



**Sistem Deteksi Rambu Petunjuk Jalan Real-Time Berbasis
Machine Learning dan Computer Vision untuk Meningkatkan
Mobilitas Tunanetra**

Unsee

NAMA ANGGOTA :

Dionisius Davis 5022231197

Naufal Maula Nabil 5026231107

Zalfa Nafila Khairunnisa 5022231124

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Surabaya

2024

DAFTAR ISI

Daftar Tabel.....	3
Daftar Gambar.....	4
ABSTRAK.....	5
BAB I.....	6
PENDAHULUAN	6
1.1 Latar Belakang	6
1.2 Rumusan Masalah	7
1.3 Batasan Masalah.....	8
BAB II.....	9
TUJUAN	9
BAB III	10
METODE PENELITIAN.....	10
3.1 Studi Literatur.....	10
3.2 Data Rambu Petunjuk Jalan dan Pelabelan.	11
3.3 Training dengan Tensorflow 2 dan CNN EfficientNet.....	12
3.4 Implementasi OCR pada Rambu Nama Jalan	13
3.5 Proses Deteksi Objek dengan SSD EfficientDet-D0.....	14
3.5.1 Rescalling Frames dan Normalisasi	14
3.5.2 Ekstraksi Fitur dan Pemrosesan dengan BiFPN.....	15
3.5.3 Prediksi Bounding Box dan Post Processing	15
3.6 Pengujian Sistem	16
BAB IV	17
HASIL DAN PEMBAHASAN	17
BAB V.....	20
KESIMPULAN.....	20
UCAPAN TERIMA KASIH	21
DAFTAR PUSTAKA	22

Daftar Tabel

Tabel 3.1 Data citra rambu petunjuk dan peringatan	11
Tabel 4.1 Data Hasil Pengujian.....	17
Tabel 4.2 Data Hasil Pengujian.....	18

Daftar Gambar

Gambar 3.1 Diagram alir metode penelitian.....	10
Gambar 3.2 Proses pelabelan.....	12
Gambar 3.3 Diagram alir proses deteksi objek.....	14
Gambar 3.4 Arsitektur EfficientDet	15
Gambar 4.1 Grafik Hasil Training.....	17

ABSTRAK

Mobilitas mandiri merupakan salah satu tantangan terbesar yang dihadapi oleh tunanetra, terutama dalam konteks navigasi sehari-hari di lingkungan urban yang kompleks. Mengingat pentingnya kemandirian dalam meningkatkan kualitas hidup, penelitian ini berfokus pada pengembangan sebuah sistem berbasis machine learning dan computer vision yang dirancang untuk mengenali dan menginterpretasikan rambu petunjuk jalan secara akurat dan real-time. Sistem ini bertujuan untuk mengatasi hambatan navigasi yang dihadapi tunanetra dengan menyediakan umpan balik suara yang intuitif dan mudah diakses, sehingga memungkinkan mereka untuk bergerak dengan lebih aman dan efektif di ruang publik. Penelitian ini menjawab pertanyaan mengenai bagaimana teknologi dapat dikembangkan untuk mendukung tunanetra dalam mengidentifikasi rambu jalan dan mengapa integrasi teknologi ini dalam alat bantu mobilitas menjadi solusi yang efektif untuk meningkatkan mobilitas tunanetra. Sistem ini menggunakan algoritma deep learning dengan framework Tensorflow dan konfigurasi EfficientDet SSD untuk mengenali dan mengklasifikasikan berbagai jenis rambu dari gambar yang diambil secara real-time. Proses pengembangan sistem mencakup beberapa tahapan utama, seperti pengumpulan dan pra-pemrosesan data, pelatihan model, dan uji coba. Model dilatih menggunakan Tensorflow dan metode CNN (Convolutional Neural Network) dengan backbone EfficientNet dengan nilai loss terkecil sebesar 0,06 dan data training terdiri hingga 100 gambar per kelas untuk memastikan keakuratan. Deteksi teks pada rambu dicapai melalui OCR (Optical Character Recognition) menggunakan keras-ocr serta feedback melalui library Pydub. Sistem ini diuji dalam kondisi pencahayaan 1000 hingga 20000 lux dan menunjukkan akurasi deteksi antara 84,6% hingga 98% dengan waktu pemrosesan yang cukup cepat. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem dapat memberikan solusi yang efektif dan praktis untuk meningkatkan mobilitas dan kemandirian tunanetra. Penelitian ini juga membuka peluang untuk pengembangan lebih lanjut, seperti integrasi teknologi ini ke dalam kacamata pintar berbasis microcontroller seperti Raspberry PI.

Kata Kunci: OpenCV, Deep Learning, Object Detection, OCR, Deteksi Rambu Lalu Lintas

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tunanetra adalah istilah yang digunakan untuk keadaan individu yang mengalami kelainan atau gangguan pada penglihatan. Karakteristik penyandang tunanetra yaitu ketergantungan yang berlebihan kepada orang lain karena penyandang tunanetra tidak menguasai keterampilan orientasi dan mobilitas, sehingga memiliki kemampuan bergerak yang sangat minim. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (BPS) pada tahun 2020 jumlah penyandang disabilitas di Indonesia mencapai 28,05 juta orang atau sekitar lima persen dari penduduk Indonesia. Salah satu jenis disabilitas yang umum ditemukan pada kalangan masyarakat adalah penyandang tunanetra

Kecelakaan lalu lintas yang melibatkan tunanetra sering terjadi karena mereka tidak dapat melihat rambu-rambu lalu lintas yang krusial untuk keselamatan. Masalah ini menjadi lebih kritis di negara-negara berkembang, di mana sering kali infrastruktur dan pendidikan keselamatan lalu lintas belum memadai. Statistik menunjukkan bahwa kecelakaan lalu lintas merupakan penyebab utama kematian akibat cedera di seluruh dunia, dengan tingkat kejadian yang meningkat setiap tahun, terutama di negara dengan ekonomi rendah dan menengah. Dalam kondisi ini, tunanetra berada dalam risiko tinggi mengalami kecelakaan, dikarenakan ketidakmampuan mereka untuk mendeteksi dan mengenali bahaya lalu lintas di sekitar mereka (Syahriza, 2019)

Di Indonesia, upaya untuk mempermudah tunanetra dalam beraktivitas di trotoar dan memahami rambu lalu lintas telah mengalami berbagai tantangan. Salah satu masalah utama adalah kurangnya infrastruktur yang ramah disabilitas, khususnya dalam penyediaan ubin tekstur pemandu yang efektif. Penelitian menunjukkan bahwa meskipun ubin tekstur pemandu telah diperkenalkan, implementasinya di banyak kota masih tidak memadai, seperti yang terlihat dalam perbandingan antara Surakarta dan Nagoya, di mana ketersediaan dan kualitas ubin tersebut sangat bervariasi (Khoirunisa & Himawanto, 2018). Hal ini menunjukkan

bahwa meskipun ada upaya untuk menyediakan aksesibilitas, banyak lokasi yang masih tidak memenuhi standar yang diperlukan untuk mendukung mobilitas tunanetra.

Selain itu, desain jalur pejalan kaki di kota-kota besar seperti Surabaya juga menunjukkan kekurangan dalam mendukung aksesibilitas bagi penyandang disabilitas. Penelitian yang dilakukan di Koridor Mayjend Sungkono mengungkapkan bahwa meskipun ada perkembangan, jalur tersebut belum sepenuhnya ramah bagi tunanetra, yang mengakibatkan kesulitan dalam navigasi dan aksesibilitas (Dewi & Navastara, 2022). Kegagalan ini sering kali disebabkan oleh kurangnya perhatian dari pemerintah dan perencanaan yang tidak inklusif, sehingga mengabaikan kebutuhan spesifik penyandang disabilitas.

Di era 5.0, di mana teknologi sensor dan kecerdasan buatan semakin berkembang, penelitian ini mengusulkan pengembangan sistem berbasis machine learning dan computer vision yang dirancang untuk mendeteksi rambu petunjuk secara akurat dan real-time. Sistem ini juga menyediakan umpan balik suara untuk membantu navigasi tunanetra. Pemanfaatan teknologi ini menjadi sangat relevan dalam meningkatkan mobilitas penyandang tunanetra, terutama dalam hal penggunaan trotoar dan pengenalan rambu lalu lintas. Menggunakan pendekatan deteksi citra berbasis OpenCV dan *framework* berupa Tensorflow 2, sistem yang diusulkan memungkinkan tunanetra mengidentifikasi objek dan rambu-rambu lalu lintas di sekitarnya dengan efektif. Hal ini mencerminkan komitmen peneliti untuk mendorong inklusi sosial dan aksesibilitas melalui inovasi teknologi, memfasilitasi penyandang tunanetra untuk berinteraksi dengan lingkungan mereka secara lebih mandiri dan aman.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penulisan karya tulis ilmiah ini adalah sebagai berikut.

1. Mengapa pengenalan rambu jalan melalui teknologi machine learning dan computer vision penting untuk meningkatkan mobilitas tunanetra, dan apa pengaruhnya terhadap kemandirian mereka dalam beraktivitas?
2. Bagaimana sistem berbasis machine learning dan computer vision dapat dikembangkan dan diadaptasi untuk mendeteksi dan menginterpretasikan rambu jalan secara efektif, khususnya untuk memberikan informasi yang tepat dan mudah dipahami oleh tunanetra?
3. Bagaimana hasil penerapan metode *machine learning* yang digunakan dalam proses deteksi rambu petunjuk jalan?

1.3 Batasan Masalah

1. Sistem hanya ditujukan untuk bekerja dalam sudut pandang depan pejalan tunanetra dan tidak diuji pada sudut pandang lain sehingga model dapat memiliki akurasi yang rendah pada sudut pandang yang tidak diuji.
2. Keterbatasan dataset rambu yang digunakan karena hanya berdasar dari Peraturan Menteri No. 13 Tahun 2014 tentang Rambu Lalu Lintas serta rambu yang sering ditemui oleh pejalan.
3. Perangkat yang digunakan sebagai uji coba sistem ini menggunakan CPU Intel Core Ultra 7, sehingga apabila dilakukan pengujian dengan perangkat lain dapat memberikan hasil kekuatan pemrosesan yang berbeda.

BAB II

TUJUAN

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan sebuah solusi teknologi canggih yang akan meningkatkan mobilitas tunanetra. Dengan memanfaatkan teknologi *machine learning* dan *computer vision*, penelitian ini berfokus pada penciptaan sistem deteksi rambu jalan yang intuitif dan responsif.

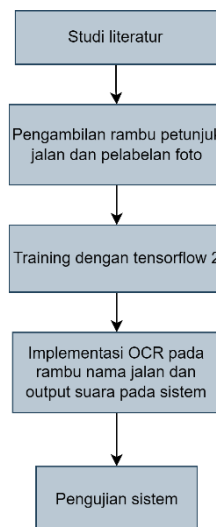
Penelitian dimulai dengan menggali secara mendalam kebutuhan tunanetra, mengeksplorasi tantangan yang mereka hadapi setiap hari, khususnya dalam navigasi lingkungan urban yang kompleks. Selanjutnya, kami mengembangkan metode *deep learning* yang dapat secara akurat mengidentifikasi dan menginterpretasikan rambu jalan dalam berbagai kondisi lingkungan. Fokus utama dari fase ini adalah menerapkan model komputasi yang handal dan adaptif, yang mampu memproses dan menganalisis data visual dengan tingkat keakuratan yang tinggi. Model ini akan diuji secara intensif melalui simulasi yang menggambarkan berbagai skenario jalan raya yang mungkin dihadapi tunanetra. Proses pengujian ini tidak akan melibatkan implementasi pada perangkat keras atau perangkat wearable; sebaliknya, kami akan memverifikasi keakuratan sistem dalam lingkungan terkontrol untuk memastikan kinerja yang konsisten sebelum melangkah ke tahap aplikasi praktis. Evaluasi ini akan menentukan seberapa efektif algoritma tersebut dalam mengenali dan memberikan respons terhadap rambu-rambu dengan tepat, sebagai langkah awal sebelum aplikasi di dunia nyata.

Penelitian ini bertujuan tidak hanya menguji efektivitas teknologi ini dalam meningkatkan kemandirian tunanetra tetapi juga untuk memahami perubahan kualitatif dalam pengalaman mobilitas mereka. Evaluasi ini akan melihat seberapa jauh teknologi dapat memperluas kemampuan navigasi tunanetra dan meningkatkan kepercayaan mereka saat bergerak di ruang publik. Akhirnya, penelitian ini bertujuan untuk menyediakan sebuah kontribusi yang signifikan untuk literatur akademis dan menjadi panduan bagi pengembangan teknologi *assistive* lebih lanjut dan memastikan bahwa setiap inovasi yang dihasilkan benar-benar responsif terhadap kebutuhan pengguna tunanetra, membuka jalan bagi solusi yang lebih inklusif dan efektif di masa depan.

BAB III

METODE PENELITIAN

Metode yang dilakukan dalam penelitian ini berupa eksperimen yang dirancang dengan beberapa tahapan utama, mulai dari pra-pemrosesan data, pengembangan model *deep learning* menggunakan TensorFlow, hingga implementasi CNN (Convolutional Neural Network) dengan arsitektur EfficientDet dan keras-OCR untuk pengenalan teks. Data yang digunakan sebagai objek *training* didapatkan melalui hasil pencarian pada internet dan citra yang diambil di jalan hingga 100 citra per objek. Banyaknya dataset yang diperlukan ditujukan agar hasil deteksi akurat dan presisi. Objek pada dataset diklasifikasikan menjadi tujuh kelas diantaranya rambu titik kumpul evakuasi, jalur evakuasi, lokasi penyeberangan, rambu nama jalan, rambu peringatan resiko jatuh, rambu peringatan lantai licin, dan rambu *bus stop*. Jenis objek yang dipilih merupakan rambu yang sering ditemui oleh pejalan berdasarkan pengamatan secara langsung sehingga akan membantu pejalan tunanetra di Indonesia dalam mengenali rambu petunjuk dan peringatan. Tahapan penelitian untuk merancang sistem deteksi rambu jalan dengan *deep learning* ini dapat dijelaskan seperti bagan berikut.



Gambar 3.1 Diagram alir metode penelitian

3.1 Studi Literatur

Pada tahap ini dilakukan pengumpulan informasi mengenai penggunaan tensorflow 2 dan algoritma yang sesuai untuk melakukan *deep learning* terhadap benda-benda di tempat umum. Selain itu, juga dilakukan pencarian

informasi mengenai metode untuk deteksi teks pada webcam secara *real-time*. Studi literatur ini bertujuan untuk menemukan rencana dengan metode terbaik pada sistem deteksi rambu petunjuk jalan. Beberapa penelitian mengenai rekognisi objek yang telah dilakukan sebelumnya dikumpulkan dan dijadikan referensi pada penelitian ini. Hasil dari pencarian referensi penelitian didapatkan bahwa algoritma terbaik dan efisien untuk *object detection* adalah CNN (*Convolutional Neural Network*) dengan arsitektur EfficientDet-D0 yang digabungkan dengan SSD (*Single Shot-MultiBox Detector*).

3.2 Data Rambu Petunjuk Jalan dan Pelabelan.

Pengambilan data citra dilakukan di berbagai tempat dengan beberapa sampel sebagai berikut:

Tabel 3.1 Data citra rambu petunjuk dan peringatan

Nama Rambu	Total Dataset	Sampel Citra	Rambu Referensi
Titik kumpul (assembly point)	90		
Jalur evakuasi	102		
Lokasi penyeberangan	184		
Rambu nama jalan	68		
Rambu peringatan resiko jatuh	52		

Peringatan lantai licin	78		
Rambu bus stop/halte	72		

Kriteria data rambu yang digunakan merujuk pada data Peraturan Menteri No. 13 Tahun 2014 tentang Rambu Lalu Lintas serta rambu yang digunakan oleh *safetysign.co.id* yang merupakan jasa penyedia rambu terbesar di Indonesia. Selain itu, pengambilan jenis rambu juga menyesuaikan dengan hasil pengamatan mengenai rambu yang sering ditemukan pejalan kaki sehari-hari, sehingga sistem deteksi rambu ini dapat diterapkan bagi pejalan tunanetra secara general di Indonesia. Pengambilan data rambu secara *real-time* dilakukan pada pencahayaan pagi hingga sore dengan tingkat kecerahan 1000 hingga 20000 lux. Tingkat kecerahan tersebut didapat dari pengukuran menggunakan aplikasi pengukur kecerahan pada smartphone. Data rambu yang telah didapat kemudian diberi label sesuai nama dan proses ini dilakukan menggunakan *software* bernama *labelImg*. Berikut contoh proses pelabelan.



Gambar 3.2 Proses pelabelan

Proses pelabelan bertujuan agar memberi titik posisi objek pada gambar dan data tersebut akan tersimpan dalam file xml yang selanjutnya dikonversi menjadi bentuk csv untuk keperluan *training* pada tensorflow 2.

3.3 Training dengan Tensorflow 2 dan CNN EfficientNet

Data yang telah berbentuk csv selanjutnya digunakan untuk membuat tfrecord yang merupakan hasil kategorisasi dataset berdasarkan anotasi *bounding box* yang telah dilakukan. Hasil tfrecord inilah yang nantinya akan terbaca pada proses *training*. Sebelum memulai *training*, juga diperlukan file

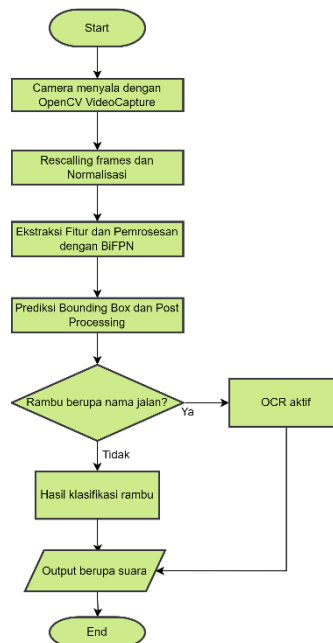
labelmap yang berisi kelas dari setiap rambu jalan dan mencari model training yang sesuai. Pada penelitian ini, digunakan konfigurasi model bernama `ssd_efficientdet_d0_512x512_coco17_tpu-8` dengan *backbone* EfficientNet. EfficientNet adalah jaringan konvolusional yang terdiri dari beberapa lapisan konvolusi yang mengekstraksi fitur hierarkis dari gambar. Proses *training* dapat berlangsung selama beberapa jam hingga diperoleh hasil yang diinginkan yaitu nilai *loss* di bawah 0,1. Nilai *loss* merupakan perbedaan antara prediksi model dengan model sebenarnya sehingga untuk meningkatkan akurasi, proses training dilanjutkan hingga nilai *loss* mencapai nilai yang sangat kecil.

3.4 Implementasi OCR pada Rambu Nama Jalan

Pada objek berupa nama jalan akan digunakan modul OCR berupa `keras-ocr` untuk mendeteksi teks pada rambu. `keras-ocr` akan bekerja setiap 5 detik untuk menangkap satu *frame* yang selanjutnya diproses untuk mendeteksi teks pada *frame* tersebut. Pipeline pada OCR akan mendeteksi dan mengenali teks dalam frame yang diambil. Teks yang terdeteksi kemudian dikonversi menjadi *string* teks untuk dapat memberikan keluaran berupa suara hasil penerapan *library* `pydub` dari python. Pada algoritma OCR juga diterapkan pengurutan kata berdasarkan posisi berdasarkan sumbu x dan y sehingga kata yang berada pada bagian atas dan berada pada bagian kiri pada frame akan terbaca dahulu.

3.5 Proses Deteksi Objek dengan SSD EfficientDet-D0

Metode dalam deteksi objek dengan EfficientDet dan keras-ocr dapat digambarkan dalam diagram alir berikut



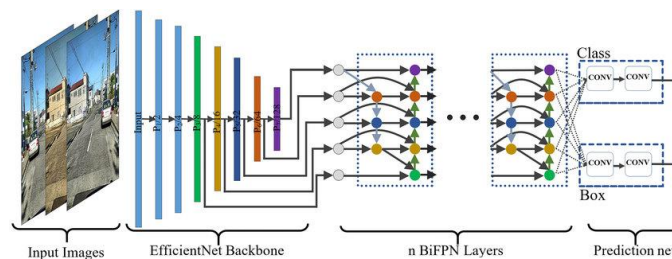
Gambar 3.3 Diagram alir proses deteksi objek

3.5.1 Rescalling Frames dan Normalisasi

Setiap frame yang terambil pada webcam menggunakan VideoCapture pada OpenCV akan diubah ukurannya menjadi 512x512 pixel untuk memenuhi konfigurasi pra-model dari SSD EfficientDet. Tahap ini ditujukan agar semua gambar memiliki resolusi yang sama. Selain itu, *rescalling* juga berguna untuk meningkatkan efisiensi komputasi terutama saat beberapa gambar atau frame diproses bersamaan. Proses berlanjut dengan normalisasi yaitu penskalaan nilai piksel ke rentang tertentu (seperti 0 sampai 1) sehingga model dapat memproses gambar lebih efektif.

3.5.2 Ekstraksi Fitur dan Pemrosesan dengan BiFPN

Pada ekstraksi fitur akan terdiri dari 3 skala yaitu skala rendah, skala menengah, dan skala tinggi. Pada skala rendah, fitur yang diekstraksi adalah detail-detail kecil dan lokal dari gambar dan mendeteksi tepi serta tekstur. Selanjutnya pada skala menengah, fitur yang diekstraksi adalah kombinasi dari fitur-fitur lokal yang membentuk pola yang lebih besar. Lapisan menengah menggabungkan informasi dari beberapa lapisan awal untuk mendeteksi bentuk dan bagian objek. Terakhir pada skala tinggi, fitur yang diekstraksi adalah representasi semantik dari objek dalam gambar. Lapisan dalam akan menggabungkan informasi dari seluruh gambar untuk mendeteksi objek secara keseluruhan.



Gambar 3.4 Arsitektur EfficientDet

Fitur kemudian digabungkan menggunakan fusi Bi-directional Feature Pyramid Network (BiFPN). Dengan menggunakan BiFPN, model EfficientDet dapat menggabungkan informasi dari berbagai skala secara efisien sehingga memungkinkan deteksi objek yang lebih akurat.

3.5.3 Prediksi Bounding Box dan Post Processing

Bounding box atau kotak pembatas digunakan untuk memprediksi koordinat kotak pembatas dari suatu objek yang terprediksi sesuai kelas. Prediksi *bounding box* menggunakan lapisan konvolusi untuk memprediksi pergeseran *bounding box* dan didapatkan lokasi akhir dari objek yang terdeteksi. Setelah prediksi dilakukan, langkah *post processing* berupa *Non-Maximum Supression* (NMS) diterapkan untuk menyaring *bounding box* yang saling bertumpuk dan mendapatkan hasil deteksi akhir.

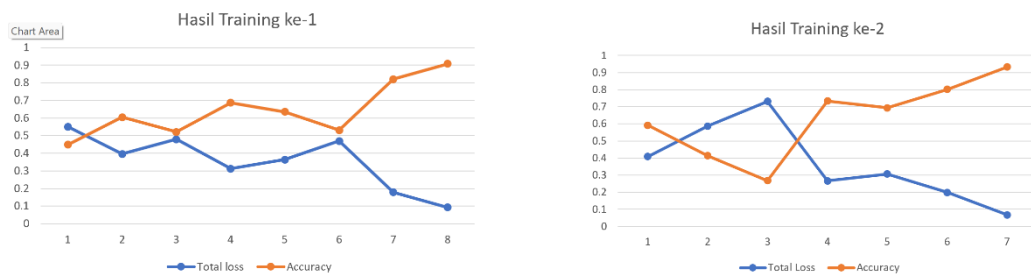
3.6 Pengujian Sistem

Proses pengujian dilakukan menggunakan data uji yang berisi 20% dari total sampel untuk dijadikan masukan pengujian. Setelah didapatkan bahwa sistem berhasil mendeteksi sampel, maka dilakukan pengujian secara nyata dan *real-time* menggunakan kamera. Setelah didapatkan hasil pengujian, dilakukan evaluasi untuk menghitung banyaknya hasil deteksi *True Positive* dan *False Positive*. *True Positive* yaitu ketika sistem berhasil mendeteksi objek dan mengklasifikasikan sesuai kelasnya. *False positive* yaitu ketika sistem berhasil mendeteksi objek, tetapi belum berhasil mengklasifikasikan sesuai kelasnya.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, beberapa sumber literatur dijadikan referensi untuk mendukung pengembangan sistem, terutama terkait proses *machine learning*. Salah satu temuan penting adalah bahwa TensorFlow 2 dengan konfigurasi model EfficientDet merupakan pilihan terbaik untuk pemrosesan model *machine learning*. SSD EfficientDet menawarkan performa uji yang efisien dan cepat. Hasil *training* yang telah dilakukan selama dua kali dapat digambarkan dalam grafik berikut



Gambar 4.1 Grafik Hasil Training

Berdasarkan grafik tersebut, dapat diketahui bahwa seiring bertambahnya *steps* dalam proses training, nilai *loss* semakin menurun bersama dengan meningkatnya nilai akurasi. Hal ini menandakan proses *training* akan mendapatkan hasil deteksi yang akurat nantinya.

Setelah melakukan *training* selama 7,5 jam, didapatkan hasil deteksi sebagai berikut:

Tabel 4.1 Data Hasil Pengujian





Target Objek	True Positive	Rata-rata Akurasi	False Positive	Persentase True Positive
Titik kumpul	53	98,4%	7	88,3%
Jalur evakuasi	28	84,6%	12	70%
Lokasi penyeberangan	47	89,8%	7	87,03%
Nama jalan	32	85,7%	8	80%
Peringatan resiko jatuh	24	91,7%	6	80%

Peringatan jalan licin	31	92,7%	9	77,5%
Rambu bus stop/halte	25	86,1%	7	78,12%

Hasil ini menunjukkan bahwa model berhasil mengenali target objek dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi, meskipun masih ada beberapa kesalahan dalam identifikasi. Berikut contoh hasil deteksi rambu jalan menggunakan kamera bawaan dari laptop.

Implementasi OCR pada rambu nama jalan menunjukkan hasil deteksi yang akurat dengan keluaran berupa *voice note* berbahasa Indonesia. Namun, terdapat kelemahan pada penggunaan Keras-OCR dalam aplikasi ini, yaitu penurunan *Frame Per Second* (FPS) yang sangat signifikan saat OCR aktif bekerja, di mana sistem hanya mampu menghasilkan 1 frame setiap 5 detik. Sebaliknya, ketika OCR tidak aktif, deteksi dapat berjalan dengan rata-rata 10 hingga 15 FPS. Berikut beberapa data hasil pembacaan menggunakan Keras-OCR terhadap rambu nama jalan:

Tabel 4.2 Data Hasil Pengujian

Rambu Nama Jalan	Hasil OCR	Waktu Eksekusi (detik)	FPS Rata-Rata	Akurasi
	“merdeka jalan kav 545-538 556-564 RT 01 IRO 15”	15,87	0,06	66.67%
	“jalan suprapto iv dalam”	5,88	0,17	100%
	“gang kramat uncal kp rawaputat rto2 rw14”	9,97	0,10	97,06%
	“wr jalan supratman no a100 a199”	8,99	0,11	72%

Meskipun terdapat penurunan FPS, sistem ini tetap mampu memberikan deteksi yang cukup akurat dengan rata-rata akurasi sebesar 83,93% terhadap rambu nama jalan, yang merupakan pencapaian signifikan untuk aplikasi berbasis OCR. Hasil pembacaan OCR tersebut memiliki posisi teks yang tertukar dikarenakan hasil konversi dari suatu teks terbaca terlebih dahulu sebelum teks pada kolom yang lebih rendah. Keluaran *voice note* memungkinkan pengguna untuk menerima informasi secara real-time, meskipun ada keterbatasan dalam hal kecepatan proses deteksi.

BAB V

KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini menegaskan bahwa penerapan teknologi machine learning menggunakan metode CNN dengan Tensorflow 2 dan SSD EfficientDet sebagai metode deteksi rambu memberikan hasil keakuratan rata-rata sebesar 89,86%. Melalui pengenalan rambu jalan yang akurat dan responsif, sistem ini menawarkan kesempatan bagi pejalan tunanetra agar lebih mandiri dan aman dalam berinteraksi dengan lingkungan. Namun, hasil ini juga menunjukkan beberapa tantangan yang perlu diatasi dalam pengembangan lebih lanjut. Pertama, sistem harus dapat beroperasi dengan efektif dalam berbagai kondisi lingkungan yang ekstrem, seperti pencahayaan yang kurang dan cuaca buruk. Pengembangan algoritma yang lebih robust dan teknologi sensor yang mampu mengatasi kondisi-kondisi ini akan krusial untuk keberhasilan implementasi jangka panjang.

Saran untuk penelitian ke depan mencakup eksplorasi metode *deep learning* yang lebih kompleks, yang bisa menawarkan peningkatan signifikan dalam pemrosesan gambar dan adaptasi dengan cepat terhadap perubahan situasi. Selain itu, sistem ini akan membantu dalam mengintegrasikan teknologi ini ke dalam sistem *assistive* yang lebih luas, memberikan dampak positif yang lebih besar pada mobilitas dan kemandirian tunanetra.

UCAPAN TERIMA KASIH

Kami ingin menyampaikan rasa terima kasih yang mendalam kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan dalam pelaksanaan penelitian ini. Penghargaan khusus kami tujukan kepada para staf dan manajemen di Laboratorium Sistem Kontrol yang telah menyediakan fasilitas dan sumber daya yang sangat membantu dalam pengembangan dan pengujian algoritma.

Kami juga berterima kasih kepada lembaga pendanaan departemen yang telah menyediakan dukungan finansial, serta kepada para reviewer yang dengan sabar memberikan masukan penting yang meningkatkan kualitas karya tulis ini. Terima kasih khusus kami sampaikan kepada dosen pembimbing kami, yang dengan dedikasi dan keahlian telah membimbing kami melalui setiap tahapan penelitian ini. Keberhasilan penelitian ini tidak terlepas dari kontribusi dan dukungan dari semua pihak yang telah kami sebutkan.

DAFTAR PUSTAKA

- Admin. “7 Fakta Aksesibilitas 28 Juta Penyandang Disabilitas di Indonesia,” *LINKSOS*, Jan. 07, 2024. <https://lingkarsosial.org/7-fakta-aksesibilitas-28-juta-penyandang-disabilitas-di-indonesia/#:~:text=PADA%202020%2C%20Survei%20Ekonomi%20Nasional>. Diakses pada 1 Agustus 2024.
- D. Tabernik and D. Skočaj. 2020. Deep Learning for Large-Scale Traffic-Sign Detection and Recognition. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 21(4):1427-1440.
- E. Khoirunisa dan D. A. Himawanto. PERBANDINGAN KETERSEDIAAN UBIN TEKSTUR PEMANDU UNTUK TUNANETRA DI TEMPAT UMUM ANTARA KOTA SURAKARTA DAN KOTA NAGOYA. 2018. *Jurnal Kajian Wilayah*. 9(1).
- Kadafi, Achmad dan Fitri Utaminingrum. Deteksi Objek Penghalang Secara Real-Time Berbasis Mobile Bagi Penyandang Tunanetra Menggunakan Analisis Blob. 2018. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*. 2(1):423-432
- Kadafi, Jafar and Fitri Utaminingrum. Deteksi Objek Penghalang Secara Real-Time Berbasis Mobile Bagi Penyandang Tunanetra Menggunakan Analisis Blob. 2018. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2018. 2(1):423-432.
- M. Syahriza, KECELAKAAN LALULINTAS: PERLUKAH MENDAPATKAN PERHATIAN KHUSUS? *AVERROUS. Jurnal Kedokteran dan Kesehatan Malikussaleh*. 2019. 5(2).
- Mulyono, K.M., T. Budi Santoso dan R. W. Sudiby. Design and Implementation of Real-time Object Detection for Blind using Convolutional Neural Network. 2022. *International Electronics Symposium (IES)*. 554-558.

- Muna, Naulul, et al., Implementasi Algoritma EfficientDet-D0 dan SSD-MobileNet-V2 FPNLite untuk Sistem Deteksi Gulma. *Indonesian Journal of Computer Science (IJCS)*. 13(1):1324-1333.
- Peraturan Menteri Perhubungan Republik Indonesia Nomor PM 13 Tahun 2014. Rambu Lalu Lintas. Menteri Perhubungan Republik Indonesia.
- Rinaldi dan Deni Adhar, Penerapan Metode CNN Menggunakan Tensorflow Untuk Mengklasifikasi Object Pola Gambar Pengenalan Sampah Organik dan Non-Organik berbasis Android. 2024. Application of the CNN Method Using Tensorflow to Classify Image Pattern Objects for Android based Organic and Non-Organic Waste Recognition.2(2):532-545.
- S. N. R. Dewi dan A. M. Navastara. Arahan Pengembangan Jalur Pejalan Kaki Ramah Disabilitas di Kota Surabaya (Studi Kasus Koridor Mayjend Sungkono). 2022. *JURNAL TEKNIK ITS*. 11(2).
- Santoso, Tri, et al. Design and Implementation of Real-time Object Detection for Blind using Convolutional Neural Network. 2022. *International Electronics Symposium (IES)*. 554-558