**Pengembangan Sistem Deteksi Objek di Jalan Raya Secara Real-Time Menggunakan Algoritma YOLOv5 Untuk Penyandang Tunanetra.**

**Oleh:**

**Insan Bumi Prasasat**

**1202204309**

**Dosen Pembimbing Proposal:**

**Faqih Hamami, S.Kom., M.T.**

**20890010**



**PROGRAM STUDI STRATA 1 SISTEM INFORMASI**

**FAKULTAS REKAYASA INDUSTRI**

**UNIVERSITAS TELKOM**

**2024**

# DAFTAR ISI

[DAFTAR ISI i](#_Toc171378732)

[DAFTAR GAMBAR iii](#_Toc171378733)

[DAFTAR TABEL iv](#_Toc171378734)

[BAB I PENDAHULUAN 1](#_Toc171378735)

[*I.1* *Latar Belakang* 1](#_Toc171378736)

[I.2 Rumusan Masalah 3](#_Toc171378737)

[I.3 Tujuan Penelitian 3](#_Toc171378738)

[I.4 Batasan Penelitian 4](#_Toc171378739)

[I.5 Manfaat Penelitian 4](#_Toc171378740)

[I.6 Sistematika Penulisan 4](#_Toc171378741)

[BAB II TINJAUAN PUSTAKA 6](#_Toc171378742)

[II.1 Tunanetra 6](#_Toc171378743)

[II.2 Artifial Intelligence 6](#_Toc171378744)

[II.2.1 Deep Learning 8](#_Toc171378745)

[II.3 Computer Vision 9](#_Toc171378746)

[II.4 Object Detection 10](#_Toc171378747)

[II.5 YOLO 12](#_Toc171378748)

[II.5.1 Cara Kerja YOLO 12](#_Toc171378749)

[II.5.2 YOLOv5 13](#_Toc171378750)

[II.5.2.1 Backbone 14](#_Toc171378751)

[II.5.2.2 Neck 14](#_Toc171378752)

[II.5.2.3 Head 15](#_Toc171378753)

[II.6 Confusion Matrix 15](#_Toc171378754)

[II.6.1 Accuracy 16](#_Toc171378755)

[II.6.2 Precision 16](#_Toc171378756)

[II.6.3 Recall 17](#_Toc171378757)

[II.6.4 F1 Score 17](#_Toc171378758)

[II.6.5 Intersection Over Union (IoU) 17](#_Toc171378759)

[II.6.6 Average Precision (AP) 17](#_Toc171378760)

[II.6.7 Mean Average Precision (mAP) 18](#_Toc171378761)

[II.7 Penelitian Terdahulu 19](#_Toc171378762)

[BAB III Metodologi Penelitian 28](#_Toc171378763)

[III.1 Tahapan Penelitian 28](#_Toc171378764)

[III.2 Sistematika Penyelesaian Masalah 28](#_Toc171378765)

[III.2.1 Identifikasi Masalah 29](#_Toc171378766)

[III.2.2 *Data Preprocessing* 29](#_Toc171378767)

[III.2.3 *Modelling* 30](#_Toc171378768)

[III.2.4 Evaluasi 30](#_Toc171378769)

[III.2.5 Deployment 30](#_Toc171378770)

[BAB IV ANALISIS DAN PERANCANGAN 31](#_Toc171378771)

[IV.1 Sistem Deteksi Objek 31](#_Toc171378772)

[IV.2 Pengumpulan Data 31](#_Toc171378773)

[IV.3 Data Preprocessing 32](#_Toc171378774)

[IV.3.1 Labeling Data 32](#_Toc171378775)

[IV.3.2 Splitting Data 32](#_Toc171378776)

[IV.3.3 Resize Gambar 33](#_Toc171378777)

[IV.3.4 Modify Classes 33](#_Toc171378778)

[IV.3.5 Data Augmentation 33](#_Toc171378779)

[IV.4 Modeling 34](#_Toc171378780)

[IV.5 Evaluasi 35](#_Toc171378781)

[IV.6 Deployment 35](#_Toc171378782)

[DAFTAR PUSTAKA 36](#_Toc171378783)

# DAFTAR GAMBAR

[Gambar 2. 1 Hubungan AI,ML,DL 7](#_Toc154865240)

[Gambar 2. 2 Ilustrasi Arsitektur Deep Learning 9](#_Toc154865241)

[Gambar 2. 3 Metode Processing YOLO(Nuzulul Khairu Nissa, 2023) 13](#_Toc154865242)

[Gambar 2. 4 Arsitektur Model YOLOv5 (AKHYAR dkk., 2022). 15](#_Toc154865243)

[Gambar 3. 1 Tahapan Penelitian 28](#_Toc154865244)

[Gambar 3. 2 Sistematika Testing Model YOLOv5 29](#_Toc154865245)

# DAFTAR TABEL

[Tabel 2. 1 Confusion Matrix 16](#_Toc154863273)

[Tabel 2. 3 Penelitian Terdahulu 19](#_Toc154863274)

# PENDAHULUAN

## *Latar Belakang*

Tunanetra adalah istilah yang digunakan untuk menyatakan suatu kondisi seseorang yang mengalami gangguan pada indera pengelihatannya. Berdasarkan tingkat gangguannya Tunanetra dibagi menjadi dua yaitu lemah pengelihatan (*low vision*) dan buta total (*total blind*)(Siahaan dkk., 2020). Menurut estimasi Kementerian Kesehatan RI, jumlah tunanetra di Indonesia berjumlah 3,750,000 tunanetra, baik kategori lemah penglihatan maupun buta total.

Kehidupan sehari-hari tunanetra,sering kali penuh dengan tantangan dan kesulitan, terutama pada saat melakukan aktivitas berjalan. Kemampuan tunanetra untuk berjalan atau berpindah tempat tanpa mengandalkan penglihatan sangat bergantung pada alat bantu dan teknologi yang mereka gunakan.

Ketunanetraan menyebabkan penurunan kemampuan mobilitas ketika berjalan. Umumnya, penyandang tunanetra melangkah dengan menjulurkan tangan ke depan untuk mengantisipasi kemungkinan benturan dengan objek. Tujuannya adalah agar tangan dapat menjadi penghalang pertama, sehingga objek yang mungkin ada di depan dapat terdeteksi lebih awal. Oleh karena itu, alat bantu navigasi sangat diperlukan bagi penyandang tunanetra untuk mengenali lingkungan sekitar, terutama saat mereka sedang berjalan (Ibnu Suhada, 2021).

Objek deteksi di lingkungan jalan raya menjadi sangat penting untuk keselamatan dan mobilitas tunanetra. Kendaraan, seperti mobil, sepeda motor, dan sepeda, adalah objek yang dapat membahayakan mereka jika tidak dapat dideteksi dengan benar.

Menurut *Global Health Report on Road Safety* 2018 yang dikeluarkan WHO, jumlah korban meninggal akibat kecelakaan lalu lintas pada 2016 mencapai 31.282 orang. Dari jumlah tersebut, pejalan kaki menempati urutan kedua korban terbanyak yang meninggal akibat kecelakaan lalu lintas, setelah sepeda motor yang berada di urutan pertama yang mencapai 74 persen.

Saat ini, terdapat teknologi-teknologi yang secara khusus dirancang untuk membantu penyandang tunanetra melaksanakan aktivitas tanpa memerlukan bantuan orang lain. Oleh karena itu, perlunya perancangan *assistive technology* bagi tunanetra yang dapat meningkatkan kemudahan dalam menjalani kehidupan sehari-hari (Mulyana & Wati, 2023).

Terdapat beberapa penelitian mengenai dampak penerapan *assistive* *technology* bagi penyandang tunanetra, salah satunya adalah penelitian oleh (Sidik dkk., 2020) yang berjudul “Penerapan low cost assistive technology untuk peningkatan kemampuan orientasi dan mobilitas penyandang tunanetra” yang menyatakan bahwa *low cost assistive technology* seperti tongkat, *guiding block* dan *braille index* dapat mempermudah tunanetra dalam orientasi mobilitas di kampus, seperti mengakses setiap ruangan dengan mudah dan dapat mengakses jalanan di lingkungan kampus. Dapat disimpulkan bahwa alat bantu sangat mempengaruhi kemampuan mobilitas tunanetra terutama di lingkungan umum.

Terdapat beberapa penelitian terdahulu yang juga meneliti mengenai Pembangunan sistem deteksi objek untuk tunanetra, salah satunya adalah penelitian oleh (Rohcastu & Rahmad, 2019) yang berjudul “Object Detection System Sebagai Alat Bantu Mendeteksi Objek Sekitar untuk Penyandang Tunanetra” yang menggunakan metode *Harris Corner Detector* untuk deteksi objek berdasarkan sudut dan jarak pengambilan gambar, namun terbatas dengan tidak disebutkan secara spesifik objek yang di deteksi, dan tidak dapat diproses secara *real-time.*

Penelitian lain yang meneliti tentang Pembangunan sistem deteksi objek bagi penyandang tunanetra adalah penelitian yang dilakukan oleh (Fuady dkk., 2020) yang berjudul “Deteksi Objek Menggunakan Metode Single Shot Multibox Detector Pada Alat Bantu Tongkat Tunanetra Berbasis Kamera” yang menggunakan menggunakan metode Single Shot Detector (SSD) pada alat Raspberry Pi, namun terbatas pada deteksi objek manusia, hewan (kucing) dan benda (meja dan kursi) namun sudah dapat dilakukan secara *real-time*.

Terdapat penelitian lain yang memberikan gambaran cukup jelas mengenai implementasi algoritma YOLO untuk deteksi objek kendaran seperti sepeda motor, mobil dan kendaraan besar. Seperti yang dilakukan oleh (KHATAMI, 2022) yang melakukan penelitian berjudul “Deteksi Kendaraan Menggunakan Algoritma You Only Look Once (YOLO) V3” yang berfokus pada deteksi objek kendaraan sepeda motor, mobil dan kendaraan besar yang mehasilkan nilai rata-rata akurasi tertinggi dari dua kali pengujian adalah sebagai berikut : sepeda motor (0,67), mobil (0,83) dan kendaraan besar (0,91).

Meskipun penelitian sebelumnya sudah memberikan landasan yang kuat, namun teknologi berkembang setiap harinya sehingga penelitian harus tetap dikembangkan sesuai dengan perkembangan teknologi guna memberikan dukungan yang maksimal bagi penyandang tunanetra.

Oleh karena itu, Penelitian ini membangun sistem deteksi objek menggunakan algoritma YOLOv5 berdasarkan saran dari penelitian sebelumnya untuk menggunakan teknologi yang lebih mutakhir dan perbandingan nilai akurasi dan kecepatan deteksi objek yang lebih baik dibandingkan YOLOv3 dan YOLOv4 berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh (Nepal & Eslamiat, 2022).

Dengan pembaharuan teknologi yang dilakukan pada penelitian ini diharapkan dapat membantu penyandang tunanetra dalam memberikan *assistive technology* *computer vision* secara *real-time* guna mendukung aktivitas dan keamanan tunanetra di jalan raya.

## Rumusan Masalah

Rumusan masalah dari permasalahan yang terdapat di latar belakang adalah sebagai berikut.

1. Seberapa tinggi tingkat akurasi pendeteksian jenis kendaraan menggunakan algoritma YOLOv5 ?
2. Bagaimana performa model yang telah dipasang pada aplikasi web.

## Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian dari permasalahan yang telah dijelaskan pada perumusan masalah ini adalah sebagai berikut.

1. Untuk mengembangkan sistem deteksi objek secara *real-time*.
2. Untuk membantu tunanetra dalam melakukan deteksi objek di jalan raya.
3. Untuk menjaga keamanan tunanetra dalam mobilitasnya di jalan raya.

## Batasan Penelitian

Batasan penelitian pada permasalahan ini adalah sebagai berikut.

1. Penelitian ini akan berfokus pada deteksi objek seperti : mobil, sepeda motor, truk, van, bajaj, dan lubang di jalan.
2. Pengembangan sistem deteksi berjalan pada aplikasi web.
3. Dataset yang diambil berasal dari Kaggle, roboflow, *image scraping* dan potret manual.
4. Kemampuan *voice output* yang dapat menyebutkan objek apa saja yang berhasil di deteksi.

## Manfaat Penelitian

Berdasarkan tujuan penelitian yang telah dijelaskan. Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagi peneliti, diharapkan peneliti mampu melakukan pengembangan sistem deteksi objek kendaraan secara *Real-Time* berbasis YOLOv5.
2. Bagi keilmuan, diharapkan dapat menjadi suatu penelitian yang dapat menjadi referensi untuk penelitian di masa depan dalam topik *computer vision* menggunakan algoritma YOLOv5.
3. Bagi tunanetra, diharapkan dapat meningkatkan keamanan tunanetra dalam beraktivitas di lingkungan bermasyarakat, terutama di jalan raya.

## Sistematika Penulisan

* **BAB I PENDAHULUAN**

Bab ini menjelaskan latar belakang, maksud, dan tujuan penelitian. Bab ini memberikan gambaran umum tentang penelitian kepada pembaca.

* **BAB II TINJAUAN PUSTAKA**

Bab ini menjelaskan referensi atau landasan teori yang digunakan dalam penelitian. Penjelasan ini diperlukan untuk memahami konsep-konsep yang digunakan dalam penelitian, yang mungkin tidak dapat dipahami secara umum.

* **BAB III METODOLOGI PENELITIAN**

Bab ini menjelaskan metode penelitian yang digunakan untuk menyelesaikan masalah. Metode penelitian ini dimulai dengan metode penyelesaian masalah hingga sistematika penyelesaian masalah.

* **BAB IV ANALISIS DAN PERANCANGAN**

Bab ini menjelaskan tahap pengumpulan dataset dan proses labelling data. Dataset yang telah dikumpulkan akan digunakan untuk penelitian.

* **BAB V IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN**

Bab ini menguraikan proses penerapan metode pengolahan data yang telah dipaparkan sebelumnya. Bab ini juga membahas hasil pengujian data yang telah diolah.

* **BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN**

Bab ini menyajikan hasil penerapan solusi yang telah dirancang pada studi kasus. Hasil ini dapat digunakan untuk mengetahui apakah solusi tersebut berhasil atau tidak, serta untuk menguji solusi tersebut pada berbagai kasus yang ada.

# TINJAUAN PUSTAKA

## Tunanetra

Tunanetra, secara linguistik, terdiri dari gabungan kata "tuna" dan "netra". Dalam Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI), kata "tuna" memiliki makna sebagai 'tidak memiliki', 'tidak punya', 'lula', atau 'rusak', sementara kata "netra" merujuk pada 'pengelihatan'. Oleh karena itu, tunanetra adalah istilah yang merujuk kepada seseorang yang mengalami hambatan dalam kemampuan penglihatannya, baik secara total maupun sebagian.

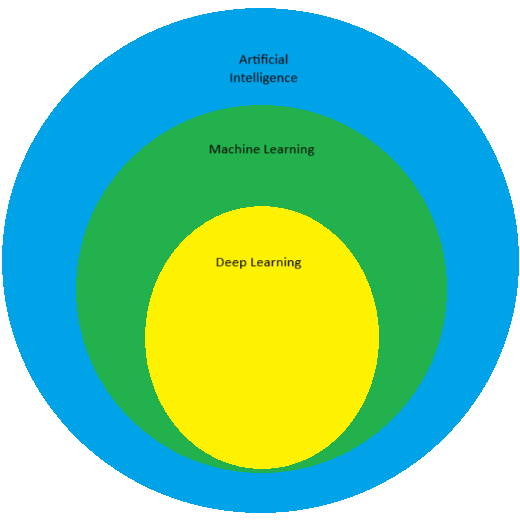
Menurut (Irdamurni, 2018), Penglihatan seseorang dianggap benar-benar terganggu ketika memiliki ketajaman penglihatan sebesar 20/2000, yang berarti kemampuan melihat suatu objek pada jarak 20 kaki, yang umumnya dapat dilihat oleh individu dengan ketajaman penglihatan normal pada jarak 200 kaki. Seseorang yang tidak memiliki ketajaman penglihatan sama sekali disebut buta. Kondisi di mana seseorang memiliki bidang penglihatan terbatas merupakan bentuk lain dari gangguan penglihatan. Jika seseorang dapat melihat lurus ke depan secara perifer sejauh 180 derajat, namun karena suatu alasan, penglihatannya berkurang menjadi 20 derajat atau kurang, maka ia dikategorikan sebagai buta. Oleh karena itu, mungkin saja seseorang yang disebut buta masih memiliki sisa ketajaman penglihatan, dan jika seseorang tidak memiliki ketajaman penglihatan sama sekali, maka ia dianggap buta total.

## Artifial Intelligence

Kecerdasan buatan, yang dalam bahasa asing disebut Artificial Intelligence (AI), berasal dari kata "intelligence" dalam bahasa Latin "intelligo" yang berarti "saya paham." Oleh karena itu, intelligence dapat diartikan sebagai kemampuan yang handal dalam pemahaman dan pelaksanaan tindakan. Perkembangan kecerdasan buatan dimulai pada era 1940-an, walaupun jejak pengembangannya sudah terlihat pada zaman Mesir kuno. Fokus utama adalah pada kemampuan komputer untuk meniru kecerdasan manusia (Sulistyowati, 2021).

Ada tiga konsep dasar dalam kecerdasan buatan (AI) yang selama 20 tahun terakhir menghasilkan inovasi luar biasa, termasuk dalam bidang Big Data, penelitian medis, kendaraan tanpa pengemudi, dan berbagai bidang lainnya. Untuk pemahaman yang lebih mendalam, penting untuk mengenal tiga konsep dasar AI, yaitu: (a) *Machine* *Learning*, (b) *Deep* *Learning*, (c) Jaringan Syaraf Tiruan (*Neural* *Network*).

Menurut (Marpaung dkk., 2022), Hubungan antara Artificial Intelligence, Machine Learning dan Deep Learning adalah sebagai berikut :



Gambar 2. 1 Hubungan AI,ML,DL

Artificial Intelligence (AI) memberikan kemampuan kepada mesin untuk meniru perilaku manusia.

Machine Learning (ML) merupakan bagian dari AI di mana mesin menggunakan teknik statistik untuk mempelajari informasi dan pengalaman sebelumnya. Tujuan utamanya adalah agar mesin dapat mengambil tindakan di masa depan berdasarkan pengamatan dan pembelajaran dari masa lalu.

Deep Learning (DL) merupakan sub-bidang dari machine learning di mana digunakan jaringan saraf yang dalam dan berlapis-lapis untuk membuat prediksi. DL khususnya unggul dalam bidang computer vision, speech recognition, pemahaman bahasa alami, dan bidang lainnya.

### Deep Learning

Menurut (Marpaung dkk., 2022), Pendekatan deep learning adalah kategori algoritma machine learning yang memanfaatkan berbagai lapisan unit pemrosesan nonlinier untuk merepresentasikan dan mentransformasi data. Setiap lapisan menggunakan hasil keluaran dari lapisan sebelumnya sebagai input, menghasilkan representasi hierarkis dengan tingkat abstraksi yang beragam. Algoritma ini dapat mengalami pelatihan yang diawasi maupun tanpa pengawasan, dan aplikasinya mencakup analisis pola (unsupervised) dan klasifikasi (supervised). Saat ini, kemajuan pesat dalam deep learning didorong oleh tiga faktor utama, yaitu volume data yang sangat besar, kemampuan komputasi yang tinggi, dan adopsi algoritma-algoritma inovatif. Ke depannya, perkembangan deep learning akan semakin memfasilitasi berbagai domain, sementara sebaliknya, memberikan kontribusi signifikan pada perkembangan teknologi pembelajaran mendalam.

Menurut (Cholissodin dkk., 2020)Deep Learning (DL) atau yang dikenal juga sebagai Pembelajaran Mendalam, merupakan suatu cabang dari Machine Learning yang melibatkan algoritma pemodelan abstraksi tingkat tinggi terhadap data. Ini mencakup penggunaan serangkaian fungsi transformasi non-linear yang disusun secara berlapis-lapis dan mendalam. DL efektif digunakan dalam konteks supervised learning, unsupervised learning, dan semi-supervised learning, serta reinforcement learning, di berbagai aplikasi seperti pengenalan citra, suara, klasifikasi teks, dan sebagainya.

Sebuah gambar berisi Simetri, seni, garis, pola

Deskripsi dibuat secara otomatis

Gambar 2. 2 Ilustrasi Arsitektur Deep Learning

Model dalam Deep Learning (DL) pada prinsipnya dikonstruksi berdasarkan Jaringan Saraf Tiruan (Neural Network). Penelitian terkait telah berlangsung sejak era 80-an, dan baru-baru ini mengalami kebangkitan berkat kemajuan komputer yang semakin cepat, terutama dengan adopsi teknologi Big Data, seperti Hadoop dan Spark berbasis multi-node cluster, serta pemrosesan paralel menggunakan GPU, dan sebagainya. Suatu jaringan diklasifikasikan sebagai Deep Network jika memiliki lebih dari tiga lapisan.

## Computer Vision

Menurut (Putro dkk., 2020), Definisi Computer Vision dalam konteks penelitian adalah bagaimana komputer atau mesin dapat melihat. Computer Vision merupakan bidang yang mencakup metode untuk memperoleh, memproses, menganalisis, dan memahami data visual seperti gambar dan video. Tujuan utama dari Computer Vision adalah agar komputer atau mesin dapat meniru kemampuan perseptual mata manusia dan otak, bahkan dapat melampaui kemampuannya untuk tujuan tertentu. Computer Vision merupakan suatu proses transformasi atau perubahan data yang berasal dari kamera video, foto, atau gambar menjadi hasil keputusan atau presentasi baru yang memiliki relevansi untuk mencapai suatu tujuan.

Data yang dimasukkan ke dalam proses transformasi ini memungkinkan untuk memiliki beberapa informasi kontekstual, seperti yang terdapat dalam foto atau gambar yang berisi berbagai objek. Hasil dari transformasi tersebut dapat menghasilkan keputusan, misalnya, apakah terdapat telapak tangan seseorang pada gambar atau siapa saja yang terdapat dalam foto tersebut. Perubahan yang mungkin terjadi dalam presentasi baru melibatkan transformasi gambar menjadi grayscale atau pemotongan objek pada gambar.

Berbeda dengan manusia yang memiliki kemampuan untuk meneliti, memahami, dan membandingkan informasi pada objek secara langsung melalui pengalaman hidup, dalam sistem penglihatan mesin (machine vision), komputer hanya dapat mendapatkan informasi berupa kumpulan angka-angka dari media input data seperti kamera atau disket. Computer Vision merupakan kombinasi dari dua aspek utama:

1. Pengolahan Citra (Image Processing), yang berkaitan dengan proses transformasi citra gambar untuk mendapatkan kualitas citra yang lebih baik.
2. Pengenalan Pola (Pattern Recognition), yang berhubungan dengan proses identifikasi obyek pada citra atau interpretasi citra untuk mengekstrak informasi atau pesan yang disampaikan oleh gambar atau citra.

Berikut adalah penerapan deep learning pada computer vision :

1. Deteksi objek
2. Klasifikasi gambar
3. Klasifikasi gambar dengan lokalisasi
4. Segmentasi objek
5. Pewarnaan gambar
6. Dan lain sebagainya.

## Object Detection

Menurut (Putro dkk., 2020) Objek Deteksi, sebagaimana dijelaskan dalam penelitian ini, merujuk pada teknologi komputer yang terkait dengan visi komputer dan pemrosesan gambar. Teknologi ini fokus pada deteksi instance objek semantik dari kelas tertentu, seperti manusia, bangunan, atau mobil, dalam gambar dan video digital. Beberapa domain deteksi objek yang telah banyak diteliti mencakup deteksi wajah dan deteksi pejalan kaki. Aplikasi dari deteksi objek mencakup berbagai bidang dalam visi komputer, termasuk pengambilan gambar dan pengawasan video.

Deteksi objek memiliki peran kunci dalam pengembangan sistem bantuan pengemudi tingkat lanjut (ADAS), yang memungkinkan mobil untuk mendeteksi jalur berkendara atau melakukan deteksi pejalan kaki untuk meningkatkan keselamatan lalu lintas. Selain itu, deteksi objek sangat berguna dalam aplikasi seperti pengawasan video atau sistem pengambilan gambar.

Pemilihan pendekatan objek yang optimal untuk deteksi objek tergantung pada aplikasi dan masalah yang ingin dipecahkan. Faktor utama yang perlu dipertimbangkan adalah apakah pengguna memiliki GPU yang kuat dan sejumlah besar gambar pelatihan yang telah diberi label. Jika tidak, pendekatan pembelajaran mesin mungkin menjadi pilihan yang lebih baik. Metode Deep Learning cenderung memberikan hasil lebih baik ketika terdapat lebih banyak gambar pelatihan, dan keberadaan GPU dapat mengurangi waktu yang diperlukan untuk melatih model.

Menurut (Aningtiyas dkk., 2020) Deteksi objek, atau Object Detection, merupakan suatu teknik dalam visi komputer yang bertujuan untuk menemukan contoh objek dalam gambar atau video. Algoritma deteksi objek umumnya menggunakan metode pembelajaran mesin atau pembelajaran mendalam untuk menghasilkan hasil yang memiliki makna. Ketika manusia melihat gambar atau video, kita mampu mengenali dan menemukan objek dengan cepat, sedangkan komputer memerlukan proses komputasi yang kompleks. Tujuan utama dari deteksi objek adalah untuk mereplikasi kecerdasan visual manusia menggunakan komputer.

Cara kerja deteksi objek melibatkan menempatkan keberadaan objek dalam gambar dan menggambar kotak pembatas di sekitar objek tersebut. Proses ini biasanya terdiri dari dua langkah, yakni mengklasifikasikan jenis objek, dan selanjutnya menggambar kotak di sekitar objek tersebut. Meskipun klasisfikasi gambar dan deteksi objek memiliki kemiripan, namun secara umum, klasifikasi berfokus pada mengkategorikan gambar ke dalam suatu kategori tertentu, sedangkan deteksi objek lebih fokus pada mengidentifikasi lokasi objek dalam gambar, termasuk menghitung jumlah instance suatu objek.

## YOLO

YOLO menggunakan pendekatan Jaringan Saraf Tiruan (JST) untuk mengidentifikasi objek dalam suatu citra. Pendekatan ini membagi citra menjadi sejumlah wilayah dan meramalkan kotak pembatas serta probabilitas untuk setiap wilayah tersebut. Kotak-kotak pembatas tersebut kemudian dinilai berdasarkan probabilitas yang telah diprediksi. Dibandingkan dengan sistem yang berfokus pada klasifikasi, YOLO memiliki beberapa keunggulan, terutama terlihat saat menguji dengan melakukan prediksi secara menyeluruh pada seluruh citra (Redmon dkk., 2016).

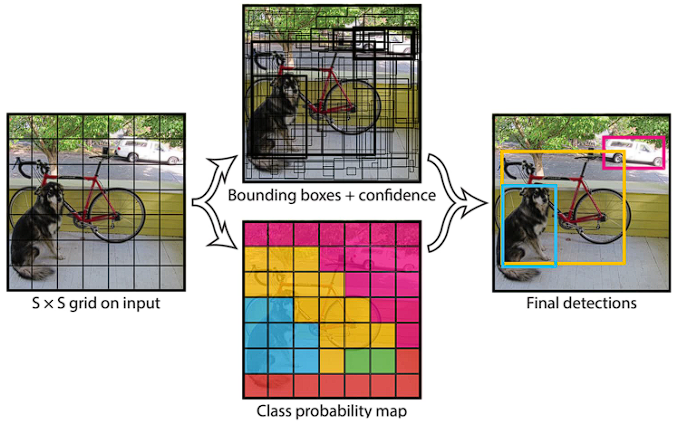
Keunggulan YOLO juga melibatkan prediksi melalui sintesis jaringan saraf yang tidak memerlukan jumlah komputasi sebanyak Region Convolutional Neural Network (R-CNN). Dengan kecepatan yang lebih tinggi dan efisiensi yang beberapa kali lipat dibandingkan R-CNN, YOLO populer karena akurasi tinggi dan kemampuannya beroperasi secara real-time. Algoritma "only looks once" atau hanya terlihat sekali, membutuhkan satu propagasi maju melalui jaringan saraf untuk prediksi, dengan penindasan non-max memastikan hasil deteksi objek hanya keluar satu kali bersama dengan kotak pembatasnya(Putro & Awangga, 2020).

### Cara Kerja YOLO

Metode YOLO beroperasi dengan mengambil gambar dan mempartisinya menjadi kisi SxS, di mana setiap sel kisi menghasilkan kotak pembatas. Setiap kotak pembatas diidentifikasi oleh jaringan yang menghasilkan probabilitas kelas dan nilai untuk kotak pembatas tersebut. Kotak pembatas yang memiliki probabilitas kelas melebihi nilai ambang dipilih untuk menemukan objek dalam gambar (Putro & Awangga, 2020).

Algoritma YOLO memiliki keterbatasan terutama dalam mendeteksi objek kecil, contohnya dapat mengalami kesulitan dalam mendeteksi kawanan burung, hal ini dikarenakan pembatasan spasial dari algoritma.

Secara keseluruhan, metode YOLO memiliki tahapan yang lebih sederhana dibandingkan dengan SSD maupun faster R-CNN, dimana sebagian besar langkah YOLO mirip dengan klasifikasi gambar menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) biasa. YOLO melakukan perhitungan bounding box dengan satu skala fitur map.



Gambar 2. 3 Metode Processing YOLO(Nuzulul Khairu Nissa, 2023)

### YOLOv5

YOLOv5 adalah algoritma untuk deteksi dan klasifikasi objek yang beroperasi secara real-time, dikembangkan oleh Joseph Redmon dan Ali Farhadi di Universitas Washington. Algoritma ini mengadopsi konsep penggunaan satu jaringan saraf konvolusi (CNN) untuk melakukan deteksi objek dalam satu proses, dan dikenal karena kombinasi kecepatan dan akurasi yang tinggi (Palebangan & Utaminingrum, t.t.).

Menurut penelitian yang dilakukan oleh (Effendi, 2022) Secara keseluruhan, arsitektur YOLOv5 tidak berbeda jauh dari versi sebelumnya. YOLOv5 dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python, berbeda dengan YOLO versi sebelumnya yang menggunakan bahasa pemrograman C. Hal ini memudahkan instalasi dan integrasi pada perangkat IoT. YOLOv5 juga dikembangkan menggunakan kerangka library PyTorch, dengan komunitas yang lebih besar dibandingkan komunitas Darknet, memberikan dukungan kontribusi dan potensi pertumbuhan yang lebih baik di masa depan.

Meskipun dikembangkan dengan bahasa pemrograman dan kerangka kerja yang berbeda, kinerja YOLOv5 dan YOLOv4 tidak memiliki perbedaan signifikan. Namun, seiring berjalannya waktu, YOLOv5 terbukti lebih unggul dalam beberapa kasus, baik dari segi akurasi maupun kecepatan. Sebagian komunitas computer vision lebih percaya pada performa YOLOv5.

YOLO memiliki tiga kerangka kerja utama, yaitu backbone, neck, dan head. Bagian backbone YOLOv5 menggunakan CSPDarknet53 yang diadopsi dari CSPDarknet YOLOv4, memecahkan masalah pengulangan informasi gradien di backbone dan mengintegrasikan perubahan gradien ke dalam peta fitur. Bagian neck YOLOv5 menggunakan Path Aggregation Network (PANet) untuk meningkatkan aliran informasi. PANet adalah pengembangan dari Feature Pyramid Network (FPN) di YOLOv3, meningkatkan propagasi level rendah fitur dalam model. Bagian head YOLOv5 sama dengan YOLOv3 dan YOLOv4, menghasilkan tiga peta fitur berbeda untuk mencapai prediksi skala multi, meningkatkan efisiensi prediksi dari objek kecil hingga besar.

#### Backbone

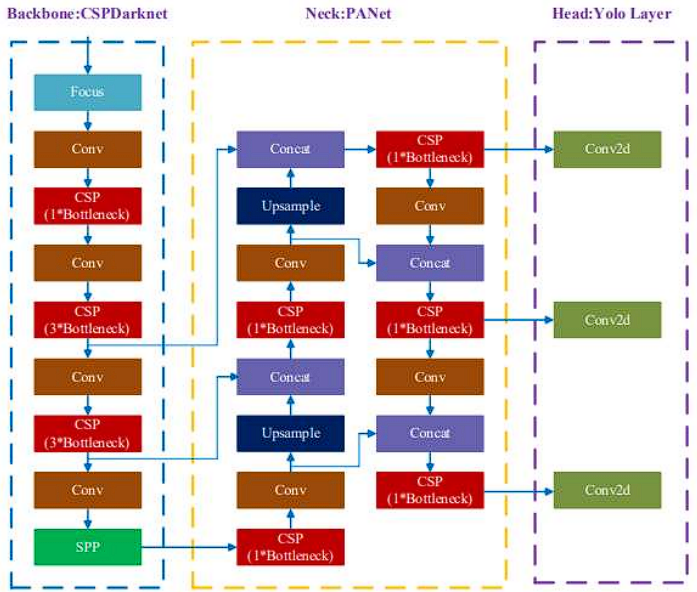
Backbone YOLOv5 merujuk pada struktur dasar dalam model YOLOv5, yang terbentuk dari lapisan konvolusi yang berfungsi untuk mengekstrak fitur dari gambar masukan. Terdiri dari beberapa lapisan konvolusi yang disusun secara bertingkat, backbone YOLOv5 bertugas mengambil fitur esensial dari gambar masukan (Effendi, 2022).

#### Neck

Neck YOLOv5 merupakan komponen model YOLOv5 yang terletak di antara struktur dasar (backbone) dan bagian atas (head) model. Neck YOLOv5 umumnya terdiri dari serangkaian lapisan penyusun yang berperan dalam menyusun kembali fitur yang telah diambil oleh backbone, mempersiapkannya untuk diproses lebih lanjut oleh head (Effendi, 2022).

#### Head

Head YOLOv5 adalah bagian dari model YOLOv5 yang bertanggung jawab atas prediksi objek. Setelah fitur diekstrak oleh struktur dasar (backbone), head YOLOv5 menggunakan lapisan prediksi untuk menghasilkan prediksi terkait kemungkinan kelas dan koordinat kotak batas untuk setiap objek yang potensial hadir dalam gambar (Effendi, 2022).



Gambar 2. 4 Arsitektur Model YOLOv5 (AKHYAR dkk., 2022).

## Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah tabel yang mencatat klasifikasi jumlah data uji yang benar dan jumlah data uji yang salah (Normawati & Prayogi, 2021). Confusion Matrix adalah rangkuman tabel yang digunakan untuk menganalisis performa atau kinerja model klasifikasi atau prediksi pada machine learning. Dalam Confusion Matrix, terdapat nilai-nilai seperti akurasi, recall, precision, dan f1 score yang memberikan gambaran komprehensif tentang evaluasi suatu model (Effendi, 2022).Tabel confusion matrix ditunjukkan sebagai berikut :

Tabel 2. 1 Confusion Matrix

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  | True Values |  |
|  |  | True | False |
| Prediction | True | TP  Correct result | FP  Unexpected result |
|  | False | FN  Missing result | TN  Correct absence of result |

Penjelasan Tabel:

1. True Positif (TP) adalah jumlah data yang memiliki nilai positif dan diprediksi dengan benar oleh model.

2. True Negatif (TN) adalah jumlah data yang memiliki nilai negatif, dan model juga memprediksi dengan benar bahwa nilai tersebut negatif.

3. False Negatif (FN) adalah jumlah data yang seharusnya bernilai positif, namun diprediksi sebagai nilai negatif oleh sistem.

4. False Positif (FP) adalah jumlah data yang seharusnya bernilai negatif, namun diprediksi sebagai nilai positif oleh model.

### Accuracy

Akurasi menggambarkan rasio jumlah data yang diprediksi sesuai dengan kelasnya terhadap keseluruhan data. Nilai akurasi dapat dihitung menggunakan persamaan berikut:

### Precision

Presisi merujuk pada rasio jumlah data yang sesuai dengan kelasnya dibandingkan dengan data yang diprediksi positif. Persamaan untuk menghitung nilai presisi adalah sebagai berikut:

### Recall

Recall adalah rasio jumlah data yang diprediksi sesuai dengan kelasnya dibandingkan dengan data yang sebenarnya sesuai kelasnya. Penghitungan nilai recall dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan berikut:

### F1 Score

F1 score merupakan rasio perbandingan rata-rata antara presisi dan recall. Nilai F1 Score dapat dihitung dengan menggunakan persamaan berikut:

### Intersection Over Union (IoU)

Intersection Over Union (IoU) adalah metrik yang digunakan untuk mengevaluasi keakuratan sistem dalam mendeteksi objek pada dataset yang dilatih. IoU membandingka GT bounding box dengan prediksi bounding box dari sebuah model. Percontoh jika A adalah citra varian jahe dan B adalah citra hasil deteksinya, maka IoU dapat dihitung dengan persamaan:

### Average Precision (AP)

AP (Average Precision) dihitung dengan mengukur area yang berada langsung di bawah kurva pada nilai recall, yaitu pada titik di mana precision mencapai nilai maksimum (Raihan Digo Saputra, 2023).

### Mean Average Precision (mAP)

Pengukuran evaluasi digunakan untuk menilai sejauh mana keefektifan suatu model dalam melakukan deteksi objek. Metrik yang umum digunakan untuk menentukan tingkat akurasi deteksi objek suatu model adalah Mean Average Precision (mAP) (Raihan Digo Saputra, 2023).

## Penelitian Terdahulu

Tabel 2. 2 Penelitian Terdahulu

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| No. | Judul Penelitian | Penulis | Tahun Terbit | Hasil |
| 1. | Analisis Validasi dan Evaluasi Model Deteksi Objek Varian Jahe Menggunakan Algoritma Yolov5 | Palupi, Lydia  Ihsanto, Eko  Nugroho, Fifto | 2023 | Hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi saat pengujian mencapai rata-rata 93,9% pada deteksi varian jahe menggunakan YOLOv5x dengan batch 64 dan epoch 100. Akurasi dipengaruhi oleh kemampuan model dalam mengenali objek pada label kelas, dan hasil deteksi memiliki tingkat ketepatan yang tidak optimal. Oleh karena itu, untuk meningkatkan kinerja YOLOv5, perlu dilakukan berbagai upaya, seperti peningkatan kualitas dataset pelatihan, penerapan teknik augmentasi data, atau penggunaan arsitektur model yang lebih kompleks |
| 2. | You only look once: Unified, real-time object detection | Redmon, Joseph  Divvala, Santosh  Girshick, Ross  Girshick, Ross | 2016 | Penelitian ini memperkenalkan YOLO, sebuah model terpadu untuk deteksi objek. Model kami mudah dibangun dan dapat dilatih langsung pada gambar penuh. Berbeda dengan pendekatan berbasis klasifikasi, YOLO dilatih pada fungsi kerugian yang berkorelasi langsung dengan kinerja deteksi, dan seluruh model dilatih bersamaan.  Fast YOLO merupakan detektor objek umum tercepat dalam literatur, dan YOLO mendorong kemajuan dalam deteksi objek real-time. YOLO juga dapat digeneralisasikan dengan baik ke domain-domain baru, menjadikannya ideal untuk aplikasi yang mengandalkan deteksi objek yang cepat dan tangguh. |
| 3. | Objek Deteksi Makanan Khas Palembang Menggunakan Algoritma YOLO (You Only Look Once) | Rahma, Lusiana  Syaputra, Hadi  Mirza, A Haidar  Purnamasari, Susan Dian | 2021 | Setelah melakukan pengumpulan dataset citra makanan khas Palembang, melakukan modifikasi dataset, anotasi gambar grafis, dan kotak pembatas objek label, serta melatih dan menguji sistem menggunakan Google Colaboratory dengan GPU 12GB, sistem deteksi YOLOv3 dapat memproses deteksi 100 kali lebih cepat dibandingkan dengan menggunakan CPU. Eksperimen pada 31 jenis makanan khas Palembang menghasilkan rata-rata akurasi sebesar 96% dan rata-rata kecepatan deteksi sebesar 40.486.129 milli-detik. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa tingkat keakuratan dan kecepatan model algoritma YOLOv3 tersebut dapat dianggap baik, karena rata-rata akurasi melebihi 80%. |
| 4. | Sistem Inspeksi Cacat pada Permukaan Kayu menggunakan Model Deteksi Obyek YOLOv5 | AKHYAR, FITYANUL  NOVAMIZANTI, LEDYA  RIANTIARNI, TITA | 2022 | Penelitian ini mengusulkan sistem deteksi cacat pada kayu pinus dan kayu karet menggunakan model YOLOv5 dan image enhancement. Pada citra kayu pinus, model terbaik adalah YOLOv5s, dan akurasi yang dihasilkan konsisten. Pada dataset kayu pinus, nilai mAP tertinggi mencapai 94,3% tanpa image enhancement, tetapi dengan penambahan edge filter, FPS meningkat pesat menjadi 125 FPS. Pada dataset kayu karet, model terbaik adalah YOLOv5s-Transformer, dengan nilai mAP tertinggi mencapai 94,7% dengan image enhancement Real ESRGAN. Namun, FPS tertinggi pada dataset ini meningkat pesat menjadi 139 FPS dengan penambahan edge filter. YOLOv5s-Transformer dengan Real ESRGAN memberikan performa terbaik dibandingkan dengan citra karet asli dan citra karet dengan penambahan edge filter. |
| 5. | Pembuatan Aplikasi Deteksi Objek Menggunakan TensorFlow Object Detection API dengan Memanfaatkan SSD MobileNet V2 Sebagai Model Pra-Terlatih: Array | Aningtiyas, Prisky Ratna  Sumin, Agus  Wirawan, Setia | 2020 | Berdasarkan penelitian, telah berhasil dikembangkan aplikasi deteksi objek menggunakan TensorFlow Object Detection API dengan model pra-terlatih SSD Mobilenet V2. Aplikasi ini mampu mendeteksi 5 kategori objek, yaitu Camera, Handphone, Headphone, Laptop, dan Mouse, dengan tingkat akurasi rata-rata sebesar 93.02%. Pengujian dilakukan pada 50 set data, dan hasilnya menunjukkan presentase akurasi untuk masing-masing kategori objek. Aplikasi ini memiliki potensi untuk dikembangkan lebih lanjut dengan metode serupa, termasuk kemampuan mendeteksi lebih dari satu objek dalam satu gambar. Pengembangan selanjutnya dapat mencakup fitur real-time image processing dan peningkatan platform aplikasi untuk dapat dijalankan pada berbagai platform, termasuk Android dan website. |
| 6. | Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter | Normawati, Dwi  Prayogi, Surya Allit | 2021 | Penelitian ini berhasil membangun sistem analisis sentimen pada Twitter dengan menggunakan metode NBC (Naive Bayes Classifier). Sistem ini memberikan informasi yang signifikan untuk memahami pendapat atau opini masyarakat. Evaluasi kinerja dengan metode confusion matrix menunjukkan akurasi sebesar 60%, presisi 100%, dan recall 50%. Analisis ini dilakukan pada 5 data latih dan 3 data uji sebagai studi kasus untuk memudahkan pemahaman implementasi dan perhitungan secara terstruktur. Metode NBC menunjukkan hasil klasifikasi yang baik dengan akurasi tinggi, membuatnya cocok untuk memprediksi tingkat sentimen analisis. Langkah selanjutnya adalah pengembangan dan implementasi sistem ini dengan data yang lebih besar menggunakan aplikasi berbasis komputer untuk meningkatkan efisiensi dan kecepatan. |
| 7. | Comparing YOLOv3, YOLOv4 and YOLOv5 for autonomous landing spot detection in faulty UAVs | Nepal, Upesh  Eslamiat, Hossein | 2022 | Hasilnya membuktikan bahwa YOLOv5 mempunyai nilai akurasi dan kecepatan yang lebih baik dibandingkan YOLOv4 dan YOLOv3 |
| 8. | Penerapan low cost assistive technology untuk peningkatan kemampuan orientasi dan mobilitas penyandang tunanetra | Sidik, Sistriadini Alamsyah  Mulia, Dedi  Listyaningtyas, Ratih  Sundari, Silvi  Sodikin, Dzuhrita Novriani | 2020 | Berdasarkan penelitian, pemasangan guiding block dan braille index di lingkungan kampus FKIP UNTIRTA memberikan manfaat signifikan bagi penyandang disabilitas tunanetra. Sebelum adanya fasilitas ini, mereka mengandalkan tongkat atau bantuan lain, namun setelah pemasangan, aksesibilitas mereka meningkat. Meskipun beberapa fasilitas belum dilengkapi dengan guiding block, kehadiran fasilitas ini membantu melatih kemandirian penyandang disabilitas tunanetra dalam orientasi mobilitas di kampus. Dengan braille index, mereka dapat dengan mudah mengakses ruangan, sedangkan guiding block memudahkan pergerakan mereka di lingkungan kampus. Meski demikian, masih ada kebutuhan bantuan dari orang lain terkadang, terutama di area tanpa guiding block. |
| 9. | Object Detection System Sebagai Alat Bantu Mendeteksi Objek Sekitar untuk Penyandang Tunanetra. | Rohcastu, Tanggon Kalbu  Rahmad, Cahya | 2019 | 1. Pada deteksi objek menggunakan metode HCD pada smartphone, perhitungan manual memerlukan waktu proses dari pengambilan gambar hingga selesai berbicara selama 1 hingga 2 detik.  2. Prediksi jarak objek dan informasi posisi objek dapat dilakukan menggunakan kaidah segitiga dengan memanfaatkan tinggi pengguna dan sudut tan 45°, menghasilkan tiga kategori jarak: 1,5 meter, lebih dari 1,5 meter, dan kurang dari 1,5 meter.  3. Pengujian dengan benda nyata menunjukkan akurasi sebesar 88%, dengan jumlah prediksi benar sebanyak 44 dan prediksi salah sebanyak 6. |
| 10. | Deteksi Objek Menggunakan Metode Single Shot Multibox Detector Pada Alat Bantu Tongkat Tunanetra Berbasis Kamera | Fuady, Samratul  Nehru, Nehru  Anggraeni, Gina | 2020 | Dalam penelitian ini, alat bantu tongkat tunanetra untuk pendeteksian objek berbasis kamera telah dirancang menggunakan metode Single Shot Multibox Detector (SSD). Metode ini memungkinkan pemrosesan citra secara real-time dengan tingkat akurasi yang baik. Pengujian dilakukan terhadap objek manusia, hewan (kucing), serta benda (kursi dan meja) dalam dan luar ruangan, menghasilkan akurasi sebesar 92%, sensitivitas 83%, dan spesifisitas 100%. Akurasi identifikasi halangan dipengaruhi oleh kondisi citra saat diuji, dengan citra dalam keadaan terang dan posisi yang tepat memberikan akurasi tertinggi, sementara citra dalam keadaan gelap dan posisi tidak tepat memberikan akurasi terendah. |
| 11. | Implementasi Deteksi Real Time Klasifikasi Jenis Kendaraan Di Indonesia Menggunakan Metode YOLOV5 | Mulyana, Dadang Iskandar  Rofik, M Ainur | 2022 | Hasil penelitian menunjukkan akurasi yang baik sebesar 90% dalam pendeteksian jenis kendaraan. Faktor-faktor seperti kualitas video, kualitas dataset, dan sudut pengambilan gambar memengaruhi nilai akurasi. Penggunaan dataset yang komprehensif dengan variasi sudut pandang dapat meningkatkan akurasi. Perhitungan area pada gambar juga berpengaruh, terutama ketika objek bertumpuk. Penulis menyarankan penggunaan video dengan gambar jelas, dataset yang baik, dan beragam sudut pandang untuk mencapai akurasi dan confidence level yang optimal. |
| 12. | Deteksi Objek Penghalang Secara Real-Time Berbasis Mobile Bagi Penyandang Tunanetra Menggunakan Analisis Blob | Jafar, Achmad  Kadafi, Al  Utaminingrum, Fitri | 2018 | Masing-masing parameter threshold memiliki nilai akurasi yang berbeda. Parameter threshold dengan nilai mean dan median memiliki akurasi sekitar 68.27% dan 70.58%, yang tidak terlalu berbeda. Kedua parameter tersebut menunjukkan akurasi terburuk pada waktu sore dan malam hari. Sebaliknya, parameter threshold dengan nilai min-max mencapai akurasi tertinggi, yaitu 81.64%. Namun, penggunaan parameter ini tidak memberikan akurasi tertinggi untuk deteksi siang hari dibandingkan dengan parameter mean dan median. |
| 13. | Penerapan Artificial Intelligence (AI) Terhadap Seorang Penyandang Disabilitas Tunanetra | Siahaan, Mangapul  Harsana Jasa, Christopher  Anderson, Kevin  Rosiana, Melissa Valentino  Lim, Satria  Yudianto, Wahyu | 2020 | Manusia, sebagai makhluk ciptaan Tuhan yang memiliki tingkat sosial tinggi, memegang teguh nilai moral dan perilaku berperikemanusiaan. Dalam konteks ini, penyandang disabilitas tunanetra juga merupakan bagian dari manusia yang berhak mendapatkan perlakuan yang menghormati nilai kemanusiaan. Sebagai solusi, dikembangkanlah Artificial Intelligence (kecerdasan buatan) untuk membantu penyandang disabilitas tunanetra dalam menjalankan aktivitas sehari-hari secara normal dan lebih efisien. |

# Metodologi Penelitian

## Tahapan Penelitian

Adapun kerangka berpikir yang digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

Sebuah gambar berisi teks, diagram, cuplikan layar, Paralel

Deskripsi dibuat secara otomatis

Gambar 3. 1 Tahapan Penelitian

Berdasarkan ilustrasi pada Gambar 3.1 penelitian dilakukan di lingkungan jalan raya untuk digunakan para penyandang tunanetra dalam mendeteksi objek kendaraan bermotor. Maka dari itu, dasar ilmu yang digunakan adalah *deep learning*, *computer vision* dan algoritma *You Only Look Once Version 5* dengan metodologi *object detection*. Hasil dari object detection akan dievaluasi menggunakan confusion matrix.

## Sistematika Penyelesaian Masalah

Dalam penelitian dibutuhkan sistematika penyelesaian masalah, agar jalannya penelitian lebih terstruktur. Sistematika penyelesaian masalah pada penelitian ini dibagi menjadi empat tahapan, yaitu : identifikasi masalah, *data preprocessing*, *modelling* dan *evaluation*. Adapun sistematika penyelesaian masalah pada penelitian ini ditujukkan pada gambar 3.2.

Sebuah gambar berisi teks, cuplikan layar, diagram, Paralel

Deskripsi dibuat secara otomatisGambar 3. 2 Sistematika Penyelesaian Masalah

### Identifikasi Masalah

Tahap pertama yang dilakukan adalah tahap identifikasi masalah. Pada tahap ini, peneliti mempelajari permasalahan pada studi kasus serta melakukan studi literatur untuk mencari referensi untuk memecahkan masalah berdasarkan penelitian yang mendukung topik permasalahan.

### *Data Preprocessing*

Tahap kedua adalah tahap *data preprocessing*. Pada tahap ini, peneliti mengumpulkan data kendaraan bermotor di jalan raya dengan jumlah sebanyak n gambar. Gambar yang diambil dibatasi hanya pada saat siang hari dengan berbagai sudut supaya dapat memberikan hasil yang lebih akurat saat melakukan *object detection*. Setelah mendapatkan dataset yang cukup, maka dataset akan dibedakan menjadi data *training* dan *testing*, data tersebut akan menjadi masukan bagi algoritma di tahap *training model*.

### *Modelling*

Setelah melalui tahap *data preprocessing*. Tahap selanjutnya adalah tahap modeling. Setelah data di *filter* sesuai dengan kebutuhan, maka dapat dilanjutkan dengan tahap pembagian data training dan testing untuk keperluan *training* *model*, perbandingan antara data *training* dan *testing* pada umumnya sebanyak 80:20, namun tidak menutup kemungkinan untuk terjadinya perbedaan dalam melakukan training model untuk mendapatkan model yang paling baik. Selain membagi data testing dan training, perlu diperhatikan juga jumlah iterasi dalam melakukan training model, semakin banyak iterasi yang dilakukan maka semakin baik pula hasil modeling yang didapatkan.

### Evaluasi

Untuk mengevaluasi kinerja model, dilakukan pemeriksaan terhadap metrik evaluasi seperti Intersection over Union (IoU) untuk mengukur sejauh mana kotak pembatas prediksi tumpang tindih dengan kotak pembatas sebenarnya. Selain itu, akurasi klasifikasi objek juga dievaluasi untuk memastikan keakuratan dalam mengidentifikasi jenis kendaraan menggunakan *Confusion Matrix*.

### Deployment

Terakhir adalah tahap deployment model YOLOv5 ke dalam aplikasi web supaya dapat digunakan oleh user. Dalam membangun aplikasi web, digunakan Bahasa pemrograman python sebagai back-end program dengan flask frameworknya untuk menangani operasi dari sisi server seperti memuat model YOLOv5, memproses permintaan masuk, dan melakukan deteksi objek pada gambar. Sedangkan, untuk bagian front-endnya menggunakan Bahasa pemrograman HTML, CSS dan JavaScript untuk mengambil gambar menggunakan kamera user, mengirimkannya ke back-end untuk di proses dan menampilkan hasilnya.

# ANALISIS DAN PERANCANGAN

Bab ini berisikan penjelasan mengenai alur sistem deteksi objek, proses pengumpulan data, tahapan pengolahan data, perancangan model, dan metode evaluasi yang digunakan

## Sistem Deteksi Objek

Alur pada sistem deteksi objek di jalan raya adalah sebagai berikut :

1. Inisialisasi model YOLOv5 yang di load dengan Pustaka Pytorch dengan mengunduhnya dari repository ‘ultralutics/yolov5’ dan load custom model yang sudah ditraining untuk menjalankan modelnya guna melakukan deteksi objek.
2. Javascript akan meminta akses kamera pengguna untuk melakukan deteksi objek dengan memulai streaming video.
3. Pengambilan gambar akan dilakukan setiap 500 milidetik untuk satu framenya kemudian akan dikonversi ke dalam format base64 untuk diolah melalui back-end program.
4. Saat pengolahan yang dilakukan oleh back-end program, hasil olahan datanya adalah mengkonversi array numpy ke format gambar yang diproses, lalu model YOLOv5 akan memproses gambar tersebut. Hasil deteksi berupa bounding boxes dan label objek yang ditambahkan ke gambar asli.
5. Menampilkan hasil deteksi dengan menampilkan confident score, label gambar dan mengucapkan nama-nama objek yang terdeteksi.
6. Looping deteksi terus menerus setiap 500 milidetik untuk memberikan efek deteksi objek secara real-time.

## Pengumpulan Data

Jenis data yang dikumpulkan adalah tipe data gambar yang diambil dari beberapa sudut pandang, supaya dapat memberikan akurasi model yang akurat jika telah melakukan proses model training.

Proses pengumpulan data dilakukan dari dua sumber untuk memastikan keragaman dan kecukupan data yang digunakan dalam pelatihan model. Sumber data meliputi:

1. Kaggle dataset: Dataset yang diunduh dari platform Kaggle yang menyediakan berbagai dataset anotasi.
2. Roboflow Dataset: Dataset yang diunduh dari platform Roboflow yang menyediakan berbagai dataset anotasi.

Dataset yang berhasil terkumpul sejumlah 3,710 dataset yang terdiri dari 7 classes (Bus, car, motorbike, pothole, van, truck, threewheel) dan 5,625 anotasi. Detail pembagian datasetnya adalah sebagai berikut : bus (669), car (678), motorbike (701), pothole (1740), van (561), truck (593) dan threewheel (683).

## Data Preprocessing

Tahapan pengolahan data mencakup beberapa langkah penting sebagai berikut:

### Labeling Data

Proses pelabelan dilakukan menggunakan bounding box tools yang terdapat pada roboflow terhadap dataset yang belum di anotasi.

### Splitting Data

Pembagian dataset bertujuan untuk dapat memperoleh model yang baik sebelum melalui proses training data. Biasanya terbagi menjadi tiga bagian, yaitu training, validation dan testing, ketiganya memiliki peran khusus dalam memastikan bahwa model yang dilatih dapat digeneralisasi dengan baik pada data yang belum ada sebelumnya.

Pembagian dataset pada model ini terdiri menjadi tiga bagian, antara lain :

1. Training dataset (70%)

Train set adalah bagian terbesar dari dataset yang digunakan untuk melatih model. Dengan 70% dari total dataset atau sejumlah 2,597 gambar, train set memberikan data yang cukup banyak bagi model untuk belajar pola dan fitur yang ada dalam gambar. Model menggunakan train set ini untuk mengoptimalkan parameter dan meminimalkan fungsi kerugian selama proses pelatihan.

1. Validation dataset (20%)

Validation set digunakan untuk memantau performa model selama pelatihan dan membantu dalam proses tuning hyperparameter. Dengan 20% dari total dataset atau sejumlah 742 gambar, validation set memberikan gambaran bagaimana model bekerja pada data yang tidak dilihat selama pelatihan. Ini membantu dalam mencegah overfitting dengan memastikan model tidak hanya menghafal data pelatihan tetapi juga generalisasi dengan baik.

1. Testing dataset (10%)

Test set digunakan untuk mengevaluasi performa akhir model setelah proses pelatihan selesai. Dengan 10% dari total dataset atau sejumlah 371 gambar, test set memberikan penilaian akhir terhadap kemampuan model dalam mengklasifikasikan gambar yang benar-benar baru. Ini memberikan indikasi yang jelas tentang bagaimana model akan bekerja pada data dunia nyata.

### Resize Gambar

Semua gambar di-resize menjadi ukuran 640x640 piksel untuk keseragaman dalam proses pelatihan.

### Modify Classes

Modify classes dilakukan untuk mengubah nama classes sesuai yang diinginkan dan melakukan check terhadap nama class sebelum melakukan proses training model.

### Data Augmentation

Data augmentasi digunakan untuk membuat variasi baru dari dataset yang sudah ada sebelumnya. Diharapkan dengan adanya data augmentation ini dapat meningkatkan akurasi model yang di training.

Terdapat beberapa augmentasi yang digunakan pada data preprocessing ini :

1. Flip (Horizontal)

Augmentasi ini membalik gambar secara horizontal. Dengan kata lain, gambar diputar secara simetris di sekitar sumbu vertikal, dengan tujuan untuk mengenali objek terlepas dari arah horizontal untuk mengenali objek yang muncul dari arah kiri maupun kanan.

1. 90 degree rotate

Augmentasi ini memutar gambar 90 derajat searah jarum jam, berlawanan arah jarum jam dan membaliknya hingga terbalik. Dengan tujuan untuk dapat mengenali objek dengan baik ketika kamera yang terbuka tidak pada posisi normal.

1. Rotation

Gambar diputar secara acak dalam rentang sudut antara -15° hingga +15° dengan tujuan untuk dapat mengenali objek dengan baik ketika posisi kamera yang digunakan tidak pada posisi normal.

1. Cutout

Augmentasi ini menghapus atau menutup beberapa bagian gambar secara acak. Di sini, tiga kotak dengan ukuran masing-masing 10% dari gambar asli akan dihapus. Dengan tujuan untuk membuat model menjadi lebih peka pada bagian gambar yang hilang atau mungkin terhalang.

1. Bounding Box: Blur

Memberikan efek blur pada bounding box hingga 2.5 piksel dengan tujuan untuk membantu model mengenali objek ketika gambar tidak sepenuhnya tajam atau auto-fokus kamera yang tidak cukup baik.

Dataset yang didapatkan setelah melalui data augmentation adalah sebanyak 8904 gambar yang terdiri dari 7791 data training, 742 data validation dan 371 data testing.

## Modeling

Perancangan model dilakukan menggunakan algoritma YOLOv5 yang dilatih pada platform Google Colab. Proses pelatihan model melibatkan beberapa langkah penting:

1. Pemilihan Model YOLOv5: YOLOv5 dipilih karena kemampuannya dalam deteksi objek secara real-time dengan akurasi tinggi.
2. Pelatihan Model: Model dilatih menggunakan dataset yang telah diproses dengan total 300 epoch untuk mencapai tingkat akurasi yang optimal.
3. Evaluasi Selama Pelatihan: Selama proses pelatihan, performa model dievaluasi secara berkala untuk memastikan model belajar dengan benar dari data training.

## Evaluasi

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan beberapa metode evaluasi untuk memastikan akurasi dan efektivitas deteksi objek:

1. Mean Average Precision (mAP): Metrik utama yang digunakan untuk mengukur akurasi deteksi objek dengan menghitung rata-rata presisi pada berbagai tingkat recall.
2. Confusion Matrix: Matriks yang menunjukkan performa model dalam klasifikasi objek, membantu mengidentifikasi kekuatan dan kelemahan model.
3. Precision, Recall, dan F1-Score: Metrik tambahan yang digunakan untuk mengevaluasi keseimbangan antara presisi dan recall, serta kinerja keseluruhan model.

## Deployment

Dalam membangun aplikasi web, digunakan Bahasa pemrograman python sebagai back-end program dengan flask frameworknya untuk menangani operasi dari sisi server seperti memuat model YOLOv5, memproses permintaan masuk, dan melakukan deteksi objek pada gambar. Sedangkan, untuk bagian front-endnya menggunakan Bahasa pemrograman HTML, CSS dan JavaScript untuk mengambil gambar menggunakan kamera user, mengirimkannya ke back-end untuk di proses dan menampilkan hasilnya.

# DAFTAR PUSTAKA

AKHYAR, F., NOVAMIZANTI, L., & RIANTIARNI, T. (2022). Sistem Inspeksi Cacat pada Permukaan Kayu menggunakan Model Deteksi Obyek YOLOv5. *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, *10*(4), 990.

Aningtiyas, P. R., Sumin, A., & Wirawan, S. (2020). Pembuatan Aplikasi Deteksi Objek Menggunakan TensorFlow Object Detection API dengan Memanfaatkan SSD MobileNet V2 Sebagai Model Pra-Terlatih: Array. *Jurnal Ilmiah Komputasi*, *19*(3), 421–430.

Cholissodin, I., Sutrisno, S., Soebroto, A. A., Hasanah, U., & Febiola, Y. I. (2020). AI, Machine Learning & Deep Learning. *Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya, Malang*.

Effendi, D. W. (2022). *PERBANDINGAN OPTIMASI SGD DAN ADAM PADA ARSITEKTUR YOLOv5 (YOU ONLY LOOK ONCE) UNTUK DETEKSI ALAT PELINDUNG DIRI*. UPN Veteran Jawa Timur.

Fuady, S., Nehru, N., & Anggraeni, G. (2020). Deteksi Objek Menggunakan Metode Single Shot Multibox Detector Pada Alat Bantu Tongkat Tunanetra Berbasis Kamera. *Journal of Electrical Power Control and Automation (JEPCA)*, *3*(2), 39–43.

Ibnu Suhada. (2021). *ALAT BANTU TUNANETRA MENGGUNAKAN SENSOR ULTRASONIK BERBASIS ARDUINO NANO*. 1–2. http://eprints.poltektegal.ac.id/id/eprint/350

Irdamurni, I. (2018). *Memahami Anak Berkebutuhan Khusus*.

KHATAMI, M. S. (2022). *Deteksi Kendaraan Menggunakan Algoritma You Only Look Once (Yolo) V3*.

Marpaung, F., Aulia, F., & Nabila, R. C. (2022). *COMPUTER VISION DAN PENGOLAHAN CITRA DIGITAL*. PUSTAKA AKSARA.

Mulyana, D. I., & Wati, S. S. (2023). Penerapan Alat Bantu Tunanetra Menggunakan Metode Fuzzy Logic Dengan Teknologi IoT Dalam Meningkatkan Kemandirian dan Mobilitas Pengguna. *INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science*, *6*(2), 903–909.

Nepal, U., & Eslamiat, H. (2022). Comparing YOLOv3, YOLOv4 and YOLOv5 for autonomous landing spot detection in faulty UAVs. *Sensors*, *22*(2), 464.

Normawati, D., & Prayogi, S. A. (2021). Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter. *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer Dan Informatika)*, *5*(2), 697–711.

Nuzulul Khairu Nissa. (2023, Maret 23). *Cara Kerja Object Detection dengan YOLO (You Only Look Once)*. pacmann.io.

Palebangan, A., & Utaminingrum, F. (t.t.). Sistem Guided Following Control pada Smart Wheelchair menggunakan Metode Yolov5 berbasis Nvidia Jetson TX2. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN*, *2548*, 964X.

Putro, E. C., & Awangga, R. M. (2020). *Tutorial Gender Classification Using The You Look Only Once (YOLO)* (Vol. 1). Kreatif.

Putro, E. C., Awangga, R. M., & Andarsyah, R. (2020). *Tutorial Object Detection People With Faster region-Based Convolutional Neural Network (Faster R-CNN)* (Vol. 1). Kreatif.

Raihan Digo Saputra. (2023). *Pengembangan Sistem Deteksi Objek pada Produk Retail dengan Arsitektur YOLOv4-tiny* [Universitas Islam Indonesia]. dspace.uii.ac.id/123456789/45878

Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 779–788.

Rohcastu, T. K., & Rahmad, C. (2019). Object Detection System Sebagai Alat Bantu Mendeteksi Objek Sekitar untuk Penyandang Tunanetra. *Seminar Informatika Aplikatif Polinema*, 81–88.

Siahaan, M., Harsana Jasa, C., Anderson, K., Rosiana, M. V., Lim, S., & Yudianto, W. (2020). Penerapan Artificial Intelligence (AI) Terhadap Seorang Penyandang Disabilitas Tunanetra. Dalam *Journal of Information System and Technology* (Vol. 01).

Sidik, S. A., Mulia, D., Listyaningtyas, R., Sundari, S., & Sodikin, D. N. (2020). Penerapan low cost assistive technology untuk peningkatan kemampuan orientasi dan mobilitas penyandang tunanetra. *Jurnal UNIK: Pendidikan Luar Biasa*, *5*(1), 49–59.

Sulistyowati, I. (2021). Buku Ajar Mata Kuliah Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence). *Umsida Press*, 1–70.