

**IDENTIFIKASI JENIS KARIES GIGI MENGGUNAKAN
ALGORITMA YOU ONLY LOOK ONCE VERSI 7
BERDASARKAN KEDALAMAN LUBANG**

SKRIPSI

TERUNA TEGAR MATONDANG

201402069



**PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA**

2024

**IDENTIFIKASI JENIS KARIES GIGI MENGGUNAKAN
ALGORITMA YOU ONLY LOOK ONCE VERSI 7
BERDASARKAN KEDALAMAN LUBANG**

SKRIPSI

**Diajukan untuk melengkapi tugas dan memenuhi syarat memperoleh ijazah
Sarjana Teknologi Informasi**

**TERUNA TEGAR MATONDANG
201402069**



**PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA
2024**

PERSETUJUAN

Judul : IDENTIFIKASI JENIS KARIES GIGI
MENGUNAKAN ALGORITMA YOU ONLY
LOOK ONCE VERSI 7 (YOLOv7)
BERDASARKAN KEDALAMAN LUBANG

Kategori : SKRIPSI

Nama : TERUNA TEGAR MATONDANG

Nomor Induk Mahasiswa : 2014020269

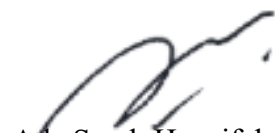
Program Studi : SARJANA (S1) TEKNOLOGI INFORMASI

Fakultas : ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI
INFORMASI UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

Medan, 16 Oktober 2024

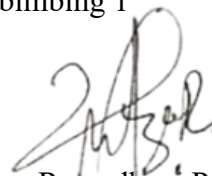
Komisi Pembimbing :

Pembimbing 2,



Ade Sarah Huzaifah S.Kom., M.Kom.
NIP. 198506302018032001

Pembimbing 1

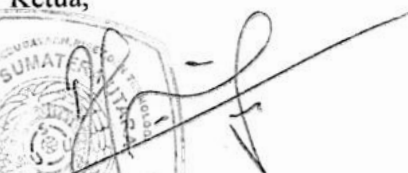
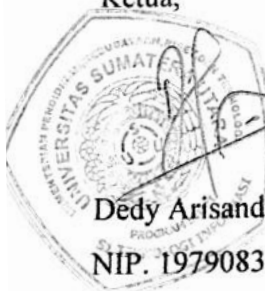


Umayya Ramadhani Putri Nasution S.TI., M.Kom.
NIP. 199104112024062001

Diketahui/disetujui oleh

Program Studi S-1 Teknologi Informasi

Ketua,

Dedy Arisandi S.T., M.Kom.
NIP. 197908312009121002

PERNYATAAN

IDENTIFIKASI JENIS KARIES GIGI MENGGUNAKAN ALGORITMA YOU
ONLY LOOK ONCE VERSI 7 (YOLOv7) BERDASARKAN KEDALAMAN
LUBANG

SKRIPSI

Saya mengakui bahwa skripsi ini merupakan hasil karya saya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing telah disebutkan sumbernya.

Medan, 16 Oktober 2024



TERUNA TEGAR MATONDANG

201402069

UCAPAN TERIMA KASIH

Puji syukur kita panjatkan kehadiran Allah SWT, yang telah memberikan rahmat, hidayah, serta karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan judul “Identifikasi Jenis Karies Gigi Menggunakan Algoritma You Only Look Once Versi 7 (YOLOv7) Berdasarkan Kedalaman Lubang”. Shalawat dan salam semoga tercurahkan kepada Nabi Muhammad SAW, keluarga, sahabat, dan pengikutnya yang setia.

Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi S1 Teknologi Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara. Meskipun mengalami beberapa kendala selama proses penulisan, penulis berhasil mengatasi tantangan tersebut dengan sukses berkat dukungan dan panduan dari berbagai pihak.

Saya menyadari bahwa skripsi ini tidak akan terselesaikan tanpa dukungan dan bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan segala kerendahan hati, izinkan saya menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Allah SWT yang telah memberikan segala kemudahan, kelancaran dan rezeki-Nya sehingga penulis mampu menyelesaikan penulisan skripsi ini.
2. Keluarga inti penulis yaitu, ibu drg. Cek Dara Manja, Sp.RKG., Subsp.RDP(K), ayah Syamsuddin Alrizal Siregar, SE, kakak drg. Sheilla Suhaila Matondang, adik Fariz Al-Atidzar Siregar dan seluruh keluarga besar penulis yang selalu memberikan semangat dan doa pada penulis.
3. Ibu Umayya Ramadhani Putri Nasution S.TI.,M.Kom.selaku dosen pembimbing pertama penulis, dan ibu Ade Sarah Huzaifah S.Kom.,M.Kom. selaku dosen pembimbing kedua penulis yang telah memberikan saran, arahan serta kritik yang membangun untuk menyelesaikan skripsi.
4. Dosen penguji 1 penulis, Bapak Dr. Romi Fadilah Rahmat B.Comp.Sc.,M.Sc dan dosen penguji 2 penulis, Bapak Fahrurrozi Lubis B.IT., M.Sc.IT yang telah memberikan saran dan masukan yang sangat berharga untuk penelitian ini.
5. Ibu Dr. Maya Silvi Lydia, B.Sc., M.Sc. selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi
6. Bapak Dedy Arisandi S.T., M.Kom. selaku Ketua Program Studi dan Bapak Ivan Jaya, S.Si., M.Kom selaku Sekretaris Program Studi S1 Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.

7. Dosen Fasilkom-TI USU yang telah memberikan ilmu baik di kelas perkuliahan maupun kegiatan akademik lainnya.
8. Semua pegawai dan staff Fasilkom-TI USU yang telah membantu dalam mengelola berkas administrasi dan proses menyelesaikan skripsi.
9. Muhammad Daud Arbani Asfi Dalimunthe dan Diah Paramitha yang membantu selama penyusunan skripsi.
10. Teman-teman yang tergabung dalam grup “harem”, Irwansyah, Ali Rizky, Retno, Fildzah, Syavira, dan Geby yang memotivasi penulis dan rekan seperjuangan selama kuliah.
11. Teman-teman SMA penulis dari grup “jelek”, Rifky, Jeki, Imam, Syifa Fitri, Arief Herma, Citra, Putri, Zulfa, Akbar Sukmana, Kak Tatep dan Habib yang selalu mendorong dan menemani penulis selama masa perkuliahan.
12. Teman-teman penulis, Muhammad Iqbal Manalu, Tsabitah Muflihza, Nayla Rahmi Nasution, M. Zidane Rizky Lubis, Ivan Tandella, Vanissya Arbashika Putri, Ridha Arrahmi, Mhd. Afifan Aly Rahman Saragih, Wahyu Sony Pratama Marpaung, M. Hatta Abdillah, Baginda Hamonangan Harahap yang selalu menemani, menyemangati, mensupport, dan membantu penulis selama perkuliahan hingga selesai melakukan penulisan tugas akhir penulis.
13. Teman-teman magang penulis, bang Dolly Rahmat, Tasya Febri, Rahel Angelina, Cici Halimah, Alia Dwi Pramesti, Nadya Intania, Sinta Wulandari, Astrid Dorea, Fitria Jumita, serta teman-teman divisi ritel dan teman-teman lain yang memberikan pengalaman berharga selama perkuliahan di dunia magang.
14. Teman-teman dari KOM C 2020 yang menyertai perjalanan perkuliahan penulis.
15. Seluruh teman Angkatan 2020 yang tidak dapat disebut satu per satu.
16. Abang dan Kakak senior yang telah membantu menjawab pertanyaan dan memberikan saran kepada penulis selama menjalani perkuliahan.
17. Teman-teman dari HIMATIF dan ITLG yang sudah menemani dan membantu perjalanan penulis selama masa perkuliahan.

Medan, 16 Oktober 2024

Penulis



Teruna Tegar Matondang

201402069

IDENTIFIKASI JENIS KARIES GIGI MENGGUNAKAN ALGORITMA YOU ONLY LOOK ONCE VERSI 7 BERDASARKAN KEDALAMAN LUBANG

ABSTRAK

Gigi merupakan salah satu organ tubuh pada manusia yang memiliki struktur keras. Fungsi gigi sendiri untuk proses pengunyahan makanan sehingga dapat dengan mudah dicerna oleh tubuh. Bagian dari gigi sendiri terdiri atas beberapa bagian yaitu, mahkota (bagian atas yang terlihat), akar (bagian yang tertanam di gusi), dentin (jaringan keras di dalam gigi), enamel (lapisan keras yang melindungi mahkota), serta pulpa (bagian dalam yang mengandung saraf dan pembuluh darah). Gigi pada umumnya memiliki beberapa masalah penyakit seperti salah satunya adalah lubang gigi atau yang disebut karies gigi. Berdasarkan kedalaman lubang gigi, karies dapat terbagi menjadi tiga yaitu, karies superficialis (mahkota gigi), karies media (dentin gigi) dan karies profunda (pulpa gigi). Pada umumnya, untuk mendiagnosis jenis karies yang terkena pada gigi diperlukan waktu dan tenaga yang cukup lama. Maka dari itu, diperlukan sistem untuk dapat mendiagnosis jenis karies yang terkena pada gigi dengan lebih cepat dan efisien. Pada penelitian ini digunakan metode *You Only Look Once* versi 7 untuk dapat mendeteksi karies yang terkena pada gigi berdasarkan kedalaman lubangnya. Dataset yang digunakan pada penelitian adalah 857 citra karies yang terdiri dari 748 data latih dan 109 data validasi. Data testing yang digunakan sebanyak 150 citra karies yang terbagi masing-masing kelas. Penggunaan metode *YOLOv7* untuk mendeteksi jenis karies berdasarkan kedalaman lubang berhasil mendapatkan nilai akurasi sebesar 86%.

Kata Kunci: Karies Gigi, *YOLOv7*, Deteksi Karies

**IDENTIFICATION OF DENTAL CARIES TYPES USING
YOU ONLY LOOK ONCE ALGORITHM VERSION 7
BASED ON HOLE DEPTH**

ABSTRACT

Teeth are one of the organs in the human body that has a hard structure. The function of the teeth itself is for the process of chewing food so that it can be easily digested by the body. The part of the tooth itself consists of several parts, namely, the crown (the visible top), the root (the part embedded in the gum), dentin (hard tissue inside the tooth), enamel (a hard layer that protects the crown), and pulp (the inner part containing nerves and blood vessels). Teeth in general have several disease problems such as one of them is a tooth hole or what is called dental caries. Based on the depth of the tooth hole, caries can be divided into three, namely, superficial caries (tooth crown), media caries (tooth dentin) and profunda caries (tooth pulp). In general, it takes a lot of time and energy to diagnose the type of caries affected by a tooth. Therefore, a system is needed to be able to diagnose the type of caries affected in the teeth more quickly and efficiently. In this study, the You Only Look Once version 7 method is used to detect caries affected teeth based on the depth of the hole. The dataset used in the study was 857 caries images consisting of 748 training data and 109 validation data. The testing data used is 150 caries images which are divided into each class. The use of the YOLOv7 method to detect the type of caries based on the depth of the hole succeeded in getting an accuracy value of 86%.

Keywords: Dental Caries, YOLOv7, Caries Detection

DAFTAR ISI

PERSETUJUAN	i
PERNYATAAN	ii
UCAPAN TERIMA KASIH	iii
ABSTRAK	v
<i>ABSTRACT</i>	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR TABEL	ix
DAFTAR GAMBAR	x
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
1.6 Metodologi Penelitian	4
1.7 Sistematika Penulisan	5
BAB 2 LANDASAN TEORI	6
2.1 Radiologi	6
2.2 Dental Caries	6
2.4 Object Detection	8
2.5 Convolutional Neural Network	8
2.6 You Only Look Once (YOLO)	9
2.7 <i>YOLOv7</i>	11
2.8 Confusion Matrix	13

2.9 Penelitian Terdahulu	15
2.10 Perbedaan Penelitian	21
BAB 3 ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM	22
3.1 Data yang Digunakan	22
3.2 Analisis Sistem	24
3.2.1. Image Acquisition	25
3.2.2. Image Pre-processing	25
3.2.3. Pre-Processing YOLOv7	31
3.2.4 Learned Model	32
3.3 Perancangan Sistem	34
3.3.1 Activity Diagram	35
3.3.2 Rancangan Tampilan Homepage	35
3.3.3 Rancangan Tampilan Halaman Upload	36
3.3.4 Rancangan Tampilan Halaman Hasil	37
BAB 4 IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM	38
4.1 Implementasi Sistem	38
4.1.1 Perangkat Keras dan Perangkat Lunak	38
4.1.2 Implementasi Data	38
4.1.3 Implementasi Perancangan Antarmuka	39
4.2 Pelatihan dan Pengujian Sistem	41
4.3 Hasil Uji	45
4.4 Diskusi	59
BAB 5_KESIMPULAN DAN SARAN	61
5.1 Kesimpulan	61
5.2 Saran	61
DAFTAR PUSTAKA	62

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu	17
Tabel 3. 1 Karies Gigi	22
Tabel 3. 2 Jumlah Data	23
Tabel 4. 1 Percobaan Training	42
Tabel 4. 2 Hasil Uji	45
Tabel 4. 3 Confusion Matrix Hasil Uji	55
Tabel 4. 4 Nilai TP, FP dan FN	56
Tabel 4. 5 Precision, Recall, dan F-1 Score pada Setiap Karies	58
Tabel 4. 6 Kesalahan Sistem	60

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Karies Superficialis (Sumber: Radiologi FKG USU)	7
Gambar 2. 2 Karies Media (Sumber: Radiologi FKG USU)	7
Gambar 2. 3 Karies Profunda (Sumber: Radiologi FKG USU)	8
Gambar 2. 4 Arsitektur CNN (Sumber: Medium.com)	9
Gambar 2. 5 Arsitektur Umum YOLO (Sumber: Redmon et al., 2016)	10
Gambar 2. 6 Arsitektur Umum YOLOv7 (Sumber: Wang et al., 2022)	12
Gambar 2. 7 E-ELAN Pada YOLOv7 (Sumber: Wang et al., 2022)	12
Gambar 2. 8 Confusion Matrix (Sumber: Andriansyah & Fridayanthie, 2023)	13
Gambar 3. 1 Arsitektur Umum	24
Gambar 3. 2 Data Karies	25
Gambar 3. 3 Citra Sebelum Crop	26
Gambar 3. 4 Citra Setelah Crop	26
Gambar 3. 5 Pembuatan Bounding Box Pada Citra	27
Gambar 3. 6 Pemberian Kelas Pada Citra	27
Gambar 3. 7 Hasil Labeling Citra	27
Gambar 3. 8 Hasil Labelling Citra dalam bentuk .txt	28
Gambar 3. 9 Resizing Gambar	29
Gambar 3. 10 Hasil Flip Horizontal Gambar	30
Gambar 3. 11 Hasil Rotasi Gambar	31
Gambar 3. 12 Sebelum Menggunakan NMS	32
Gambar 3. 13 Sesudah NMS	32
Gambar 3. 14 Clone Repository dan Install Requirement	33
Gambar 3. 15 Menambah Dataset Untuk Pelatihan	33
Gambar 3. 16 Download Training Model YOLOv7	34
Gambar 3. 17 Diagram Aktivitas	35
Gambar 3. 18 Rancangan Homepage	36
Gambar 3. 19 Rancangan Tampilan Upload	36
Gambar 3. 20 Rancangan Tampilan Hasil	37
Gambar 4. 1 Citra Karies Superficialis	38
Gambar 4. 2 Citra Karies Media	39
Gambar 4. 3 Citra Karies Profunda	39

Gambar 4. 4 Tampilan Homepage	40
Gambar 4. 5 Tampilan Halaman Upload Gambar	40
Gambar 4. 6 Tampilan Halaman Hasil	41
Gambar 4. 7 Google Colab	42
Gambar 4. 8 Grafik box_loss, obj_loss, class_loss, precision dan recall	43
Gambar 4. 9 Grafik hubungan antara Precision dan Recall	44
Gambar 4. 10 Confusion matrix epoch 100 batch 32	44

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Gigi adalah struktur keras yang menjadi salah satu bagian penting pada tubuh dalam proses pengunyahan makanan sehingga dapat dengan mudah untuk dicerna. Gigi terdiri dari beberapa bagian, termasuk mahkota (bagian atas yang terlihat), akar (bagian yang tertanam di gusi), dentin (jaringan keras di dalam gigi), enamel (lapisan keras yang melindungi mahkota), serta pulpa (bagian dalam yang mengandung saraf dan pembuluh darah).

Gigi juga merupakan salah satu organ tubuh yang mudah terkena berbagai jenis penyakit. Salah satu penyakit yang sering terjadi adalah gigi berlubang atau karies gigi. Karies gigi merupakan penyakit yang dapat merusak struktur gigi dan terutama disebabkan oleh erosi asam (Chen *et al.*, 2023). Asam sebagian besar diproduksi oleh bakteri intraoral. Pada ilmunya sendiri, karies gigi dapat diklasifikasikan berdasarkan kedalaman karies itu sendiri. Karies berdasarkan kedalamannya dibagi menjadi 3 yaitu, karies superfisial (mahkota gigi), karies media (dentin gigi) dan karies profunda (pulpa gigi). Untuk mengetahui sebuah gigi terdapat salah satu dari karies tersebut diperlukan foto rontgen pada gigi tersebut.

Pengidentifikasian pada jenis karies yang dilakukan sekarang masih menggunakan cara manual dengan sistem rontgen dan dilihat langsung oleh dokter. Sehingga diperlukan waktu untuk dokter melakukan diagnosa terhadap penyakit karies yang ada. Interpretasi radiografi yang berhasil, tidak peduli apa kualitasnya, pada akhirnya bergantung pada pemahaman dokter terhadap gambar radiografi, mampu mengenali kisaran normal penampilan serta mengetahui hal-hal yang menonjol fitur kondisi patologis yang relevan (Whaites, 2003). Dalam beberapa tahun terakhir, *artificial intelligence*, khususnya *deep learning*, telah banyak diimplementasikan untuk membantu dokter gigi dalam menganalisis gigi pasiennya. Namun, penelitian mendalam mengenai penggunaan *deep learning* dalam kedokteran gigi masih terbatas, khususnya untuk mengenali kondisi gigi menggunakan gambar rontgen gigi (Fauzi Makarim *et al.*, 2023).

Moutselos *et. al.* secara spesifik menggunakan pendekatan *CNN* untuk tujuan segmentasi dalam mengenali gigi karies pada manusia. Penelitiannya bertujuan untuk

medeteksi serta mengklasifikasi gigi karies pada permukaan gigi yang terhalang berdasarkan skala 7 kelas *ICDAS (International Caries Detection and Assessment Sytem)*. Dataset yang digunakan pada penelitiannya adalah gambar yang diambil dengan menggunakan kamera intraoral dan berjumlah 88 data. Dataset dilatihkan menggunakan model Mask R-CNN dan dilakukan beberapa augmentasi. Penelitiannya menghasilkan akurasi sebesar 88%.

Pada tahun 2021 Meyer et. al. melakukan penelitian untuk mendeteksi gigi karies menggunakan metode *deep learning*. CNN dipilih untuk mendeteksi gigi karies dengan dilatihkan menggunakan 2.417 dataset yang berasal dari gambar kamera intraoral dengan 1.317 gambar dengan occlusal dan 1.100 gambar tanpa occlusal. MobileNetV2 dipilih menjadi base model pada network yang digunakan dalam proses training. Dari hasil proses training dihasilkan bahwa model dapat memberikan akurasi 93% dalam mengklasifikasi gigi karies. Hasil tersebut juga dibandingkan dengan hasil pemeriksaan ekspert tenaga medis gigi.

Pada penelitian oleh Chen et. al. pada tahun 2023 tentang pengenalan karies gigi dengan menggunakan *X-ray Images* menggunakan *YOLOv7* sebagai pilihan metode yang digunakan. Digunakan 1525 dataset untuk dilatihkan mendapatkan tingkat accuracy yang memuaskan untuk mengenali gigi karies yaitu sebesar 97,1% untuk deteksi gigi karies, yang menunjukkan hal tersebut memiliki efektivitas yang sangat baik.

Strategi digitalisasi untuk kesehatan gigi dan mulut dapat diimplementasi untuk membantu dokter menganalisa gigi pasien. Analisa manual dalam penanganan masalah gigi memerlukan waktu dan kompetensi. Resiko kesalahan prediksi akibat kelelahan dan kelalaian manusia dapat terjadi pada analisa manual. Pendekatan komputerisasi untuk mengidentifikasi masalah kesehatan gigi dapat dijadikan diagnosa dini yang dapat menghentikan beberapa masalah lebih serius. Diagnosa ini juga dapat menjadi pedoman untuk perawatan terhadap gigi yang terkena penyakit.

Berdasarkan latar belakang dan hasil penelitian-penelitian terdahulu tersebut, maka penulis melakukan sebuah penelitian yang akan menghasilkan aplikasi berbasis web dengan menerapkan metode *You Only Look Once (YOLO)* yang dapat membantu dokter gigi untuk mendeteksi jenis karies pada gigi berdasarkan kedalaman dari karies itu sendiri. Penelitian ini diberi judul **“Identifikasi Jenis Karies Gigi Menggunakan Algoritma You Only Look Once Versi 7 Berdasarkan Kedalaman Lubang”**.

1.2 Rumusan Masalah

Proses pengidentifikasian pada penyakit karies gigi dengan melihat kondisi kedalaman karies masih dilakukan secara manual oleh dokter gigi melalui hasil rontgen gigi dan mulut sehingga diperlukan waktu yang cukup lama dalam pengambilan diagnosa untuk mengenali jenis karies yang terkena pada gigi. Dengan menggunakan teknologi, komputer dapat mengenali pola dari karies dengan cara mengenali ciri-ciri struktur pada gigi yang terkena karies berupa bentuk dan tekstur pada gigi sehingga komputer dapat menentukan kedalaman lubang dan mengidentifikasi jenis karies yang terkena pada gigi dengan lebih cepat dan juga tepat.

1.3 Batasan Masalah

Agar penelitian tidak mengalami penyimpangan tujuan yang telah diketahui, maka terdapat batasan-batasan dalam penelitian ini, yaitu sebagai berikut.

- 1) Data yang digunakan untuk training merupakan citra dengan ekstensi jpg atau png.
- 2) Data yang digunakan merupakan citra intraoral radiografik yang berupa hasil rontgen dari pasien yang menderita karies.
- 3) Jenis karies yang dapat diidentifikasi adalah berdasarkan kedalaman lubang gigi yang meliputi karies *Superficialis* (mahkota gigi), karies *Media* (dentin gigi) dan karies *Profunda* (pulpa gigi).
- 4) Parameter yang digunakan untuk melakukan identifikasi adalah bentuk gigi, tingkat kedalaman lubang yang dilihat dari citra yang ada, dan bagian gigi yang terkena karies.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan pada penelitian ini adalah untuk mengimplementasikan metode *YOLO* versi 7 dan melakukan analisis pada hasil kerjanya untuk mengidentifikasi jenis karies yang diderita berdasarkan dengan kedalaman lubangnya.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat yang dapat diperoleh dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mengetahui performa *YOLO* versi 7 dalam melakukan identifikasi karies pada gigi berdasarkan kedalaman lubang.

2. Menjadi sumber rujukan untuk menjadi pengembangan terkait identifikasi karies gigi dengan menggunakan *YOLO* versi 7
3. Hasil penelitian dapat membantu pakar untuk melakukan diagnosa awal pada penyakit karies gigi.

1.6 Metodologi Penelitian

Tahapan-tahapan yang akan dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Studi Literatur

Pada tahap ini, penulis melakukan pencarian terhadap informasi dari pakar maupun publikasi penelitian terdahulu mengenai karies pada gigi berdasarkan kedalaman lubang, sistem deteksi berbasis web, dan penggunaan *YOLOv7*.

2. Analisis Permasalahan

Setelah mendapatkan informasi yang cukup, penulis melakukan analisis pada implementasi *YOLOv7* untuk mengidentifikasi karies gigi berdasarkan kedalaman lubang untuk memahami cara kerja serta efektifitas penggunaan algoritma tersebut pada masalah yang ada.

3. Perancangan Sistem

Pada tahap selanjutnya, penulis melakukan perancangan sistem dimulai dari perancangan arsitektur umum, pengumpulan data, pelatihan model, hingga implementasi dengan berbasis web.

4. Implementasi

Perancangan sistem yang telah dibuat sebelumnya akan diimplementasikan agar menciptakan sebuah sistem yang selaras dengan tujuan penelitian.

5. Pengujian Sistem

Tahap ini akan melakukan pengujian terhadap sistem yang telah diimplementasikan sebelumnya untuk memastikan bahwa sistem yang dirancang dapat digunakan dengan baik untuk memprediksi jenis karies.

6. Dokumentasi dan Penyusunan Laporan

Pada tahap ini peneliti akan melakukan penyusunan laporan dan dokumentasi proses penelitian sebagai bentuk representasi dari hasil penelitian yang telah dilakukan.

1.7 Sistematika Penulisan

Sistem penulisan skripsi ini terdiri dari lima bagian, yaitu :

BAB I : Pendahuluan

Bab ini berisi tentang latar belakang, rumusan masalah, Batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, metodologi penelitian, dan sistematika penulisan.

BAB II : Landasan Teori

Bab ini berisi tentang penjelasan dari teori-teori yang relevan dengan sistem dan permasalahan yang diungkap dalam penelitian ini.

BAB III : Analisis dan Perancangan Sistem

Bab ini berisi tentang arsitektur umum dan metode yang diterapkan dalam pembuatan sistem.

BAB IV : Implementasi dan Pengujian

Bab ini berisi tentang implementasi atau penerapan sistem berdasarkan analisis dan rancangan yang telah dibuat. Bab ini juga berisi tentang tampilan sistem yang telah dibangun dan pengujian untuk mengetahui akurasi sistem dalam memberikan prediksi jenis karies berdasarkan kedalaman lubang.

BAB V : Kesimpulan dan Saran

Bab ini berisi tentang kesimpulan dari hasil penelitian dan saran untuk penelitian-penelitian selanjutnya.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Radiologi

Radiologi adalah cabang kedokteran yang menggunakan teknologi pencitraan untuk mendiagnosis dan mengobati penyakit. Tujuan utama radiologi adalah untuk menghasilkan gambar yang dapat diinterpretasikan untuk mendeteksi penyakit atau kelainan lainnya. Ada dua bentuk utama proses diagnostik dalam radiologi; yang pertama adalah strategi analitik atau sistematis, yang telah kami sebutkan. Pendekatan ini bergantung pada analisis langkah demi langkah dari semua fitur pencitraan suatu temuan abnormal sehingga interpretasi atau diagnosis dapat dibuat berdasarkan penemuan-penemuan ini. Bentuk kedua, yaitu strategi nonanalitik, mengasumsikan bahwa melihat suatu kelainan secara keseluruhan pada tingkat yang lebih global (Mallya & Diplomate, 2018).

2.2 Dental Caries

Karies gigi, penyakit mulut yang paling umum, juga paling banyak penyakit umum pada seluruh tubuh. Langkah pertama untuk mengobati penyakit ini adalah untuk mengidentifikasinya, dan radiologi adalah salah satu alat terbaik yang tersedia untuk melakukannya (Mallya & Diplomate, 2018). Berdasarkan kedalaman, karies dapat dibedakan menjadi tiga, yaitu karies superficialis, karies media, karies profunda.

1. Karies Superficialis

Karies superficialis adalah tahap awal kerusakan gigi yang terbatas pada lapisan luar email gigi. Kondisi ini biasanya dimulai dengan pembentukan lesi putih atau coklat pada permukaan gigi yang belum mencapai dentin di bawahnya. Pada tahap ini, karies masih bisa diperbaiki melalui remineralisasi, yaitu proses pengembalian mineral ke dalam email gigi menggunakan fluoride atau bahan remineralisasi lainnya. Penyebab utamanya adalah plak yang mengandung bakteri yang menghasilkan asam setelah mencerna gula, mengikis mineral dari email gigi. Karies superficialis biasanya tidak menyebabkan rasa sakit karena belum mencapai lapisan yang lebih sensitif. Pencegahan dan perawatan dini sangat penting untuk mencegah perkembangan lebih lanjut menjadi karies yang lebih dalam dan merusak. Pencegahan melibatkan menjaga kebersihan mulut yang baik, seperti menyikat gigi

secara teratur dengan pasta gigi berfluoride, mengurangi konsumsi gula, dan rutin memeriksakan gigi ke dokter gigi. Contoh karies media dapat dilihat pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 *Karies Superficialis* (Sumber: Radiologi FKG USU)

2. *Karies Media*

Karies media adalah tahap lanjut dari kerusakan gigi yang telah menembus lapisan email dan mencapai dentin, lapisan tengah gigi yang lebih lunak. Pada tahap ini, karies menyebabkan kerusakan yang lebih dalam dan biasanya mulai menimbulkan rasa sensitif atau nyeri ringan, terutama saat makan atau minum sesuatu yang manis, panas, atau dingin. Karies media ditandai dengan adanya lubang atau kavitas yang lebih jelas pada gigi, yang dapat terlihat secara visual atau melalui pemeriksaan radiografis. Perawatan karies media biasanya memerlukan penambalan gigi untuk menghentikan kerusakan lebih lanjut dan memulihkan fungsi gigi yang terkena. Penyebabnya serupa dengan karies superfisialis, yakni plak bakteri dan asam yang dihasilkan dari fermentasi gula. Pencegahan tetap penting, namun pada tahap ini, intervensi profesional diperlukan untuk mencegah perkembangan ke tahap yang lebih parah, yaitu karies profunda. Contoh karies media dapat dilihat pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 *Karies Media* (Sumber: Radiologi FKG USU)

3. *Karies Profunda*

Karies profunda adalah tahap lanjut dari kerusakan gigi di mana infeksi telah mencapai lapisan terdalam gigi, yaitu pulpa, yang berisi saraf dan pembuluh darah. Pada tahap ini, pasien sering mengalami nyeri hebat dan berkepanjangan yang bisa terjadi spontan atau dipicu oleh rangsangan seperti panas, dingin, atau tekanan. Karies profunda dapat menyebabkan infeksi lebih serius, termasuk abses gigi, jika tidak segera ditangani. Perawatan untuk karies profunda biasanya melibatkan prosedur endodontik seperti perawatan saluran akar untuk menghilangkan jaringan yang terinfeksi dan menyelamatkan gigi. Penyebab utamanya adalah akumulasi plak bakteri dan kurangnya perawatan gigi yang memadai. Pencegahan melibatkan kebersihan mulut yang baik dan kunjungan rutin ke dokter gigi untuk menghindari perkembangan karies dari tahap awal hingga menjadi karies profunda. Contoh karies profunda dapat dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 *Karies Profunda* (Sumber: Radiologi FKG USU)

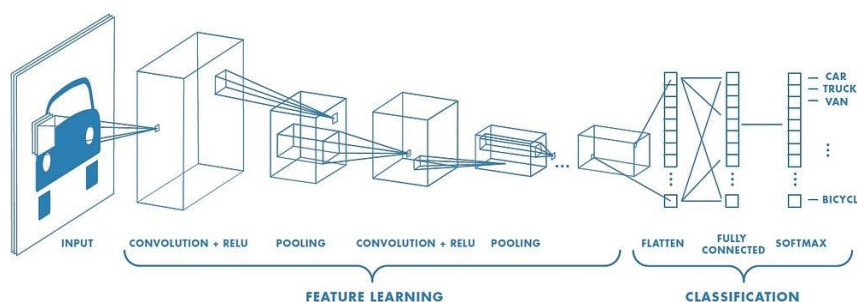
2.4 Object Detection

Object Detection adalah teknologi komputer yang memungkinkan mesin untuk mengidentifikasi dan melacak berbagai objek dalam gambar atau video. Dengan menggunakan algoritma dan kecerdasan buatan, *object detection* memungkinkan komputer untuk mengenali objek-objek tertentu dan menentukan posisi serta batas-batasnya dalam citra visual. Ini membantu dalam otomatisasi proses analisis visual yang sebelumnya hanya dapat dilakukan oleh manusia.

2.5 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) adalah arsitektur *deep learning* yang sering digunakan untuk mengatasi masalah klasifikasi gambar (Azmi et al., 2023). *CNN*

termasuk dalam deep neural network yang banyak digunakan dalam gambar berjaringan tinggi dan diterapkan secara luas pada penelitian citra. Struktur utama CNN terdiri dari lapisan konvolusi (convolution layers), pooling, dan lapisan fully connected. Lapisan konvolusi menggunakan filter yang memindai gambar input untuk menangkap fitur-fitur penting, seperti tepi, tekstur, atau bentuk. Melalui operasi konvolusi ini, CNN dapat mempelajari representasi hirarkis dari gambar, di mana lapisan awal menangkap fitur sederhana dan lapisan lebih dalam menangkap pola yang lebih kompleks. Berikut adalah arsitektur CNN yang dapat dilihat pada Gambar 2.4.



Gambar 2. 4 Arsitektur CNN (Sumber: Medium.com)

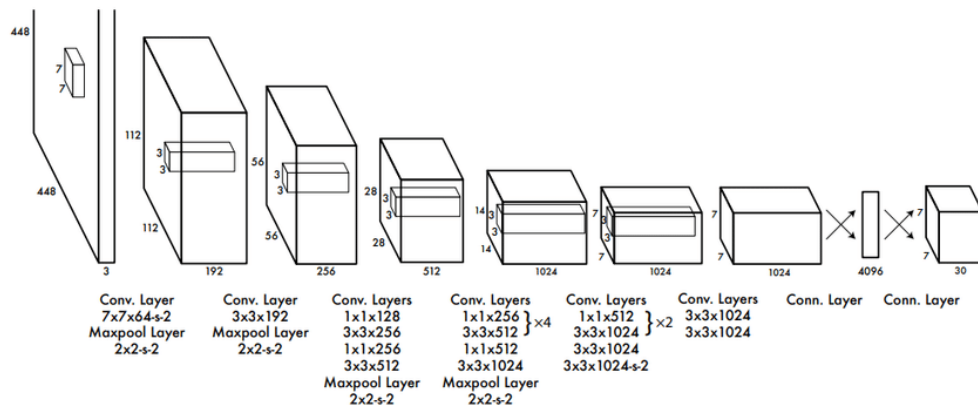
Selain lapisan konvolusi, CNN menggunakan lapisan pooling yang berfungsi untuk mengurangi dimensi data, sehingga mengurangi jumlah parameter yang perlu diproses sambil tetap mempertahankan informasi penting. Pooling juga membantu jaringan menjadi lebih tahan terhadap distorsi kecil dalam input. Max-pooling, misalnya, memilih nilai maksimum dari sebuah wilayah kecil dalam gambar untuk merepresentasikan fitur dalam wilayah tersebut. Dengan cara ini, CNN tidak hanya efisien dalam hal komputasi, tetapi juga efektif dalam mendeteksi fitur penting yang relevan untuk tugas tertentu, seperti klasifikasi atau deteksi objek.

2.6 You Only Look Once (YOLO)

YOLO merupakan sebuah pendekatan baru terhadap deteksi objek yang pertama kali dikembangkan oleh Joseph Redmon yang menyajikannya sebagai masalah regresi yang memisahkan *bounding box* dan *class probabilities* secara spasial. *YOLO* menggunakan jaringan konvolusi tunggal yang secara bersamaan memprediksi beberapa kotak pembatas dan probabilitas kelas untuk setiap kotak dari satu gambar dalam satu evaluasi sehingga mencapai kecepatan real-time dan akurasi yang tinggi. *YOLO* sangat cepat hingga mampu memproses gambar pada 45 *frame per second* .

Arsitektur YOLO terdiri dari beberapa lapisan CNN yang berfungsi untuk memproses gambar input dan memprediksi bounding box serta kelas objek. Gambar dibagi menjadi grid,

dan setiap grid bertanggung jawab untuk mendeteksi objek di area tersebut. YOLO menghasilkan output berupa koordinat bounding box, probabilitas kehadiran objek, dan kelas objek yang terdeteksi (Redmon et al., 2016). Kelebihan utama YOLO adalah kecepatan dan akurasi yang tinggi, yang menjadikannya pilihan populer untuk aplikasi yang memerlukan deteksi objek secara real-time. Dalam berbagai pengujian, YOLO menunjukkan kinerja yang mengesankan dalam mengidentifikasi objek dari berbagai kelas dengan tingkat akurasi yang baik. Arsitektur umum YOLO dapat dilihat pada Gambar 2.5.



Gambar 2. 5 Arsitektur Umum YOLO (Sumber: Redmon et al., 2016)

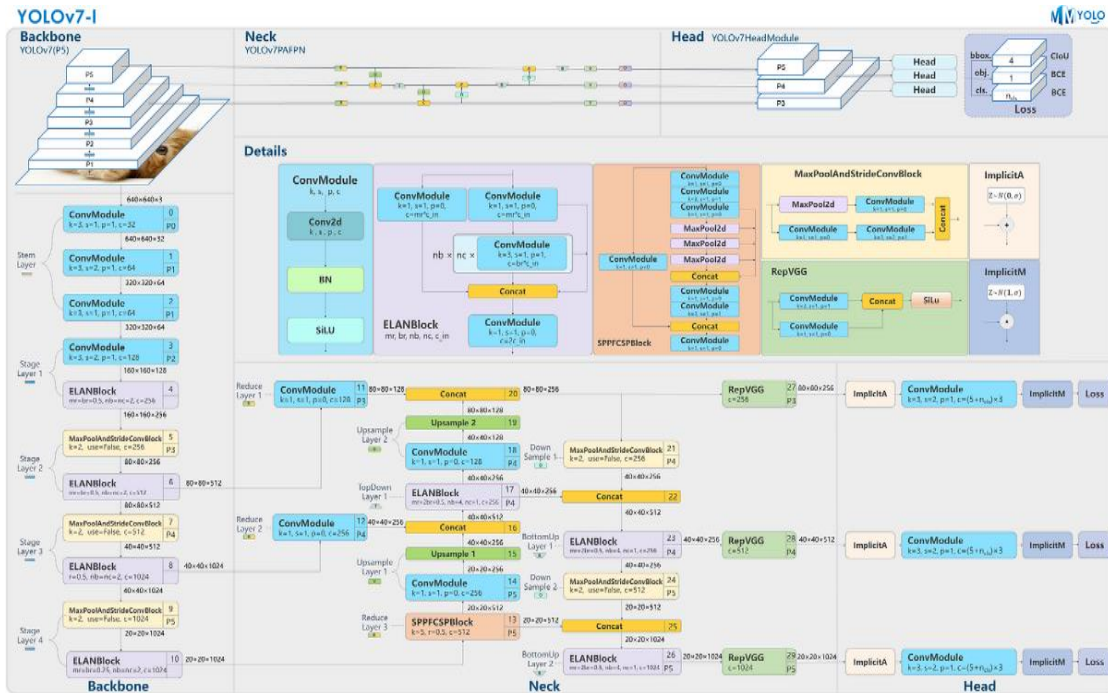
Sejak diperkenalkan, YOLO telah mengalami beberapa iterasi dan peningkatan, termasuk YOLOv2 dimana memperkuat kemampuan ekstraksi fitur jaringan dengan menambahkan lapisan konvolusi di lokasi berbeda (Han et al., 2021) dan YOLOv3, yang memperkenalkan teknik baru untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi. Versi terbaru, seperti YOLOv4 dan YOLOv5, memperkenalkan berbagai teknik optimasi, seperti penggunaan teknik augmentation, pembelajaran transfer, dan peningkatan struktur model untuk lebih meningkatkan kemampuan deteksi. Dalam perkembangan terkini, YOLOv6 dan YOLOv7 muncul dengan fokus pada peningkatan kecepatan dan efisiensi model, dengan YOLOv6 menawarkan peningkatan akurasi melalui penggunaan teknik Neural Architecture Search (NAS) dan arsitektur memiliki lapisan tambahan yang memisahkan fitur dari head akhir secara empiris untuk meningkatkan kinerja (Hussain, 2023). Selanjutnya, YOLOv7 memperkenalkan kemampuan baru dalam mendeteksi objek dengan latar belakang kompleks, serta peningkatan dalam mendeteksi objek kecil dan berdekatan, yang merupakan tantangan dalam versi sebelumnya. Kemudian, YOLOv8 diharapkan memberikan kemajuan lebih jauh dalam hal efisiensi komputasi dan keakuratan deteksi, serta menawarkan model-model yang lebih ringan untuk penggunaan di perangkat mobile. Sedangkan YOLOv9

menawarkan dua inovasi utama: kerangka Programmable Gradient Information (PGI) dan Generalized Efficient Jaringan Agregasi Lapisan (GELAN). Kerangka kerja PGI bertujuan untuk mengatasi masalah kemacetan informasi, melekat dalam jaringan saraf (Al et al., 2024). Dengan setiap iterasi, YOLO telah diadaptasi untuk berbagai domain, termasuk deteksi wajah, pengenalan kendaraan, dan bahkan aplikasi medis, menunjukkan fleksibilitasnya dalam berbagai konteks.

Meskipun YOLO sangat sukses dalam banyak aplikasi, beberapa tantangan tetap ada, termasuk deteksi objek kecil dan pemisahan objek yang saling berdekatan. Penelitian terus dilakukan untuk meningkatkan kemampuan YOLO dalam menghadapi tantangan ini, dengan fokus pada pengembangan model yang lebih canggih dan adaptif. Selain itu, dengan kemajuan dalam komputasi awan dan perangkat keras yang lebih kuat, penggunaan YOLO di lingkungan yang lebih beragam, termasuk perangkat mobile, diharapkan akan terus meningkat. Masa depan YOLO tampak menjanjikan, dengan potensi aplikasi yang semakin luas di berbagai bidang, mulai dari keamanan hingga kesehatan dan industri.

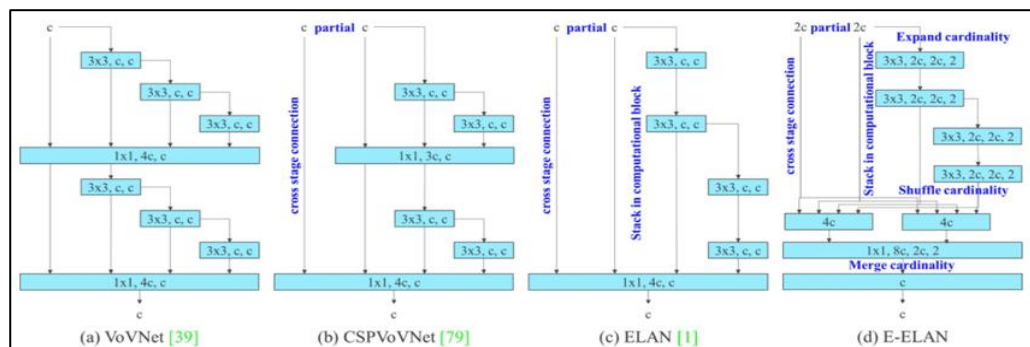
2.7 YOLOv7

YOLO versi 7 merupakan pengembangan algoritma pendeteksian objek real-time yang dirilis oleh Wang et al (2022) dengan meningkatkan kecepatan dan akurasi menggunakan metode trainable bag-of-freebies, seperti parameterisasi ulang model, penetapan label dinamis, dan pembantu loss pada head. *YOLOv7* juga mengusulkan metode penskalaan gabungan baru yang meningkatkan kedalaman dan lebar jaringan secara seimbang, dan metode penskalaan yang meningkatkan jumlah piramida fitur. Struktur utama model algoritma *YOLOv7* relatif mirip dengan seri sebelumnya, *YOLOv5*. Hal ini terutama dipecah menjadi empat komponen berikut: *backbone*, *neck*, dan *head*. Untuk memperkirakan kasus objek yang cocok dengan frame sebelumnya, keseluruhan *YOLOv7* jaringan melakukan tugas-tugas berikut: memasukkan pemrosesan gambar; ekstraksi fitur; fitur peningkatan; dan prediksi (K. Li et al., 2023). Arsitektur umum pada *YOLOv7* dapat dilihat pada Gambar 2.6.



Gambar 2. 6 Arsitektur Umum YOLOv7 (Sumber: Wang et al., 2022)

YOLOv7 memperkenalkan metode optimasi arsitektur yang lebih canggih dan menggabungkan teknik-teknik modern seperti E-ELAN (Efficient Layer Aggregation Networks) yang memungkinkan model untuk menggabungkan informasi dari berbagai tingkatan fitur dengan lebih efisien. Hal ini memberikan YOLOv7 keunggulan dalam menangani tugas-tugas deteksi objek yang lebih kompleks, seperti mendeteksi objek kecil, objek yang saling tumpang tindih, atau objek dengan latar belakang rumit, tanpa mengorbankan kecepatan prediksi. YOLOv7 mampu memberikan keseimbangan optimal antara kecepatan inferensi dan akurasi deteksi, menjadikannya pilihan yang ideal untuk aplikasi-aplikasi yang membutuhkan pengolahan data visual secara cepat, seperti pengawasan video, deteksi kendaraan, hingga robotika. Arsitektur E-ELAN yang dipakai pada YOLOv7 dapat dilihat pada Gambar 2.7.



Gambar 2.7 E-ELAN Pada YOLOv7 (Sumber: Wang et al., 2022)

Sebagai hasil dari inovasi-inovasi ini, YOLOv7 menawarkan performa superior dalam berbagai tugas deteksi objek dibandingkan dengan model-model deteksi objek sebelumnya, seperti YOLOv4, YOLOv5, dan bahkan beberapa model deteksi objek lain seperti EfficientDet dan Faster R-CNN. YOLOv7 tidak hanya unggul dalam hal kecepatan, tetapi juga akurat dalam mendeteksi objek pada berbagai skala dan kondisi pencahayaan. Hal ini menjadikan YOLOv7 pilihan yang sangat baik untuk aplikasi real-time, seperti pengawasan video, mobil otonom, dan sistem pengenalan wajah.

2.8 Confusion Matrix

Confusion matrix adalah suatu metode pengukuran performa untuk mengevaluasi masalah klasifikasi *machine learning* yang memberikan hasil berupa dua kelas atau lebih. *Confusion matrix* biasa disebut juga *error matrix*. *Confusion matrix* memberikan informasi mengenai perbandingan antara model dengan hasil klasifikasi sebenarnya. *Confusion matrix* berbentuk sebuah tabel matriks yang menggambarkan kinerja dari model klasifikasi pada sekumpulan data uji yang nilai sebenarnya sudah diketahui. Adapun gambar yang menjelaskan mengenai 4 kombinasi nilai prediksi dan nilai aktual yang dapat dilihat pada gambar 2.8.

		Actual Values	
		1 (Positive)	0 (Negative)
Predicted Values	1 (Positive)	TP (True Positive)	FP (False Positive) <i>Type I Error</i>
	0 (Negative)	FN (False Negative) <i>Type II Error</i>	TN (True Negative)

Gambar 2. 8 Confusion Matrix (Sumber: Andriansyah & Fridayanthie, 2023)

Berdasarkan gambar 2.8 terdapat 4 istilah dalam hasil proses klasifikasi pada *confusion matrix*, yaitu :

- *True Positive* (TP) adalah data yang bernilai positif dan menghasilkan prediksi positif.

- *False Negative* (FN) adalah data yang bernilai positif, namun menghasilkan prediksi negatif.
- *False Positive* (FP) adalah data yang bernilai negatif, namun menghasilkan prediksi positif.
- *True Negative* (TN) adalah data yang bernilai negatif dan menghasilkan prediksi negatif juga.

Dari keempat istilah tersebut, *confusion matrix* digunakan untuk menghitung berbagai *performance matrix* yang digunakan untuk mengukur kinerja model yang telah dibuat.

Penghitungan *performance matrix* sebagai berikut :

- *Accuracy*

Accuracy menggambarkan keakuratan model untuk dapat mengklasifikasikan dengan benar. *Accuracy* juga merupakan kedekatan antara nilai prediksi dengan nilai aktual.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \dots\dots\dots (2)$$

- *Precision*

Precision menggambarkan tingkat keakuratan antara data yang diminta dengan hasil prediksi yang diberikan oleh model.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \dots\dots\dots (3)$$

- *Recall*

Recall menggambarkan keberhasilan model dalam menemukan kembali sebuah informasi.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \dots\dots\dots (4)$$

- *F1-Score*

F1-Score merupakan metrik hasil evaluasi *machine learning* yang mengukur akurasi model.

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision} \dots\dots\dots (5)$$

2.9 Penelitian Terdahulu

Ada beberapa penelitian terdahulu yang sudah dilakukan untuk untuk mendeteksi karies maupun penyakit lain pada gigi menggunakan pendekatan machine learning. Li et al (2021) menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* pada penelitiannya untuk mendeteksi kerusakan yang terjadi pada gigi atau disebut dengan lesi gigi. Penelitian karena perawatan endodontik yang berlaku saat itu menggunakan fotografi sinar-X yang diambil dari pasien dimana area lesi ditandai secara manual, sehingga memakan waktu. Selain itu, pada beberapa gambar, detail signifikan mungkin tidak dapat dikenali karena perbedaan sudut atau dosis pengambilan gambar. Dengan menggunakan dataset berjumlah kurang lebih 476 citra gigi yang sudah dilabeli, tujuh puluh persen (70%) dari database gambar digunakan untuk melatih dan memvalidasi model, sedangkan 30% sisanya digunakan untuk menguji dan memperkirakan keakuratan model. Akurasi diagnosis praktis dari model *CNN* yang diusulkan adalah 92,5%. Model yang diusulkan berhasil memfasilitasi diagnosis otomatis lesi apikal.

Moutselos *et al* (2019) secara spesifik menggunakan pendekatan *CNN* untuk tujuan segmentasi dalam mengenali gigi karies pada manusia. Penelitiannya bertujuan untuk medeteksi serta mengklasifikasi gigi karies pada permukaan gigi yang terhalang berdasarkan skala 7 kelas ICDAS (International Caries Detection and Assessment Sytem). Dataset yang digunakan pada penelitiannya adalah gambar yang diambil dengan menggunakan kamera intraoral dan berjumlah 88 data. Dataset dilatihkan menggunakan model Mask R-*CNN* dan dilakukan beberapa augmentasi. Penelitiannya menghasilkan akurasi sebesar 88%.

Penelitian juga dilakukan C. C. Chen et al. (2023) untuk melakukan pengenalan otomatis pada kondisi gigi serta kondisi mulut menggunakan algoritma *CNN*. Akurasi deteksi posisi gigi 88,8%, deteksi bentuk gigi 86,3%, deteksi level tulang periodontal

92,61%, dan deteksi kehilangan tulang secara radiografi 97,0%. Model AI lebih unggul dengan nilai akurasi rata-rata dari 76% hingga 78% ketika deteksi dilakukan oleh dokter gigi.

Musri et al (2021) melakukan review penelitian diagnosa awal karies gigi dengan metode *CNN*. Dari hasil review beberapa penelitian yang dilakukan diambil kesimpulan bahwa radiografi dan gambar intraoral dianggap berperan penting berperan dalam mendeteksi karies gigi. Namun demikian, penelitian menunjukkan bahwa 20% area yang mencurigakan didiagnosis secara keliru sebagai karies gigi dengan menggunakan teknik ini. Oleh karena itu, diagnosis hanya melalui radiografi tanpa penilaian objektif tidak akurat. algoritma *deep learning* memiliki lapisan yang lebih luas dan lebih dalam serta terus dikembangkan, sehingga sangat meningkatkan ketepatannya mendeteksi dan mensegmentasi objek.

Thanh et al (2022) melakukan penelitian untuk melihat karies gigi menggunakan algoritma *YOLOv3* dengan citra yang diambil dari smartphone. Kumpulan data pelatihan yang terdiri dari 1902 foto permukaan halus gigi yang diambil dengan iPhone 7 dari 695 orang digunakan. Hasil dari penelitian ini mendapatkan untuk karies kavitasi, *YOLOv3* dan *Faster R-CNN* menunjukkan sensitivitas tertinggi di antara empat model yang diuji, masing-masing sebesar 87,4% dan 71,4%. Tingkat sensitivitas kedua model ini hanya 36,9% dan 26% untuk visual non-cavitated (VNC). Spesifisitas keempat model mencapai di atas 86% untuk karies kavitasi dan di atas 71% untuk VNC.

Penelitian yang dilakukan Tareq et al (2023) menggunakan dataset berjumlah 1703 data yang sudah di augmentasi dari 233 citra gigi karies untuk mendiagnosa secara visual dengan algoritma *YOLOv3* mendapatkan hasil model *YOLO* mencapai presisi rata-rata (mAP) sebesar 0,732, akurasi 0,789, dan perolehan kembali 0,701. Saat ditransfer ke VGG16, model akhir menunjukkan akurasi diagnostik 86,96%, presisi 0,89, dan perolehan 0,88. Ini melampaui semua metode dasar pendeteksian objek lainnya dari foto ponsel pintar yang tidak distandarisasi dengan tangan bebas.

Fauzi Makarim et al (2023) melakukan penelitian deteksi terhadap kondisi citra intraoral dengan menggunakan algoritma *YOLOv5*. *YOLOv5* dipilih untuk dilatihkan pada dataset citra intraoral dengan lima kelas kondisi gigi (normal, karies, tumpatan, sisa akar, dan impaksi). Dataset yang digunakan berjumlah 1.767 data citra intraoral yang diambil dan dilabeli oleh dokter gigi. Dataset dibagi menjadi tiga bagian, 10% digunakan untuk data testing dan 90% digunakan untuk data training dan validation.

Dilakukan komparasi performa berdasarkan nilai metrik evaluasi terhadap tiga jenis model *YOLOv5* (S, M, L). Dari hasil pelatihan, *YOLOv5* M sebagai model terbaik mendapatkan nilai mAP sebesar 84%, dan 82% nilai akurasi testing

Ada pula penelitian yang dilakukan oleh I. D. S. Chen et al (2023) untuk mengenali periodontitis gigi dan karies gigi mendapatkan hasil rata-rata presisi pendeteksian gigi menggunakan *YOLOv7* adalah 97,1%. Untuk mengenali periodontitis, area di bawah kurva (AUC) penerima kurva karakteristik operasi (ROC) adalah 98,67%, dan AUC dari kurva presisi-recall (PR) adalah 98,38%. Untuk pengenalan karies gigi, AUC kurva ROC adalah 98,31%, dan AUC kurva ROC adalah 98,31%, dan AUC kurva ROC adalah 98,31%. Kurva PR adalah 97,55%.

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu

No.	Penulis	Judul	Tahun	Keterangan
1.	Chun-Wei Li , Szu-Yin Lin, He- Sheng Chou, Tsung-Yi Chen, Yu-An Chen, Sheng-Yu Liu, Yu- Lin Liu, Chiung- An Chen, Yen- Cheng Huang, Shih-Lun Chen, Yi-Cheng Mao, Patricia Angela R. Abu, Wei-Yuan Chiang, Wen-Shen Lo	Detection of Dental Apical Lesions Using <i>CNNs</i> on Periapical Radiograph	2021	Menggunakan metode <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> pada penelitiannya untuk mendeteksi kerusakan yang terjadi pada gigi atau disebut dengan lesi gigi. Akurasi diagnosis praktis dari model <i>CNN</i> yang diusulkan adalah 92,5%. Model yang diusulkan berhasil memfasilitasi diagnosis otomatis lesi apikal.

No.	Penulis	Judul	Tahun	Keterangan
2.	Moutselos K, Berdouses E, Oulis C, Maglogiannis I	Recognizing Occlusal Caries in Dental Intraoral Images Using <i>Deep learning</i>	2019	Menggunakan pendekatan <i>CNN</i> untuk tujuan segmentasi dalam mengenali gigi karies pada manusia. Penelitiannya bertujuan untuk medeteksi serta mengklasifikasi gigi karies pada permukaan gigi yang terhalang berdasarkan skala 7 kelas ICDAS (International Caries Detection and Assessment Sytem). Dataset dilatihkan menggunakan model Mask R- <i>CNN</i> dan dilakukan beberapa augmentasi. Penelitiannya menghasilkan akurasi sebesar 88%.
3.	Chin-Chang Chen, Yi-Fan Wu, Lwin Moe Aung, Jerry C.-Y. Lin, Sin Ting Ngo, Jo-Ning Su, Yuan-Min Lin, Wei-Jen Chang	Automatic recognition of teeth and periodontal bone loss measurement in digital radiographs using deep-learning artificial intelligence	2023	Melakukan pengenalan otomatis pada kondisi gigi serta kondisi mulut menggunakan algoritma <i>CNN</i> . Akurasi deteksi posisi gigi 88,8%, deteksi bentuk gigi 86,3%, deteksi level tulang periodontal 92,61%, dan deteksi kehilangan tulang secara radiografi 97,0%.
4.	Nabilla Musri, Brenda Christie, Solachuddin Jauhari Arief Ichwan, Arief Cahyanto	<i>Deep learning Convolutional Neural Network</i> algorithms for the early detection and diagnosis of dental caries on periapical	2021	Hasil review beberapa penelitian yang dilakukan diambil kesimpulan radiografi dan gambar intraoral dianggap berperan penting berperan dalam mendeteksi karies gigi. Namun demikian, penelitian menunjukkan

No.	Penulis	Judul	Tahun	Keterangan
		radiographs: A systematic review		bahwa 20% area didiagnosis secara keliru sebagai karies gigi dengan menggunakan teknik ini. Oleh karena itu, diagnosis hanya melalui radiografi tanpa penilaian objektif tidak akurat.
5.	Mai Thi Giang Thanh, Ngo Van Toan, Vo Truong Nhu Ngoc, Nguyen Thu Tra, Cu Nguyen Giap, Duc Minh Nguyen	<i>Deep learning Application in Dental Caries Detection Using Intraoral Photos Taken by Smartphones</i>	2022	Melakukan penelitian untuk melihat karies gigi menggunakan algoritma <i>YOLOv3</i> dengan citra yang diambil dari smartphone. Hasil dari penelitian ini mendapatkan untuk karies kavitasi, <i>YOLOv3</i> dan <i>Faster R-CNN</i> menunjukkan sensitivitas tertinggi di antara empat model yang diuji, masing-masing sebesar 87,4% dan 71,4%. Tingkat sensitivitas kedua model ini hanya 36,9% dan 26% untuk visual non-cavitated (VNC). Spesifisitas keempat model mencapai di atas 86% untuk karies kavitasi dan di atas 71% untuk VNC.

No.	Penulis	Judul	Tahun	Keterangan
6.	Abu Tareq, Mohammad Imtiaz Faisal, Md. Shahidul Islam, Nafisa Shamim Rafa, Tashin Chowdhury, Saif Ahmed, Taseef Hasan Farook, Nabeel Mohammed, James Dudley	Visual Diagnostics of Dental Caries through <i>Deep learning</i> of Non-Standardised Photographs Using a Hybrid <i>YOLO</i> Ensemble and Transfer Learning Model	2023	Mendiagnosa secara visual karies gigi dengan algoritma <i>YOLOv3</i> mendapatkan hasil model <i>YOLO</i> mencapai presisi rata-rata (mAP) sebesar 0,732, akurasi 0,789, dan perolehan kembali 0,701. Saat ditransfer ke VGG16, model akhir menunjukkan akurasi diagnostik 86,96%, presisi 0,89, dan perolehan 0,88.
7.	Ahmad Fauzi Makarim, Tita Karlita, Riyanto Sigit, Bima Sena Bayu Dewantara, Arya Brahmanta	Deteksi Kondisi Gigi Manusia pada Citra Intraoral Menggunakan <i>YOLOv5</i>	2023	Menggunakan algoritma <i>YOLOv5</i> untuk dilatihkan pada dataset citra intraoral dengan lima kelas kondisi gigi (normal, karies, tumpatan, sisa akar, dan impaksi). <i>YOLOv5</i> M sebagai model terbaik mendapatkan nilai mAP sebesar 84%, dan 82% nilai akurasi testing
8.	Ivane Delos Santos Chen , Chieh-Ming Yang, Mei-Juan Chen, Ming-Chin Chen, Ro-Min Weng, Chia-Hung Yeh	<i>Deep learning</i> -Based Recognition of Periodontitis and Dental Caries in Dental X-ray Images	2023	Mengenali periodontitis gigi dan karies gigi mendapatkan hasil rata-rata presisi pendeteksian gigi menggunakan <i>YOLOv7</i> adalah 97,1%. Untuk mengenali periodontitis, area di bawah kurva (AUC) penerima kurva karakteristik operasi (ROC) adalah 98,67%, dan AUC dari kurva presisi-recall (PR) adalah 98,38%.

2.10 Perbedaan Penelitian

Penelitian ini memiliki perbedaan dengan penelitian sebelumnya, dimana pada penelitian, Thanh et al (2022) menggunakan metode *YOLOv3* untuk melakukan deteksi pada karies menggunakan citra intraoral dari *smartphone*. Sedangkan penelitian ini menggunakan citra intraoral dari radiografi gigi yang terkena karies untuk dijadikan datasetnya. Hal ini tentu saja merupakan perbedaan yang sangat signifikan dilihat dari penggunaan data yang dipakai.

Terdapat juga perbedaan pada jenis penyakit yang akan diidentifikasi, dimana pada penelitian Fauzi Makarim *et al* (2023) melakukan pengklasifikasian terhadap lima kelas kondisi gigi (normal, karies, tumpatan, sisa akar, impaksi) dan penelitian I. D. S. Chen et al (2023) yang melakukan klasifikasi terhadap periodontitis gigi dan karies gigi sedangkan pada penelitian ini hanya dibatasi untuk identifikasi terhadap karies gigi berdasarkan kedalaman lubang, yaitu karies *superficialis*, karies *media* dan karies *profunda*.

Pada penelitian yang dilakukan Tareq et al (2023) dan penelitian yang dilakukan Moutselos (2019) memiliki kesamaan dimana keduanya membuat penelitian untuk mengenali karies yang terkena pada gigi. Penelitian Tareq et al menggunakan metode *YOLOv3* dan pada penelitian Moutselos menggunakan metode *CNN*. Sedangkan untuk penelitian ini menggunakan metode *YOLOv7* dimana metode ini merupakan versi yang lebih baik dibandingkan dengan 2 metode yang sebelumnya dipakai.

Pada penelitian ini memiliki kemiripan pada penggunaan metode, yaitu pada penelitian yang dilakukan Chen et al (2023) dimana pada penelitian tersebut menggunakan metode *YOLOv7* untuk mengenali periodontitis gigi dan juga karies gigi. Perbedaan dengan penelitian ini adalah penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi secara spesifik jenis karies yang terkena pada gigi berdasarkan kedalaman lubangny



BAB 3


ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

3.1 Data yang Digunakan

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data berupa citra intraoral yang dikumpulkan dari hasil foto rontgen yang dilakukan di Fakultas Kedokteran Gigi Universitas Sumatera Utara bidang Radiologi diambil menggunakan aplikasi Cliniview. Berikut adalah contoh data gambar yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 3.1

Tabel 3.1 Karies Gigi

No	Gambar	Jenis Karies
1		Superficialis
2		Media

No	Gambar	Jenis Karies
3		Profunda

Data penyakit karies yang digunakan merupakan data dari 3 jenis karies yang di kelompokkan berdasarkan kedalaman lubangnya yaitu superficialis, media dan profunda. Data ini terbagi menjadi 2 yaitu data training dan data validation yang digunakan pada saat pemrosesan pelatihan. Kemudian data testing yang digunakan adalah data yang juga berasal dari Fakultas Kedokteran Gigi Universitas Sumatera Utara yang diambil juga dari aplikasi Cliniview untuk melihat sistem mampu untuk mendeteksi objek. Tabel 3.2 berikut menampilkan jumlah data yang digunakan pada masing-masing jenis karies

Tabel 3.2 Jumlah Data

Jenis Karies	Superficialis	Media	Profunda
Jumlah	123	122	116

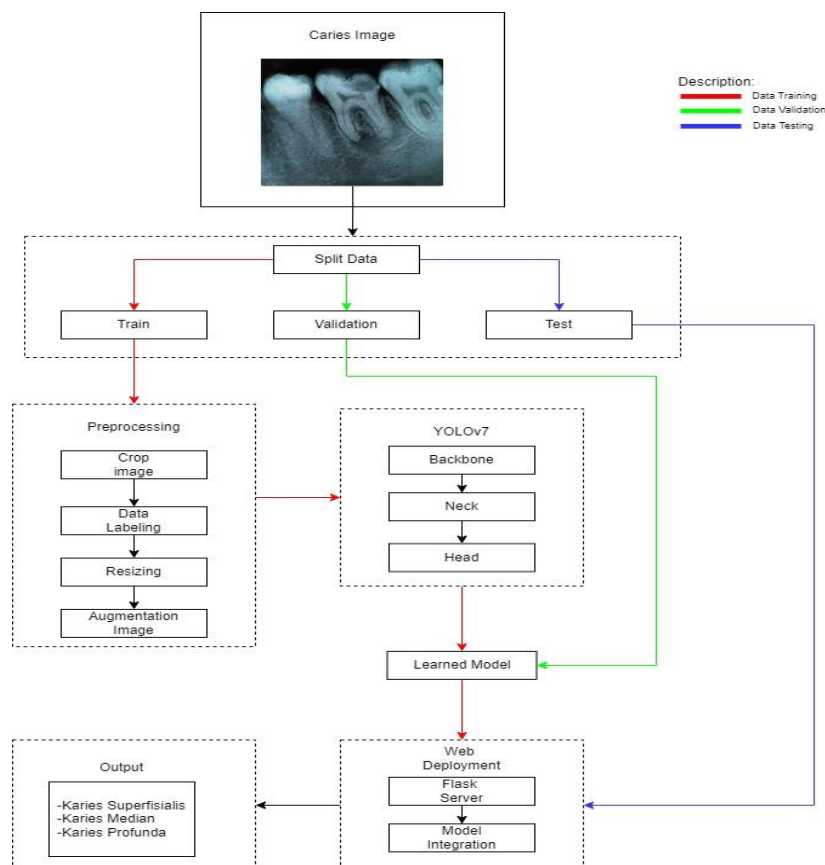
Total dari data citra tersebut akan diaugmentasi yang kemudian didapatkan jumlah 857 citra data yang akan dilatih menjadi data train dan data validation dengan masing-masing data dibagi menjadi data training 80% yang berjumlah 748 citra data dan data validation 20% yang berjumlah 109 citra data. Hal ini dilakukan agar model dapat mengenali ciri-ciri citra selama pelatihan. Untuk data testing digunakan sebanyak 50 data citra untuk setiap jenis karies sehingga memiliki jumlah 150 data citra.

3.2 Analisis Sistem

Penelitian dimulai dengan pengumpulan data yang didapat dari Fakultas Kedokteran Gigi Universitas Sumatera Utara dan kemudian dibagi menjadi 3 jenis karies berdasarkan kedalaman dari lubangnya.

Data kemudian memasuki proses *pre-processing*, yang pertama dilakukan adalah melabeli data atau proses labelling yaitu pemberian anotasi berupa bounding box agar citra dapat lebih mudah dikenali. Selanjutnya data yang sudah diberi label melalui tahapan augmentasi yaitu proses untuk menambah kuantitas pada data sehingga mengoptimalkan proses training pada model.

Tahap terakhir yang dilakukan adalah pengaplikasian model pada aplikasi memanfaatkan algoritma You Only Look Once (YOLO) versi 7. Selanjutnya untuk menyelesaikan proses pada tahapan ini, maka akan menghasilkan output untuk mengidentifikasi tiga jenis karies berdasarkan kedalaman lubang dari citra gigi yang terkena karies yaitu Superficialis, Media, dan Profunda. Gambar berikut merupakan arsitektur pada penelitian ini.



Gambar 3. 1 Arsitekur Umum

3.2.1. Image Acquisition

Tahap pertama adalah mengumpulkan data input untuk digunakan. Pada penelitian ini menggunakan citra intraoral radiografik yang diambil dari Fakultas Kedokteran Gigi Universitas Sumatera Utara bagian radiologi. Data gambar yang digunakan adalah gambar gigi yang terkena karies yang berdasarkan kedalaman lubangnya terdiri dari tiga jenis yaitu Superficialis, Media, Profunda. Data yang telah didapatkan berikutnya dibagi menjadi data *training*, data *validasi*, dan data *testing*. Contoh dari data karies dapat dilihat pada Gambar 3.2



Gambar 3.2 Data Karies

3.2.2. Image Pre-processing

Pada tahap ini, data citra akan mengalami beberapa proses untuk selanjutnya akan digunakan pada tahap berikutnya sehingga mendapatkan hasil yang lebih baik. Tahapan *preprocessing* yang dilakukan yaitu *crop image*, *data labelling*, *resizing* dan *image augmentation*.

1. *Crop Image*

Crop Image adalah proses memangkas citra dengan hanya menyisakan bagian yang dibutuhkan pada gambar. Proses *crop image* ini dilakukan secara manual satu per satu pada setiap citra karies yang ada. Hal ini dilakukan untuk pengoptimalan saat dilakukannya pelatihan model. Hasil dari *crop image* dapat dilihat pada Gambar 3.3 dan 3.4



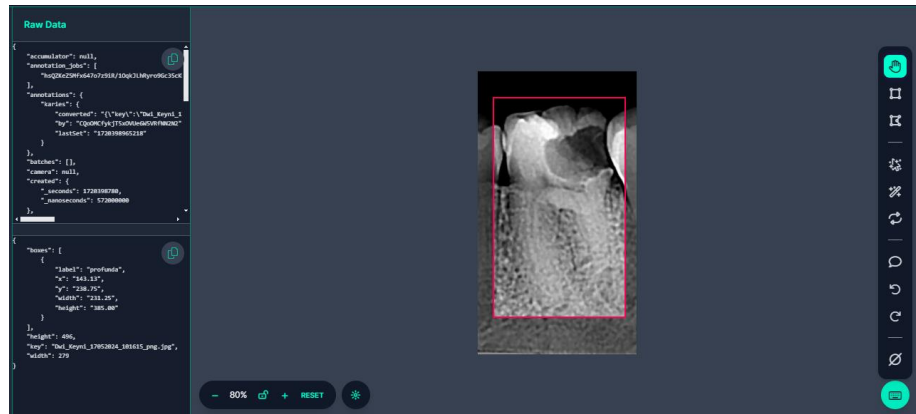
Gambar 3.3 Citra Sebelum Crop



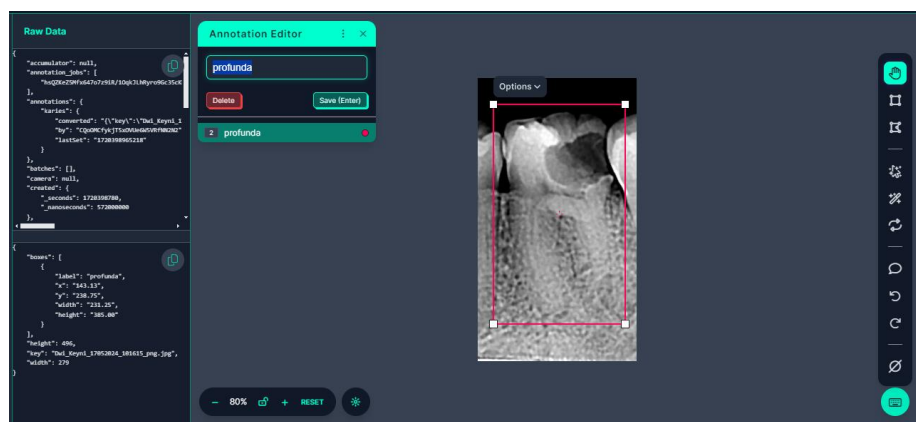
Gambar 3.4 Citra Setelah Crop

2. Data Labelling

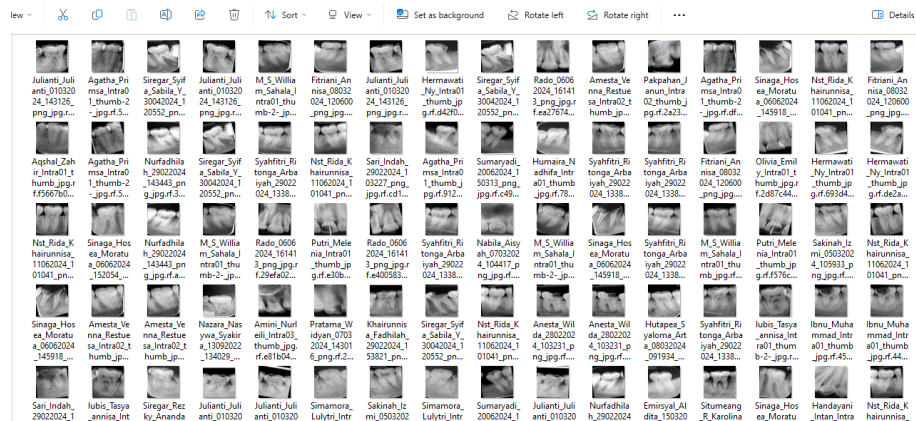
Data Labeling adalah proses mengidentifikasi data dengan memberikan label atau nama pada citra yang memiliki tujuan untuk membedakan jenis atau *class* dari masing-masing citra agar dapat dipelajari oleh model machine learning. Pelabelan ini akan divalidasi oleh ahli. Pada proses ini memanfaatkan tools dari website *roboflow*. Pemberian label dibagi menjadi tiga kelas yakni Superficialis, Media, dan Profunda. Pada pembagian kelas tersebut diberikan *bounding box* secara manual untuk mengenali objek yang dideteksi. Hasil dari proses labelling ini akan disimpan kedalam sebuah folder dimana terdapat folder train yang berisi file.txt yang berisi informasi anotasi yang akan digunakan untuk model pelatihan. Proses pembuatan *bounding box* dapat dilihat pada Gambar 3.5, sedangkan proses pelabelan dapat dilihat pada Gambar 3.6. Hasil dari proses berupa gambar dapat dilihat pada Gambar 3.7 dan format .txt dapat dilihat pada Gambar 3.8.



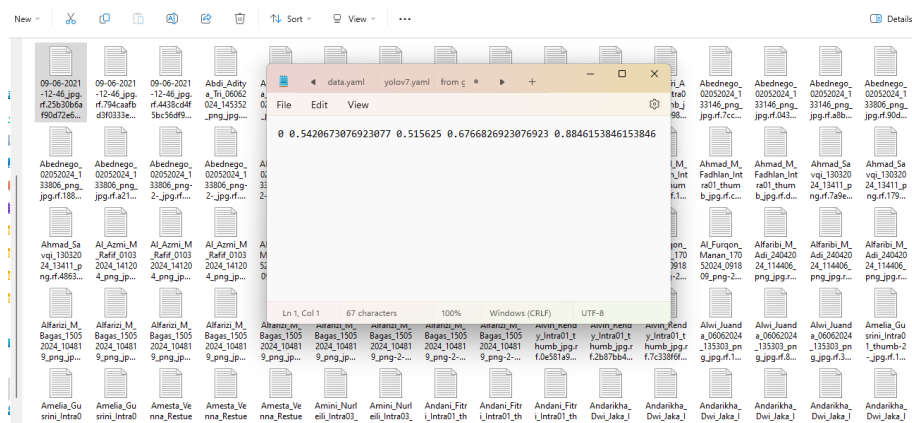
Gambar 3. 5 Pembuatan Bounding Box Pada Citra



Gambar 3. 6 Pemberian Kelas Pada Citra



Gambar 3. 7 Hasil Labeling Citra



Gambar 3. 8 Hasil Labelling Citra dalam bentuk .txt

3. Resizing

Resizing adalah proses mengubah ukuran atau skala citra menjadi dimensi yang sesuai dengan kebutuhan. Tahap ini memiliki tujuan untuk meningkatkan efisiensi pada proses ekstraksi fitur citra dan proses pembelajaran pada model. Pada penelitian ini, digunakan ukuran 416 x 416 piksel. Proses *resizing* menggunakan web *roboflow*. Berikut adalah pseudocode untuk *resizing* dan proses *resizing* gambar dapat dilihat pada Gambar 3.9:

```

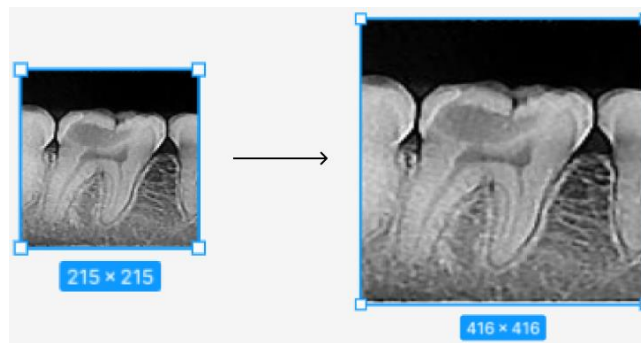
DEFINE Dataset (images with annotations)
DEFINE Resized Dataset

FUNCTION resize_image():

FOR each image in Dataset:

    READ image file
    RESIZE image to 416x416 dimensions using Roboflow's
    online tool
    SAVE resized image to Resized Dataset folder

END FOR
  
```



Gambar 3.9 Resizing Gambar

4. Image Augmentation

Image Augmentation adalah proses pada citra komputer untuk meningkatkan variasi dari data pelatihan dengan modifikasi kecil terhadap data citra yang ada. Tujuannya adalah untuk membuat model machine learning lebih umum terhadap variasi dari data *input*. Pada penelitian ini setelah dilakukan *resize image* pada dataset, digunakan beberapa augmentasi untuk mengubah gambar sehingga menambahkan kuantitas gambar untuk pelatihan model. Salah satu augmentasi yang diterapkan pada penelitian ini adalah *flip horizontal*. Berikut adalah pseudocode untuk augmentasi *flip horizontal* dan proses *flip horizontal* gambar dapat dilihat pada Gambar 3.10.

```

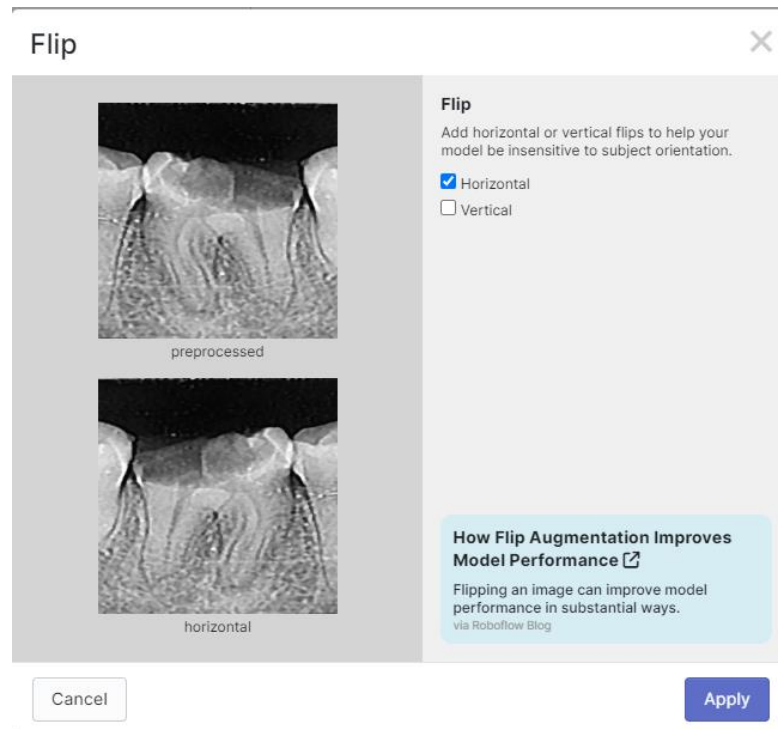
DEFINE Resized Dataset
DEFINE Dataset

FUNCTION flip_horizontal:

FOR each image in Resized Dataset:

    READ image file
    FLIP image to HORIZONTAL using Roboflow's online tool
    SAVE flipped image to Dataset folder

END FOR
  
```



Gambar 3.10 Hasil Flip Horizontal Gambar

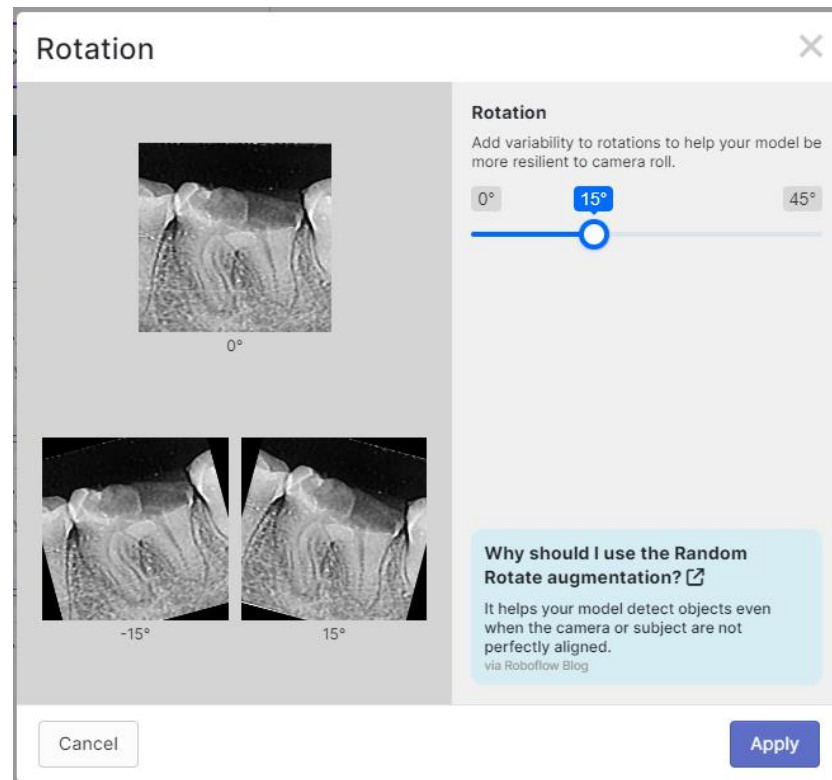
Pada penelitian ini juga digunakan augmentasi untuk rotasi gambar. Berikut adalah pseudocodenya dan proses rotasi gambar dapat dilihat pada Gambar 3.11:

```

DEFINE Resized Dataset
DEFINE Dataset
DEFINE angle as 15

FUNCTION rotate_image:

FOR each image in Resized Dataset:
    READ image file
    ROTATE image by angle using Roboflow's online tool
    SAVE rotated image to Dataset folder
END FOR
  
```



Gambar 3.11 Hasil Rotasi Gambar

3.2.3. Pre-Processing YOLOv7

Tahap ini merupakan tahap pembelajaran model agar dapat mengenali jenis karies berdasarkan kedalaman lubang. Penelitian ini menggunakan *YOLO* versi 7 untuk memprediksi jenis karies. Berikut adalah gambaran umum cara kerja YOLOv7 untuk pendeteksian objek:

a. *Backbone*

Jaringan backbone yang digunakan dalam *YOLOv7* bernama *Extended Efficient Layer Aggregation Network (E-ELAN)*. Jaringan ini bertugas melakukan feature extraction pada data yang digunakan. Konfigurasi ini menghasilkan struktur sisa yang lebih padat yang dihasilkan dari banyak tumpukan, suatu perbedaan yang memberikan kesederhanaan pada pengoptimalan dan memungkinkan peningkatan akurasi melalui peningkatan kedalaman jaringan. (K. Li et al., 2023).

b. *Neck*

Neck melakukan tugas penting untuk melakukan penggabungan fitur pada lapisan fitur sukses yang dihasilkan sebelumnya (K. Li et al., 2023). *YOLOv7* menggantikan modul *SPP (Spatial Pyramid Pooling)* di bagian neck dengan modul *SPPCSPC* yang juga merupakan varian dari modul Spasial Pyramid Pooling. Keunggulannya antara lain

mengurangi distorsi gambar yang disebabkan oleh pemrosesan gambar dan mengatasi masalah ekstraksi redundansi fitur selama konvolusi (W. Wang et al., 2023).

c. *Head*

Tahap ini akan menghasilkan *bounding box* pada objek yang dideteksi beserta class dan perhitungan confidence score. Setiap lapisan fitur dilengkapi dengan parameternya masing-masing. Proses selanjutnya melibatkan pemetaan peta fitur ke kumpulan titik fitur, diikuti dengan penggabungannya dengan *bounding box* (K. Li et al., 2023).

d. Deteksi Objek

Tahap akhir pada serangkaian proses sebelumnya yang akan menghasilkan keluaran berupa identifikasi dari karies berdasarkan kedalaman lubang, yaitu *superficialis*, *media*, atau *profunda* dengan memberikan kotak pembatas pada gambar.

e. *Non-Maximum Supression*

Non-Maximum Supression (NMS) merupakan tahap terakhir dari proses pendeteksian citra. Tahapan ini akan menghapus *bounding box* yang mengalami redundan dan menampilkan hanya satu *bounding box* terbaik yang memiliki nilai confidence score tertinggi. Berikut adalah contoh dapat dilihat pada gambar 3.12 dan 3.13



Gambar 3. 12 Sebelum Menggunakan NMS



Gambar 3.13 Sesudah NMS

3.2.4 Learned Model

Hasil dari proses pelatihan yang telah dilakukan tadi yang digunakan untuk memprediksi karies berdasarkan kedalaman lubangnya dinamakan dengan learned model. Selama pelatihan, model akan menyesuaikan parameter untuk memahami pola-pola dalam data pelatihan. Pada proses ini juga dilakukan penyesuaian bobot

dan bias pada setiap convolutional layer hingga menghasilkan prediksi yang akurat. Hasil dari pelatihan tersebut akan menjadi model yang berbentuk file dengan format .pt menggunakan library PyTorch. Dalam pelatihan YOLOv7, akan terbentuk beberapa model termasuk model terakhir (last) dan model terbaik (best). Model yang akan digunakan untuk evaluasi program adalah model terbaik (best). Kinerja model dilihat berdasarkan seberapa baik model memprediksi sesuai dengan anotasi sebenarnya dengan data uji. Berikut merupakan proses pelatihan untuk model YOLOv7:

1. Clone Repository dan Install Requirement YOLOv7

Tahap pertama adalah mengklon repository YOLOv7 pada github milik WongKinYiu untuk dimasukkan ke dalam proyek. Selanjutnya adalah menginstall semua requirement yang dibutuhkan termasuk library dan package yang dibutuhkan. Sebelum dapat memulai proses deteksi, diperlukan PyTorch dan cuda sudah terinstall pada proyek. Proses dapat dilihat pada gambar 3.14



```
# Download YOLOv7 repository and install requirements
!git clone https://github.com/WongKinYiu/yolov7
%cd yolov7
!pip install -r requirements.txt

Cloning into 'yolov7'...
```

Gambar 3.14 Clone Repository dan Install Requirement

2. Menambahkan dataset

Selanjutnya adalah menambahkan dataset pada proyek YOLOv7 untuk digunakan dalam proses pelatihan model. Pada folder dataset yang ditambahkan terdapat 3 sub folder untuk *train*, *validation* dan *testing*. Pada folder dataset ini juga terdapat file data.yaml yang berisikan nama kelas serta jumlah kelas yang tersedia untuk digunakan. Tahap ini dapat dilihat pada gambar 3.15



```
# REPLACE with your custom code snippet generated above
!pip install roboflow

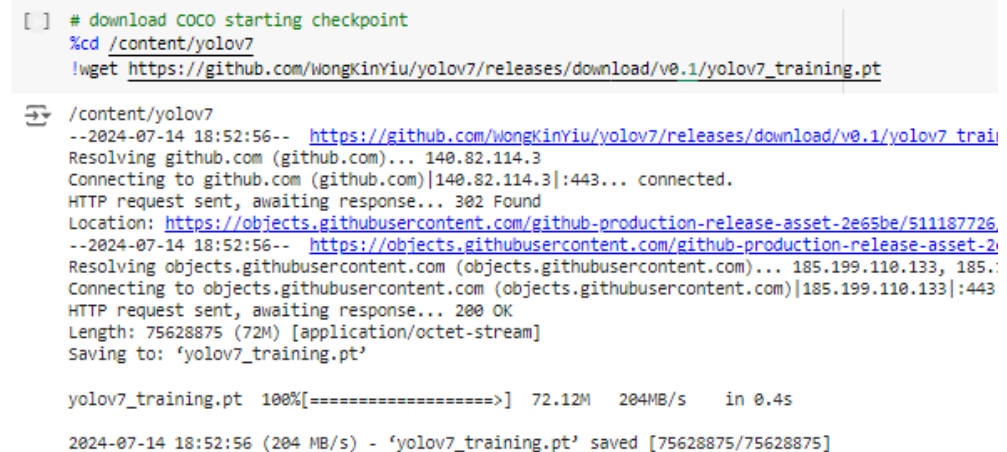
from roboflow import Roboflow
rf = Roboflow(api_key="jCURIrkScpjdtzS2SVpE")
project = rf.workspace("universitas-sumatera-utara-jokkk4").project("gigi-sox5k")
version = project.version(1)
dataset = version.download("yolov7")

Collecting roboflow
  Downloading roboflow-1.1.34-py3-none-any.whl (76 kB)
    76.2/76.2 kB 2.3 MB/s eta 0:00:00
Requirement already satisfied: certifi in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from roboflow) (2024.7.4)
Collecting chardet==4.0.0 (from roboflow)
  Downloading chardet-4.0.0-py2.py3-none-any.whl (178 kB)
    178.7/178.7 kB 8.4 MB/s eta 0:00:00
```

Gambar 3.15 Menambah Dataset Untuk Pelatihan

3. Mendownload model

Tahap ini akan mengunduh model pelatihan untuk YOLOv7 agar hasil dari pelatihan dapat digunakan pada web yang akan dibuat. Proses mengunduh model untuk pelatihan dapat dilihat pada Gambar 3.16.



```
[ ] # download COCO starting checkpoint
%cd /content/yolov7
!wget https://github.com/WongKinYiu/yolov7/releases/download/v0.1/yolov7_training.pt

/content/yolov7
--2024-07-14 18:52:56-- https://github.com/WongKinYiu/yolov7/releases/download/v0.1/yolov7_traini
Resolving github.com (github.com)... 140.82.114.3
Connecting to github.com (github.com)|140.82.114.3|:443... connected.
HTTP request sent, awaiting response... 302 Found
Location: https://objects.githubusercontent.com/github-production-release-asset-2e65be/511187726
--2024-07-14 18:52:56-- https://objects.githubusercontent.com/github-production-release-asset-2e65be/511187726
Resolving objects.githubusercontent.com (objects.githubusercontent.com)... 185.199.110.133, 185.199.110.133, 185.199.110.133, 185.199.110.133
Connecting to objects.githubusercontent.com (objects.githubusercontent.com)|185.199.110.133|:443
HTTP request sent, awaiting response... 200 OK
Length: 75628875 (72M) [application/octet-stream]
Saving to: 'yolov7_training.pt'

yolov7_training.pt 100%[=====>] 72.12M  204MB/s  in 0.4s

2024-07-14 18:52:56 (204 MB/s) - 'yolov7_training.pt' saved [75628875/75628875]
```

Gambar 3.16 Download Training Model YOLOv7

4. Training Process

Tahap ini akan memulai proses pelatihan untuk model YOLOv7. Dari total 857 data karies gigi, 80% atau 748 data karies digunakan untuk data latih dan 20% atau 109 data karies digunakan untuk data validasi dalam proses pelatihan model. Setelah itu ditentukan pula nilai *batch size*, *epoch*, dan *size* yang akan digunakan sehingga dapat menghasilkan *learned model* yang terbaik.

5. Testing Model

Setelah melakukan proses training diatas, maka selanjutnya model yang telah belajar (learned model) akan diuji untuk mengetahui apakah sistem atau model yang sudah dilatih sebelumnya sudah dapat mendeteksi spesies nyamuk serta akan dilakukan perhitungan akurasi yang akan didapatkan dari hasil pengujian dengan menggunakan metode YOLOv7 ini sehingga dapat dilihat hasil kinerja dari model yang dihasilkan.

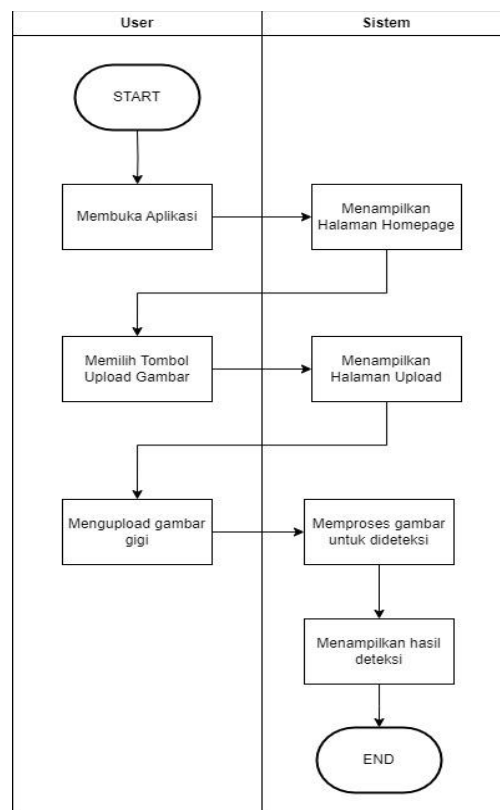
3.3 Perancangan Sistem

Pada tahap ini dilakukan perancangan sistem antarmuka (interface) pada aplikasi yang dibuat untuk pengguna. Perancangan dilakukan dengan tujuan agar pengguna memiliki gambaran bagaimana sistem berjalan dan sistem yang direncanakan untuk dibangun.

Halaman yang direncanakan akan terdiri dari halaman homepage, halaman upload, dan halaman hasil.

3.3.1 Activity Diagram

Activity diagram atau diagram aktivitas adalah diagram yang digunakan untuk memodelkan alur kerja atau aktivitas dalam sistem. Diagram ini menunjukkan langkah-langkah atau tindakan yang terjadi dalam suatu proses, serta bagaimana langkah-langkah tersebut saling berhubungan. Dengan diagram yang menunjukkan alur kerja dan langkah-langkah yang terjadi pada aplikasi ini sehingga dapat memudahkan pengguna untuk menggunakan aplikasi. Berikut merupakan diagram aktivitas yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 3.17

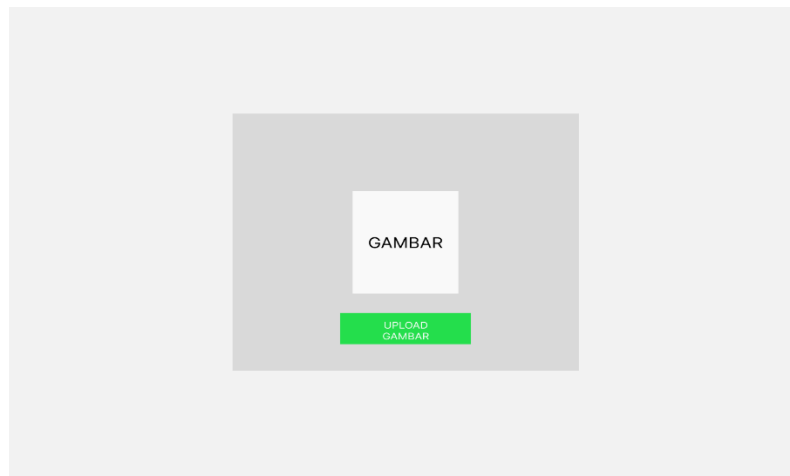


Gambar 3. 17 Diagram Aktivitas

3.3.2 Rancangan Tampilan Homepage

Tampilan homepage merupakan halaman pertama saat pertama kali memulai aplikasi. Pada tampilan ini terdapat logo aplikasi, judul aplikasi dan tombol yang berfungsi untuk

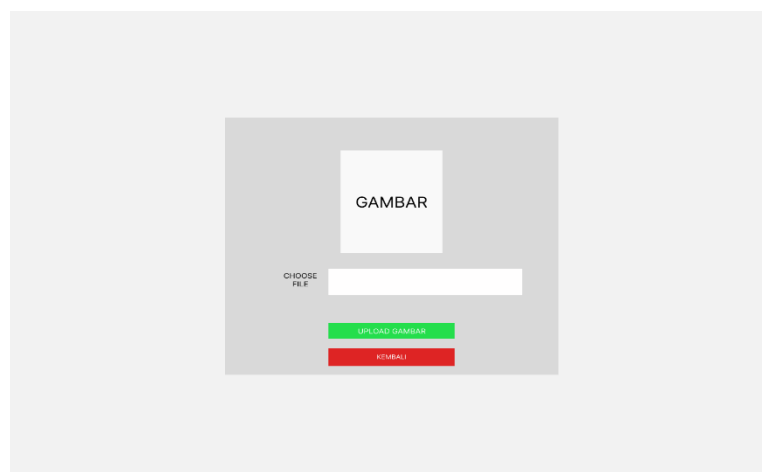
mengarahkan pengguna ke halaman upload gambar yang digunakan untuk klasifikasi. Rancangan tampilan untuk halaman homepage dapat dilihat pada gambar 3.18



Gambar 3. 18 Rancangan Homepage

3.3.3 Rancangan Tampilan Halaman Upload

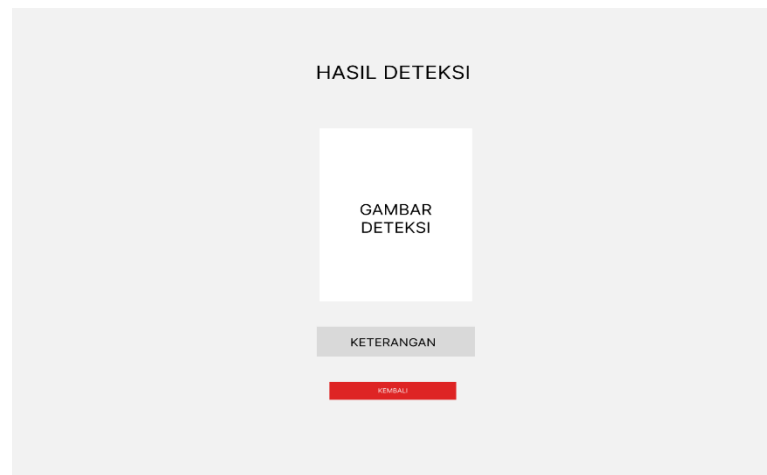
Pada tampilan halaman ini terdapat kolom yang digunakan pengguna untuk mengupload gambar yang akan diklasifikasi oleh aplikasi. Halaman ini juga memiliki tombol untuk memulai deteksi karies yang dialami pada gambar yang telah dimasukkan. Pada halaman ini pula memiliki tombol back untuk kembali ke homepage. Rancangan tampilan untuk halaman homepage dapat dilihat pada Gambar 3.19



Gambar 3. 19 Rancangan Tampilan Upload

3.3.4 Rancangan Tampilan Halaman Hasil

Tampilan halaman ini akan menunjukkan hasil dari deteksi gambar yang sudah diupload sebelumnya. Pengguna dapat melihat jenis karies yang diderita dari gambar tersebut dan juga penjelasan dari karies tersebut. Hasil dari deteksi tersebut berupa gambar yang memiliki bounding box serta nama karies yang diderita. Pada halaman ini juga memiliki tombol untuk kembali ke halaman upload. Rancangan tampilan untuk halaman homepage dapat dilihat pada Gambar 3.20



Gambar 3. 20 Rancangan Tampilan Hasil

BAB 4

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

4.1 Implementasi Sistem

Bagian ini akan menjelaskan penerapan algoritma You Only Look Once versi 7 (YOLOv7) untuk mendeteksi jenis karies yang terkena pada gigi berdasarkan kedalaman lubangnya dengan sistem berbasis web. Oleh karena itu, diperlukan perangkat keras dan lunak pendukung sebagai berikut:

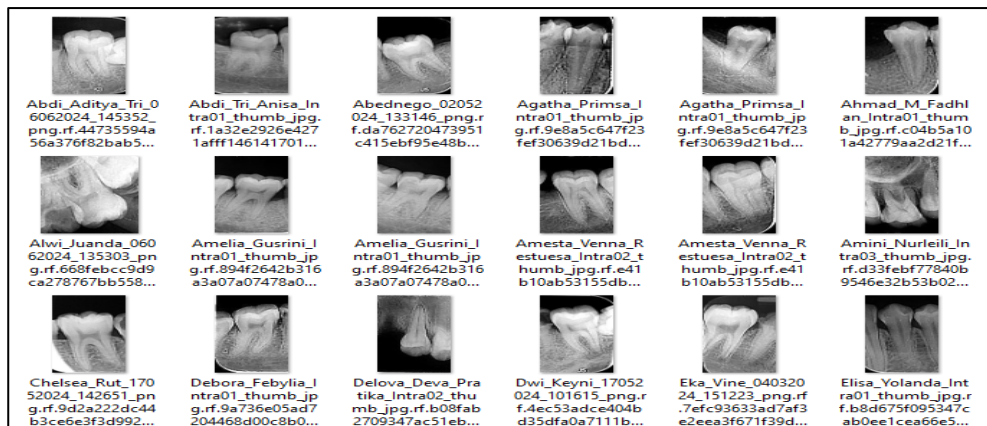
4.1.1 Perangkat Keras dan Perangkat Lunak

Perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan dalam pembuatan sistem deteksi karies gigi berdasarkan kedalaman lubangnya adalah sebagai berikut:

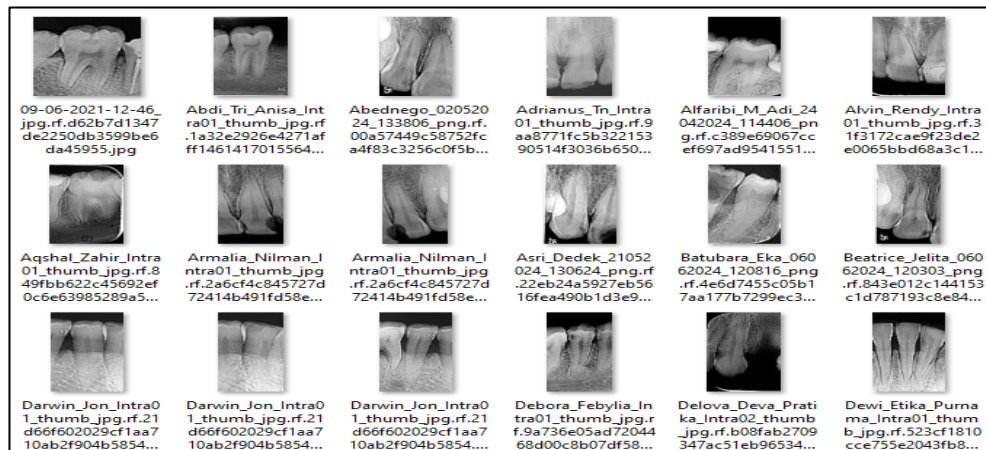
1. Laptop ASUS Vivobook K413FQ
2. Processor Intel® Core™ i7-10510U @1.80 GHz
3. Memori RAM 8 GB DDR4
4. OS Windows 11 Home 64-bit
5. Code editor Visual Studio Code
6. Google Colab GPU NVIDIA CUDA version: 11.8
7. Python 3.10.12

4.1.2 Implementasi Data

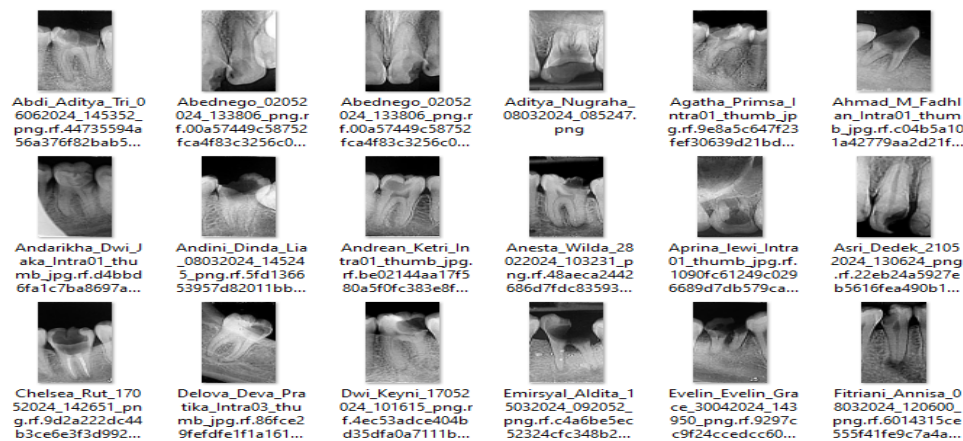
Penelitian ini menggunakan gambar gigi yang terkena karies superficialis, karies media dan karies profunda yang diambil dari Fakultas Kedokteran Gigi Universitas Sumatera Utara bagian radiologi yang berjumlah 361 data yang selanjutnya diaugmentasi menjadi 857 data. Berikut adalah contoh gambar yang digunakan pada Gambar 4.1, 4.2 dan 4.3



Gambar 4. 1 Citra Karies Superficialis



Gambar 4. 2 Citra Karies Media



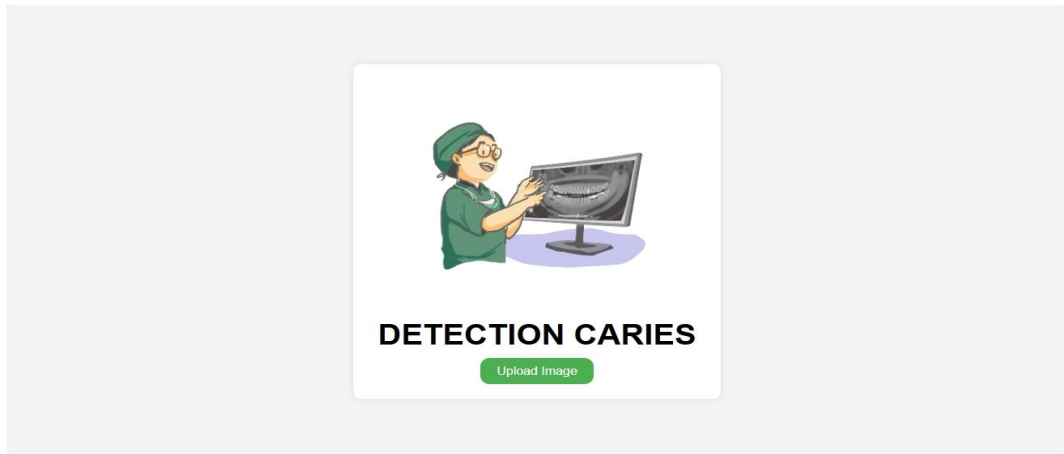
Gambar 4. 3 Citra Karies Profunda

4.1.3 Implementasi Perancangan Antarmuka

Perancangan antarmuka yang sudah dilakukan pada bab sebelumnya dibuat pada proses ini. Tampilan antarmuka sebagai berikut:

1. Tampilan Homepage

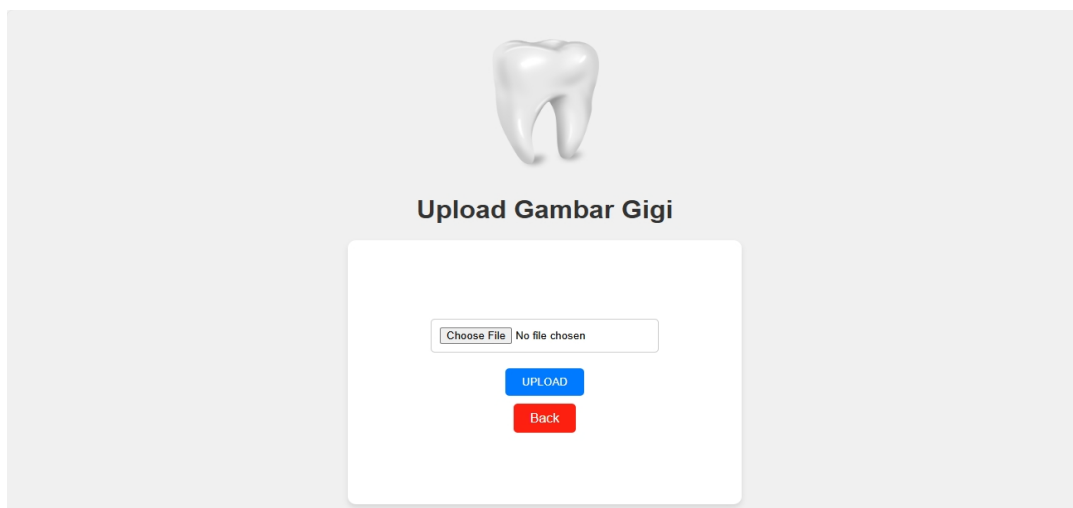
Pada tampilan Homepage terdapat nama dari aplikasi yang dibuat dan tombol untuk mengarahkan pengguna ke halaman upload gambar untuk dideteksi. Tampilan Homepage dapat dilihat pada Gambar 4.4



Gambar 4. 4 Tampilan Homepage

2. Tampilan Halaman Upload Gambar

Pada halaman ini terdapat tempat untuk mengupload gambar gigi yang akan dideteksi. Setelah diupload, terdapat juga tombol UPLOAD untuk memulai proses deteksi gambar gigi yang sudah diupload. Ada juga tombol Kembali untuk kembali ke halaman homepage sebelumnya. Tampilan Homepage dapat dilihat pada Gambar 4.5

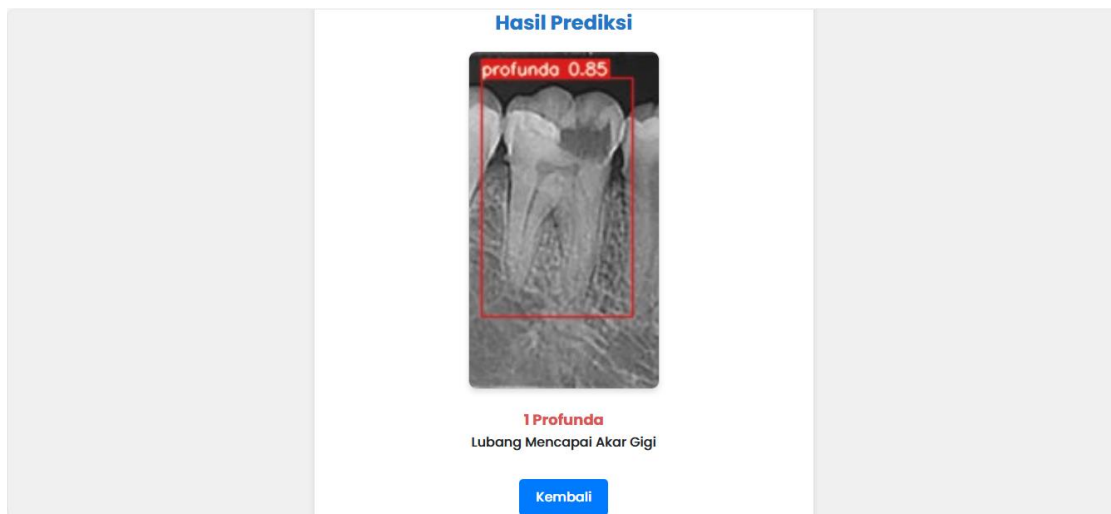


Gambar 4. 5 Tampilan Halaman Upload Gambar

3. Tampilan Halaman Hasil

Pada halaman hasil terdapat gambar yang sudah memiliki bounding box serta keterangan dari karies yang terkena pada gigi. Terdapat juga

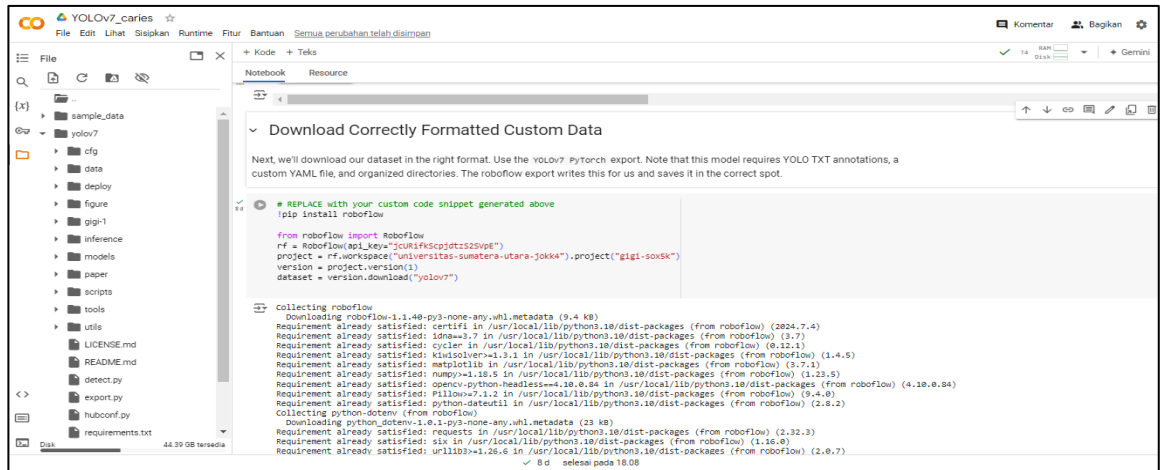
tombol Kembali untuk kembali ke halaman upload gambar. Tampilan Homepage dapat dilihat pada Gambar 4.6



Gambar 4. 6 Tampilan Halaman Hasil

4.2 Pelatihan dan Pengujian Sistem

Data citra yang sudah di processing, selanjutnya akan dimasukkan ke dalam model untuk dipelajari ciri khas dari setiap objek dengan metode YOLOv7. Pada proses ini dilakukan dengan menggunakan platform online Google Colab yang dapat dilihat pada Gambar 4.7. Google Colab juga menyediakan framework pytorch dan runtime GPU NVIDIA yang sudah didukung dengan CUDA secara gratis dengan ketentuan runtime 12 jam per harinya. Model yang akan dihasilkan akan berekstensi .py. Proses ini menggunakan repository YOLOv7 yang disediakan di Github dan dapat di clone melalui Github WongKiyu. Ukuran gambar yang digunakan adalah 416 x 416 piksel. Tampilan Google Colab dapat dilihat pada Gambar 4.7.



Gambar 4. 7 Google Colab

Dalam proses *training* ini, dilakukan beberapa percobaan menggunakan kombinasi iliai epoch dan batch size untuk mendapatkan akurasi terbaik. Adapun percobaan yang dilakukan dapat dilihat pada Tabel 4.1 . Model terbaik yang didapatkan dengan kombinasi batch size 32 dengan epoch 100 dengan nilai precision **0.738** dimana artinya model yang dilatih dapat mendeteksi cukup baik dikarenakan presisi dapat mengukur seberapa banyak dari prediksi positif yang benar benar relevan. Adapun recall sebesar **0.813** yang menunjukkan jumlah bahwa model dapat mengingat dan juga mengidentifikasi semua hasil positif yang sebenarnya dan mAP-50 sebesar **0.832**, yaitu menunjukkan jumlah dimana model dapat mengenali objek dengan ketepatan yang sudah ditentukan dengan threshold. Proses training dengan kombinasi ini memakan waktu sebanyak 1 jam 5 menit. Percobaan training yang dilakukan dapat dilihat pada Tabel 4.1

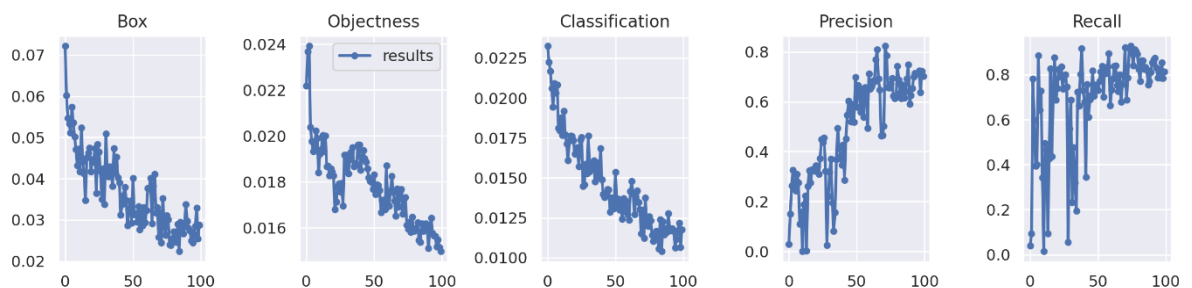
Tabel 4. 1 Percobaan Training

Epoch	Batch	mAP-50	Precision	Recall	Box_loss
50	8	0.792	0.675	0.824	0.02334
100	8	0.749	0.677	0.723	0.02282
150	8	0.787	0.741	0.77	0.02752
50	16	0.696	0.568	0.766	0.03266
100	16	0.765	0.75	0.698	0.02743

Epoch	Batch	mAP-50	Precision	Recall	Box_loss
150	16	0.769	0.626	0.894	0.03012
50	32	0.613	0.539	0.65	0.03468
100	32	0.832	0.738	0.813	0.02875
150	32	0.823	0.703	0.813	0.02207
50	64	0.596	0.508	0.86	0.04694
100	64	0.705	0.617	0.637	0.0528
150	64	0.752	0.628	0.878	0.4181

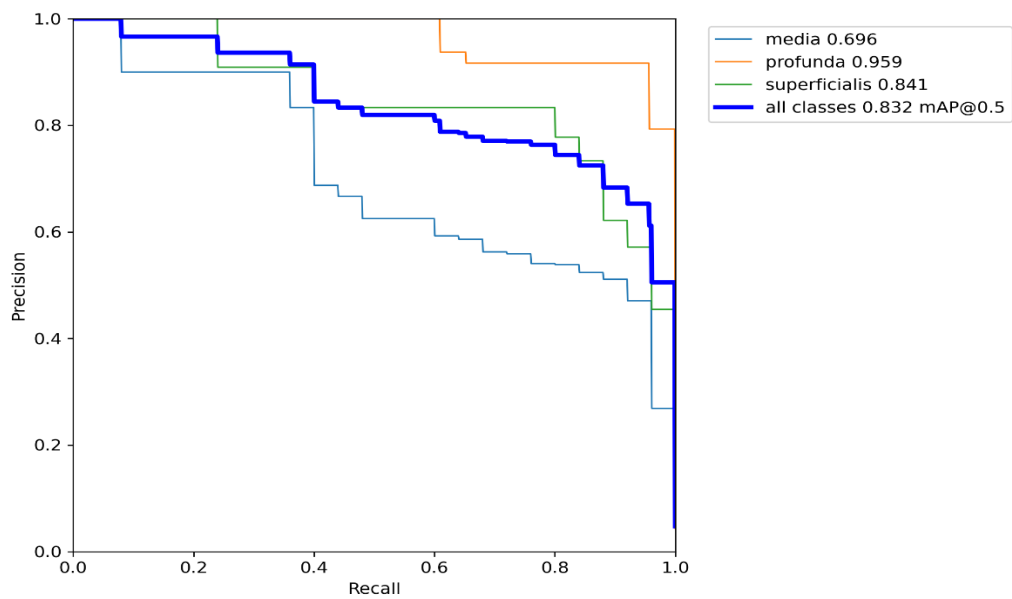
Percobaan training berhenti pada percobaan dengan kombinasi epoch 150 dengan batch size 64 dikarenakan tidak adanya perubahan signifikan yang terjadi pada kelanjutan hasil training. Dari tabel 4.1 menunjukkan hasil bahwa kombinasi epoch 100 dengan batch size 32 menghasilkan model dengan performa terbaik.

Berdasarkan hasil latih tersebut, performa model juga dapat dilihat dari grafik yang ditunjukkan pada Gambar 4.8, yaitu grafik box_loss, obj_loss, class_loss, precision dan recall. Untuk grafik box_loss, obj_loss, dan class_loss semakin menurun, maka performa model semakin baik sedangkan precision dan recall semakin tinggi maka semakin bagus model dalam memprediksi.



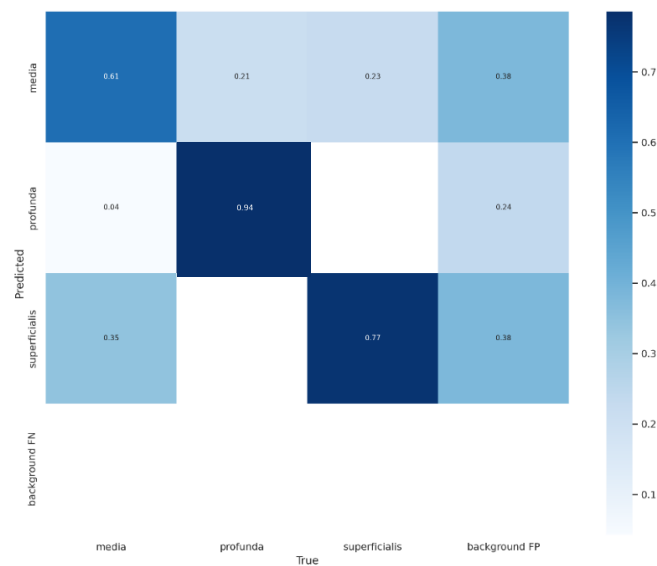
Gambar 4. 8 Grafik box_loss, obj_loss, class_loss, precision dan recall

Pada Gambar 4.9 merupakan hasil grafik hubungan antara precision dan recall pada threshold yaitu nilai recall pada x-axis dan precision pada y-axis. Nilai akurasi 0.832 adalah nilai akurasi model terbaik yang didapatkan setelah dilakukan beberapa kali epoch saat training. Hasil model akan tersimpan dengan dua output yaitu best.pt dan last.pt setelah training selesai dilakukan.



Gambar 4. 9 Grafik hubungan antara Precision dan Recall

Pada Gambar 4.10 merupakan confusion matrix yang dihasilkan dari proses training dengan kombinasi epoch 100 dan batch size 32 dengan ukuran gambar 416 x 416 pixel. Dapat dilihat bahwa confusion matrix menggambarkan performa model dalam mengklasifikasikan tiga jenis karies, yaitu superficialis, media, dan profunda. Dalam matriks ini, baris menunjukkan label prediksi dan kolom menunjukkan label aktual atau sebenarnya dari data. Setiap kotak terdapat angka dan juga warna, dimana semakin tinggi angka dan semakin gelap warna yang terdapat dalam kotak menunjukkan hasil yang tinggi.









Gambar 4. 10 Confusion matrix epoch 100 batch 32





4.3 Hasil Uji





Pada tahap ini, pengujian sistem dilakukan dengan menggunakan model terbaik untuk mengetahui kemampuan model dalam melakukan deteksi jenis karies berdasarkan kedalaman lubangnya. Data uji yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan 150 citra data uji yang dimana pembagian data uji untuk setiap kelas adalah 50 citra data uji untuk tiap masing masing kelas. Kelas tersebut adalah jenis – jenis karies dimana meliputi kelas Superficialis, Media, Profunda. Untuk hasil uji yang dilakukan dapat dilihat pada Tabel 4.2.




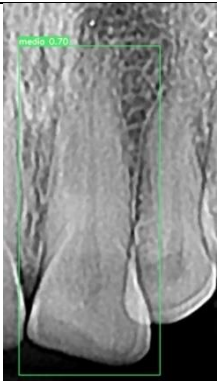
Tabel 4. 2 Hasil Uji





No	Citra	Aktual	Sistem	Hasil
1		<i>Superficialis</i>	<i>Superficialis</i>	Benar
2		<i>Superficialis</i>	<i>Superficialis</i>	Benar

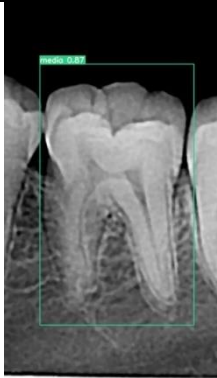



No	Citra	Aktual	Sistem	Hasil
3		<i>Superficialis</i>	<i>Superficialis</i>	Benar
4		<i>Superficialis</i>	<i>Superficialis</i>	Benar
5		<i>Superficialis</i>	<i>Superficialis</i>	Benar
6		<i>Superficialis</i>	<i>Superficialis</i>	Benar





No	Citra	Aktual	Sistem	Hasil
7		<i>Superficialis</i>	<i>Superficialis</i>	Benar
8		<i>Superficialis</i>	<i>Superficialis</i>	Benar
9		<i>Superficialis</i>	<i>Media</i>	Salah
10		<i>Superficialis</i>	<i>Superficialis</i>	Benar





No	Citra	Aktual	Sistem	Hasil
11		<i>Superficialis</i>	<i>Superficialis</i>	Benar
12		<i>Superficialis</i>	<i>Superficialis</i>	Benar
13		<i>Superficialis</i>	<i>Superficialis</i>	Benar
14		<i>Superficialis</i>	<i>Superficialis</i>	Benar





No	Citra	Aktual	Sistem	Hasil
15		<i>Media</i>	<i>Media</i>	Benar
16		<i>Media</i>	<i>Media</i>	Benar
17		<i>Media</i>	<i>Media</i>	Benar
18		<i>Media</i>	<i>Media</i>	Benar



No	Citra	Aktual	Sistem	Hasil
19		<i>Media</i>	<i>Media</i>	Benar
20		<i>Media</i>	<i>Media</i>	Benar
21		<i>Media</i>	<i>Media</i>	Benar
22		<i>Media</i>	<i>Superficialis</i>	Salah

No	Citra	Aktual	Sistem	Hasil
23		<i>Media</i>	<i>Media</i>	Benar
24		<i>Media</i>	<i>Media</i>	Benar
25		<i>Media</i>	<i>Media</i>	Benar
26		<i>Media</i>	<i>Media</i>	Benar

No	Citra	Aktual	Sistem	Hasil
27		<i>Media</i>	<i>Profunda</i>	Salah
28		<i>Media</i>	<i>Media</i>	Benar
29		<i>Profunda</i>	<i>Profunda</i>	Benar
30		<i>Profunda</i>	<i>Profunda</i>	Benar

No	Citra	Aktual	Sistem	Hasil
31		<i>Profunda</i>	<i>Profunda</i>	Benar
32		<i>Profunda</i>	<i>Media</i>	Salah
33		<i>Profunda</i>	<i>Profunda</i>	Benar
34		<i>Profunda</i>	<i>Profunda</i>	Benar

No	Citra	Aktual	Sistem	Hasil
35		<i>Profunda</i>	<i>Profunda</i>	Benar
36		<i>Profunda</i>	<i>Profunda</i>	Benar
37		<i>Profunda</i>	<i>Profunda</i>	Benar
38		<i>Profunda</i>	<i>Profunda</i>	Benar

No	Citra	Aktual	Sistem	Hasil
39		<i>Profunda</i>	<i>Profunda</i>	Benar
40		<i>Profunda</i>	<i>Profunda</i>	Benar

Pada Tabel 4.2 dapat dilihat hasil pengujian dengan 40 data uji dari total data uji yang berjumlah 150 data uji dengan pembagian masing-masing kelas berjumlah 50 data citra untuk diuji. Untuk mengukur performa sistem dapat dilakukan dengan menggunakan confusion matrix. Confusion matrix akan memberikan hasil prediksi dari data yang diuji pada sistem dengan menampilkan nilai dari true positive, true negative, false positive, dan false negative. Confusion matrix hasil prediksi jenis karies gigi pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4. 3 Confusion Matrix Hasil Uji

	<i>Superficialis</i>	<i>Media</i>	<i>Profunda</i>
<i>Superficialis</i>	40	10	0
<i>Media</i>	5	42	3
<i>Profunda</i>	1	2	47

Pada Tabel 4.3 dapat dilihat sistem dapat bekerja dengan cukup baik pada beberapa kelas karies. Dimana sistem dapat mendeteksi 47 citra karies profunda dengan 3 kesalahan deteksi sebagai superficialis dan media. Lalu, mampu mendeteksi 42 citra karies media dengan 8 kesalahan deteksi sebagai superficialis dan profunda. Sistem juga berhasil mendeteksi 40 citra karies superficialis dengan 10 kesalahan deteksi sebagai media.

Dari Tabel 4.3 dapat kita hitung nilai dari true positive, false positive, true negative, dan false negative dari masing - masing kelas atau jenis karies yang digunakan pada penelitian. Nilai true positive, false positive, dan false negative untuk masing – masing jenis karies yang digunakan pada penelitian ini berdasarkan hasil uji dapat dilihat pada Tabel 4.4.

Tabel 4. 4 Nilai TP, FP dan FN

	TP	FP	FN
Superficialis	40	10	6
Media	42	8	12
Profunda	47	3	3

Adapun dari Tabel 4.4, dapat digunakan untuk menentukan nilai dari Akurasi, Presisi, Recall dan F1-Score dari masing – masing jenis karies.

1. Akurasi

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ data\ hasil\ deteksi\ benar}{Total\ seluruh\ data} \times 100\%$$

$$Akurasi = \frac{40 + 42 + 47}{150} \times 100\% = \frac{129}{150} \times 100\%$$

$$= 86\%$$

2. Presisi

$$Presisi(x) = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\begin{aligned} \text{Presisi}(\text{Superficialis}) &= \frac{40}{40 + 10} = \frac{40}{50} \\ &= 0.8 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Presisi}(\text{Media}) &= \frac{42}{42 + 8} = \frac{42}{50} \\ &= 0.84 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Presisi}(\text{Profunda}) &= \frac{47}{47 + 3} = \frac{47}{50} \\ &= 0.94 \end{aligned}$$

$$\text{Presisi} = \frac{\text{Presisi superficialis} + \text{Presisi media} + \text{Presisi profunda}}{\text{Total seluruh kelas}}$$

$$\text{Presisi} = \frac{0.8 + 0.84 + 0.94}{3} = 0.86$$

3. Recall

$$\text{Recall}(x) = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\begin{aligned} \text{Recall}(\text{Superficialis}) &= \frac{40}{40 + 6} = \frac{40}{46} \\ &= 0.87 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Recall}(\text{Media}) &= \frac{42}{42 + 12} = \frac{42}{54} \\ &= 0.77 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Recall}(\text{Profunda}) &= \frac{47}{47 + 3} = \frac{47}{50} \\ &= 0.94 \end{aligned}$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{Recall superficialis} + \text{Recall media} + \text{Recall profunda}}{\text{Total seluruh kelas}}$$

$$Recall = \frac{0.87 + 0.77 + 0.94}{3} = 0.86$$

4. F1-Score

$$F1 - Score(x) = 2 \times \frac{Recall(x) \times Presisi(x)}{Recall(x) + Presisi(x)}$$

$$F1 - Score(Superficialis) = 2 \times \frac{0.87 \times 0.8}{0.87 + 0.8} = 0.83$$

$$F1 - Score(Media) = 2 \times \frac{0.77 \times 0.84}{0.77 + 0.84} = 0.81$$

$$F1 - Score(Profunda) = 2 \times \frac{0.94 \times 0.94}{0.94 + 0.94} = 0.94$$

Tabel nilai presisi, recall dan F1- score untuk masing-masing jenis nyamuk dapat dilihat pada Tabel 4.5

Tabel 4. 5 Precision, Recall, dan F-1 Score pada Setiap Karies

	Presisi	Recall	F1-score
Superficialis	0.8	0.87	0.83
Recall	0.84	0.77	0.81
Profunda	0.94	0.94	0.94

Dari pengujian yang dilakukan pada sistem, dapat diketahui bahwa sistem mampu mendeteksi 129 citra karies dengan benar dari total 150 data uji. Dari perhitungan yang dilakukan, didapatkan nilai akurasi dan nilai performa lainnya, bahwa sistem yang mengimplementasikan algoritma *You Only Look Once* versi 7 ini memiliki akurasi sebesar 86%. Adapun beberapa faktor yang mempengaruhi hal tersebut adalah dikarenakan terdapat objek yang memiliki gambar yang kurang jelas maupun ukuran yang berbeda-beda, jumlah dari data yang dimiliki masih kurang dan seharusnya dapat ditambah lagi, memiliki bentuk dan ciri yang hampir mirip, seperti pada kelas media

dan superficialis yang memiliki cukup banyak persamaan dan beberapa citra kelas media juga memiliki ciri khas yang mirip dengan profunda.

4.4 Diskusi



Penelitian ini diharapkan dapat membantu tenaga medis dalam mengenali jenis karies dengan lebih cepat dan akurat serta mengembangkan sistem dengan *deep learning* untuk dapat dikembangkan lagi untuk selanjutnya dapat dipakai dan bisa digunakan bukan hanya untuk medis tetapi juga untuk menjadi media pembelajaran pada bidangnya. Penelitian ini juga bisa untuk menjadi pengembangan pada bidang medis khususnya radiologi dan radiografi.

Penelitian yang dilakukan Rabindra Bista et.al pada tahun 2023 untuk mendeteksi tuberkulosis pada citra X-ray dada dengan machine learning menggunakan algoritma YOLOv7. Dataset yang digunakan merupakan TBX11K dataset yang diambil secara public berisikan 11.000 gambar X-ray tuberkulosis. Pada penelitian tersebut mendapatkan hasil mAP sebesar 0.587. Hasil dari penelitian ini kemudian dijadikan computer - aided diagnosis (CAD).

Penelitian pada tahun 2022 oleh Hossen et.al untuk melakukan deteksi objek pada citra X-ray gigi dengan menggunakan deep learning dan algoritma R-CNN. Pada penelitian ini memiliki tujuan untuk dapat mendeteksi karies gigi dan juga saluran akar menggunakan citra X-ray gigi. Dimana pada penelitian ini mendapat nilai akurasi sebesar 83,45%.

Untuk meningkatkan akurasi dapat dilakukan dengan menggunakan objek yang berbeda dan juga metode yang berbeda. Oleh karena itu, dilakukanlah penelitian dengan citra radiografi untuk mendeteksi jenis karies berdasarkan kedalaman lubang yang terbagi menjadi tiga yaitu, karies Superficialis, karies Media, dan karies Profunda dengan algoritma You Only Look Once versi 7. Penelitian ini berhasil mendapatkan nilai akurasi sebesar 86%. Terdapat beberapa kesalahan yang dilakukan sistem saat melakukan deteksi jenis karies antara karies superficialis dan media. Beberapa contoh kesalahan dapat dilihat pada Tabel 4.6.

Tabel 4. 6 Kesalahan Sistem

Citra	Aktual	Sistem
	Superficialis	Media
	Media	Superficialis

Kesalahan yang dilakukan oleh sistem ini dapat dipengaruhi oleh ciri dari karies superficialis dan media yang hampir mirip. Karies superficialis lubang hanya terkena pada mahkota gigi saja dan apabila dilihat pada gambar masih terlihat jelas mahkota gigi nya. Pada karies media lubang terkena sampai dentin gigi namun pada gambar, mahkota gigi terlihat jelas juga dan berpengaruh ke sistem ketika dilakukan pendeteksian. Penelitian ini juga menerapkan beberapa tahapan pre-processing pada citra sebelum dijadikan *input* model.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Setelah melalui rangkaian tahapan, hasil dari klasifikasi jenis karies gigi berdasarkan kedalaman lubangnya menggunakan metode You Only Look Once versi 7 dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Penggunaan algoritma You Only Look Once versi 7 pada identifikasi jenis karies berdasarkan kedalaman lubang menghasilkan nilai akurasi sebesar 86% dari total 150 data uji.
2. Pengaturan jumlah epoch dan batch size yang tepat dapat berpengaruh pada hasil model yang terbaik.
3. Hasil terbaik pada proses training model didapatkan pada batch size 32 dengan menggunakan epoch sebesar 100 dan ukuran gambar 416 x 416 piksel.

5.2 Saran

Adapun saran yang dapat digunakan sebagai pengembangan penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Diharapkan pada penelitian selanjutnya dapat memperbanyak jumlah data dari setiap jenis karies dan dapat menambah kelas atau jenis karies yang lebih banyak.
2. Disarankan untuk menggunakan perangkat keras dengan spesifikasi lebih baik untuk dapat melakukan percobaan dengan kombinasi epoch dan batch size yang lebih tinggi.
3. Diharapkan bahwa penelitian selanjutnya dapat menggunakan pengoptimalan deteksi yang lebih baik.
4. Dapat menerapkan metode identifikasi yang lebih baik sehingga dapat dibandingkan dengan hasil identifikasi dengan metode You Only Look Once versi 7.

DAFTAR PUSTAKA

- Andriansyah, Doni & Fridayanthie, Eka. (2023). Optimization of Support Vector Machine and XGBoost Methods Using Feature Selection to Improve Classification Performance. *JOURNAL OF INFORMATICS AND TELECOMMUNICATION ENGINEERING*. 6. 484-492. 10.31289/jite.v6i2.8373.
- Azmi, K., Defit, S., & Putra Indonesia YPTK Padang Jl Raya Lubuk Begalung-Padang-Sumatera Barat, U. (n.d.). *Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat*. 16(1), 2023.
- Bista R, Timilsina A, Manandhar A, Paudel A, Bajracharya A, Wagle S, Ferreira JC. Advancing Tuberculosis Detection in Chest X-rays: A YOLOv7-Based Approach. *Information*. 2023; 14(12):655. <https://doi.org/10.3390/info14120655>
- Chen, C. C., Wu, Y. F., Aung, L. M., Lin, J. C. Y., Ngo, S. T., Su, J. N., Lin, Y. M., & Chang, W. J. (2023). Automatic recognition of teeth and periodontal bone loss measurement in digital radiographs using deep-learning artificial intelligence. *Journal of Dental Sciences*, 18(3), 1301–1309. <https://doi.org/10.1016/j.jds.2023.03.020>
- Chen, I. D. S., Yang, C. M., Chen, M. J., Chen, M. C., Weng, R. M., & Yeh, C. H. (2023). Deep Learning-Based Recognition of Periodontitis and Dental Caries in Dental X-ray Images. *Bioengineering*, 10(8). <https://doi.org/10.3390/bioengineering10080911>
- Fauzi Makarim, A., Karlita, T., Sigit, R., Sena Bayu Dewantara, B., & Brahmanta, A. (n.d.). Deteksi Kondisi Gigi Manusia pada Citra Intraoral Menggunakan YOLOv5. *Indonesian Journal of Computer Science Attribution*, 12(4), 2125.
- Han, X., Chang, J., & Wang, K. (2021). Real-time object detection based on YOLO-v2 for tiny vehicle object. *Procedia Computer Science*, 183, 61–72. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.02.031>
- Hossen, R., Arefin, M., Nasir Uddin, M. (2022). Object Detection on Dental X-ray Images Using Region-Based Convolutional Neural Networks. In: Skala, V., Singh, T.P., Choudhury, T., Tomar, R., Abul Bashar, M. (eds) *Machine Intelligence and Data Science Applications. Lecture Notes on Data Engineering*

- and Communications Technologies, vol 132. Springer, Singapore.
https://doi.org/10.1007/978-981-19-2347-0_26
- Hussain, M. (2023). YOLO-v1 to YOLO-v8, the Rise of YOLO and Its Complementary Nature toward Digital Manufacturing and Industrial Defect Detection. In *Machines* (Vol. 11, Issue 7). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). <https://doi.org/10.3390/machines11070677>
- Li, C. W., Lin, S. Y., Chou, H. S., Chen, T. Y., Chen, Y. A., Liu, S. Y., Liu, Y. L., Chen, C. A., Huang, Y. C., Chen, S. L., Mao, Y. C., Abu, P. A. R., Chiang, W. Y., & Lo, W. S. (2021). Detection of dental apical lesions using cnns on periapical radiograph. *Sensors*, 21(21). <https://doi.org/10.3390/s21217049>
- Li, K., Wang, Y., & Hu, Z. (2023). Improved YOLOv7 for Small Object Detection Algorithm Based on Attention and Dynamic Convolution. *Applied Sciences (Switzerland)*, 13(16). <https://doi.org/10.3390/app13169316>
- Mallya, S. M., & Diplomate, P. (n.d.). *White and Pharoah's Oral Radiology: Principles and Interpretation - Sanjay Mallya, Ernest Lam - 8th Edition (2018) 1608 pp., ISBN: 9780323543842.*
- Moutselos K, Berdouses E, Oulis C, Maglogiannis I.(2019).Recognizing occlusal caries in dental intraoral images using *deep learning*. *41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. doi: 10.1109/EMBC.2019.8856553.1617–1620.
- Musri, N., Christie, B., Ichwan, S. J. A., & Cahyanto, A. (2021). Deep learning convolutional neural network algorithms for the early detection and diagnosis of dental caries on periapical radiographs: A systematic review. *Imaging Science in Dentistry*, 51, 1–6. <https://doi.org/10.5624/ISD.20210074>
- Panyarak, W., Wantanajittikul, K., Charuakkra, A. *et al.* Enhancing Caries Detection in Bitewing Radiographs Using YOLOv7. *J Digit Imaging* 36, 2635–2647 (2023). <https://doi.org/10.1007/s10278-023-00871-4>
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). *You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection*. <http://pjreddie.com/yolo/>
- Tareq, A., Faisal, M. I., Islam, M. S., Rafa, N. S., Chowdhury, T., Ahmed, S., Farook, T. H., Mohammed, N., & Dudley, J. (2023). Visual Diagnostics of Dental Caries through Deep Learning of Non-Standardised Photographs Using a Hybrid YOLO

- Ensemble and Transfer Learning Model. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 20(7). <https://doi.org/10.3390/ijerph20075351>
- Thanh, M. T. G., Van Toan, N., Ngoc, V. T. N., Tra, N. T., Giap, C. N., & Nguyen, D. M. (2022). Deep Learning Application in Dental Caries Detection Using Intraoral Photos Taken by Smartphones. *Applied Sciences (Switzerland)*, 12(11). <https://doi.org/10.3390/app12115504>
- Wang, C.-Y., Bochkovskiy, A., & Liao, H.-Y. M. (2022). *YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors*. <http://arxiv.org/abs/2207.02696>
- Wang, W., Chen, J., Huang, Z., Yuan, H., Li, P., Jiang, X., Wang, X., Zhong, C., & Lin, Q. (2023). Improved YOLOv7-Based Algorithm for Detecting Foreign Objects on the Roof of a Subway Vehicle. *Sensors*, 23(23). <https://doi.org/10.3390/s23239440>
- Whaites, E. (2002). Introduction to radiological interpretation. In *Essentials of Dental Radiography and Radiology* (pp. 215). Churchill Livingstone