] cam3 --- neutral2((neutral2 0)) cam4 --- neutral2 </pre>	cam4 nyala hijau 30 detik Merah semua 3 detik cam1 nyala hijau 30 detik Merah semua 3 detik cam2 nyala hijau 30 detik Merah semua 3 detik cam3 nyala hijau 30 detik Merah semua 3 detik

Algoritma *weighted graph* mampu menginisiasi semua kamera dan mengambil nilai variabel *weight* dari setiap kamera untuk dijadikan bobot setiap node. Algoritma *weighted graf* yang dikembangkan juga mampu memprioritaskan lampu hijau berdasarkan bobot setiap node. Graf diuji dengan 2 sampel kondisi lalu lintas padat dengan kendaraan prioritas dan lalu lintas sepi tanpa kendaraan prioritas. *Weighted graph* juga mampu menentukan durasi nyala lampu hijau berdasarkan bobot kendaraan dan mampu memastikan keamanan waktu transisi lampu hijau dengan memastikan semua ruas dalam kondisi lampu merah menyala sebelum lampu hijau berpindah ke ruas lainnya.

BAB V

PENUTUP

Kesimpulan

Penguraian kemacetan yang disebabkan oleh volume kendaraan dapat diatasi dengan pembuatan rancangan sistem deteksi kendaraan yang akan mengoptimasi waktu lalu lintas melalui penerapan algoritma YOLOv6 dengan mengintegrasikan *weighted graph* pada sistem lalu lintas perkotaan. Sistem deteksi kendaraan berhasil mendeteksi kendaraan objek pada lalu lintas dengan skor kepercayaan lebih dari 50%. Hal ini berdampak pada akurasi yang tinggi sekitar 96% dan IoU model yang mendekati satu. Algoritma *weighted graph* juga berhasil memprioritaskan urutan lampu lalu lintas berdasarkan bobot tiap node yang telah ditetapkan pada tiap label kendaraan, sehingga dapat menentukan durasi tiap lalu lintas dan waktu transisi lampu hijau untuk menjamin keamanan pengendara. Melalui hasil perancangan sistem optimasi lalu lintas ini dapat menjadi solusi untuk mengurai kemacetan di perkotaan dan diimplementasikan dengan mudah oleh seluruh pihak yang terkait dengan memanfaatkan sumber daya yang ada seperti CCTV di persimpangan jalan.

Saran

Penelitian ini memiliki potensi pengembangan lanjutan dalam beberapa hal. Potensi pertama adalah meningkatkan kelas deteksi objek terutama komponen kecil agar dapat mendeteksi kendaraan secara lebih baik. Sistem ini perlu pelatihan lebih lanjut terhadap objek kecil seperti kondisi sirine ambulan dan pemadam untuk mengambil keputusan secara optimal. Selain itu, sistem ini juga dirancang berjalan secara berulang dalam satu siklus sehingga jika kendaraan prioritas datang ketika siklus baru dimulai kendaraan tersebut belum diperhitungkan dalam sistem dan harus menunggu siklus selesai untuk diperhitungkan oleh sistem.

DAFTAR PUSTAKA

- Azizy, S. A., Cholissodin, I., dan Santoso, E. (2018). Penentuan Durasi Nyala Lampu Lalu Lintas Berdasarkan Panjang Antrian Kendaraan Menggunakan Metode Backpropagation. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(9), 2848–2956.
<https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/2485>
- Badger, E. (2013). *How Traffic Congestion Affects Economic Growth - Bloomberg*. Bloomberg.
<https://www.bloomberg.com/news/articles/2013-10-22/how-traffic-congestion-affects-economic-growth>
- Baidhowi, A., dan Muzayanah. (2019). *ANALISIS KEMACETAN DI RUAS JALAN RAYA ALOHA SIDOARJO | Swara Bhumi*. EJOURNAL UNESA.
<https://ejournal.unesa.ac.id/index.php/swara-bhumि/article/view/29674>
- Bari, S., dan Naser, J. (2005). Simulation of smoke from a burning vehicle and pollution levels caused by traffic jam in a road tunnel. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 20(3), 281–290.
<https://doi.org/10.1016/J.TUST.2004.09.002>
- Bhardwaj, A., Iyer, S. R., Ramesh, S., White, J., dan Subramanian, L. (2023). Understanding sudden traffic jams: From emergence to impact. *Development Engineering*, 8, 100105. <https://doi.org/10.1016/J.DEVENG.2022.100105>
- Boltze, M., dan Tuan, V. A. (2016). Approaches to Achieve Sustainability in Traffic Management. *Procedia Engineering*, 142, 205–212.
<https://doi.org/10.1016/J.PROENG.2016.02.033>
- Diehl, H. P., Sweeney, C. B., Tran, T. Q., dan Green, M. J. (2023). Computer vision and machine learning for assessing dispersion quality in carbon nanotube / resin systems. *Carbon*, 213, 118230. <https://doi.org/10.1016/J.CARBON.2023.118230>
- Erabati, G. K., Gonçalves, N., Araújo, H., Erabati, G. K., dan Araújo, N. G. and H. (2020). Object Detection in Traffic Scenarios - A Comparison of Traditional and Deep Learning Approaches. *Computer Science dan Information Technology (CS dan IT) Vol. 10, No.9, 09*, 225. <https://doi.org/10.5121/CSIT.2020.100918>

- Feng, X., Ling, X., Zheng, H., Chen, Z., dan Xu, Y. (2019). Adaptive multi-kernel SVM with spatial-temporal correlation for short-term traffic flow prediction. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 20(6), 2001–2013. <https://doi.org/10.1109/TITS.2018.2854913>
- Friedman, J. (2020). *10 Cities With the Worst Traffic in the World*. U.S. News dan World Report. <https://www.usnews.com/news/cities/slideshows/cities-with-the-worst-traffic-in-the-world?onepage>
- Gajjar, H., Sanyal, S., dan Shah, M. (2023). A comprehensive study on lane detecting autonomous car using computer vision. *Expert Systems with Applications*, 233, 120929. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2023.120929>
- Ghaniyyu, F. F., dan Husnita, N. (2021). Upaya Pengendalian Perubahan Iklim Melalui Pembatasan Kendaraan Berbahan Bakar Minyak di Indonesia Berdasarkan Paris Agreement. *MORALITY: Jurnal Ilmu Hukum*, 7(1), 110–129. <https://doi.org/10.52947/MORALITY.V7I1.196>
- Gupta, M., Miglani, H., Deo, P., dan Barhatte, A. (2023). Real-time traffic control and monitoring. *E-Prime - Advances in Electrical Engineering, Electronics and Energy*, 5, 100211. <https://doi.org/10.1016/J.PRIME.2023.100211>
- Guzmán-Ponce, A., Marcial-Romero, J. R., Valdovinos-Rosas, R. M., dan Sánchez-Garreta, J. S. (2020). Weighted Complete Graphs for Condensing Data. *Electronic Notes in Theoretical Computer Science*, 354, 45–60. <https://doi.org/10.1016/J.ENTCS.2020.10.005>
- He, K., Gkioxari, G., Dollár, P., dan Girshick, R. (2017). Mask R-CNN. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 42(2), 386–397. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2018.2844175>
- Járai-Szabó, F., dan Néda, Z. (2012). Earthquake model describes traffic jams caused by imperfect driving styles. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 391(22), 5727–5738. <https://doi.org/10.1016/J.PHYSA.2012.06.037>

- Khan, P., Ranjan, P., dan Kumar, S. (2021). Data heterogeneity mitigation in healthcare robotic systems leveraging the Nelder-Mead method. In *Artificial Intelligence for Future Generation Robotics*. Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-85498-6.00012-5>
- Lee, C., Kim, Y., Jin, S., Kim, D., Maciejewski, R., Ebert, D., dan Ko, S. (2020). A Visual Analytics System for Exploring, Monitoring, and Forecasting Road Traffic Congestion. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 26(11), 3133–3146. <https://doi.org/10.1109/TVCG.2019.2922597>
- Lee, K., Lee, S., dan Kim, H. Y. (2022). Bounding-box object augmentation with random transformations for automated defect detection in residential building façades. *Automation in Construction*, 135, 104138. <https://doi.org/10.1016/J.AUTCON.2022.104138>
- Li, A., Sun, S., Zhang, Z., Feng, M., Wu, C., dan Li, W. (2023). A Multi-Scale Traffic Object Detection Algorithm for Road Scenes Based on Improved YOLOv5. *Electronics* 2023, Vol. 12, Page 878, 12(4), 878. <https://doi.org/10.3390/ELECTRONICS12040878>
- Li, C., Li, L., Geng, Y., Jiang, H., Cheng, M., Zhang, B., Ke, Z., Xu, X., dan Chu, X. (2023). YOLOv6 v3.0: A Full-Scale Reloading. <https://arxiv.org/abs/2301.05586v1>
- Li, C., Li, L., Jiang, H., Weng, K., Geng, Y., Li, L., Ke, Z., Li, Q., Cheng, M., Nie, W., Li, Y., Zhang, B., Liang, Y., Zhou, L., Xu, X., Chu, X., Wei, X., dan Wei, X. (2022). YOLOv6: A Single-Stage Object Detection Framework for Industrial Applications. <https://arxiv.org/abs/2209.02976v1>
- Manogaran, G., dan Lopez, D. (2017). A survey of big data architectures and machine learning algorithms in healthcare. *International Journal of Biomedical Engineering and Technology*, 25(2–4), 182–211. <https://doi.org/10.1504/IJBET.2017.087722>
- Metcalf, L., dan Casey, W. (2016). Graph theory. *Cybersecurity and Applied Mathematics*, 67–94. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-804452-0.00005-1>

- Rachma Wibowo, A., dan Soesanti, I. (2017). ANALISIS DATA TIME SERIES DAN VCR KEPADATAN LALU LINTAS (STUDI KASUS: JALAN ADISUCIPTO DEPAN AMBARUKMO PLAZA). *Elinvo (Electronics, Informatics, and Vocational Education)*, 2(2), 130–137.
<https://doi.org/10.21831/ELINVO.V2I2.17838>
- Rutkowski, E., Houghten, S., dan Brown, J. A. (2023). A multi-objective genetic algorithm for compression of weighted graphs to simplify epidemic analysis. *Applied Soft Computing*, 144, 110486.
<https://doi.org/10.1016/J.ASOC.2023.110486>
- Sharma, M., dan Onkar, D. (2016). *Comprehensive study on Green House Gases (GHGs) in Delhi - India Environment Portal | News, reports, documents, blogs, data, analysis on environment dan development | India, South Asia*. A Report Submitted to Government of NCT Delhi and DPCC Delhi .
http://www.indiaenvironmentportal.org.in/content/439149/comprehensive-study-on-green-house-gases-ghgs-in-delhi/Traffic_Index_ranking_|_TomTom_Traffic_Index. (2022). TOMTOM TRAFFIC INDEX.
<https://www.tomtom.com/traffic-index/ranking/>
- Traffic Index ranking | TomTom Traffic Index.* (2022). TOMTOM TRAFFIC INDEX.
<https://www.tomtom.com/traffic-index/ranking/>

LAMPIRAN

Lampiran Biodata Ketua Tim

A. Identitas Diri

1	Nama Lengkap	Reynaldi Holtrop
2	Tempat dan Tanggal Lahir	Jakarta, 29 Desember 2002
3	Alamat Lengkap	Perum Kost Bumi Palapa, Lowokwaru, Malang, Jawa Timur
4	Nomor Telepon	089657858557
5	E-mail	holtroprey@student.ub.ac.id
6	Prodi/Jurusan	Sistem Informasi
7	Fakultas	Ilmu Komputer
8	Perguruan Tinggi	Universitas Brawijaya
9	Angkatan	2021

B. Riwayat Pendidikan

No.	Tingkat Pendidikan	Nama Sekolah	Tahun Lulus
1	SMA	SMAN 90 Jakarta	2021

C. Daftar Publikasi Karya

No.	Jenis Publikasi	Judul Publikasi	Tahun Publikasi
1	-	-	-

D. Penghargaan yang Pernah Diterima

No.	Jenis Penghargaan	Pihak Pemberi Penghargaan	Tahun
1	Juara 2 PKM MABA Bidang Kewirausahaan	Fakultas Ilmu Komputer	2021
2	Juara 2 LITE Bidang IoT	Fakultas Ilmu Komputer	2021

Malang, 17-September-2023



Reynaldi Holtrop

Lampiran Biodata Anggota Tim 1**A. Identitas Diri**

1	Nama Lengkap	Bonaventura Julio Putra Nandika
2	Tempat dan Tanggal Lahir	Surabaya, 15 Juli 2003
3	Alamat Lengkap	Jalan MT Haryono XII no.412, Malang
4	Nomor Telepon	085155070589
5	E-mail	bnvt15@student.ub.ac.id
6	Prodi/Jurusan	Sistem Informasi
7	Fakultas	Ilmu Komputer
8	Perguruan Tinggi	Universitas Brawijaya
9	Angkatan	2021

B. Riwayat Pendidikan

No.	Tingkat Pendidikan	Nama Sekolah	Tahun Lulus
1	SMA	SMA NEGERI 1 TAMAN	2021

C. Daftar Publikasi Karya

No.	Jenis Publikasi	Judul Publikasi	Tahun Publikasi
1	-	-	-

D. Penghargaan yang Pernah Diterima

No.	Jenis Penghargaan	Pihak Pemberi Penghargaan	Tahun
1	Juara 2 KMI Expo XII	Ditjen Belmawa	2021
2	Finalis Bisnis Model Kompetisi 4C Nasional	FILKOM UB	2021
3	Finalis LP2PKM Universitas Brawijaya	Universitas Brawijaya	2022
4	Finalis UX Challenges Kompetisi 4C Nasional	FILKOM UB	2022
5	Juara 3 Hology 5.0	BEM FILKOM UB	2022

Malang, 17-September-2023

Anggota Tim



Bonaventura Julio Putra Nandika

Lampiran Biodata Anggota Tim 2**A. Identitas Diri**

1	Nama Lengkap	Michael Rahadiyan Wijaya
2	Tempat dan Tanggal Lahir	Mataram, 11 Juni 2003
3	Alamat Lengkap	Jl Tumpang Sari No.41, Mataram
4	Nomor Telepon	087765611949
5	E-mail	michaelrwijaya@student.ub.ac.id
6	Prodi/Jurusan	Sistem Informasi
7	Fakultas	Ilmu Komputer
8	Perguruan Tinggi	Universitas Brawijaya
9	Angkatan	2021

B. Riwayat Pendidikan

No.	Tingkat Pendidikan	Nama Sekolah	Tahun Lulus
1	SMA	SMA Negeri 1 Mataram	2021

C. Daftar Publikasi Karya

No.	Jenis Publikasi	Judul Publikasi	Tahun Publikasi
1	-	-	-

D. Penghargaan yang Pernah Diterima

No.	Jenis Penghargaan	Pihak Pemberi Penghargaan	Tahun
1	Juara 2 Fotografi Kompetisi 4C Nasional	FILKOM UB	2021
2	Juara 2 Fotografi Pekan Seni Mahasiswa Nasional Universitas Bengkulu	Universitas Bengkulu	2022
3	Juara 3 Fotografi Warna Pekan Seni Universitas Brawijaya	Universitas Brawijaya	2022
4	Finalis Fotografi Kompetisi 4C Nasional	FILKOM UB	2022

Malang, 17-September-2023

Anggota Tim



Michael Rahadiyan Wijaya