

**SKRIPSI**

**SISTEM PENDETEKSI SAMPAH BOTOL PLASTIK DI  
BAWAH LAUT MENGGUNAKAN METODE DEEP  
LEARNING SECARA REAL TIME**

**Disusun dan diajukan oleh:**

**MUHAMMAD REZALDI YANATA PUTRA  
D121 19 1041**



**PROGRAM STUDI SARJANA TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS TEKNIK  
UNIVERSITAS HASANUDDIN  
GOWA  
2023**

**LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI**

**SISTEM PENDETEKSI SAMPAH BOTOL PLASTIK DI BAWAH LAUT MENGGUNAKAN METODE DEEP LEARNING SECARA REAL TIME**

Disusun dan diajukan oleh

**MUHAMMAD REZALDI YANATA PUTRA  
D121191041**

Telah dipertahankan di hadapan Panitia Ujian yang dibentuk dalam rangka Penyelesaian Studi Program Sarjana Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin Pada tanggal 27 September 2023 dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan

Menyetujui,

Pembimbing Utama,

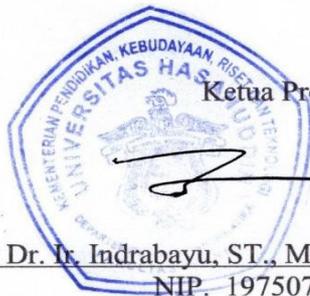
Pembimbing Pendamping,



Prof. Dr. Ir. Indrabayu  
ST.,MT.,M.Bus.Sys.,IPM.,ASEAN Eng.  
NIP. 19750716200212 1 004

Ir. Christoforus Yohannes, MT.  
NIP. 196007161987021002

Ketua Program Studi,



Prof. Dr. Ir. Indrabayu, ST., MT., M.Bus.Sys.,IPM.,ASEAN Eng.  
NIP. 19750716200212 1 004

## PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Muhammad Rezaldi Yanata Putra  
NIM : D121191041  
Program Studi : Teknik Informatika  
Jenjang : S1

Menyatakan dengan ini bahwa karya tulisan saya berjudul

Sistem Pendeteksi Sampah Botol Plastik Di Bawah Laut Menggunakan Metode  
Deep Learning Secara Real Time

Adalah karya tulisan saya sendiri dan bukan merupakan pengambilan alihan tulisan orang lain dan bahwa skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri.

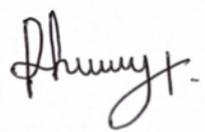
Semua informasi yang ditulis dalam skripsi yang berasal dari penulis lain telah diberi penghargaan, yakni dengan mengutip sumber dan tahun penerbitannya. Oleh karena itu semua tulisan dalam skripsi ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab penulis. Apabila ada pihak manapun yang merasa ada kesamaan judul dan atau hasil temuan dalam skripsi ini, maka penulis siap untuk diklarifikasi dan mempertanggungjawabkan segala resiko.

Segala data dan informasi yang diperoleh selama proses pembuatan skripsi, yang akan dipublikasi oleh Penulis di masa depan harus mendapat persetujuan dari Dosen Pembimbing.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan bahwa sebagian atau keseluruhan isi skripsi ini hasil karya orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Gowa, 27 September 2023

Yang Menyatakan



Muhammad Rezaldi Yanata Putra

## ABSTRAK

**MUHAMMAD REZALDI YANATA PUTRA.** *Sistem Pendeteksi Sampah Botol Plastik di Bawah Laut Menggunakan Metode Deep Learning Secara Real Time.* (dibimbing oleh Prof.Dr.Ir.Indrabayu,ST.,MT.,M.Bus.Sys.,IPM., ASEAN Eng. dan Ir. Christoforus Yohannes MT.)

Berdasarkan data dari studi berjudul "Plastic Waste Discharges from Rivers and Coastlines in Indonesia," Indonesia diperkirakan menghasilkan sekitar 7,8 juta ton sampah plastik setiap tahun. Sampah plastik menjadi sumber utama marine debris di seluruh dunia dan menghadirkan tantangan serius dalam proses dekomposisi di lingkungan perairan. Segala macam limbah plastik dan non - plastik yang berawal dari perairan sungai dan berakhir di ekosistem laut dan pesisir. Akibatnya, ketika sampah plastik mengendap di perairan laut akan berdampak negatif terhadap proses reproduksi dan migrasi satwa laut, menghambat pertumbuhan karang, merusak habitat laut, serta memicu kematian pada hewan laut yang berinteraksi dengan atau terperangkap dalam sampah plastik. Penelitian ini mengembangkan sebuah sistem deteksi sampah botol plastik di bawah laut secara real time menggunakan algoritma deep learning YOLOv8. Dataset pada penelitian ini bersifat primer yang diperoleh dari pengambilan gambar sampah botol plastik langsung di laut dan dikolam renang. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang dibangun memiliki tingkat presisi yang mencapai 99,6% dan recall mencapai 100%. Hasil evaluasi performa deteksi dengan menggunakan ambang batas Intersection over Union (IoU) sebesar 50% menunjukkan mean Average Precision at 50 (mAP50) mencapai 99,5%, mengkonfirmasi kualitas model dalam mengukur akurasi deteksi pada tingkat tersebut. Bahkan, nilai mAP50-95 mencapai 97,8%, menunjukkan konsistensi performa model dalam deteksi pada rentang IoU dari 50 hingga 95%. Penelitian ini berhasil mengembangkan model deteksi sampah botol plastik di bawah laut secara real time menggunakan pendekatan YOLOv8. Dengan demikian, penelitian ini membuka potensi pengembangan lebih lanjut untuk mengurangi dampak negatif sampah plastik pada ekosistem perairan di Indonesia.

Kata Kunci: YOLOv8, mAP, deep learning, intersection over union, sampah botol plastik

## ABSTRACT

**MUHAMMAD REZALDI YANATA PUTRA** . *Underwater Plastic Bottle Trash Detection System Using Real Time Deep Learning Method* (supervised by Prof.Dr.Ir.Indrabayu, ST.,MT.,M.Bus.Sys.,IPM., ASEAN Eng. dan Ir. Christoforus Yohannes MT.)

Based on data from a study titled "Plastic Waste Discharges from Rivers and Coastlines in Indonesia," Indonesia is estimated to generate around 7.8 million tons of plastic waste every year. Plastic waste is a major source of marine debris worldwide and presents serious challenges in the decomposition process in the aquatic environment. All kinds of plastic and non-plastic waste originate in river waters and end up in marine and coastal ecosystems. As a result, when plastic waste settles in marine waters, it will have a negative impact on the reproduction and migration process of marine animals, inhibit coral growth, damage marine habitats, and trigger death in marine animals that interact with or are trapped in plastic waste. This research develops a real time underwater plastic bottle waste detection system using YOLOv8 deep learning algorithm. The dataset in this study is primary obtained from taking pictures of plastic bottle waste directly in the sea and in swimming pools. The results show that the model built has a precision level that reaches 99.6% and recall reaches 100%. The results of the detection performance evaluation using the Intersection over Union (IoU) threshold of 50% showed that the mean Average Precision at 50 (mAP50) reached 99.5%, confirming the quality of the model in measuring detection accuracy at that level. In fact, the mAP50-95 value reached 97.8%, indicating the consistency of the model's performance in detection over the IoU range from 50 to 95%. This research successfully developed a real time underwater plastic bottle waste detection model using the YOLOv8 approach. Thus, this research opens the potential for further development to reduce the negative impact of plastic waste on aquatic ecosystems in Indonesia.

Keywords: YOLOv8, mAP, deep learning, intersection over union, plastic bottle trash

## DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI.....	i
PERNYATAAN KEASLIAN.....	ii
ABSTRAK .....	iii
ABSTRACT .....	iv
DAFTAR ISI.....	v
DAFTAR GAMBAR .....	vii
DAFTAR TABEL.....	ix
DAFTAR SINGKATAN DAN ARTI SIMBOL .....	x
DAFTAR LAMPIRAN.....	xi
KATA PENGANTAR .....	xii
BAB I PENDAHULUAN.....	14
1.1 Latar Belakang .....	14
1.2 Rumusan Masalah .....	15
1.3 Tujuan Penelitian/Perancangan.....	15
1.4 Manfaat Penelitian/Perancangan.....	15
1.5 Ruang Lingkup/Asumsi perancangan .....	15
1.6 Sistematika Penulisan.....	16
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	18
2.1 Sampah Botol Plastik.....	18
2.2 Pengolahan Citra .....	18
2.2.1 Citra Digital.....	19
2.2.2 Citra Warna.....	21
2.2.1 Citra Greyscale.....	21
2.3 Resolusi Citra.....	22
2.4 Deteksi Objek.....	23
2.5 Computer Vision .....	23
2.6 Jaringan Saraf Tiruan .....	24
2.7 Python .....	26
2.8 OpenCV .....	27
2.9 PyTorch.....	27

2.10 Deep Learning .....	28
2.11 Google Colab .....	30
2.12 Roboflow .....	31
2.13 Algoritma You Only Look Once .....	32
BAB III METODE PENELITIAN/PERANCANGAN .....	36
3.1 Tahapan Penelitian .....	36
3.2 Waktu dan Lokasi Penelitian .....	38
3.3 Instrumen Penelitian .....	39
3.4 Teknik Pengambilan Data .....	39
3.5 Rancangan Sistem .....	42
3.5.1 Dataset atau Input Citra.....	43
3.5.2 Preprocessing (Resize).....	44
3.5.3 Data Labelling.....	45
3.5.4 Data Augmentasi.....	46
3.5.5 Model Deteksi Objek YOLOv8.....	50
3.5.6 Evaluasi Model.....	53
3.5.7 Setup Model Untuk Deteksi Objek Secara Real Time.....	56
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN .....	58
4.1 Hasil dan Evaluasi Sistem.....	58
4.2 Prediksi Data Testing .....	65
4.3 Hasil Deteksi Objek Secara Real Time.....	66
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....	75
5.1 Kesimpulan .....	75
5.2 Saran.....	75
DAFTAR PUSTAKA .....	77
LAMPIRAN.....	80

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.2.1.1 Sistem koordinat yang digunakan untuk mewakili citra .....	20
Gambar 2.2.1.2 Citra digital dalam matriks .....	20
Gambar 2.2.2.1 Citra gambar dengan nilai RGB .....	21
Gambar 2.2.3.1 Citra grayscale dengan nilai piksel antara 0-255 .....	22
Gambar 2.6.1 Single layer network .....	25
Gambar 2.6.2 Arsitektur multi layer network .....	26
Gambar 2.10.1 Perbedaan antara lapisan layer pada Jaringan Saraf Tiruan dengan Jaringan <i>Deep Learning</i> .....	30
Gambar 2.13.1 Tahun keluarnya beberapa versi Yolo.....	33
Gambar 2.13.2 Perbandingan Yolo V8 dengan Yolo V5,V6,V7.....	34
Gambar 2.13.3 Arsitektur Yolo V8.....	35
Gambar 3.1.1 Flowchart Tahapan Penelitian.....	36
Gambar 3.2.1 Lokasi Penelitian (a) Kolam Renang Tirta Kartika , (b) Pantai Tanjung Barat Barombong, (c) Pantai Kodingareng Keke.....	38
Gambar 3.1.1 Skenario Pengambilan Data.....	40
Gambar 3.5.1 Flowchart Keseluruhan sistem.....	42
Gambar 3.5.1.1 Sampel Data .....	43
Gambar 3.5.2.1 Contoh data (a) Sebelum (b) Sesudah Resize.....	45
Gambar 3.5.3.1 Pelabelan data botol type 1.....	45
Gambar 3.5.3.2 Pelabelan data botol type 2.....	46
Gambar 3.5.3.3 Pelabelan data botol type 3.....	46
Gambar 3.5.4.1 Sampel gambar proses Flip.....	48
Gambar 3.5.4.2 Contoh data (a) Sebelum (b) Sesudah Gaussian Blur.....	49
Gambar 3.5.4.3 Contoh data (a) Sebelum (b) Sesudah Gaussian Contrast.....	50
Gambar 3.5.5.1 Flowchart YOLOv8 untuk mendeteksi objek.....	51
Gambar 3.5.5.2 Arsitektur model YOLOv8 pada penelitian.....	53
Gambar 3.5.6.1 Kurva nilai Presisi dan <i>Recall</i> .....	54
Gambar 3.5.7.1 Setup kamera Gopro (a) dan (b) Kamera Iphone 14 Promax untuk deteksi objek secara real time.....	56
Gambar 3.5.7.2 Skenario Pengujian Data.....	57

Gambar 4.1.1	Evaluasi model pada setiap Epoch.....	60
Gambar 4.1.2	Grafik evaluasi model YOLOv8.....	62
Gambar 4.1.3	Hasil pelatihan data skenario 1.....	63
Gambar 4.1.4	Hasil pelatihan data skenario 2.....	63
Gambar 4.1.5	Hasil pelatihan data skenario 3.....	64
Gambar 4.2.1	Sampel hasil prediksi data testing.....	66
Gambar 4.3.1	Gambar botol type 1 hasil deteksi di bawah laut secara real time... .....	72
Gambar 4.3.2	Gambar botol type 2 hasil deteksi di bawah laut secara real time... .....	73
Gambar 4.3.3	Gambar botol type 3 hasil deteksi di bawah laut secara real time... .....	73

## DAFTAR TABEL

Tabel 4.1.1	Evaluasi model YOLOv8 pada setiap Epoch.....	59
Tabel 4.1.2	Evaluasi model akhir.....	61
Tabel 4.1.3	Hasil pelatihan data skenario 1 .....	63
Tabel 4.1.4	Hasil pelatihan data skenario 2 .....	63
Tabel 4.1.5	Hasil pelatihan data skenario 3 .....	64
Tabel 4.3.1	Sampel hasil deteksi sampah botol plastik secara real time.....	67

## DAFTAR SINGKATAN DAN ARTI SIMBOL

---

Lambang/Singkatan	Arti dan Keterangan
AIMP	<i>Artificial Intelligence and Multimedia Processing</i>
mAP	<i>Mean Average Precision</i>
TP	True Positive
TN	True Negative
FP	False Positive
FN	False Negative
IoU	<i>Intersection over Union</i>
AP	<i>Average Precision</i>
imgsz	Image size
YOLO	You Only Look Once
SGD	Stochastic Gradient Descent
PAN FPN	<i>Path Aggregation Network Feature Pyramid Network</i>
GPU	Graphic Processing Unit
TPU	Tensor Processing Unit
CV	Computer Vision
RGB	Red Green Blue
B3	Bahan Berbahaya Beracun

## DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Beberapa contoh Dataset Primer .....	80
Lampiran 2 Source Code.....	82
Lampiran 3 Evaluasi model 25 Epoch di Google Colab.....	85

## KATA PENGANTAR

Assalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Alhamdulillahirabbil'aalamiin, puji dan syukur penulis panjatkan atas kehadiran Allah Subhanahu wa ta'ala yang telah mencurahkan rahmat serta karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini yang berjudul "Sistem Pendeteksi Sampah Botol Plastik Di Bawah Laut Menggunakan Metode Deep Learning Secara Real Time" sebagai salah satu persyaratan yang harus dipenuhi dalam menyelesaikan jenjang Strata-1 pada Departemen Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan dan penulisan laporan skripsi ini tidak lepas dari bantuan, bimbingan serta dukungan dari berbagai pihak, dari masa perkuliahan sampai dengan masa penyusunan skripsi. Oleh karena itu, penulis dengan senang hati menyampaikan terima kasih kepada :

1. Kedua Orang tua penulis, Bapak Ir. Muhammad Nurhakim Tangim, M.Si. dan Ibu Yayah Asiah yang selalu memberikan dukungan dan doa yang tiada henti, memberi semangat kepada penulis, serta selalu sabar dalam mendidik penulis sejak kecil.
2. Bapak Prof. Dr. Ir. Indrabayu, S.T.,M.T., M.Bus.Sys., IPM, ASEAN. Eng. selaku Ketua Departemen Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin sekaligus pembimbing I penulis serta Ir. Christoforus Yohannes, M.T. selaku pembimbing II penulis yang selalu membimbing, menyediakan waktu, tenaga, pikiran, dan perhatian yang luar biasa untuk mengarahkan penulis dalam penyusunan tugas akhir ini.
3. Segenap Dosen dan Staf Departemen Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin yang telah banyak membantu selama perkuliahan hingga penyelesaian tugas akhir ini.
4. Nurfadia yang selalu mendampingi, memberikan motivasi, dukungan , dan semangat dalam penyelesaian tugas akhir.
5. Pahrul yang telah banyak membantu penulis dalam proses penyelesaian skripsi ini.

6. Kak Ibnu Gaury yang telah begitu banyak memberikan bantuan, dukungan serta diskusi selama penyusunan tugas akhir.
7. Para sahabat, teman - teman dan kakak - kakak *AIMP Research Group* FT-UH yang telah memberikan banyak bantuan selama penelitian, diskusi serta penyelesaian tugas akhir ini.
8. Oji, Fiki, Juan, Rahmat, Farid, Ridha, Ade, Fira, Niken, Alisha, Dian, Er, Atifah, Raisha, Sofi, Mirza, Giga, Agil, Fandi, Arif, Sabda, Rajab, Marcelino, Fadhil, yang telah memberikan semangat kepada penulis dalam menyelesaikan tugas akhir ini.
9. Teman - Teman Signifier 2019 atas dukungan, bantuan, dan semangat yang telah diberikan selama ini.
10. Serta seluruh pihak yang tak sempat penulis sebutkan satu per satu, tanpa sadar telah menjadi motivasi penulis dalam menyelesaikan tugas akhir.

Akhirnya dengan segala kerendahan hati, penulis menyadari bahwa tugas akhir ini masih terdapat kekurangan dan jauh dari kata sempurna baik dari isi maupun cara penyajian. Oleh karena itu penulis mengharapkan adanya saran maupun kritik yang bersifat membangun demi kesempurnaan tugas akhir ini. Semoga tugas akhir ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca terlebih khusus bagi penulis.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Makassar, Agustus 2023

Penulis

Muhammad Rezaldi Yanata Putra

# BAB I PENDAHULUAN

## 1.1 Latar Belakang

Sampah laut atau marine debris merupakan masalah lingkungan global yang mendesak dan telah menjadi perhatian utama di seluruh dunia. Marine debris adalah segala macam limbah plastik dan non - plastik yang berawal dari perairan sungai dan berakhir di ekosistem laut dan pesisir. Menurut data dari studi yang berjudul *Plastic Waste Discharges from Rivers and Coastlines in Indonesia*. Indonesia menghasilkan sekitar 7,8 juta ton sampah plastik setiap tahun. Sampah plastik merupakan marine debris terbesar di dunia dan sangat sulit untuk terurai. Jika sampah plastik dibiarkan menumpuk di lautan, maka akan mengganggu reproduksi dan migrasi satwa laut, menghambat pertumbuhan karang, merusak habitat laut serta menyebabkan kematian pada hewan laut yang memakan atau terjebak pada sampah plastik tersebut. Dampaknya tidak hanya terbatas pada ekosistem laut, tetapi juga berpotensi menjadi ancaman bagi kesehatan manusia melalui rantai makanan laut. Zat berbahaya dalam plastik dapat terakumulasi dalam ikan dan makanan laut lainnya, yang kemudian dapat berpindah ke tubuh manusia ketika orang-orang mengonsumsinya. Menurut laporan dari peneliti Ellen MacArthur Foundation (2016) mengatakan bahwa sekitar 1,29 juta ton sampah plastik dari Indonesia yang mencemari lautan setiap tahunnya, dan menjadikan Indonesia sebagai negara ketiga terbesar penyumbang sampah plastik setelah Tiongkok dan Vietnam. Dari sampah - sampah tersebut terdapat jenis sampah plastik yang paling banyak ditemukan yaitu : botol plastik dengan jumlah 1.578.834 (Greeneration, 2019)

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan di atas, maka dalam penelitian ini akan dibuat sebuah sistem yang dapat mendeteksi keberadaan sampah botol plastik di bawah laut. Hasil penelitian sebelumnya yaitu penelitian dari Ibnu Gaury pada tahun 2020 yang berjudul *Sistem Deteksi Sampah Botol Plastik di Pantai dengan Metode Deep Learning* menghasilkan sistem deteksi serta segmentasi objek sampah botol plastik yang dibuat dengan menggunakan algoritma *Deep Learning* Mask R-CNN. Untuk mendapatkan hasil yang lebih optimal serta sistem yang dapat di manfaatkan secara langsung, maka penulis akan melanjutkan

penelitian dari Ibnu Gaury yaitu membuat sistem yang dapat mendeteksi keberadaan sampah botol plastik di bawah laut menggunakan metode *Deep Learning* secara *real time*.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang masalah diatas, maka dapat dirumuskan permasalahan pada penelitian ini yaitu :

- a. Bagaimana cara mendeteksi sampah botol plastik di bawah laut menggunakan metode deep learning secara real time?
- b. Bagaimana hasil kerja sistem pendeteksi sampah botol plastik di bawah laut menggunakan metode deep learning secara real time?

## **1.3 Tujuan Penelitian/Perancangan**

Tujuan akhir yang ingin dicapai dari penelitian ini yaitu:

- a. Untuk membuat sistem pendeteksi sampah botol plastik di bawah laut menggunakan metode deep learning secara real time.
- b. Untuk mengetahui performa sistem pendeteksi sampah botol plastik di bawah laut menggunakan metode deep learning secara real time.

## **1.4 Manfaat Penelitian/Perancangan**

Dengan dilakukannya penelitian ini, diharapkan manfaat yang didapatkan antara lain :

- a. Penelitian ini bermanfaat untuk menambah pengetahuan dan kemampuan di bidang deep learning dalam mendeteksi sampah botol plastik di bawah laut.
- b. Penelitian ini bermanfaat sebagai alat bantu untuk menemukan sampah botol plastik di bawah laut.

## **1.5 Ruang Lingkup/Asumsi perancangan**

Adapun ruang lingkup dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

- a. Pengambilan data dilakukan secara langsung di kolam renang dan pantai dengan menggunakan Gopro Hero 9 Black dengan format gambar.

- b. Objek penelitian berupa sampah botol plastik yang dikategorikan menjadi 3 kelas yaitu : botol plastik tanpa label, botol plastik dengan setengah label, dan botol plastik dengan label penuh.
- c. Data training menggunakan data primer.
- d. Rancangan sistem pendeteksi dibuat dengan menggunakan algoritma Yolo V8 untuk deteksi sampah botol plastik secara real time.
- e. Pada saat pengujian sistem digunakan 2 kamera yaitu kamera Gopro Hero 9 Black dan Kamera Iphone 14 Promax .
- f. Jarak kamera turun ke bawah air bervariasi dengan rentang 0.8 - 2 meter.

## **1.6 Sistematika Penulisan**

Pada bagian ini memberikan gambaran singkat mengenai isi tulisan secara keseluruhan pada tugas akhir ini, maka akan diuraikan beberapa tahapan dari penulisan secara sistematis, yaitu :

### **BAB I PENDAHULUAN**

Dalam bab ini akan menjelaskan tentang latar belakang diangkatnya judul sistem pendeteksi sampah botol plastik di bawah laut menggunakan metode deep learning secara real time, disertai dengan rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, ruang lingkup dan sistematika penulisan.

### **BAB II TINJAUAN PUSTAKA**

Dalam bab ini berisi teori-teori yang berhubungan dengan proses penelitian yang dilakukan.

### **BAB III METODOLOGI PENELITIAN**

Dalam bab ini berisi tentang perencanaan dan penerapan algoritma serta teknik pengolahan data.

### **BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN**

Dalam bab ini berisi tentang hasil pengolahan data serta pembahasan yang disertai tabel hasil penelitian.

## **BAB V PENUTUP**

Dalam bab ini berisi tentang kesimpulan yang didapatkan berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan, serta memberikan saran-saran untuk penelitian / pengembangan selanjutnya.

## **BAB II TINJAUAN PUSTAKA**

### **2.1 Sampah Botol Plastik**

Sampah botol plastik adalah material padat yang dihasilkan dari aktivitas manusia yang telah digunakan sebelumnya. Endah (2015) menyatakan bahwa sampah merupakan hasil dari berbagai aktivitas manusia yang kompleks, mulai dari bangun tidur hingga tidur lagi, dan setiap orang pasti menghasilkan limbah atau sampah. Oleh karena itu, pengelolaan sampah sangat terkait dengan gaya hidup masyarakat. Jika sampah tersebut tidak diurus dengan baik, maka akan menyebabkan dampak serius pada lingkungan, termasuk pencemaran udara, tanah, dan potensi banjir. Endah (2015) juga menjelaskan bahwa terdapat beberapa jenis sampah, yaitu:

1. Sampah Organik: Jenis sampah ini mudah hancur, seperti sayuran, buah yang dibuang, sisa makanan, daun-daun kering, dan lain-lain.
2. Sampah Non Organik: Jenis sampah ini berasal dari pabrik dan sulit hancur, seperti kemasan plastik, kertas, kaleng minuman, botol plastik, logam, puntung rokok, dan lain-lain.
3. Sampah Bahan Berbahaya Beracun (B3): Jenis sampah ini tidak dapat hancur dan sulit untuk diolah kembali, serta memiliki dampak yang sangat berbahaya bagi lingkungan, seperti pembalut wanita, pembalut bayi, batu baterai, dan styrofoam.

### **2.2 Pengolahan Citra**

Pengolahan citra digital adalah suatu teknik yang digunakan untuk memproses citra di komputer sehingga menghasilkan gambar yang sesuai dengan kebutuhan. Sebagai contoh, citra digital berwarna dengan ukuran 1280x720 piksel dapat diubah ukurannya menjadi 640x360 piksel tanpa mengurangi kualitas gambar melalui pengolahan citra digital. Citra adalah representasi kontinu dari intensitas cahaya dalam ruang dua dimensi. Secara matematis, citra ini dapat diwakili oleh fungsi  $f(x, y)$ , dengan  $(x, y)$  sebagai koordinat dalam ruang dua dimensi dan  $f(x, y)$  sebagai intensitas cahaya di titik  $(x, y)$ . Pixel adalah unit terkecil dalam citra digital

yang mewakili warna atau intensitas cahaya pada titik tertentu (Syawaluddin, 2016).

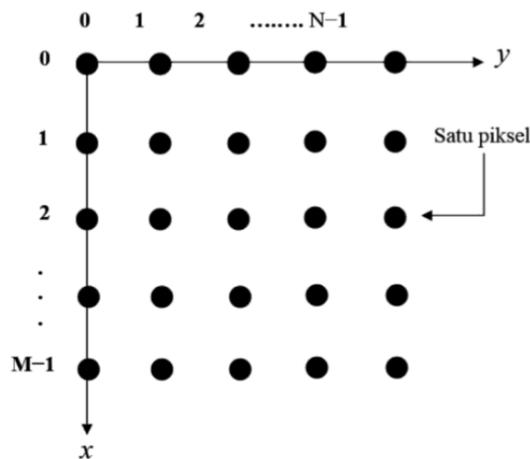
Citra bergerak, atau *moving images*, adalah rangkaian citra diam yang ditampilkan secara berurutan sehingga memberikan efek gerak ketika dilihat oleh kasat mata. Setiap citra dalam rangkaian ini disebut sebagai *frame*. Film layar lebar atau tayangan televisi sebenarnya terdiri dari ratusan hingga ribuan *frame*. Walaupun citra kaya akan informasi, seringkali mengalami penurunan kualitas seperti cacat, derau, kontras yang berlebihan, ketidakjelasan, dan kabur. Citra semacam ini menjadi sulit diinterpretasi karena informasi yang disampaikan berkurang. Untuk memudahkan interpretasi citra yang mengalami gangguan, baik oleh manusia maupun mesin, diperlukan manipulasi citra menjadi citra dengan kualitas yang lebih baik (Syawaluddin, 2016). Dalam pengolahan citra, berbagai algoritma dapat diterapkan untuk menghasilkan keluaran yang lebih baik. Keluaran yang baik akan mempengaruhi hasil dari proses selanjutnya dalam analisis citra.

### 2.2.1 Citra digital

Citra digital adalah gambaran atau representasi dari suatu objek. Citra analog tidak dapat diolah langsung oleh komputer, sehingga harus dikonversi menjadi citra digital agar bisa diproses di dalam komputer. Citra digital adalah citra yang dapat diolah dan diproses oleh komputer. Citra yang dihasilkan dari peralatan digital, seperti kamera digital, langsung dapat diolah oleh komputer karena sudah berbentuk citra digital. Hal ini karena peralatan digital memiliki sistem *sampling* dan *kuantisasi*. Sistem *sampling* adalah proses yang mengubah citra analog menjadi citra digital dengan membagi citra analog menjadi  $M$  baris dan  $N$  kolom, membentuk citra diskrit. Semakin besar nilai  $M$  dan  $N$ , semakin halus citra digital yang dihasilkan. Titik-titik perpotongan baris dan kolom disebut *pixel*.

Sistem *kuantisasi* adalah proses yang mengubah intensitas cahaya pada citra analog menjadi intensitas diskrit, sehingga memungkinkan untuk menciptakan gradasi warna sesuai kebutuhan. Dua sistem ini bekerja bersama untuk memotong citra menjadi  $M$  baris dan  $N$  kolom (*proses sampling*) dan menentukan intensitas di setiap titik (*proses kuantisasi*), menghasilkan resolusi citra yang diinginkan. Hasil *sampling* dan *kuantisasi* menghasilkan bilangan real yang membentuk matriks  $M$

baris dan  $N$  kolom, yang menunjukkan ukuran citra  $M \times N$ . Sistem koordinat yang digunakan untuk mewakili citra dalam teori pengolahan citra adalah matriks dengan  $M$  baris dan  $N$  kolom, dengan perpotongan baris dan kolom sebagai piksel. Setiap piksel memiliki dua informasi, yaitu posisi di matriks dan intensitas cahaya yang dinyatakan dalam bilangan real. Pada gambar 2.2.1.1 Sistem koordinat yang digunakan untuk mewakili citra sebagai berikut :



Gambar 2.2.1.1 Sistem koordinat yang digunakan untuk mewakili citra

Artinya, sebuah citra digital dapat ditulis dalam bentuk matriks diperlihatkan pada gambar 2.2.1.2 :

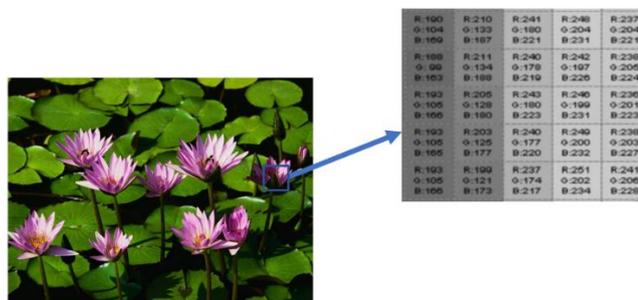
$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,M-1) \\ f(1,0) & \dots & \dots & f(1,M-1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1,M-1) \end{bmatrix}$$

Gambar 2.2.1.2 Citra digital dalam matriks

Berdasarkan gambar di atas, maka secara matematis citra digital dapat dituliskan sebagai fungsi intensitas  $f(x,y)$  di mana harga  $x$  (baris) dan  $y$  (kolom) merupakan koordinat posisi dan  $f(x,y)$  adalah nilai fungsi pada setiap titik  $(x,y)$  yang menyatakan besar intensitas citra atau tingkat keabuan atau warna dari piksel di titik tersebut.

## 2.2.2 Citra warna

Pada citra warna, setiap piksel mewakili kombinasi dari tiga warna dasar : merah (red), hijau (green), dan biru (blue). Warna-warna dasar ini juga disebut sebagai channel. Setiap channel warna menggunakan penyimpanan 8 bit atau 1 byte, sehingga setiap channel memiliki 256 tingkat gradasi warna. Dengan demikian, setiap piksel memiliki  $256 \times 256 \times 256 = 16$  juta lebih kombinasi warna. Oleh karena itu, format ini dikenal sebagai true color karena memiliki banyak warna, hampir mencakup semua warna yang ada di alam. Penyimpanan citra true color di memori berbeda dengan citra grayscale. Citra grayscale hanya menggunakan 1 byte untuk mewakili 256 tingkat gradasi warna pada setiap piksel. Namun, dalam citra true color, 1 piksel diwakili oleh 3 byte, di mana masing-masing byte mewakili nilai intensitas dari setiap channel warna: R (merah), G (hijau), dan B (biru), yang diperlihatkan pada gambar 2.2.2.1 Citra gambar dengan nilai RGB sebagai berikut :

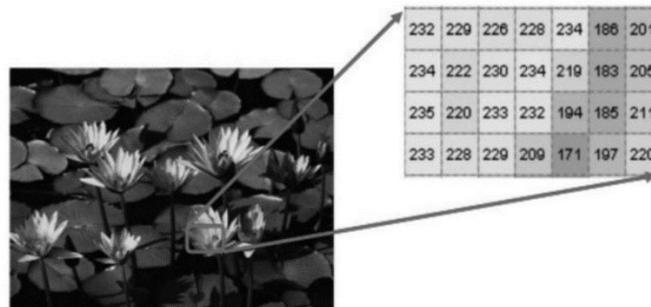


Gambar 2.2.2.1 Citra gambar dengan nilai RGB

## 2.2.3 Citra Greyscale

Jenis citra ini dikenal dengan gradasi warna hitam dan putih, menciptakan efek warna abu-abu. Intensitas piksel berkisar dari 0 hingga 255. Nilai 0 menunjukkan warna hitam, sementara nilai 255 menunjukkan warna putih. Citra RGB, yang sebelumnya terdiri dari 3 matriks untuk masing-masing channel warna, akan berubah menjadi hanya 1 matriks dalam citra grayscale. Citra grayscale adalah citra di mana nilai intensitas pikselnya berdasarkan tingkat keabuan. Pada citra grayscale 8-bit, tingkat keabuan dari warna hitam hingga putih dibagi menjadi 256

level, di mana nilai 0 merepresentasikan warna hitam murni dan nilai 255 merepresentasikan warna putih murni. Citra RGB dapat diubah menjadi citra grayscale sehingga hanya memiliki satu channel warna saja. Dapat dilihat pada gambar 2.2.3.1 Citra grayscale dengan nilai piksel antara 0-255 sebagai berikut:



Gambar 2.2.3.1 Citra grayscale dengan nilai piksel antara 0-255

### 2.3 Resolusi Citra

Resolusi citra merujuk pada tingkat detail yang terdapat dalam suatu gambar atau citra. Semakin tinggi resolusi citra, maka akan semakin tinggi tingkat detail yang dapat terlihat dalam citra tersebut. Satuan yang digunakan untuk mengukur resolusi citra bisa berupa ukuran fisik, seperti jumlah garis per milimeter atau per inci, atau ukuran citra secara keseluruhan, yaitu jumlah total garis per tinggi citra (Putra, 2010). Dengan kata lain, resolusi citra mengindikasikan seberapa halus dan jelasnya detail yang dapat dilihat dalam citra.

Resolusi piksel adalah jenis resolusi yang sering digunakan dalam gambar atau grafis. Semakin tinggi resolusi piksel, semakin tajam dan jelas rincian yang dapat terlihat dalam gambar. Khususnya untuk tampilan grafis dengan ukuran besar dan kualitas yang baik, diperlukan resolusi yang tinggi untuk memastikan gambar tetap terlihat baik (Azis, 2011). Dengan kata lain, resolusi piksel menentukan seberapa banyak titik (piksel) yang membentuk gambar dan berkontribusi pada ketajaman visualnya.

Dalam konteks resolusi piksel, ketika sebuah citra memiliki tinggi sebanyak  $N$  piksel dan lebar sebanyak  $M$  piksel, resolusinya dapat dihitung sebagai  $M \times N$ . Resolusi piksel ini akan menghasilkan dua angka bulat yang mewakili jumlah piksel dalam lebar dan tinggi citra tersebut secara berurutan. Jenis resolusi ini sering digunakan dalam perangkat kamera digital. Sebagai contoh, jika sebuah citra

memiliki lebar 2048 piksel dan tinggi 1536 piksel, maka total jumlah piksel dalam citra tersebut adalah  $2048 \times 1536 = 3.145.728$  piksel (Putra, 2010).

## 2.4 Deteksi Objek

Pendeteksian objek bertujuan untuk mengidentifikasi keberadaan serta lokasi suatu objek dalam gambar, beserta cakupan area yang ditempatinya. Dengan menggunakan metode pengenalan objek, pengguna dapat mengklasifikasikan objek ke dalam berbagai kategori berdasarkan data latihan (training). Proses deteksi objek umumnya dimulai dengan langkah pengenalan awal terhadap objek. Prinsip ini bisa dianggap sebagai pengenalan objek dalam dua kelas, di mana satu kelas merepresentasikan objek yang dicari dan kelas lainnya mewakili benda bukan objek yang dicari. Langkah berikutnya dalam deteksi objek melibatkan pencarian setiap bagian dari gambar yang cocok dengan objek target, berdasarkan pengetahuan yang diambil dari proses training. Hasil dari proses ini adalah suatu deteksi dianggap berhasil ketika ada kesamaan yang cukup tinggi antara template objek dan gambar yang dianalisis (Jalled, Voronkov 2016).

Proses pendeteksian objek dalam konteks video memiliki persamaan dengan pendeteksian objek dalam gambar, karena video terdiri dari serangkaian gambar atau bingkai (frame). Video dipecah menjadi bingkai-bingkai ini, dan pada setiap bingkai, proses pendeteksian objek dilakukan dengan cara yang serupa dengan deteksi pada gambar. Setelah itu, bingkai yang telah melalui proses ini digabungkan kembali menjadi video yang utuh. Perlu diperhatikan bahwa pendeteksian objek pada video memerlukan komputasi yang signifikan, yang seringkali tidak mampu dilakukan dengan komputasi biasa. Oleh karena itu, pendeteksian objek pada video mengandalkan Graphic Processing Unit (GPU) untuk menjalankan komputasi yang diperlukan (Salim, 2020). GPU adalah jenis perangkat keras yang dirancang khusus untuk menangani tugas komputasi paralel seperti yang dibutuhkan dalam pengolahan video dan pendeteksian objek pada video.

## 2.5 Computer Vision

Computer vision merujuk pada sebuah cabang ilmu dalam bidang informatika yang memanfaatkan komputer sebagai alat untuk memahami objek dari dekat. Dalam konteks computer vision, komputer digunakan untuk mengenali, mengolah,

dan memahami objek melalui citra atau data visual. Disiplin ini memiliki berbagai aplikasi seperti dalam pembelajaran, pengenalan suara, identifikasi wajah, serta diimplementasikan dalam berbagai sektor seperti pendidikan, kesehatan, serta bidang pertahanan dan keamanan (Lubis dkk., 2020).

Terkait dengan pengolahan gambar, computer vision memiliki hubungan yang erat. Pada intinya, computer vision berusaha untuk meniru cara kerja sistem penglihatan manusia. Proses penglihatan manusia sangatlah kompleks, mata manusia menerima citra dari objek, dan citra ini kemudian diproses oleh otak untuk diartikan, sehingga manusia dapat mengenali apa yang dilihatnya. Hasil interpretasi ini sering kali membantu dalam pengambilan keputusan.

Computer vision melibatkan proses otomatis yang menggabungkan sejumlah langkah untuk memahami informasi visual. Ini termasuk akuisisi gambar, pra-pemrosesan gambar (preprocessing), klasifikasi, pengenalan pola (recognition), dan pengambilan keputusan. Proses ini mirip dengan cara manusia memproses informasi visual, meskipun dilakukan secara otomatis oleh komputer (Lubis dkk., 2020).

## **2.6 Jaringan Saraf Tiruan**

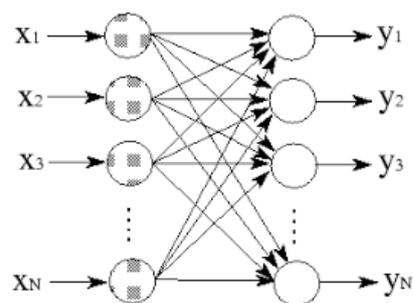
Jaringan saraf tiruan adalah suatu teknik pembelajaran mesin yang mengemulasi mekanisme pembelajaran yang terjadi pada organisme biologis. Dalam jaringan saraf manusia, terdapat sel yang disebut neuron. Prinsip biologis ini diadaptasi dalam jaringan saraf tiruan yang terdiri dari unit perhitungan yang juga disebut neuron. Neuron-neuron ini saling terhubung melalui bobot, yang berfungsi serupa dengan koneksi sinaptik pada organisme biologis. Setiap input ke neuron dikalikan dengan bobot yang memengaruhi hasil perhitungan di unit tersebut.

Jaringan saraf tiruan melakukan perhitungan terhadap input dengan mengalirkan nilai yang dihitung dari neuron masukan ke neuron keluaran, menggunakan bobot sebagai parameter perantara. Proses pembelajaran terjadi dengan memodifikasi bobot yang menghubungkan neuron. Seperti belajar dalam organisme biologis memerlukan rangsangan eksternal, dalam jaringan saraf tiruan, data pelatihan yang terdiri dari pasangan input dan output yang harus dipelajari digunakan sebagai rangsangan eksternal. Data pelatihan ini dimasukkan ke jaringan saraf tiruan menggunakan representasi input untuk memprediksi label output. Data

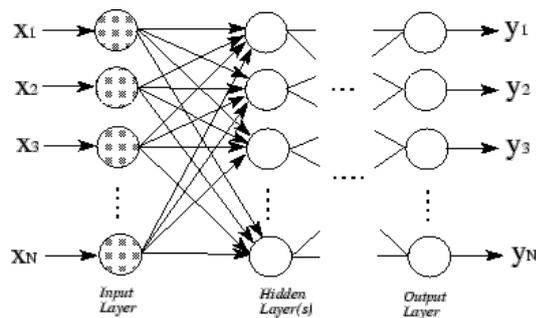
pelatihan memberikan umpan balik yang mempengaruhi nilai bobot dalam jaringan saraf tiruan berdasarkan seberapa baik keluaran yang dihasilkan untuk input tertentu (Aggarwal, 2018).

Berdasarkan metode pembelajarannya, jaringan saraf tiruan dapat dibagi menjadi dua jenis, yaitu Supervised Learning dan Unsupervised Learning. Pada Supervised Learning, setiap pola dalam data pelatihan diberikan label kategori atau nilai cost oleh seorang "guru", dan mesin berusaha mengurangi cost pada pola-pola tersebut. Pada Unsupervised Learning, tidak ada "guru" yang spesifik, dan sistem mencoba membentuk kelompok atau cluster secara alami berdasarkan pola input.

Sementara itu, berdasarkan struktur arsitekturnya, jaringan saraf tiruan dapat dibagi menjadi Single Layer Network dan Multi Layer Network. Single Layer Network memiliki satu lapisan input dan satu lapisan output. Setiap neuron dalam lapisan input terhubung langsung dengan setiap neuron dalam lapisan output. Di sisi lain, Multi Layer Network memiliki lebih dari satu lapisan komputasi. Lapisan komputasi tambahan ini berada antara lapisan input dan output. Arsitektur ini secara spesifik disebut sebagai feed forward network, di mana nilai dalam neuron pada suatu lapisan diteruskan ke neuron pada lapisan berikutnya, mulai dari input hingga output. Dapat dilihat pada gambar 2.6.1 Single layer network dan gambar 2.6.2 Arsitektur multi layer network sebagai berikut :



Gambar 2.6.1 Single layer network



Gambar 2.6.2 Arsitektur multi layer network

## 2.7 Python

Python adalah bahasa pemrograman yang memiliki popularitas tinggi dan sering digunakan untuk berbagai tujuan umum. Bahasa ini tergolong sebagai bahasa pemrograman tingkat tinggi dengan desain yang mementingkan kejelasan kode serta sintaks yang memungkinkan programmer untuk menyampaikan konsep dengan sedikit baris kode dibandingkan dengan bahasa seperti C. Prinsip desain Python menitikberatkan pada keterbacaan kode, memudahkan pembacaan dan pemahaman. Python dirancang untuk mendukung pembuatan program yang jelas dan efisien, baik dalam skala kecil maupun besar. Bahasa ini mendukung beberapa paradigma pemrograman, termasuk pemrograman berorientasi objek, pemrograman imperatif, serta gaya pemrograman fungsional atau prosedural.

Dalam hal ini, Python memberikan fleksibilitas kepada pengembang untuk memilih pendekatan pemrograman yang sesuai dengan proyek yang tengah dikerjakan. Salah satu fitur penting Python adalah sistem tipe dinamis yang memungkinkan perubahan tipe variabel secara otomatis dan manajemen memori otomatis, mengurangi beban kerja pengembang terkait detail teknis tersebut.

Python juga dikenal memiliki perpustakaan standar yang luas dan komprehensif, yang menyediakan berbagai modul dan fungsi siap pakai untuk berbagai keperluan. Selain sebagai bahasa scripting, Python juga digunakan dalam berbagai konteks non-scripting. Dengan bantuan pustaka pihak ketiga, kode Python dapat dikompilasi menjadi program mandiri yang dapat dijalankan tanpa interpretasi oleh interpreter Python. Contohnya, alat seperti py2exe atau PyInstaller memungkinkan pengemasan kode Python menjadi program eksekusi berdiri sendiri. Interpreter Python tersedia di berbagai sistem operasi, memungkinkan

pengembang untuk bekerja di berbagai lingkungan. Dalam banyak kasus, Python digunakan untuk berbagai aplikasi, dari pembuatan skrip sederhana hingga pengembangan perangkat lunak kompleks (Darmawan, 2015).

## 2.8 OpenCV

OpenCV adalah kependekan dari Open Source Computer Vision, sebuah perpustakaan yang dirancang khusus untuk melakukan analisis gambar secara waktu nyata atau real time menggunakan komputer. Awalnya dikembangkan oleh pusat penelitian Intel di Nizhny Novgorod, Rusia. Komponen "Open" dalam OpenCV mengacu pada sifatnya yang bersifat open source, artinya dapat diakses, digunakan, dan dimodifikasi oleh siapa pun tanpa biaya. Sedangkan komponen "CV" adalah singkatan dari Computer Vision, yang merujuk pada kemampuan komputer untuk memproses dan menganalisis gambar atau citra yang diambil oleh perangkat seperti webcam atau kamera, kemudian mengubahnya dari bentuk analog menjadi digital untuk dianalisis lebih lanjut dalam komputer.

OpenCV memiliki tujuan utama yaitu untuk memperbaiki kualitas gambar atau melakukan proses identifikasi pada gambar. Dalam fitur inti OpenCV, perpustakaan ini sangat berguna untuk pengolahan citra digital dalam berbagai tingkatan (baik low-level maupun mid-level API). Ini melibatkan percobaan dengan beragam algoritma standar seperti deteksi garis, tepi, puncak, proyeksi elips, piramida citra untuk pemrosesan gambar multi-skala, pencocokan template, serta transformasi seperti Fourier, cosine diskrit, dan distance transform. OpenCV juga menyediakan fitur pengolahan gambar dalam tingkat tinggi, seperti deteksi wajah, pengenalan wajah, optical flow, serta penerapan dalam pembelajaran mesin dan transformasi gambar yang lebih kompleks (Harani & Hasanah, 2020).

## 2.9 PyTorch

PyTorch ialah sebuah pustaka sumber terbuka berbasis Python yang fokus pada pembelajaran mesin dan deep learning. Pustaka ini dikembangkan oleh tim penelitian kecerdasan buatan di Facebook. PyTorch memiliki kemampuan yang memungkinkan serta mewajibkan pengembang untuk melakukan perhitungan tensor yang dipercepat oleh GPU, serta menciptakan grafik komputasi yang dinamis dan melakukan perhitungan gradien secara otomatis (Harani & Hasanah, 2020).

Dalam PyTorch, terdapat struktur data pokok yang dikenal sebagai Tensor, yang merupakan himpunan multidimensi mirip dengan perpustakaan NumPy. Ada berbagai fitur yang disediakan untuk memfasilitasi pembuatan dan pelaksanaan proyek, termasuk desain dan pelatihan percobaan dengan arsitektur jaringan saraf tiruan baru. Penggunaan Tensor juga dapat dipercepat melalui operasi matematika teroptimasi (asalkan perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan mendukung teknologi baru). PyTorch juga mendukung pelatihan terdistribusi, memungkinkan berbagai proses pelatihan untuk menggunakan sumber daya pada satu mesin secara efisien. Pustaka ini juga menyediakan berbagai fungsi Deep Learning yang umumnya digunakan (Hoki dkk., 2021).

## 2.10 Deep Learning

Deep Learning, juga dikenal sebagai Pembelajaran Dalam, adalah cabang ilmu dalam Machine Learning yang menggabungkan algoritma pemodelan abstraksi tingkat tinggi pada data melalui serangkaian fungsi transformasi non-linear yang terstruktur secara berlapis-lapis dan dalam kedalaman yang signifikan. Konsep ini sangat berkaitan dengan konstruksi jaringan saraf tiruan yang kompleks dan memiliki ratusan lapisan. Deep Learning memfokuskan pada analisis pola yang lebih kompleks dan abstrak dalam data, dan digunakan dalam berbagai jenis pembelajaran, baik terarah, tak terarah, maupun semi-terarah, yang meliputi aplikasi seperti pengenalan citra, pengenalan suara, dan klasifikasi teks (Wayan Dadang, 2018).

Pada dasarnya, Deep Learning mengacu pada arsitektur jaringan saraf tiruan dengan banyak lapisan tersembunyi. Setiap lapisan tersembunyi bertanggung jawab untuk melatih fitur-fitur unik berdasarkan keluaran dari lapisan sebelumnya. Ketika jumlah lapisan tersembunyi semakin bertambah, kompleksitas dan abstraksi algoritma meningkat. Hal ini memungkinkan penanganan masalah yang lebih rumit dan terdiri dari banyak lapisan transformasi non-linear. Ada beberapa jenis Deep Learning yang mencakup:

1. Deep Learning untuk Pembelajaran Tanpa Pengawasan (Unsupervised Learning): Digunakan ketika label target tidak tersedia, dan hubungan nilai yang lebih tinggi harus dihitung dari unit yang diamati untuk menganalisis pola.

2. Hybrid Deep Networks: Pendekatan yang menggabungkan pembelajaran yang diawasi dan tanpa pengawasan untuk menganalisis pola.

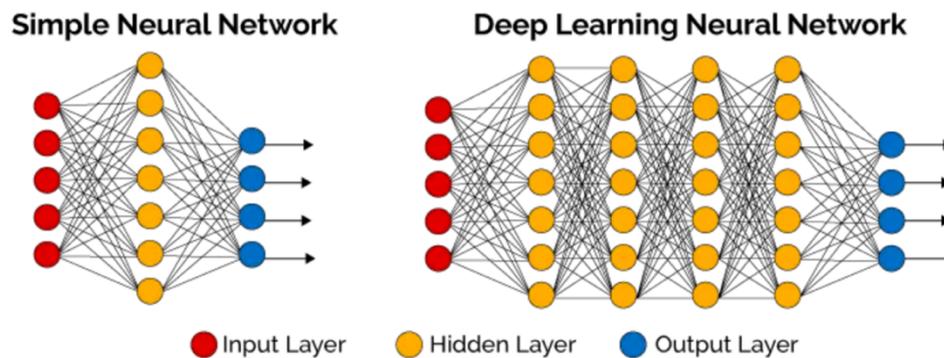
Deep Learning bekerja dengan menerapkan arsitektur jaringan dan prosedur optimal. Setiap lapisan tersembunyi melihat keluaran lapisan sebelumnya melalui transformasi non-linear, dan grafik khusus mengawasi keluaran dari setiap output neuron. Kombinasi dan pengkombinasian dari setiap neuron yang saling terhubung dilakukan dengan fungsi aktivasi yang berbeda. Proses ini dikenal sebagai Transformasi Non Linier, yang membantu mencapai bobot optimal pada setiap unit lapisan, yang pada akhirnya menghasilkan nilai output yang diinginkan (Wayan Dadang, 2018).

Ketika merancang jaringan, penting untuk memperhatikan bahwa penambahan jumlah lapisan dapat mempengaruhi performa. Deep Learning seringkali melibatkan latihan jaringan dengan penurunan gradien, dan ketika jumlah lapisan bertambah, penurunan gradien dapat semakin sulit, yang berdampak pada keluaran jaringan. Jaringan saraf tiruan biasa hanya memiliki satu atau dua lapisan tersembunyi, tetapi jika lapisan tersebut lebih dari dua atau mencapai ratusan, maka inilah yang dikenal sebagai Deep Learning. Dalam Jaringan Saraf Tiruan, informasi data input lebih diperlukan untuk menentukan algoritma yang tepat. Algoritma dalam Deep Learning lebih mandiri dalam memilih model dan tuning (Wayan Dadang, 2018).

Deep Learning adalah komponen utama dari Machine Learning yang menggunakan jaringan saraf tiruan untuk menangani masalah dengan dataset besar. Teknik ini menghadirkan arsitektur yang kuat untuk Supervised Learning, memungkinkan representasi citra berlabel lebih baik dengan menambahkan lebih banyak lapisan. Selain itu, teknik ini dapat mengatasi keterbatasan kecepatan dan akurasi dari metode tradisional. Deep Learning diterapkan dalam berbagai bidang, termasuk Computer Vision, Speech Recognition, dan Natural Language Processing.

Dalam implementasi Deep Learning, Feature Engineering adalah fitur penting untuk mengekstrak pola yang relevan dari data, sehingga model dapat membedakan kelas dengan lebih baik. Namun, hal ini kompleks dan membutuhkan pemahaman tentang berbagai jenis data. Algoritma yang digunakan dalam Feature

Engineering mampu menemukan pola penting untuk klasifikasi dalam Deep Learning (Wayan Dadang, 2018). Dapat dilihat pada gambar 2.10.1 Perbedaan antara lapisan layer pada Jaringan Saraf Tiruan dengan Jaringan *Deep Learning* sebagai berikut :



Gambar 2.10.1 Perbedaan antara lapisan layer pada Jaringan Saraf Tiruan dengan Jaringan *Deep Learning*

## 2.11 Google Colab

Google Colab, atau singkatan dari Google Colaboratory, adalah sebuah platform yang disediakan oleh Google untuk mengizinkan pengguna menjalankan kode Python melalui peramban web. Ini berarti, pengguna tidak perlu mengunduh atau menginstal perangkat lunak apa pun di komputer, cukup buka peramban, akses Colab, dan mulai menulis dan menjalankan kode. Lingkungan Colab berbasis cloud, yang berarti semua komputasi dilakukan pada server Google.

Keuntungan utama Colab adalah pengguna dapat menggunakan sumber daya komputasi yang kuat, seperti GPU dan TPU, yang akan diperlukan untuk mengakselerasi proses perhitungan pada model pembelajaran mesin atau deep learning yang memerlukan komputasi intensif. GPU (Graphics Processing Unit) dan TPU (Tensor Processing Unit) adalah jenis prosesor khusus yang sangat efisien dalam menangani tugas-tugas komputasi paralel, seperti yang dibutuhkan dalam deep learning. Individu yang tidak memiliki akses ke GPU atau TPU pada komputer pribadi, dapat menggunakan fasilitas ini dalam Colab untuk melaksanakan tugas-tugas yang lebih berat. (Bisong, 2019).

## 2.12 Roboflow

Roboflow adalah platform yang diciptakan untuk mempermudah proses pengembangan dan pelatihan model dalam bidang computer vision, yang menggunakan data berupa gambar atau video. Platform ini memberikan fasilitas kepada pengembang dan ilmuwan data untuk secara efisien melakukan pemrosesan, manajemen, dan penandaan (labeling) terhadap data pelatihan, serta melatih model computer vision yang kuat, tanpa harus menghadapi kendala teknis yang rumit.

Dalam penggunaannya, Roboflow berfungsi sebagai alat bantu yang bertujuan untuk memfasilitasi tahapan-tahapan yang diperlukan dalam proses pengembangan model computer vision. Dalam platform ini, pengguna dapat mengelola dan mengatur dataset gambar atau video yang akan digunakan sebagai data pelatihan untuk model. Mengunggah data, menentukan label, dan mengelola anotasi untuk mengidentifikasi objek atau fitur yang ada dalam setiap gambar.

Salah satu fitur utama yang ditawarkan oleh Roboflow adalah kemampuannya dalam mengotomatisasi proses pelabelan data. Proses ini biasanya memakan waktu dan bisa menjadi pekerjaan yang berulang terutama ketika dataset sangat besar. Roboflow menggunakan teknik pemrosesan citra dan deep learning untuk membantu dalam tugas ini, sehingga dapat menghemat waktu dan usaha yang diperlukan untuk melakukan pelabelan secara manual.

Setelah data telah diberi label, Roboflow juga menyediakan fasilitas untuk membagi dataset menjadi beberapa bagian, seperti pelatihan, validasi, dan pengujian, yang merupakan praktik umum dalam pelatihan model deep learning. Di samping itu, platform ini mendukung berbagai jenis model computer vision yang populer, seperti YOLO (You Only Look Once), Faster R-CNN, dan lainnya.

Selanjutnya, Roboflow memudahkan pengguna dalam melatih model dengan menggunakan dataset yang telah siap. Mengatur parameter pelatihan, melakukan optimisasi kinerja model, dan memantau metrik evaluasi seperti akurasi dan loss. Roboflow merampingkan proses ini sehingga pengembang, bahkan yang belum memiliki pengetahuan mendalam dalam deep learning, tetap dapat membangun dan melatih model computer vision yang efektif.

Secara keseluruhan, Roboflow merupakan solusi yang membantu pengembang dan ilmuwan data dalam mengatasi beberapa kendala teknis dalam

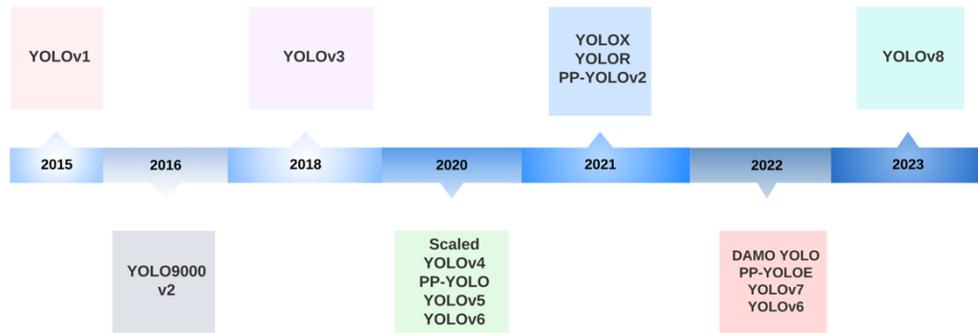
mengembangkan model computer vision. Platform ini mempercepat proses pengembangan model dengan mengatasi hambatan-hambatan teknis yang mungkin terjadi, seperti pelabelan data yang kompleks, pemilihan model yang tepat, dan pelatihan model yang efisien.

### **2.13 Algoritma You Only Look Once**

Salah satu strategi yang digunakan dalam proses deteksi objek adalah menggunakan metode You Only Look Once atau lebih dikenal dengan singkatan YOLO. Algoritma ini memiliki keunggulan dalam kecepatan identifikasi objek. YOLO bertujuan untuk melakukan pendeteksian objek secara real time. Secara garis besar, metode YOLO melakukan perhitungan bounding box dengan menggunakan satu skala feature map. Proses tahap awal dalam metode YOLO dimulai dengan memberikan input gambar yang dibagi menjadi sebuah grid berukuran  $S \times S$ . Setiap sel dalam grid ini akan membentuk sejumlah  $B$  "bounding box" yang memiliki ukuran yang berbeda-beda tetapi tetap. Jika suatu bounding box juga mengandung objek, maka sel grid yang membentuk bounding box tersebut bertanggung jawab dalam mendeteksi objek tersebut. Setelah proses pendeteksian di seluruh grid box selesai dilakukan, langkah selanjutnya adalah menerapkan teknik Non Max Suppression.

Non Max Suppression adalah langkah yang digunakan untuk mengatasi situasi di mana terdapat banyak bounding box yang terdeteksi untuk objek yang sama. Teknik ini bertujuan untuk memilih bounding box dengan skor deteksi tertinggi dan menghapus bounding box yang tumpang tindih atau memiliki nilai skor deteksi yang lebih rendah. Hal ini dilakukan untuk menghasilkan hasil deteksi akhir yang lebih bersih dan akurat.

Dengan demikian, metode YOLO merupakan salah satu pendekatan dalam deteksi objek yang memanfaatkan grid box dan bounding box untuk melakukan identifikasi objek secara real time. Pendekatan ini juga melibatkan langkah Non Max Suppression untuk mengatasi tumpang tindih dan memilih bounding box yang paling sesuai untuk setiap objek yang terdeteksi. Dapat dilihat pada gambar 2.13.1 Tahun keluarnya beberapa versi yolo sebagai berikut:

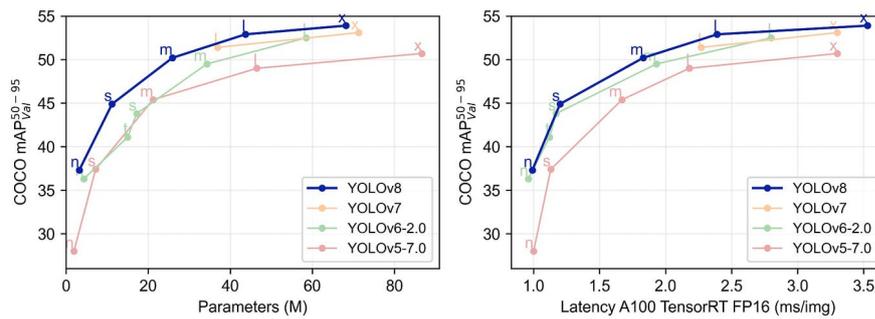


Gambar 2.13.1 Tahun keluarnya beberapa versi Yolo

YOLOv8 adalah versi terbaru dari model deteksi objek dan segmentasi gambar real time YOLO (You Only Look Once), yang dikembangkan oleh Ultralytics. YOLOv8 dibangun berdasarkan kemajuan terbaru dalam pembelajaran mendalam dan visi komputer, menawarkan kinerja yang tak tertandingi dalam hal kecepatan dan akurasi. Desainnya yang efisien membuatnya cocok untuk berbagai aplikasi dan mudah disesuaikan dengan berbagai platform perangkat keras, mulai dari perangkat edge hingga API cloud.

YOLOv8 mendukung berbagai tugas AI visi, termasuk deteksi, segmentasi, estimasi pose, pelacakan, dan klasifikasi. Fleksibilitas ini memungkinkan pengguna untuk memanfaatkan kemampuan YOLOv8 di berbagai aplikasi dan domain. YOLOv8 juga memiliki fitur yang ramah bagi pengembang, seperti paket Python yang mudah digunakan dan antarmuka baris perintah (CLI) yang intuitif. Ini memberikan kesempatan bagi pengguna untuk melakukan pelatihan model YOLOv8 dengan menggunakan data kustom yang dimiliki dan menerapkannya dalam waktu singkat, bahkan dalam hitungan menit.

YOLOv8 juga menawarkan berbagai model yang telah dilatih sebelumnya pada dataset COCO dan ImageNet, yang dapat diunduh secara otomatis dari rilis Ultralytics terbaru. Model-model ini mencakup model deteksi, segmentasi, dan pose, serta model klasifikasi. Dapat dilihat pada gambar 2.13.2 perbandingan Yolo V8 dengan Yolo V5, V6, V7 sebagai berikut:



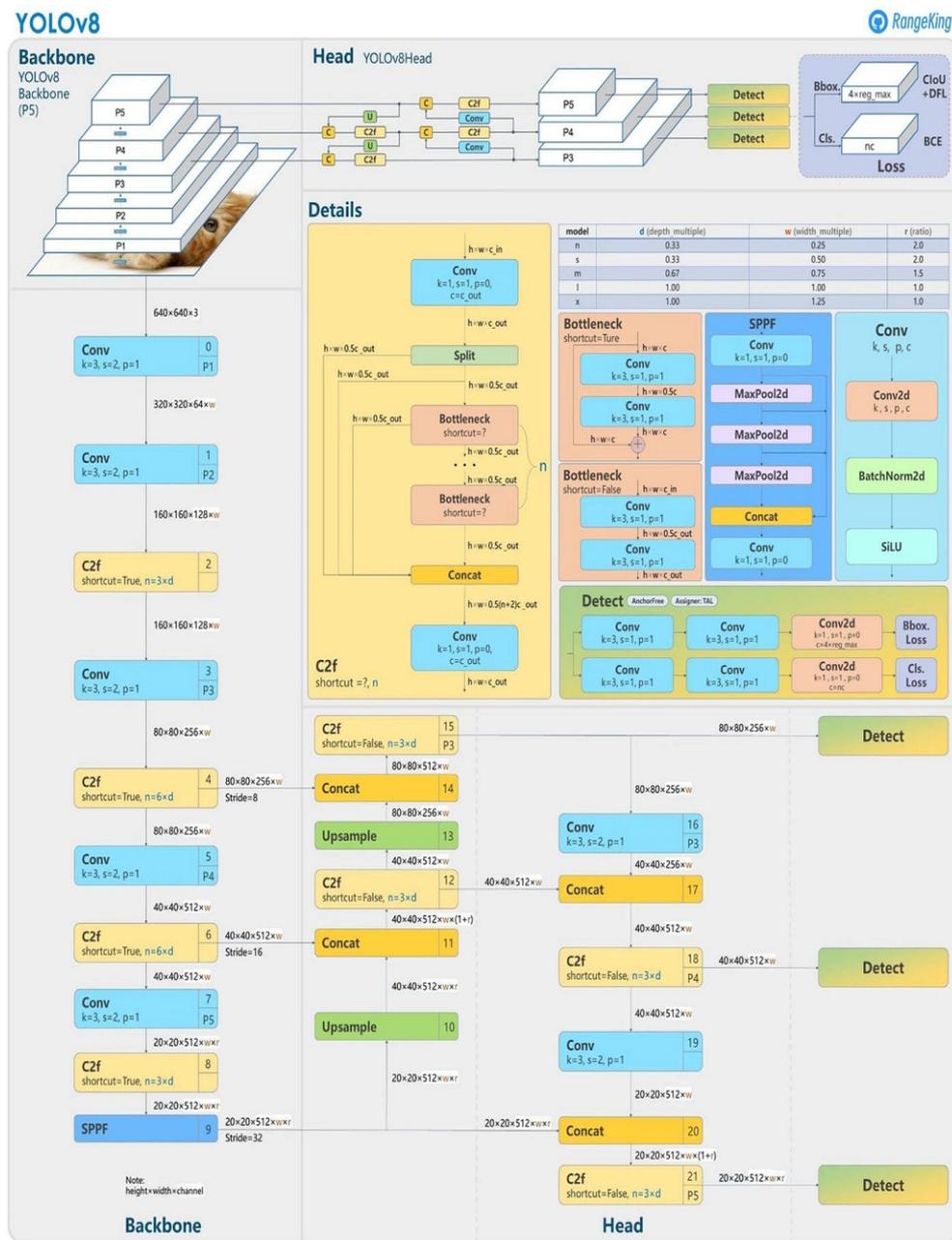
Gambar 2.13.2 Perbandingan Yolo V8 dengan Yolo V5,V6,V7

Berikut adalah beberapa fitur utama yang diusung oleh YOLOv8:

1. Peningkatan Akurasi: YOLOv8 mencapai peningkatan akurasi dalam deteksi objek dibandingkan versi sebelumnya, dengan menggabungkan teknik baru dan optimalisasi.
2. Kecepatan Lebih Tinggi: YOLOv8 berhasil mencapai tingkat kecepatan inferensi yang lebih cepat daripada banyak model deteksi objek lainnya, tanpa mengorbankan akurasi.
3. Pelatihan Adaptif: Dalam proses pelatihan, YOLOv8 menerapkan pendekatan adaptif yang mengoptimalkan laju pembelajaran dan menyeimbangkan fungsi kerugian, menghasilkan model yang lebih baik dalam kinerja.
4. Augmentasi Data Lanjutan: YOLOv8 mengadopsi teknik augmentasi data lanjutan seperti MixUp dan CutMix, yang membantu meningkatkan daya tahan dan kemampuan umum model.
5. Arsitektur yang Dapat Disesuaikan: Arsitektur YOLOv8 dapat disesuaikan sepenuhnya, memungkinkan pengguna untuk dengan mudah mengadaptasi struktur dan parameter model sesuai dengan kebutuhan pengguna.

Struktur YOLOv8 didasarkan pada iterasi sebelumnya dari algoritma YOLO. Terdiri dari dua komponen utama, yaitu tulang punggung (backbone) dan kepala (head). Backbone YOLOv8 memanfaatkan varian dari arsitektur CSPDarknet53 yang terdiri dari 53 lapisan konvolusional. Koneksi parsial lintas tahap digunakan untuk meningkatkan aliran informasi antara lapisan yang berbeda dalam tulang punggung. Kepala YOLOv8 melibatkan serangkaian lapisan konvolusional yang diikuti oleh lapisan sepenuhnya terhubung. Fungsi lapisan-lapisan ini adalah untuk

memprediksi kotak pembatas, skor objek, dan probabilitas kelas dari objek yang terdeteksi pada gambar. Dapat dilihat pada gambar 2.13.3 Arsitektur Yolov8 sebagai berikut :



Gambar 2.13.3 Arsitektur YOLOv8