

**PREDIKSI PENYAKIT GIGI BERDASARKAN CITRA X-RAY
PANORAMIC DENGAN ALGORITMA CNN**

SKRIPSI

SYAFITRI ARIYA

191401070



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

MEDAN

2023

PREDIKSI PENYAKIT GIGI BERDASARKAN CITRA X-RAY
PANORAMIC DENGAN ALGORITMA CNN

SKRIPSI

SYAFITRI ARIYA

191401070



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

MEDAN

2023

PERSETUJUAN

Judul : PREDIKSI PENYAKIT GIGI BERDASARKAN
CITRA X-RAY PANORAMIC DENGAN
ALGORITMA CNN

Kategori : SKRIPSI

Nama : SYAFITRI ARIYA

Nomor Induk Mahasiswa : 191401070

Program Studi : SARJANA (S1) ILMU KOMPUTER

Fakultas : ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI
INFORMASI UNIVERISTAS SUMATERA
UTARA

13 Juni 2023

Komisi Pembimbing

Pembimbing 2

Pembimbing 1

Hayatunnufus, S.Kom, M.Cs

Dr. Eng. Ade Candra, ST, M.Kom

NIP. 199207192020012001

NIP. 197909042009121002

Diketahui / disetujui oleh

Program Studi S1 Ilmu Komputer



Dr. Amalia ST, MT

NIP. 197812212014042001

Universitas Sumatera Utara

PREDIKSI PENYAKIT GIGI BERDASARKAN CITRA X-RAY PANORAMIC
DENGAN ALGORITMA CNN

SKRIPSI

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

Medan, 13 Juni 2023

Syafitri Ariya

191401070

UCAPAN TERIMA KASIH

Segala puji syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa atas berkat dan rahmat yang diberikan kepada peneliti sehingga mampu menyelesaikan penyusunan skripsi yang berjudul “Prediksi Penyakit Gigi berdasarkan Citra X-Ray Panoramic dengan Algoritma CNN” dengan baik sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi S1 Ilmu Komputer Universitas Sumatera Utara.

Peneliti menyadari bahwa tanpa bimbingan dan arahan dari berbagai pihak, peneliti akan mengalami kesulitan dalam penyusunan skripsi ini. Sehingga pada kesempatan ini, peneliti hendak mengucapkan terimakasih kepada pihak yang telah turut membantu serta mendukung peneliti dalam pengerjaan skripsi ini. Dengan segala hormat peneliti hendak mengucapkan terimakasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Muryanto Amin, S.Sos, M.Si selaku Rektor Universitas Sumatera Utara.
2. Dr. Maya Silvi Lydia B.Sc., M.Sc. selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
3. Ibu Dr. Amalia S.T., M.T. selaku Ketua Program Studi S1 Ilmu Komputer Universitas Sumatera Utara.
4. Bapak Dr. Eng Ade Candra ST., M.Kom. selaku Dosen Pembimbing I yang bersedia membimbing, memberikan arahan, ilmu serta pendampingan kepada peneliti dalam proses pengerjaan skripsi ini.
5. Ibu Hayatunnufus, S.Kom, M.Cs selaku Dosen Pembimbing II yang memberikan saran, masukan, bimbingan dan juga motivasi kepada penulis dalam segala proses pengerjaan skripsi ini.
6. Seluruh Dosen Program Studi S1 Ilmu Komputer Universitas Sumatera Utara yang telah memberikan ilmu pengetahuan serta memfasilitasi seluruh aspek perkuliahan dari awal hingga akhir semester peneliti.
7. Seluruh Staf Akademisi Program Studi S1 Ilmu Komputer Universitas Sumatera Utara yang telah memfasilitasi seluruh aspek perkuliahan dari awal hingga akhir semester peneliti.

8. Almarhum Ayah, Ibu, Abang kandung penulis, serta seluruh keluarga besar yang senantiasa memberikan dukungan, dorongan motivasi, serta doa kepada peneliti dalam proses pengerjaan skripsi dari awal hingga akhir.
9. Reinaldo yang senantiasa memberikan dukungan, membantu dalam penyusunan skripsi serta menemani kehidupan peneliti dari awal perkuliahan hingga saat ini.
10. Sahabat peneliti semasa perkuliahan Hardy Liyanto, Steven Lie, Vincent Chandra Junior yang berjuang bersama dari awal semester perkuliahan hingga akhir, memberikan motivasi kepada peneliti dalam proses menyelesaikan skripsi ini.
11. Teman – teman lainnya yang tidak dapat disebutkan satu per satu, yang senantiasa memberikan motivasi dan dukungan kepada peneliti dalam pengerjaan skripsi ini.
12. Seluruh teman – teman S1 Ilmu Komputer Stambuk 2019 yang tidak dapat disebutkan satu per satu, yang telah berjuang bersama, memberikan semangat dan dukungan secara langsung maupun tidak langsung kepada peneliti dalam penyusunan skripsi ini.

Medan, 13 Juni 2023

Penulis,
Syafitri Ariya

ABSTRAK

Kesehatan gigi dan mulut merupakan salah satu aspek yang cukup penting dalam kehidupan manusia. Dewasa ini, banyak masyarakat yang melakukan pemeriksaan gigi ke klinik terdekat disebabkan menderita penyakit gigi, persyaratan untuk melamar pekerjaan, dan juga *medical check-up* rutin dari perusahaan. Pada sisi lain, terdapat keterbatasan jumlah dokter radiologi yang tersedia pada sebuah klinik. Hal ini menyebabkan banyaknya waktu yang diperlukan untuk melakukan diagnosa serta menimbulkan kelelahan pada dokter jika melakukan pemeriksaan dalam skala besar. Oleh karena itu diperlukan sebuah sistem yang mampu melakukan prediksi penyakit gigi melalui Citra X-Ray Panoramik yang mampu membantu kinerja dokter. Penelitian ini menggunakan metode CNN (*Convolutional Neural Network*) untuk mengklasifikasikan 3 jenis penyakit gigi yaitu odontulous, carries, dan impaksi berdasarkan citra X-Ray Panoramik. Metode CNN diimplementasikan dengan menggunakan bahasa python terhadap 300 data dan menghasilkan akurasi sebesar 83% pada saat pengujian, sehingga sistem diharapkan dapat digunakan sebagai second opinion pada saat Dokter Radiologi Gigi melakukan diagnosis.

Kata Kunci: CNN, *Deep Learning*, Citra X-Ray Panoramik, Penyakit Gigi

*PREDICTION OF DENTAL DISEASES BASED ON PANORAMIC X-RAY
IMAGES WITH CNN ALGORITHMS*

ABSTRACT

Dental and oral health is an important aspect of human life. Nowadays there's a lot of people gone for dental check-up to the nearest clinic due to dental disease, job application requirements, and routine medical check-ups from company. On the other hand, there is a limited number of radiologist available in clinic. This causes a lot of time needed to make a diagnosis and causes fatigue for doctors when carrying out large-scale examinations. Therefore, we need a system that is able to predict dental diseases based on Panoramic X-Ray imagery that can help doctors' performance. This research uses the CNN (Convolutional Neural Network) method to classify 3 dental disease such as edentulous, carries, and impaction based on panoramic X-Ray imagery. The CNN method is implemented using python language for 300 data with an accuracy of 83% during testing, so it is hoped that the system can be used to provide a second opinion when a Dental Radiologist makes a diagnosis.

Keyword: CNN, Deep Learning, Panoramic X-Ray Imagery, Dental Disease

DAFTAR ISI

Halaman

PERSETUJUAN.....	Error! Bookmark not defined.
UCAPAN TERIMA KASIH.....	iv
ABSTRAK.....	vi
ABSTRACT.....	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR TABEL.....	xi
DAFTAR GAMBAR.....	xii
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.....	4
BAB 2 LANDASAN TEORI.....	6
2.1. <i>Machine Learning</i>	6
2.2. <i>Deep Learning</i>	6
2.3. <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	8
2.3.1. <i>CNN Layer</i>	9
2.3.1.1 <i>Convolutional Layer</i>	9
2.3.1.2 <i>Pooling Layer</i>	11

2.3.1.3	<i>Activation Function</i>	11
2.3.1.3.1	Sigmoid.....	11
2.3.1.3.2	Tanh.....	12
2.3.1.3.3	ReLU.....	12
2.3.1.4	<i>Fully Connected Layer</i>	12
2.3.1.5	<i>Loss Function</i>	13
2.4.	Radiografi Panoramik X-Ray.....	13
2.4.1.	Radiografi Panoramik Konvensional.....	14
2.4.2.	Radiografi Panoramik Digital.....	14
2.5.	Gangguan Kesehatan Gigi.....	15
2.5.1.	Carries.....	15
2.5.2.	Impaksi.....	16
2.5.3.	Odontulous.....	16
BAB 3 ANALISIS DAN PERANCANGAN.....		17
3.1.	Analisis Sistem.....	17
3.1.1.	Analisis Masalah.....	17
3.1.2.	Analisis Data.....	18
3.1.3.	Analisis Kebutuhan Sistem.....	19
3.1.3.1.	Analisis Kebutuhan Fungsional.....	19
3.1.3.2.	Analisis Kebutuhan Non-Fungsional.....	19
3.1.4.	Diagram Umum Sistem.....	20
3.2.	Pemodelan Sistem.....	20
3.2.1.	<i>Use Case Diagram</i>	21
3.2.2.	<i>Activity Diagram</i>	21
3.2.3.	<i>Flowchart</i>	22

3.2.3.1.	<i>Flowchart</i> Pelatihan Model CNN.....	23
3.3.	Perancangan <i>Interface</i>	23
BAB 4 IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN.....		25
4.1.	Implementasi Sistem.....	25
4.1.1.	Halaman <i>Classifier</i>	25
4.2.	Pengujian Sistem.....	26
4.2.1.	Tahap <i>processing image</i>	26
4.2.2.	Tahap Pelatihan Model.....	27
4.2.3.	Tahap Integrasi.....	31
4.2.4.	Tahap Pengujian.....	32
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN.....		40
5.1.	Kesimpulan.....	40
5.2.	Saran.....	40
DAFTAR PUSTAKA.....		41
LAMPIRAN.....		44

DAFTAR TABEL

Tabel 3. 1. Contoh Data	18
Tabel 4. 1. Tabel Pengujian	33

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1. Ilustrasi cara kerja deep learning	7
Gambar 2. 2. Contoh arsitektur CNN pada Klasifikasi Gambar	8
Gambar 2. 3. Contoh perhitungan konvolusi	10
Gambar 2. 4. 3 jenis pooling yang paling sering digunakan	11
Gambar 2. 5. Fully Connected Layer	13
Gambar 2. 6. Citra Radiografi Panoramik	14
Gambar 2. 7. Citra Radiografi Periapikal	14
Gambar 2. 8. Citra X-Ray Panoramik Carries	15
Gambar 2. 9. Citra X-Ray Panoramik Impaksi	16
Gambar 2. 10. Citra X-Ray Panoramik Odontulous	16
Gambar 3. 1. Diagram Ishikawa	17
Gambar 3. 2. Diagram Umum Sistem	20
Gambar 3. 3. Use Case Diagram	21
Gambar 3. 4. Activity Diagram	22
Gambar 3. 5. Flowchart Pelatihan CNN	23
Gambar 3. 7. Rancangan Interface	24
Gambar 4. 1. Tampilan Halaman Classifier	25
Gambar 4. 2. Tampilan setelah diinputkan citra	26
Gambar 4. 3. Potongan source code untuk split dataset	27
Gambar 4. 4. Lapisan / layer pelatihan model	28
Gambar 4. 5. Potongan code training model	28
Gambar 4. 6. Proses training model	29
Gambar 4. 7. Grafik Loss dan Validation Loss	30
Gambar 4. 8. Grafik Accuracy dan Validation Accuracy	30
Gambar 4. 9. Library yang digunakan untuk implementasi	31
Gambar 4. 10. Source Code Tahap Inisialisasi dan Klasifikasi Gambar	31
Gambar 4. 11. Potongan kode untuk menampilkan hasil prediksi	32

Gambar 4. 12. Hugging Face Space	32
Gambar 4. 13. Source code untuk menghubungkan html dengan gradio	32
Gambar 4. 14. Confusion Matrix	35
Gambar 4. 15. Hasil Pengujian secara keseluruhan	35

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1.Latar Belakang

Kesehatan gigi dan mulut berhubungan erat dengan kesehatan tubuh manusia, sehingga pola pikir mengenai pentingnya kesehatan gigi dan mulut perlu ditanamkan kepada masyarakat (Sihombing et al., 2020). WHO menyatakan bahwa kesehatan gigi dan mulut tidak hanya berkaitan dengan kesehatan, namun juga dengan kehidupan sosial manusia. Hal ini dikarenakan kegiatan sosial manusia seperti berbicara, makan, dan juga tersenyum tentunya tidak terlepas dari penggunaan mulut dan gigi pada manusia (Baiju et al., 2017). Pada saat ini masih banyak orang yang kurang peduli terhadap kesehatan gigi dan mulut, sehingga kebiasaan tersebut mengakibatkan meningkatnya jumlah penderita penyakit gigi dan mulut seperti impaksi, karies, dan odontulous.

Dalam bidang kedokteran gigi, *Artificial Intelligence* sedang diselidiki agar dapat digunakan untuk berbagai tujuan, khususnya pada identifikasi struktur normal dan abnormal, diagnosis penyakit, serta hasil pengobatan pada penyakit gigi (Nguyen et al., 2021). Bidang *Artificial Intelligence* sendiri mengalami peningkatan pesat selama dua dekade terakhir dan memiliki potensi yang sangat besar untuk meningkatkan perawatan pada pasien.

Berbicara mengenai kedokteran gigi, Citra Radiografi memiliki peran yang sangat penting karena merupakan landasan dari perjalanan gigi pasien mulai dari diagnosis hingga perencanaan perawatan serta sebagai media evaluasi ulang terapi (Cejudo et al., 2021). Citra Radiografi yang umumnya digunakan pada bidang kedokteran gigi adalah Foto Panoramik dan Foto Periapikal. Untuk

melakukan analisis Citra Radiografi, para peneliti umumnya menggunakan metode *Image Processing*.

Image Classification merupakan salah satu teknik dari *Image Processing* yang paling banyak digunakan untuk menganalisis citra medis serta membantu dalam perkembangan *Computer Assisted Diagnosis System*. Jika pemeriksaan Citra Radiografi dilakukan dalam jumlah banyak dan dilakukan secara manual, maka akan memakan waktu yang cukup lama dan kurang efisien. Penggunaan *Computed Assisted Diagnosis* untuk Citra Radiografi dinilai dapat membantu dan menguntungkan pihak yang menggunakannya (Kumar et al., 2021). *Computer Assisted Diagnosis* (CAD) pada bidang medis telah digunakan sebagai media untuk memperoleh pendapat lain, namun desain dan *tuning* pada CAD masih cenderung sulit.

Penggunaan *Deep Learning* dalam bidang medis mampu menghasilkan akurasi yang cukup baik sehingga *Deep Learning* telah banyak digunakan dalam bidang medis (Hwang et al., 2019). *Deep Learning* terdiri dari 2 model utama yaitu *Massive Training Artificial Neural Networks* (MTANN) dan *Convolutional Neural Networks* (CNN). Kedua model tersebut menggunakan struktur jaringan yang terdiri dari beberapa *layer* untuk pembelajaran secara otomatis dan *self-learning backpropagation*. *Deep Learning* dengan inputan citra telah berkembang pesat dan menjadi platform penting dalam citra medis. Salah satu pengaplikasian *Deep Learning* pada bidang medis adalah klasifikasi citra pada bidang kedokteran gigi (Thanh et al., 2022).

Convolutional Neural Networks (CNN) merupakan salah satu metode *Deep Learning* yang dalam beberapa tahun terakhir berkembang pesat. CNN merupakan jaringan saraf *multilayer* yang dinilai paling klasik dan merupakan framework *Deep Learning* yang paling umum digunakan (Xin & Wang, 2019). CNN sendiri memiliki arsitektur yang terdiri dari 3 bagian utama, yaitu *convolution layers*, *pooling layers*, dan *fully connected layers* (Yamashita et al., 2018). CNN dinilai menjadi salah satu model yang paling efektif untuk digunakan dalam bidang pengolahan citra untuk diterapkan pada *Image Classification*, *Image Recognition*, dan juga *Image Segmentation* dengan tingkat akurasi yang tinggi (Sunitha & D Asha, 2020).

Berdasarkan latar belakang yang telah disampaikan, penulis berniat membuat skripsi dengan judul “Prediksi Penyakit Gigi berdasarkan Citra X-Ray Panoramic dengan algoritma CNN”.

1.2. Rumusan Masalah

Terdapat potensi kesalahan diagnosis yang diakibatkan oleh kelelahan dalam pemeriksaan skala besar serta banyaknya waktu yang dibutuhkan Dokter Radiologi Gigi dalam melakukan diagnosis manual. Oleh sebab itu diperlukanlah sebuah sistem yang dapat mempersingkat waktu dan juga memperoleh hasil yang lebih akurat.

1.3. Batasan Masalah

Batasan Masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

- Data yang digunakan berupa Citra X-Ray Panoramik.
- Algoritma yang digunakan adalah Convolutional Neural Network.
- Bahasa Pemrograman yang digunakan adalah Python
- Hanya dapat digunakan oleh staf Radiologi Gigi dan Dokter Gigi
- Terdiri dari 3 class yaitu Odentulous, Impaksi, dan Carries
- Berlaku untuk Foto Panoramik orang dewasa

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah membangun sebuah sistem yang dapat melakukan prediksi penyakit pada pasien gigi melalui Foto Panoramik dengan menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN).

1.5. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat yang diharapkan dari penelitian ini ialah:

1. Mempersingkat waktu yang dibutuhkan oleh Dokter Radiologi Gigi saat melakukan diagnosis.
2. Menjadi *second opinion* bagi Dokter Radiologi Gigi pada saat melakukan diagnosis.
3. Mengurangi potensi kesalahan diagnosis yang diakibatkan kelelahan ketika melakukan pemeriksaan dalam skala besar.

1.6. Metodologi Penelitian

Metodologi dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Studi Pustaka

Pada tahap ini penelitian dimulai dengan mencari referensi dari berbagai sumber terpercaya dan melakukan peninjauan pustaka melalui buku-buku, jurnal, e-book, artikel ilmiah, makalah ataupun situs internet yang berhubungan dengan Prediksi Penyakit Gigi berdasarkan Citra X-Ray Panoramic dengan Algoritma CNN.

2. Analisis dan Perancangan

Berdasarkan ruang lingkup penelitian, penulis melakukan analisa terhadap apa saja yang akan dibutuhkan dalam penelitian untuk segera dirancang dalam sebuah diagram alir (flowchart).

3. Implementasi

Pada tahap ini, penulis membuat sebuah sistem dengan menggunakan bahasa pemrograman Python sesuai dengan diagram alir yang telah dirancang.

4. Pengujian

Pada tahap ini, sistem yang telah dirancang dilakukan uji coba.

5. Dokumentasi

Pada tahap ini, penelitian yang telah dilakukan akan didokumentasikan mulai dari tahap analisa sampai kepada pengujian dalam bentuk skripsi.

1.7. Sistematika Penulisan

BAB 1 : PENDAHULUAN

Bab ini membahas mengenai latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, metode penelitian serta sistematika penulisan yang akan digunakan dalam penulisan skripsi ini.

BAB 2 : LANDASAN TEORI

Bab ini membahas mengenai landasan teori mengenai Radiografi Panoramik X-Ray, Gangguan Kesehatan Gigi, *Machine Learning*, *Deep Learning*, dan *Convolutional Neural Network* (CNN).

BAB 3 : ANALISIS DAN PERANCANGAN

Bab ini membahas mengenai analisis kebutuhan serta perancangan sistem yang akan dibangun berdasarkan rumusan masalah dan batasan masalah dalam penyusunan skripsi ini.

BAB 4: IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Bab ini membahas mengenai implementasi CNN pada prediksi penyakit gigi pada Citra X-Ray Panoramik menggunakan bahasa pemrograman Python berdasarkan analisis dan perancangan sistem yang kemudian dilakukan dalam pengujian sistem.

BAB 5 : KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini membahas kesimpulan, hasil penelitian yang dilakukan, serta saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

BAB 2

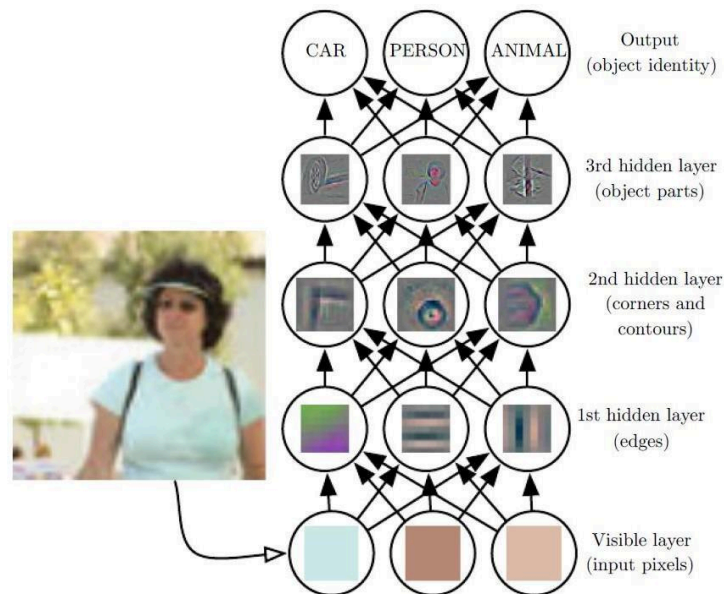
LANDASAN TEORI

2.1. Machine Learning

Machine Learning adalah bentuk kecerdasan buatan yang memungkinkan sistem untuk belajar dengan sendirinya berdasarkan data yang tersedia tanpa memerlukan program khusus. *Machine Learning* menjadi salah satu yang paling berkembang pada bidang komputer saat ini. *Machine Learning* sendiri telah banyak diaplikasikan pada kehidupan sehari – hari contohnya pada kendaraan bermotor, *face unlock*, penerjemah bahasa, *chatbot*, dan juga beberapa permainan (Nichols et al., 2019). *Machine Learning* terdiri atas 3 teknik dasar belajar yaitu *Supervised Learning*, *Unsupervised Learning*, dan *Reinforcement Learning* (Janiesch et al., 2021).

2.2. Deep Learning

Deep Learning adalah bagian dari *Artificial Intelligence* dan *Machine Learning* yang adalah pengembangan dari *neural network multiple layer* yang mampu memberikan ketepatan dalam pendeteksian objek, terjemahan bahasa, pengenalan suara, dan hal lainnya. Dalam pengaplikasiannya, *deep learning* memiliki perbedaan dengan *machine learning* tradisional karena *deep learning* secara otomatis mampu melakukan representasi dari data seperti teks, gambar ataupun video tanpa melakukan pengenalan terhadap kode tertentu ataupun pengetahuan manusia (Bengio et al., 2021).



Gambar 2. 1. Ilustrasi cara kerja *deep learning*

(Salavati, 2020)

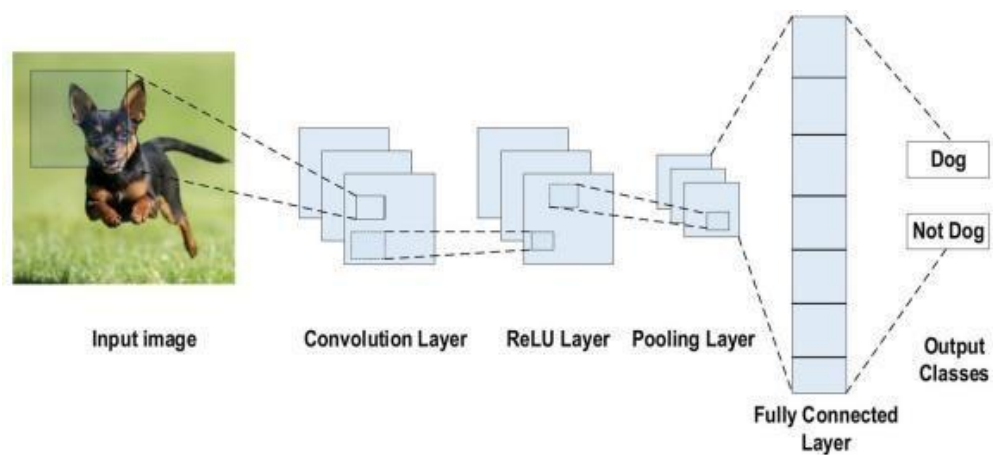
Deep Learning Neural Network berupaya meniru cara kerja otak manusia melalui kombinasi input data, bobot, dan bias. Ketiga elemen ini kemudian bekerja sama untuk mengenali, mengklasifikasikan, dan mendeskripsikan objek secara akurat. *Deep Learning Neural Network* terdiri atas beberapa lapisan node yang saling terhubung. Node tersebut kemudian membangun di atas lapisan sebelumnya yang bertujuan untuk menyempurnakan dan mengoptimalkan hasil prediksi dan kategorisasi. Perkembangan komputasi jaringan ini disebut *forward propagation*. Lapisan *input* dan *output* dari *deep learning neural network* disebut sebagai *visible layers*. Lapisan *input* merupakan tempat dimana *deep learning* model menyerap dan mencerna data untuk diproses, sedangkan lapisan *output* merupakan tempat klasifikasi dan prediksi akhir dibuat.

Terdapat proses lain pada *deep learning* yang disebut sebagai *backpropagation*. Proses *backpropagation* merupakan sebuah proses yang menggunakan algoritma penurunan gradien untuk menghitung kesalahan dalam prediksi, kemudian menyesuaikan bobot dan bias fungsi dengan cara bergerak mundur melalui lapisan dalam upaya melatih model. *Forward propagation* dan

backpropagation bersama – sama memungkinkan *neural network* untuk menghasilkan prediksi dan mengoreksi kesalahan, sehingga algoritma secara bertahap menjadi semakin akurat. Contoh jenis *neural network* yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN), *Recurrent Neural Network* (RNN), *Artificial Neural Network* (ANN), dan lain – lain.

2.3. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah *deep learning neural network* yang dirancang untuk memproses *array* terstruktur dari data seperti gambar. *Convolutional Neural Network* (CNN) saat ini banyak digunakan dalam bidang *computer vision* dan banyak digunakan untuk klasifikasi gambar, *natural language processing*, dan juga klasifikasi teks. Jenis CNN yang umumnya digunakan adalah yang mirip dengan *multi-layer perceptron* (MLP) dan terdiri dari beberapa *convolution layer* sebelum lapisan sub-sampling (*pooling*) dan layer akhirnya adalah *fully connected layers* (Alzubaidi et al., 2021). Contoh arsitektur CNN untuk klasifikasi gambar dapat dilihat pada gambar 2.2.



Gambar 2. 2. Contoh arsitektur CNN pada Klasifikasi Gambar
(Alzubaidi et al., 2021)

Kelebihan dari penggunaan CNN dibandingkan dengan *neural network* tradisional pada *computer vision* adalah:

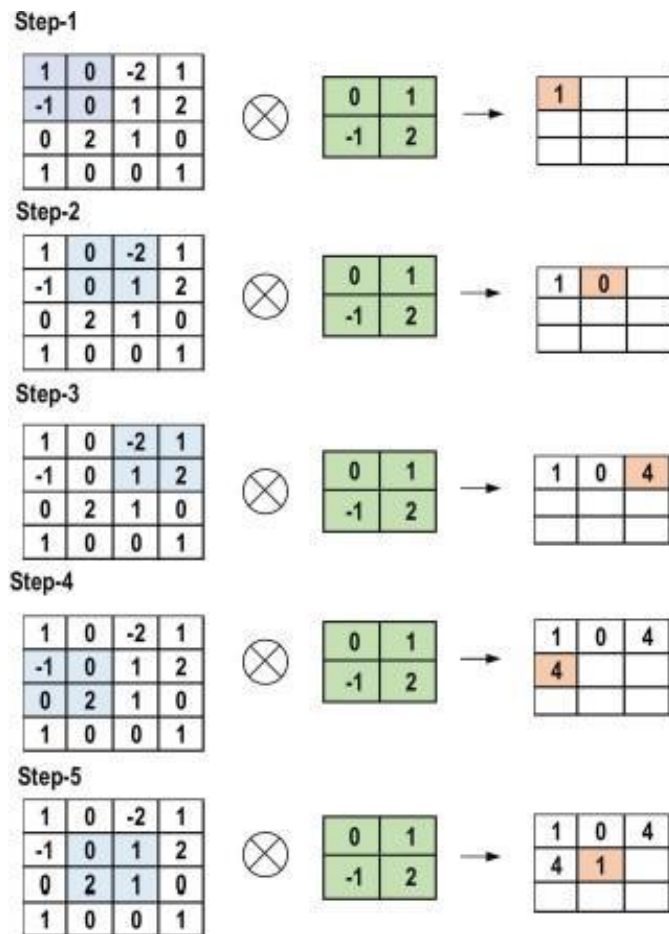
1. Adanya fitur pembagian bobot yang mengurangi jumlah parameter jaringan yang dapat dilatih yang kemudian dapat membantu jaringan dalam meningkatkan generalisasi dan menghindari *overfitting*.
2. Secara bersamaan mempelajari *feature extraction layer* dan *classification layer* yang menyebabkan model *output* menjadi lebih terorganisir dan bergantung pada *extracted features*.
3. CNN lebih mudah diimplementasikan pada jaringan skala besar dibandingkan dengan *neural network* lainnya.

2.3.1. CNN Layer

Arsitektur CNN terdiri atas beberapa layer yang memiliki fungsinya masing – masing. Berikut merupakan layer pada arsitektur CNN:

2.3.1.1 Convolutional Layer

Pada arsitektur CNN, komponen yang paling penting adalah *convolutional layer*. *Convolutional layer* terdiri atas kumpulan *convolutional filters* (kernel). Citra *input* akan dinyatakan dalam bentuk matriks N-dimensi lalu digabungkan dengan kernel untuk menghasilkan citra *output*. Kernel adalah kisi yang berisi angka atau nilai diskrit yang menjelaskan kernel. Setiap nilai disebut sebagai bobot kernel. Nilai acak tersebut ditugaskan untuk bertindak sebagai bobot kernel pada awal proses pelatihan CNN. Terdapat beberapa metode lainnya untuk menginisialisasi bobot kernel. Selanjutnya bobot kernel juga harus disesuaikan pada saat pelatihan, yang nantinya kernel akan belajar untuk mengekstraksi fitur yang signifikan.



Gambar 2. 3. Contoh perhitungan konvolusi

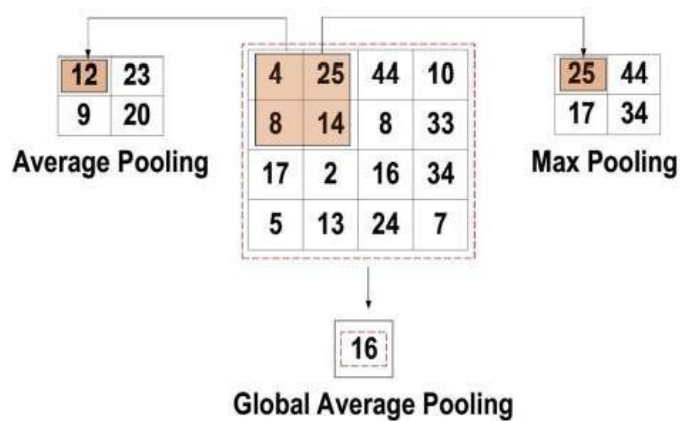
(Alzubaidi et al., 2021)

Operasi konvolusi merupakan perhitungan yang dilakukan dengan cara menggeser konvolusi kernel *pixel* per *pixel*. Hasil konvolusi tersebut nantinya akan disimpan ke dalam sebuah matriks baru. Perhitungan konvolusi citra dengan kernel dapat dilakukan dengan cara melakukan perkalian nilai inputan citra dengan kernel yang dimulai dari posisi (0,0) atau sudut kiri atas. Contoh perhitungan konvolusi dapat dilihat melalui contoh pada Gambar 2.3. di atas. Pada step-1 ditunjukkan bahwa nilai yang diperoleh dari hasil konvolusi adalah 1. Nilai tersebut diperoleh melalui perhitungan dengan cara sebagai berikut:

$$\text{Step 1} = (1 \times 0) + (0 \times 1) + (-1 \times -1) + (0 \times 2) = 1$$

2.3.1.2 Pooling Layer

Pooling layer berfungsi untuk mengurangi dimensi dan juga membantu dalam mengurangi jumlah daya komputasi yang diperlukan untuk pemrosesan data. Terdapat beberapa jenis metode *pooling* yang tersedia untuk digunakan pada sejumlah *pooling layer*. Metode ini meliputi *gated pooling*, *tree pooling*, *average pooling*, *min pooling*, *max pooling*, *global max pooling*, dan *global average pooling* (GAP). Metode *pooling* yang paling populer dan banyak digunakan adalah *min pooling*, *max pooling*, dan *global average pooling* (GAP).



Gambar 2. 4. 3 jenis pooling yang paling sering digunakan
(Alzubaidi et al., 2021)

2.3.1.3 Activation Function

Activation function berfungsi sebagai penentu apakah *neuron* harus diaktifkan atau tidak dengan mengacu pada *input* tertentu dengan membuat *output* yang sesuai. Beberapa jenis *activation function* yang umumnya digunakan pada CNN dan *neural network* lainnya:

2.3.1.3.1 Sigmoid

Input dari *activation function* sigmoid berupa bilangan riil, dan hasil *output* berupa 0 atau 1. Kurva fungsi

sigmoid berbentuk huruf S dan dapat direpresentasikan dalam matematika sebagai berikut

$$f(x)_{\text{sigm}} = \frac{1}{1 + e^x} \quad (1)$$

2.3.1.3.2 Tanh

Memiliki kemiripan dengan fungsi sigmoid karena *input* dari *activation function* tanh berupa bilangan riil, namun hasil *output* berupa -1 dan 1. Representasi matematisnya adalah sebagai berikut

$$f(x)_{\text{tanh}} = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2)$$

2.3.1.3.3 ReLU

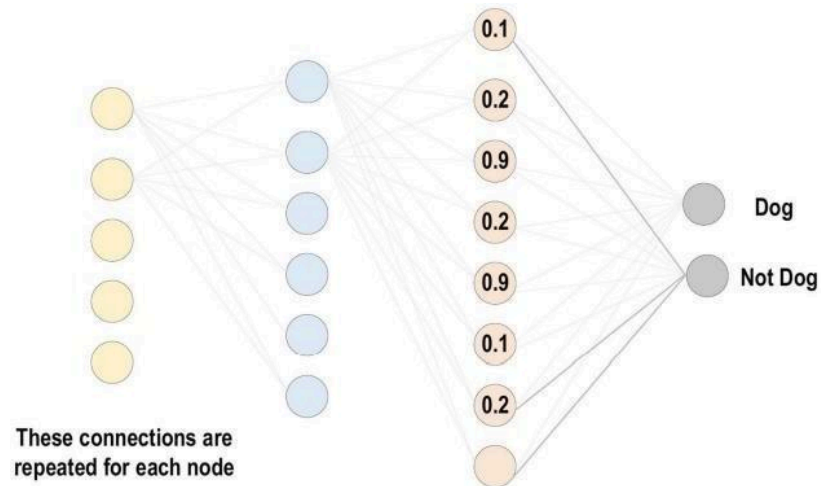
ReLU merupakan fungsi yang paling umum digunakan dalam konteks CNN. ReLU memiliki fungsi untuk mengubah semua nilai *input* menjadi angka positif. Keunggulan ReLU adalah memiliki komputasi yang lebih rendah dibandingkan yang lain. Representasi matematis dari ReLU adalah sebagai berikut

$$f(x)_{\text{ReLU}} = \max(0, x) \quad (3)$$

2.3.1.4 Fully Connected Layer

Umumnya *fully connected layer* terletak pada bagian akhir dari arsitektur CNN. Pada lapisan ini setiap neuron terhubung satu sama lain dengan yang ada pada lapisan sebelumnya sehingga disebut sebagai *fully connected* (FC). *Input* dari FC berasal dari *pooling* ataupun *convolutional layer* terakhir. *Input* FC umumnya berupa vektor yang terbentuk dari *feature maps* setelah *flattening*. *Output* yang dihasilkan

oleh FC merepresentasikan *output* dari proses CNN yang dapat dilihat pada gambar 2.5.



Gambar 2. 5. Fully Connected Layer

(Alzubaidi et al., 2021)

2.3.1.5 Loss Function

Beberapa *loss function* digunakan pada lapisan output untuk menghitung kesalahan prediksi diantara training samples pada model CNN yang menunjukkan bahwa terdapat perbedaan hasil prediksi dengan hasil yang sebenarnya. Terdapat beberapa jenis loss function seperti *Cross-Entropy / Softmax Loss Function*, *Euclidean Loss Function*, dan *Hinge Loss Function*.

2.4. Radiografi Panoramik X-Ray

Pada umumnya terdapat 2 jenis radiografi gigi yang ditawarkan yaitu Radiografi Periapikal dan Radiografi Panoramik. Radiografi Periapikal merupakan metode radiografi yang umumnya digunakan untuk menunjukkan secara detail struktur sebuah gigi mulai dari mahkota gigi hingga tulang serta akar dari sebuah gigi sedangkan Radiografi Panoramik merupakan radiografi yang menghasilkan sebuah citra dari struktur wajah yang didalamnya termasuk gigi maksila dan mandibula serta seluruh struktur pendukungnya. Umumnya radiasi yang dihasilkan dari Radiografi Periapikal lebih besar dibandingkan

Radiografi Panoramik. Adapun kelebihan dari Radiografi Panoramik karena merupakan salah satu hal terpenting dalam bidang kedokteran gigi karena melalui Foto Panoramik kita dapat mendeteksi pola erupsi pada gigi, evaluasi impaksi, evaluasi trauma, memeriksa perkembangan lesi gigi, mendeteksi penyakit gigi dan mulut, serta memeriksa kondisi rahang pasien. Kualitas Foto Panoramik bergantung pada metode yang digunakan saat pengambilan foto. Metode pengambilan Foto Panoramik dibagi menjadi 2 yaitu Radiografi Panoramik Konvensional dan Radiografi Panoramik Digital (Bella et al., 2020). Contoh Citra Radiografi Panoramik dan Citra Radiografi Periapikal dapat dilihat pada gambar di bawah ini.



Gambar 2. 6. Citra Radiografi Panoramik



Gambar 2. 7. Citra Radiografi Periapikal

2.4.1. Radiografi Panoramik Konvensional

Radiografi Panoramik Konvensional adalah metode radiografi yang hasilnya masih menggunakan pencetakan film manual dan memiliki bentuk cetak / bentuk fisik.

2.4.2. Radiografi Panoramik Digital

Radiografi Panoramik Digital adalah metode radiografi yang hasil pemrosesannya tidak lagi menggunakan bentuk cetak / bentuk fisik. Hasil yang sebelumnya berupa film cetak diganti oleh perangkat elektrostatis yang mengirim gambar langsung ke komputer sehingga hasil Foto Panoramik dapat dilihat langsung di layar monitor.

2.5. Gangguan Kesehatan Gigi

Kesehatan gigi dan mulut adalah keadaan sehat jaringan keras dan lunak gigi serta seluruh elemen terkait dengan rongga mulut yang memungkinkan individu untuk makan, berbicara dan berinteraksi sosial tanpa gangguan fungsional. Kesehatan gigi dan mulut dapat mempengaruhi kesehatan tubuh secara keseluruhan; misalnya adanya kekurangan nutrisi dan gejala beberapa penyakit tubuh lainnya. Beberapa penyakit gigi yang umum terjadi:

2.5.1. Carries

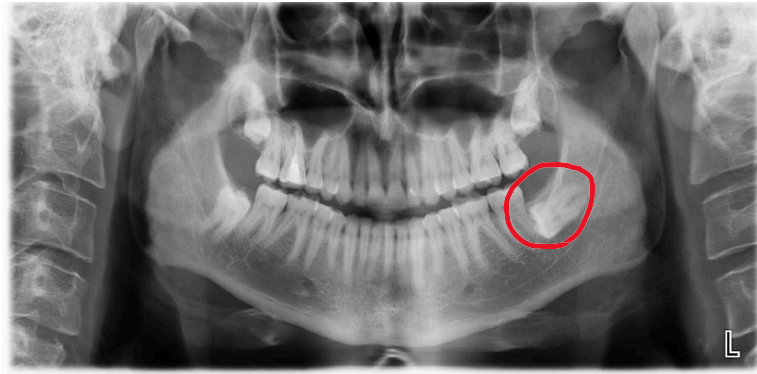
Carries atau karies merupakan salah satu penyakit gigi dan mulut yang paling banyak diderita oleh masyarakat Indonesia (Supriatna et al., 2017). Karies adalah penyakit pada rongga mulut yang disebabkan oleh adanya aktivitas dari bakteri yang bersifat merusak atau menghancurkan gigi. Hal ini cukup berbahaya karena jika tidak diobati dapat menyebabkan rasa sakit, infeksi, hingga kehilangan gigi (Putri & Handayani, 2020). Contoh karies dapat dilihat pada gambar 2.8.



2.5.2. Impaksi

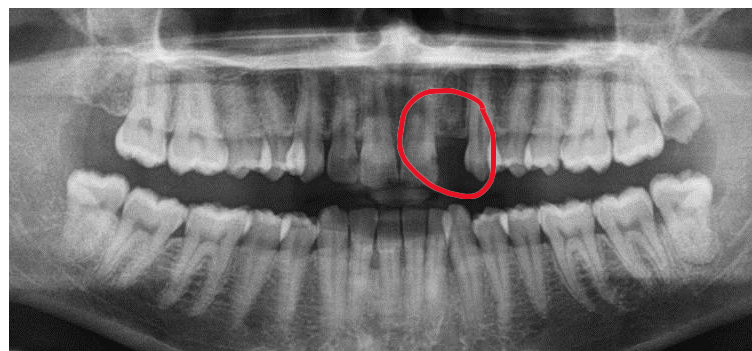
Impaksi adalah gigi yang tidak mampu erupsi secara sempurna terhadap posisi fungsional normal dalam kurun waktu yang diharapkan,

hal ini diakibatkan ketidaktersediaannya ruang, obstruksi dari gigi lain, dan jalur erupsi gigi yang abnormal (Al-Ramil et al., 2018). Contoh impaksi dapat dilihat pada gambar 2.9.



2.5.3. Odontulous

Odontulous / edentulous (kehilangan gigi) adalah keadaan lepasnya satu atau lebih gigi dari tempatnya. Penyebab odontulous pada manusia adalah karies, kebersihan mulut yang tidak terjaga, pengeroposan tulang, dan penyakit periodontal lainnya. Contoh odontulous dapat dilihat pada gambar 2.10.



BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

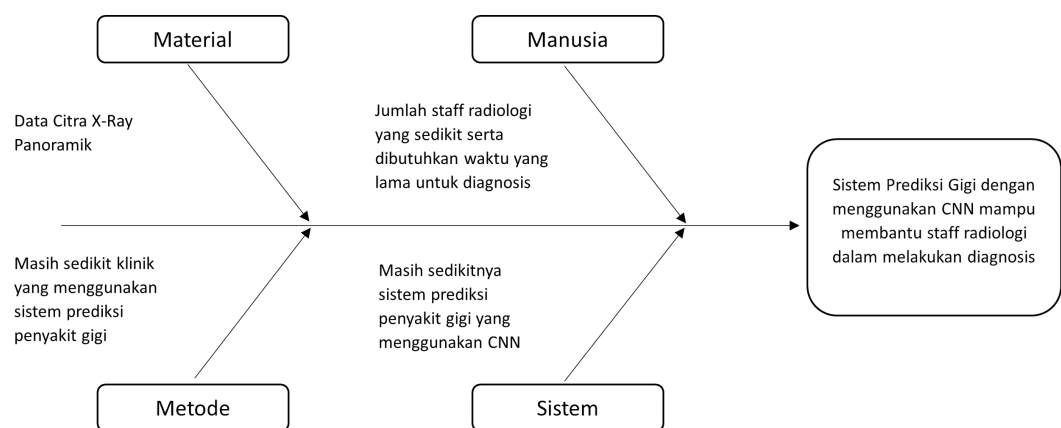
3.1. Analisis Sistem

Analisis sistem merupakan sebuah teknik pemecahan masalah yang membagi sebuah komponen menjadi bagian – bagian kecil sehingga lebih mudah diidentifikasi serta mengurangi potensi terjadinya kesalahan saat perancangan

sistem. Tahapan saat melakukan analisis sistem terbagi menjadi 4 yaitu analisis masalah, analisis kebutuhan, analisis data, serta analisis proses.

3.1.1. Analisis Masalah

Analisis masalah adalah sebuah tahapan untuk mengidentifikasi permasalahan dari sebuah sistem yang akan dirancang. Pada penelitian ini, permasalahan yang akan dianalisis adalah bagaimana membangun sebuah sistem yang mampu mengklasifikasikan Penyakit Gigi berdasarkan Citra X-ray Panoramik untuk membantu staff radiologi pada sebuah klinik dalam menentukan diagnosis. Sebuah permasalahan dapat diidentifikasi serta diuraikan penyebabnya menjadi lebih spesifik melalui diagram Ishikawa/ *fishbone diagram*. Diagram Ishikawa/*fishbone diagram* dapat dilihat melalui gambar 3.1 dibawah ini.



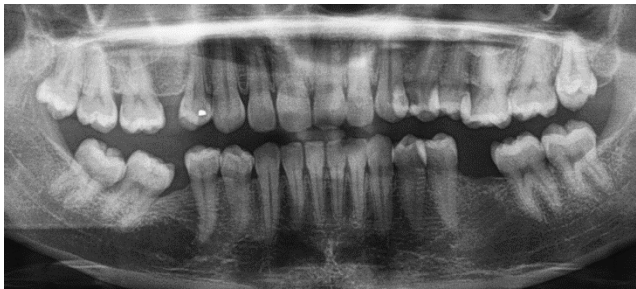
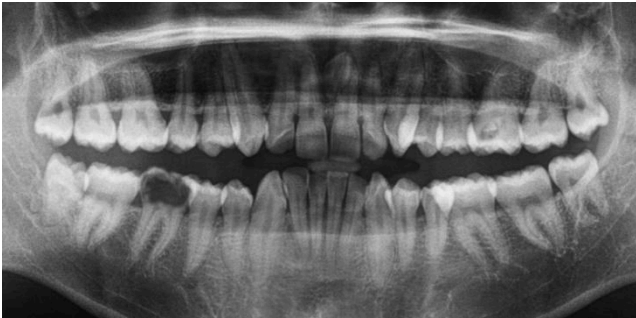

Gambar 3. 1. Diagram Ishikawa

3.1.2. Analisis Data

Pada penelitian ini, data yang digunakan diperoleh dari bagian radiologi sebuah Klinik di Kota Medan. Data yang diperoleh berupa Citra X-Ray Panoramik yang berformat .jpg maupun .png. Jumlah data yang digunakan adalah sekitar 300 data. Data yang telah dikumpulkan akan diberi label dan dibagi menjadi 3 kategori yaitu odontulous, carries, dan impaksi. Data kemudian akan dibagi menjadi 3 bagian yaitu training, testing, dan validation. Metode pembagian 3 kategori tersebut menggunakan rasio 70% data untuk training, 20% data untuk validation,

dan 10% data untuk testing. Penelitian ini menggunakan rasio perbandingan 7:2:1 karena ketika diuji coba dengan rasio lainnya, rasio 7:2:1 memperoleh hasil yang terbaik. Data tersebut yang nantinya akan diproses dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Contoh dataset Citra X-Ray Panoramik yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 3.1 di bawah ini.

Tabel 3. 1. Contoh Data

No	Gambar	Jenis
1		Odontolous
2		Carries
3		Impaksi

3.1.3. Analisis Kebutuhan Sistem

Setelah tahap analisis masalah dan analisis data, selanjutnya merupakan tahapan analisis kebutuhan sistem. Analisis kebutuhan sistem merupakan sebuah tahapan yang bertujuan untuk menguraikan bagian –

bagian komponen sistem sehingga dapat diketahui hal apa saja yang diperlukan oleh sistem. Analisis kebutuhan terbagi atas 2 bagian yaitu:

3.1.3.1. Analisis Kebutuhan Fungsional

Beberapa hal yang diperlukan secara fungsional pada penelitian ini adalah:

1. Sistem mampu mengenali Citra X-Ray Panoramik
2. Sistem mampu mengklasifikasikan Penyakit Gigi berdasarkan Citra X-Ray Panoramik dengan menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN)
3. Sistem mampu menghasilkan hasil klasifikasi berupa teks

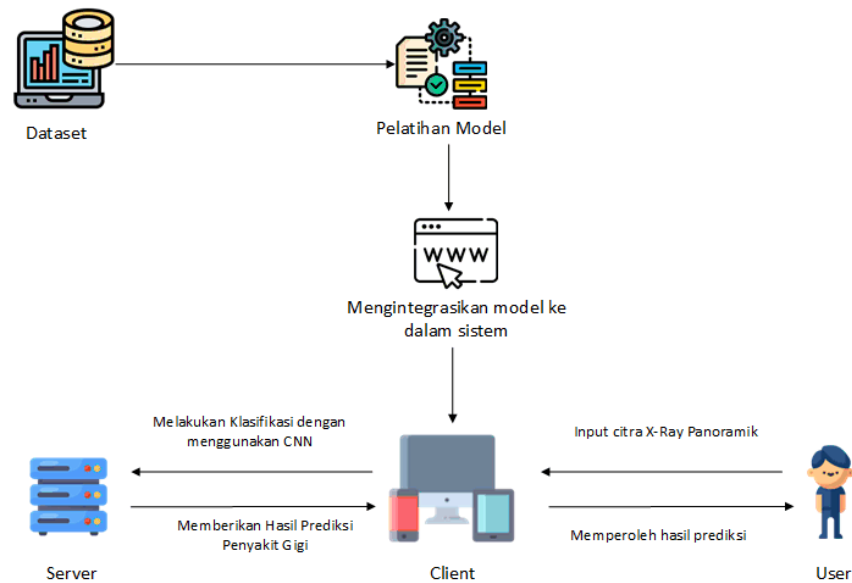
3.1.3.2. Analisis Kebutuhan Non-Fungsional

Beberapa hal yang diperlukan secara non fungsional pada penelitian ini adalah:

1. Sistem memiliki interface yang mudah digunakan oleh user
2. Sistem hanya dapat diakses dengan menggunakan jaringan internet
3. Sistem dapat diakses secara langsung oleh pengguna tanpa menggunakan perangkat khusus

3.1.4. Diagram Umum Sistem

Diagram umum sistem merupakan sebuah diagram yang menggambarkan keseluruhan proses, alur, serta seluruh komponen yang saling berinteraksi yang terdapat pada sistem. Rancangan sistem dapat dilihat melalui gambar di bawah ini.



Gambar 3. 2. Diagram Umum Sistem

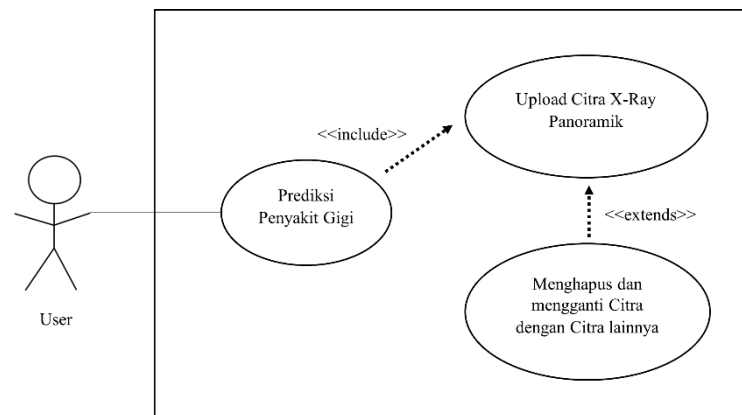
Pada Gambar 3.2. di atas dapat dilihat bahwa user harus menginputkan Citra X-Ray Panoramik terlebih dahulu. Kemudian gambar tersebut akan diklasifikasi dengan menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN). Hasil Prediksi Penyakit Gigi kemudian akan dikirim kembali ke website untuk ditampilkan kepada user dalam bentuk teks.

3.2.Pemodelan Sistem

Setelah tahapan analisis sistem, selanjutnya adalah tahapan pemodelan sistem yang bertujuan untuk merepresentasikan bagaimana interaksi antara suatu sistem kepada pengguna yang telah dirancang dalam proses yang terstruktur. Pemodelan sistem umumnya dapat direpresentasikan melalui *Use Case Diagram*, *Activity Diagram*, serta *Flowchart*.

3.2.1. *Use Case Diagram*

Use Case Diagram merupakan sebuah diagram yang merepresentasikan hubungan antara sistem dengan pengguna. *Use Case Diagram* pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.3.

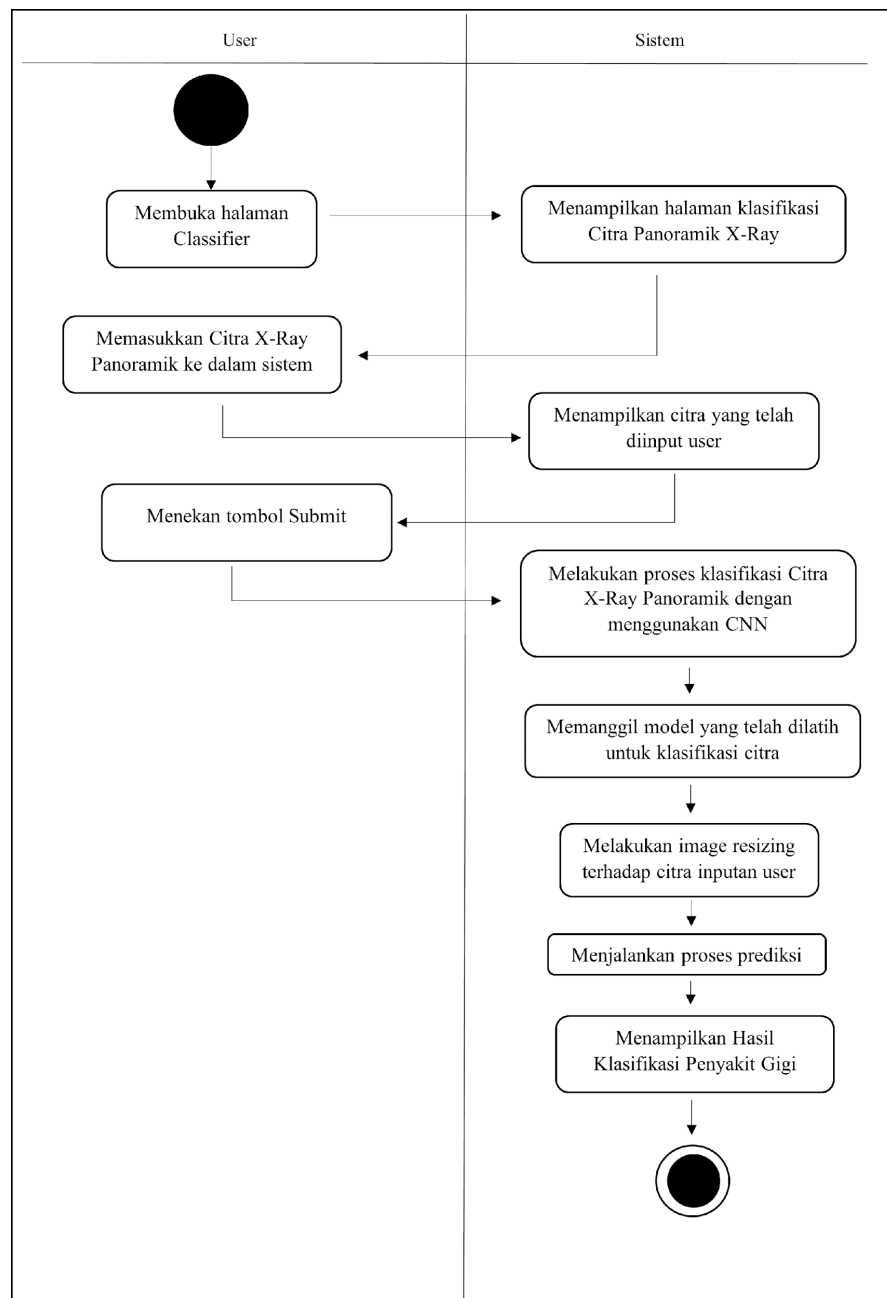


Gambar 3. 3. Use Case Diagram

Berdasarkan Gambar 3.3., ditunjukkan bahwa untuk menggunakan sistem pengguna/*user* harus memilih citra terlebih dahulu, lalu mengupload citra yang hendak diprediksi penyakitnya lalu akan ditampilkan hasil prediksi.

3.2.2. *Activity Diagram*

Activity Diagram merupakan sebuah diagram yang menunjukkan rancangan aliran kerja sebuah sistem yang sedang berjalan. *Activity Diagram* dari penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.4.

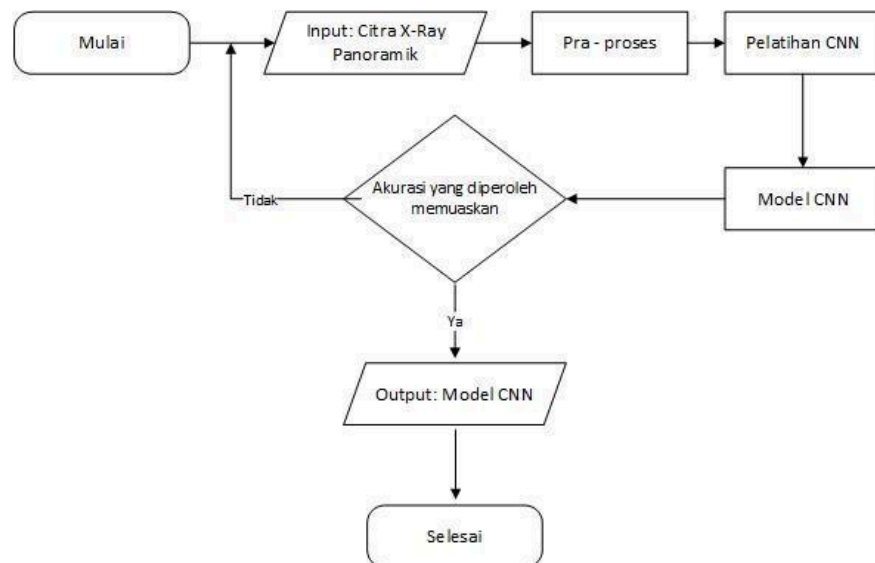


Gambar 3. 4. Activity Diagram

3.2.3. *Flowchart*

Flowchart adalah gambaran langkah – langkah yang menggambarkan proses dan solusi dari sebuah masalah atau program. Setiap langkah digambarkan dalam bentuk diagram yang dihubungkan dengan panah dan garis.

3.2.3.1. Flowchart Pelatihan Model CNN

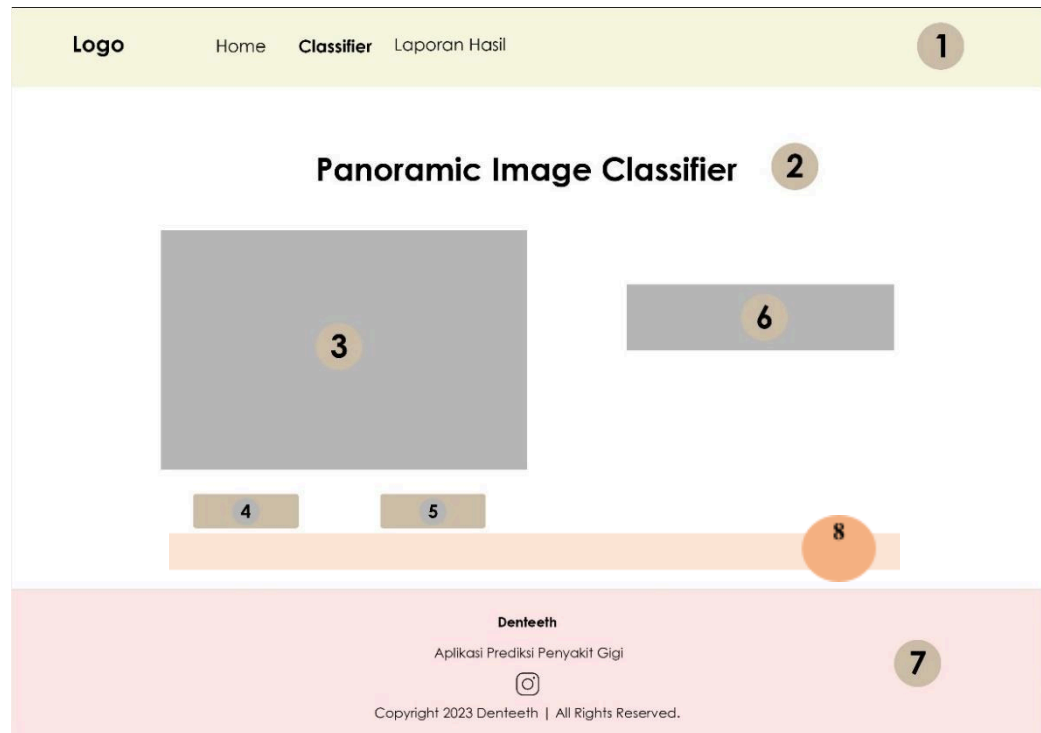


Berdasarkan *flowchart* pada gambar 3.5., pengguna menginputkan Citra X-Ray Panoramik. Citra tersebut kemudian akan mengalami tahap pra- proses. Tahap pra-proses terdiri atas *image resizing*, *image labelling*, *image augmentation* dan *data cleaning*. Selanjutnya dataset yang telah di pra- proses akan dilatih dengan *Convolutional Neural Network* (CNN) sehingga menghasilkan sebuah model CNN. Apabila pengguna telah puas dengan hasil akurasi yang diperoleh maka model akan disimpan dan siap digunakan. Jika pengguna merasa belum puas dengan hasil akurasi yang diperoleh maka dapat dilakukan pelatihan ulang hingga memperoleh akurasi yang memuaskan.

3.3. Perancangan *Interface*

Perancangan *interface* merupakan salah satu tahap yang tak kalah penting pada saat melakukan pengembangan sistem. Hal ini dikarenakan *interface* merupakan penghubung antara sistem dan *user*, sehingga sebuah *interface* harus bersifat menarik dan juga mudah digunakan oleh *user*. Pada penelitian ini, peneliti memilih untuk menggunakan aplikasi berbasis *website* dikarenakan dapat diakses oleh lebih dari 1 perangkat serta *website* dapat diakses dimana saja tanpa perlu perangkat tambahan secara khusus. Pada sistem yang dibuat oleh peneliti, hanya

terdiri dari 1 halaman saja yaitu untuk prediksi penyakit gigi. *Interface* sistem dapat dilihat pada gambar 3.7 dibawah ini.



Gambar 3. 6. Rancangan Interface

Keterangan:

1. Menustrip, berfungsi untuk menampilkan logo sistem serta menu yang tersedia pada sistem
2. Label, merupakan judul program yaitu Panoramic Image Classifier
3. Canvas/Picture, untuk menginputkan Citra X-Ray Panoramik serta menampilkan citra yang telah diinputkan
4. Button, untuk menghapus citra yang telah diinputkan sebelumnya
5. Button, untuk melakukan proses klasifikasi citra
6. Label, untuk menampilkan hasil prediksi
7. Menustrip, berfungsi untuk menampilkan footer dari sistem
8. Label, keterangan jenis penyakit

BAB 4

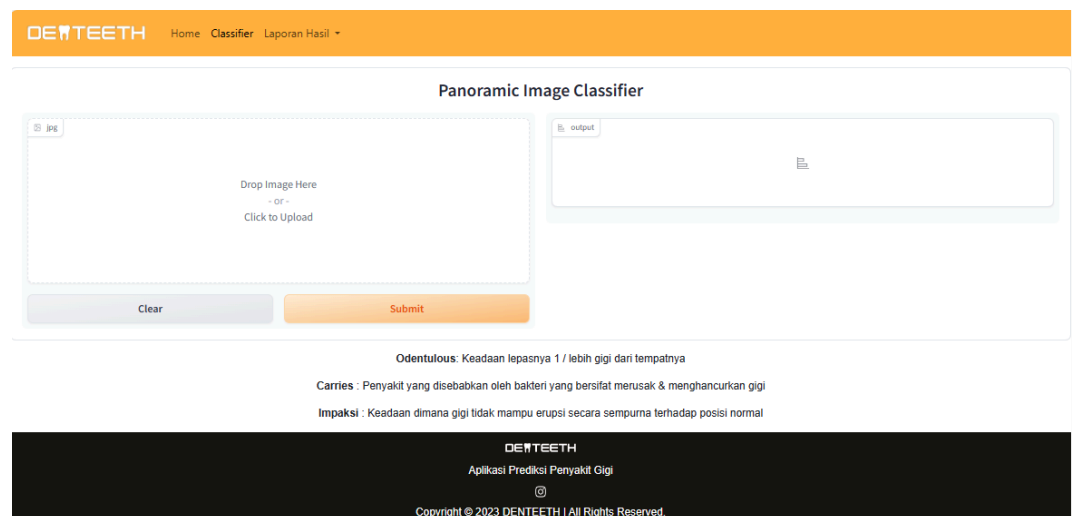
IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

4.1. Implementasi Sistem

Implementasi dari penelitian ini adalah membangun sebuah sistem dengan menggunakan metode CNN untuk melakukan pendeteksian penyakit gigi melalui citra panoramik. Implementasi tersebut dibangun menggunakan bahasa pemrograman Python. Pada sistem ini, hanya terdapat halaman Classifier.

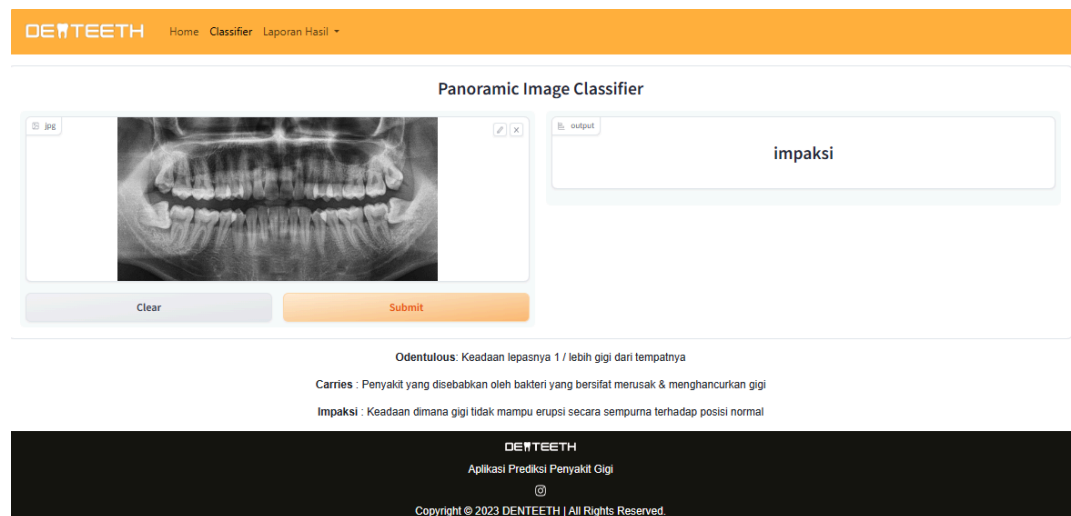
4.1.1. Halaman Classifier

Pada halaman ini, pengguna akan menginputkan citra x-ray panoramik yang akan diprediksi penyakitnya. Pengguna dapat menginputkan citra x-ray panoramik dengan menggunakan citra yang tersedia pada perangkat yang digunakan.



Gambar 4. 1. Tampilan Halaman Classifier

Gambar 4.1 menunjukkan tampilan website sebelum pengguna menginputkan Citra X-Ray Panoramik.



Gambar 4. 2. Tampilan setelah diinputkan citra

Gambar 4.2 menunjukkan tampilan website setelah diinputkan Citra X-Ray Panoramik. Setelah pengguna mengupload Citra X-Ray Panoramik, pengguna dapat memilih 2 pilihan tombol yaitu clear dan submit. Tombol clear berfungsi untuk menghapus citra yang telah diinputkan jika ingin menggantinya dengan citra yang lain, sedangkan tombol submit merupakan tombol untuk melakukan proses prediksi penyakit gigi. Apabila pengguna telah menekan tombol submit, maka hasil prediksi akan muncul pada kotak output dalam bentuk teks.

4.2. Pengujian Sistem

Setelah melakukan implementasi sistem, tahap selanjutnya adalah pengujian sistem. Adapun beberapa tahapan yang perlu dilakukan dalam pengujian sistem yaitu tahap *processing image*, tahap pelatihan model (training), tahap integrasi, serta tahap pengujian.

4.2.1. Tahap *processing image*

Pada tahapan ini, dataset yang telah dikumpulkan sebelumnya secara manual akan dibagi menjadi 3 kategori yaitu train, test, dan val. Pada tahap ini, dataset yang sebelumnya telah dikelompokkan menjadi carries, odontulous, dan impaksi akan dibagi lagi menjadi train, val, test dengan rasio 7:2:1.


```
!pip install split_folders
import splitfolders
input_folder = "/content/drive/MyDrive/data_panoramic"
output = "/content/drive/MyDrive/dataset_split_panoramic"

splitfolders.ratio(input_folder, output=output, seed=42, ratio=(.7, .2, .1))
```

Gambar 4. 3. Potongan source code untuk split dataset

Gambar 4.3. diatas merupakan potongan kode untuk memudahkan proses pembagian dataset sehingga kita tidak perlu membaginya secara manual. Untuk menjalankan potongan kode diatas, dataset akan diupload terlebih dahulu ke Google Drive. Hasil dari split dataset menjadi train, test, val akan masuk ke dalam sebuah folder bernama dataset_split_panoramic pada Google Drive secara otomatis.

Setelah citra terbagi menjadi 3 kategori, citra akan mengalami tahap *preprocessing* data yaitu berupa augmentasi citra seperti rescale (mengubah skala citra), shear (memiringkan citra), zoom (memperbesar citra), serta flip horizontal (membalik posisi suatu citra secara horizontal). Augmentasi citra dilakukan dengan tujuan agar mesin dapat mempelajari dan mengenali citra yang berbeda-beda serta augmentasi citra dapat dimanfaatkan untuk memperbanyak data.

4.2.2. Tahap Pelatihan Model

Setelah tahap pemrosesan dataset selesai, tahap selanjutnya adalah tahap pelatihan model. Peneliti menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* yang terdiri dari beberapa lapisan. Lapisan tersebut dapat dilihat pada gambar 4.4.

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 222, 222, 64)	1792
max_pooling2d_3 (MaxPooling 2D)	(None, 111, 111, 64)	0
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 109, 109, 128)	73856
max_pooling2d_4 (MaxPooling 2D)	(None, 54, 54, 128)	0
conv2d_5 (Conv2D)	(None, 52, 52, 128)	147584
max_pooling2d_5 (MaxPooling 2D)	(None, 26, 26, 128)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 86528)	0
dense_2 (Dense)	(None, 256)	22151424
dropout_1 (Dropout)	(None, 256)	0
dense_3 (Dense)	(None, 3)	771
Total params: 22,375,427		
Trainable params: 22,375,427		
Non-trainable params: 0		

Gambar 4. 4. Lapisan / *layer* pelatihan model

Berdasarkan Gambar 4.4, terdapat 3 tahapan konvolusi yang dimana setiap dari tahapan konvolusi tersebut akan menghasilkan output yang semakin lama semakin kecil serta mengabaikan informasi yang tidak terpakai. Setelah lapisan konvolusi, terdapat lapisan flatten yang berfungsi untuk merubah matriks output maxpooling menjadi satu dimensi, kemudian terdapat juga lapisan dropout yang berfungsi untuk mencegah terjadinya overfitting pada model CNN yang dibentuk, serta terdapat juga lapisan aktivasi relu dan softmax.

```
model.compile(optimizer='adam',
              loss='categorical_crossentropy',
              metrics=['accuracy'])

history = model.fit(train_generator,
                    epochs=20,
                    validation_data=validation_generator).history
```

Gambar 4. 5. Potongan *code training* model

Model CNN yang telah dibentuk di *compile* menggunakan *optimizer* adam, *categorical crossentropy* serta *metrics* berupa *accuracy*. Fungsi

model.fit pada proses pelatihan model adalah untuk mengetahui seberapa baik model yang telah dibangun untuk menggeneralisasi data yang serupa.

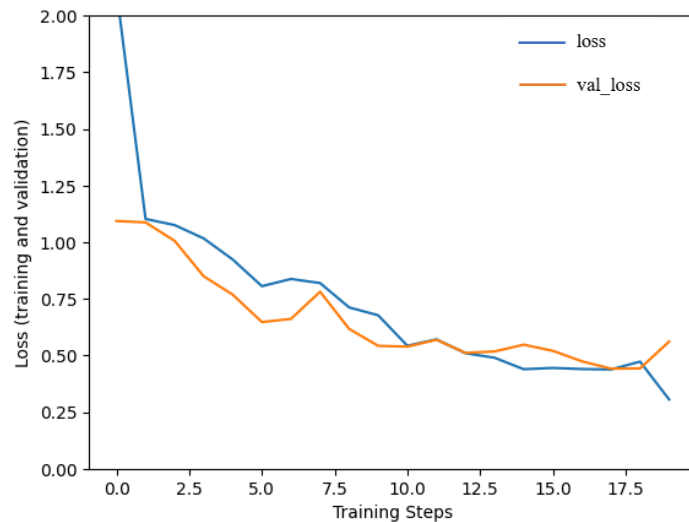
```
Epoch 1/20
14/14 [=====] - 13s 726ms/step - loss: 2.1114 - accuracy: 0.2905 - val_loss: 1.0931 - val_accuracy: 0.3500
Epoch 2/20
14/14 [=====] - 8s 585ms/step - loss: 1.1023 - accuracy: 0.3762 - val_loss: 1.0871 - val_accuracy: 0.4833
Epoch 3/20
14/14 [=====] - 9s 684ms/step - loss: 1.0752 - accuracy: 0.4190 - val_loss: 1.0055 - val_accuracy: 0.5167
Epoch 4/20
14/14 [=====] - 9s 636ms/step - loss: 1.0161 - accuracy: 0.5095 - val_loss: 0.8480 - val_accuracy: 0.6167
Epoch 5/20
14/14 [=====] - 8s 586ms/step - loss: 0.9229 - accuracy: 0.6381 - val_loss: 0.7678 - val_accuracy: 0.7167
Epoch 6/20
14/14 [=====] - 9s 676ms/step - loss: 0.8054 - accuracy: 0.6571 - val_loss: 0.6472 - val_accuracy: 0.7667
Epoch 7/20
14/14 [=====] - 9s 672ms/step - loss: 0.8373 - accuracy: 0.6857 - val_loss: 0.6610 - val_accuracy: 0.7333
Epoch 8/20
14/14 [=====] - 8s 558ms/step - loss: 0.8193 - accuracy: 0.7238 - val_loss: 0.7810 - val_accuracy: 0.7000
Epoch 9/20
14/14 [=====] - 10s 663ms/step - loss: 0.7116 - accuracy: 0.7286 - val_loss: 0.6169 - val_accuracy: 0.7500
Epoch 10/20
14/14 [=====] - 10s 695ms/step - loss: 0.6768 - accuracy: 0.6952 - val_loss: 0.5419 - val_accuracy: 0.7667
Epoch 11/20
14/14 [=====] - 8s 597ms/step - loss: 0.5424 - accuracy: 0.8000 - val_loss: 0.5388 - val_accuracy: 0.7833
Epoch 12/20
14/14 [=====] - 9s 674ms/step - loss: 0.5708 - accuracy: 0.7762 - val_loss: 0.5691 - val_accuracy: 0.7333
Epoch 13/20
14/14 [=====] - 10s 709ms/step - loss: 0.5097 - accuracy: 0.7810 - val_loss: 0.5109 - val_accuracy: 0.8167
Epoch 14/20
14/14 [=====] - 8s 584ms/step - loss: 0.4896 - accuracy: 0.8095 - val_loss: 0.5175 - val_accuracy: 0.7667
Epoch 15/20
14/14 [=====] - 9s 619ms/step - loss: 0.4390 - accuracy: 0.8190 - val_loss: 0.5473 - val_accuracy: 0.7500
Epoch 16/20
14/14 [=====] - 10s 728ms/step - loss: 0.4446 - accuracy: 0.8286 - val_loss: 0.5202 - val_accuracy: 0.8000
Epoch 17/20
14/14 [=====] - 9s 719ms/step - loss: 0.4398 - accuracy: 0.8429 - val_loss: 0.4739 - val_accuracy: 0.7833
Epoch 18/20
14/14 [=====] - 8s 575ms/step - loss: 0.4377 - accuracy: 0.8476 - val_loss: 0.4414 - val_accuracy: 0.8500
Epoch 19/20
14/14 [=====] - 10s 720ms/step - loss: 0.4725 - accuracy: 0.8381 - val_loss: 0.4427 - val_accuracy: 0.8167
Epoch 20/20
14/14 [=====] - 9s 651ms/step - loss: 0.3053 - accuracy: 0.9095 - val_loss: 0.5611 - val_accuracy: 0.7833
```

Gambar 4. 6. Proses *training* model

Pada tahap pelatihan, *epochs* yang diambil adalah 20. Hal ini disebabkan karena ketika diuji dengan menggunakan 10 *epochs*, hasil pelatihan model kurang maksimal dan ketika diuji coba dengan menggunakan lebih dari 20 *epochs* hasil pelatihan tidak mengalami peningkatan. Proses pelatihan sendiri melibatkan 300 data yang dibagi menjadi train, test, dan val yang dimana data pada kategori train terdiri dari 70 data per kelas, data pada kategori val terdiri dari 20 per kelas, serta data pada kategori test terdiri dari 10 per kelas dengan perbandingan 7:2:1.

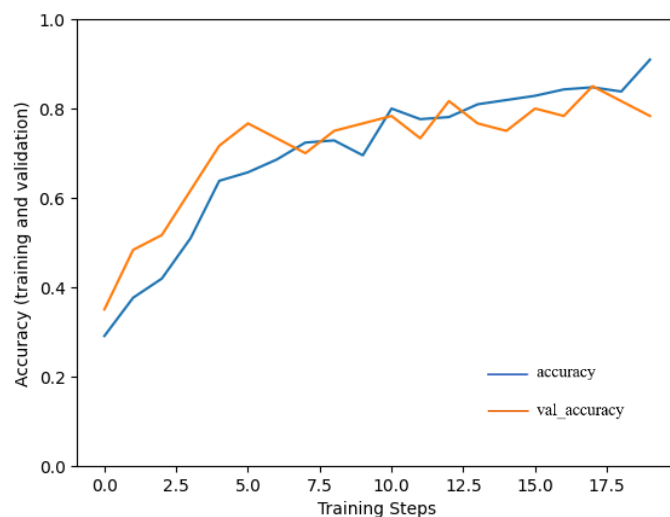
Waktu yang diperlukan untuk proses training dengan 20 *epochs* adalah sekitar 183 detik atau setara dengan 3 menit. Pada akhir *epochs* atau *epochs* ke-20, hasil akurasi pada training sebesar 0,9 dan loss sebesar 0,3.

Sedangkan untuk hasil akurasi validasi sebesar 0,78 dan loss sebesar 0,56. Berikut ini merupakan hasil pelatihan yang telah dijalankan secara keseluruhan.



Gambar 4. 7. Grafik *Loss* dan *Validation Loss*

Pada Gambar 4.7. dapat dilihat bahwa grafik semakin menurun dan mengarah ke kanan. Hal ini menunjukkan nilai loss dan validation loss yang semakin kecil seiring berjalannya training/pelatihan.



Gambar 4. 8. Grafik *Accuracy* dan *Validation Accuracy*

Pada Gambar 4.8. dapat dilihat bahwa grafik semakin naik dan mengarah ke kanan. Hal ini menunjukkan nilai accuracy dan validation accuracy yang semakin tinggi seiring berjalannya training/pelatihan.

4.2.3. Tahap Integrasi

Setelah melakukan pelatihan pada model yang akan digunakan pada sistem, peneliti akan mengimplementasikannya menjadi sistem yang berbasis *website*. Sistem akan dibangun dengan menggunakan *library* gradio.

Berikut merupakan source code dari sistem yang dibangun yang disimpan ke dalam file app.py.

```
import tensorflow as tf
import gradio as gr
from tensorflow import image
from keras import models
import numpy as np
from PIL import Image
import pandas as pd
```

Gambar 4. 9. *Library* yang digunakan untuk implementasi

Gambar 4.9. menunjukkan seluruh *library* yang digunakan dalam pengimplementasian sistem. Dimana *library* yang digunakan terdiri atas tensorflow, gradio, numpy serta pandas.

```
model = models.load_model("acc89%.h5")
disease = ["carries", "impaksi", "odontulous"]

def image_classifier(jpg):
    try:
        resize= image.resize(jpg,(224,224))
        dim= np.expand_dims(resize, axis=0)
        pred= model.predict(dim)
        arg= np.argmax(pred)
        return disease[arg]
    except:
        return "Unsupported File Format"
```

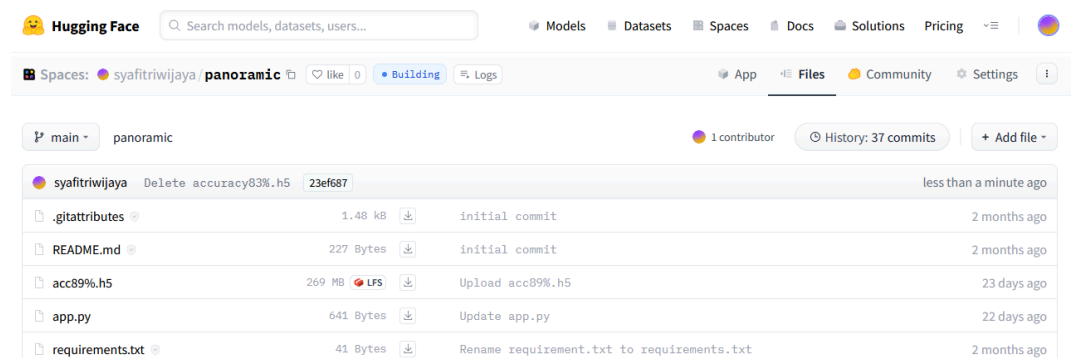
Gambar 4. 10. *Source Code* Tahap Inisialisasi dan Klasifikasi Gambar

Gambar 4.10. menunjukkan tahapan inisialisasi mulai dari menginputkan model yang telah dilatih sebelumnya, kemudian dibentuk sebuah label untuk menampung label hasil prediksi yang bernama disease. Terdapat sebuah fungsi `image_classifier` yang merupakan fungsi utama untuk melakukan tahap integrasi antara machine learning dengan website sistem yang akan menghasilkan output berupa *label* sesuai dengan hasil prediksi.

```
app = gr.Interface(title="Panoramic Image Classifier",fn=image_classifier, inputs="image", outputs="label")
app.launch()
```

Gambar 4. 11. Potongan kode untuk menampilkan hasil prediksi

Gambar 4.11. merupakan potongan kode untuk menampilkan interface sistem dengan menggunakan library gradio.



Gambar 4. 12. Hugging Face Space

File `app.py` diupload ke dalam sebuah platform bernama Hugging Face space, sehingga sistem dapat diakses secara mudah dengan menggunakan website maupun secara online.

```
<gradio-app src="https://syafitriwijaya-panoramic.hf.space"></gradio-app>
```

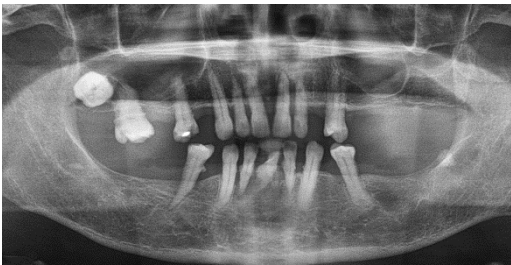



Gambar 4. 13. Source code untuk menghubungkan html dengan gradio






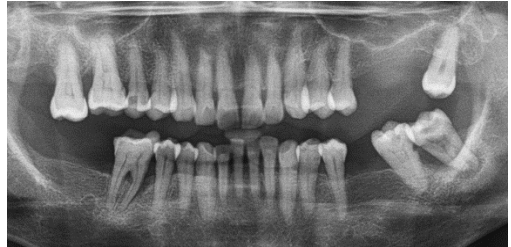
Gambar 4.13. merupakan potongan kode yang berfungsi untuk menghubungkan interface gradio dengan halaman *website* yang dirancang oleh peneliti.

4.2.4. Tahap Pengujian

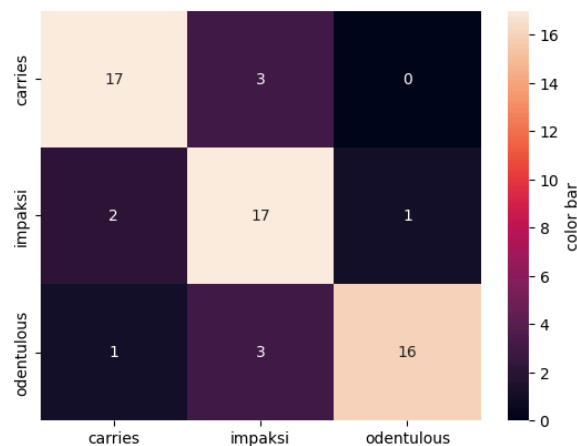
Setelah melalui tahap processing gambar, pelatihan model, dan tahap integrasi maka tahap selanjutnya adalah tahap pengujian. Tahap pengujian bertujuan untuk menguji apakah model yang telah dirancang oleh peneliti mampu memberikan hasil prediksi yang baik. Berikut merupakan beberapa contoh sampel yang digunakan dan hasil prediksi model.

Tabel 4. 1. Tabel Pengujian

No	Gambar	Label	Hasil Prediksi
1		odontulous	odontulous
2		odontulous	odontulous
3		carries	carries
4		carries	impaksi

5		impaksi	impaksi
6		impaksi	impaksi
7		impaksi	impaksi
8		carries	carries
9		carries	odontulous
10		odontulous	odontulous

Pengujian sistem yang dilakukan dengan menggunakan 60 data testing memperoleh akurasi sebesar 83%. Hal ini disebabkan karena adanya beberapa data gambar yang memiliki kemiripan sehingga sistem terkadang sulit untuk membedakannya. Berikut merupakan *confusion matrix* dari hasil pengujian sistem yang telah dirancang oleh peneliti.



Gambar 4. 14. Confusion Matrix

Dengan menggunakan *confusion matrix*, kita mampu melakukan perhitungan terhadap *metric evaluation* yang dimana terdiri dari *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Hasil metrik secara keseluruhan dapat dilihat pada gambar 4.15. di bawah ini.

Classification Report				
	precision	recall	f1-score	support
Carries	0.85	0.85	0.85	20
Impaksi	0.74	0.85	0.79	20
Odontulous	0.94	0.80	0.86	20
accuracy			0.83	60
macro avg	0.84	0.83	0.84	60
weighted avg	0.84	0.83	0.84	60

Gambar 4. 15. Hasil Pengujian secara keseluruhan

a. *Accuracy*

Akurasi (*accuracy*) merupakan perbandingan prediksi benar (baik positif maupun negatif) dengan keseluruhan dataset secara keseluruhan. Perhitungan *accuracy* dapat dihitung dengan menggunakan rumus berikut ini.

$$Accuracy = \frac{True\ Positive}{Total\ Dataset}$$

$$Accuracy = \frac{17+17+16}{60}$$

$$Accuracy = \frac{50}{60}$$

$$Accuracy = 0,83$$

Dari hasil perhitungan secara manual, hasil akurasi yang diperoleh adalah sebesar **0,83 / 83%**.

b. Precision

Presisi (*precision*) merupakan perbandingan hasil prediksi benar positif dengan seluruh hasil prediksi. Perhitungan *precision* dapat dihitung dengan menggunakan rumus berikut ini.

Contoh perhitungan *precision* pada kelas carries:

$$Precision = \frac{True\ Positive}{True\ Positive+False\ Positive}$$

$$Precision = \frac{17}{17+2+1}$$

$$Precision = \frac{17}{20}$$

$$Precision = 0,85$$

Dari hasil perhitungan secara manual, hasil presisi pada kelas carries adalah 0,85.

Contoh perhitungan *precision* pada kelas impaksi:

$$Precision = \frac{True\ Positive}{True\ Positive+False\ Positive}$$

$$Precision = \frac{17}{17+3+3}$$

$$Precision = \frac{17}{23}$$

$$Precision = 0,74$$

Dari hasil perhitungan secara manual, hasil presisi pada kelas impaksi adalah 0,85.

Contoh perhitungan precision pada kelas odontulous:

$$Precision = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Positive}$$

$$Precision = \frac{16}{16+1+0}$$

$$Precision = \frac{16}{17}$$

$$Precision = 0,94$$

Dari hasil perhitungan secara manual, hasil presisi pada kelas odontulous adalah 0,94.

Nilai Precision secara keseluruhan dapat dihitung dengan mencari rata-rata dari nilai precision atau dengan menggunakan rumus berikut ini.

$$Mean\ Precision = \frac{Total\ Precision}{Jumlah\ Class}$$

$$Mean\ Precision = \frac{0,85+0,74+0,94}{3}$$

$$Mean\ Precision = \frac{2,53}{3}$$

$$Mean\ Precision = 0,84$$

Dari hasil perhitungan secara manual, diperoleh hasil rata – rata presisi (Mean Precision) pada proses pengujian ini adalah sebesar **0,84 / 84%**.

c. Recall

Recall merupakan perbandingan antara prediksi benar yang bernilai positif dengan seluruh data yang bernilai benar dan positif. Perhitungan *recall* dapat dihitung dengan menggunakan rumus berikut ini.

Contoh perhitungan nilai *recall* dari kelas carries:

$$Recall = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negative}$$

$$Recall = \frac{17}{17+3+0}$$

$$Recall = \frac{17}{20}$$

$$Recall = 0,85$$

Dari hasil perhitungan secara manual, hasil *recall* pada kelas carries adalah 0,85.

Contoh perhitungan nilai *recall* dari kelas impaksi:

$$Recall = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negative}$$

$$Recall = \frac{17}{17+2+1}$$

$$Recall = \frac{17}{20}$$

$$Recall = 0,85$$

Dari hasil perhitungan secara manual, hasil *recall* pada kelas impaksi adalah 0,85.

Contoh perhitungan nilai *recall* dari kelas odontulous:

$$Recall = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negative}$$

$$Recall = \frac{16}{16+3+1}$$

$$Recall = \frac{16}{20}$$

$$Recall = 0,8$$

Dari hasil perhitungan secara manual, hasil *recall* pada kelas odontulous adalah 0,8.

Untuk menentukan nilai rata – rata *recall* (*Mean Recall*), dapat menggunakan rumus berikut ini.

$$\text{Mean Recall} = \frac{\text{Total Recall}}{\text{Jumlah Class}}$$

$$\text{Mean Recall} = \frac{0,85+0,85+0,8}{3}$$

$$\text{Mean Recall} = \frac{2,5}{3}$$

$$\text{Mean Recall} = 0,83$$

Dari hasil perhitungan secara manual, diperoleh hasil rata – rata *recall* (*Mean Recall*) pada proses pengujian ini adalah sebesar **0,83 / 83%**.

d. f1-score

f1-score merupakan perbandingan antara rata – rata dari nilai precision dan nilai recall. Perhitungan *f1-score* dapat dihitung dengan menggunakan rumus berikut ini.

$$f1 - score = \frac{2 \times \text{Recall} \times \text{Precision}}{(\text{Recall} + \text{Precision})}$$

$$f1 - score = \frac{2 \times 0,83 \times 0,84}{(0,83 + 0,84)}$$

$$f1 - score = \frac{1,3944}{1,67}$$

$$f1 - score = 0,84$$

Dari hasil perhitungan secara manual, diperoleh hasil f1-score pada proses pengujian ini adalah sebesar **0,84 / 84%**.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan oleh peneliti, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Penggunaan metode CNN dengan menggunakan 210 data training dan 60 data testing mampu menghasilkan prediksi terhadap penyakit gigi dengan akurasi yang cukup baik yaitu 83%. Waktu pelatihan model sebesar 3 menit dengan 20 epoch.
2. Terdapat beberapa faktor yang mengakibatkan hasil prediksi tidak selalu benar seperti adanya kemiripan antara satu kelas dengan kelas lainnya serta terbatasnya jumlah dataset.

5.2. Saran

Adapun saran yang dapat diberikan oleh peneliti untuk penelitian selanjutnya antara lain sebagai berikut:

1. Diperlukan pengembangan training agar mampu memperoleh akurasi yang lebih baik lagi. Hal ini dapat dilakukan dengan cara menambah jumlah dataset, melakukan filtering yang lebih baik pada data gambar.
2. Menambah beberapa kategori jenis penyakit gigi lainnya sehingga cakupan dari sistem yang dirancang menjadi lebih luas.

DAFTAR PUSTAKA

- Al-Ramil, A. M., Al-Wosaibi, A. M., & Bukhary, M. T. (2018). Prevalence of Impacted Teeth and Associated Pathologies : A Radiographic Study, Al Ahsa, Saudi Arabia Population. *The Egyptian Journal of Hospital Medicine*, 70(12), 2130–2136. <https://doi.org/10.12816/0045040>
- Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A. J., Al-Dujaili, A., Duan, Y., Al-Shamma, O., Santamaria, J., Fadhel, M. A., Al-Amidie, M., & Farhan, L. (2021). Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. *Journal of Big Data*, 8(1). <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8>
- Baiju, R., Peter, E., Varghese, N., & Sivaram, R. (2017). Oral health and quality of life: Current concepts. *Journal of Clinical and Diagnostic Research*, 11(6), ZE21–ZE26. <https://doi.org/10.7860/JCDR/2017/25866.10110>
- Bella, D. R., Shantiningsih, R. R., & Suryani, I. R. (2020). Comparison of radiograph panoramic quality between conventional and indirect digital methods on mixed teeth period. *Padjadjaran Journal of Dentistry*, 32(2). <https://doi.org/10.24198/pjd.vol32no2.17047>
- Bengio, Y., Lecun, Y., & Hinton, G. (2021). Deep learning for AI. *Communications of the ACM*, 64(7), 58–65. <https://doi.org/10.1145/3448250>
- Cejudo, J. E., Chaurasia, A., Feldberg, B., Krois, J., & Schwendicke, F. (2021). Classification of dental radiographs using deep learning. *Journal of Clinical Medicine*, 10(7). <https://doi.org/10.3390/jcm10071496>
- Hwang, J. J., Jung, Y. H., Cho, B. H., & Heo, M. S. (2019). An overview of deep learning in the field of dentistry. *Imaging Science in Dentistry*, 49(1), 1–7. <https://doi.org/10.5624/isd.2019.49.1.1>
- Janiesch, C., Zschech, P., & Heinrich, K. (2021). *Machine learning and deep learning*. <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2/Published>

- Kumar, A., Bhadauria, H. S., & Singh, A. (2021). Descriptive analysis of dental X-ray images using various practical methods: A review. *PeerJ Computer Science*, 7, e620. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.620>
- Nguyen, T. T., Larrivée, N., Lee, A., Bilaniuk, O., & Durand, R. (2021). Use of Artificial Intelligence in Dentistry: Current Clinical Trends and Research Advances. *Journal of the Canadian Dental Association*, 87(17).
- Nichols, J. A., Herbert Chan, H. W., & Baker, M. A. B. (2019). Machine learning: applications of artificial intelligence to imaging and diagnosis. In *Biophysical Reviews* (Vol. 11, Issue 1, pp. 111–118). Springer Verlag. <https://doi.org/10.1007/s12551-018-0449-9>
- Putri, L. A., & Handajani, D. O. (2020). Determinant of Dental Caries in Pre-School Children at TK Permata Hati Bangkalan. *Jurnal Saintika Medika*, 16(2). <https://doi.org/10.22219/sm.Vol16.SMUMM2.11253>
- Salavati, E. (2020). *Asset Price Forecasting using Recurrent Neural Networks MSc Project View project Stochastic Evolution Equations View project*. <https://www.researchgate.net/publication/344639554>
- Sihombing, K. P., Simare-mare, R. T., & Nabila Tobing, A. (2020). Description Of Knowledge, Attitudes, And Actions About Dental And Oral Health Maintenances Of Students In Primary School Of 101896 Of Kiri Hulu-I Tanjung Morawa Disctrict Of Sumatera Utara Province. *Jurnal Kesehatan Gigi*, 7, 117–123. <http://ejournal.poltekkes-smg.ac.id/ojs/index.php/jkg/index>
- Sunitha, M. R., & D Asha. (2020). *Classification of Dental Disease using CNN*. <http://ijesc.org/>
- Supriatna, A., Fadillah, R. P. N., & Nawawi, A. P. (2017). Description of dental caries on mixed dentition stage of elementary school students in Cibeber Community Health Center. *Padjadjaran Journal of Dentistry*, 29(3). <https://doi.org/10.24198/pjd.vol29no3.14303>

- 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*, 12(11), 5504. <https://doi.org/10.3390/app12115504>
- Xin, M., & Wang, Y. (2019). Research on image classification model based on deep convolution neural network. *Eurasip Journal on Image and Video Processing*, 2019(1). <https://doi.org/10.1186/s13640-019-0417-8>
- Yamashita, R., Nishio, M., Do, R. K. G., & Togashi, K. (2018). Convolutional neural networks: an overview and application in radiology. In *Insights into Imaging* (Vol. 9, Issue 4, pp. 611–629). Springer Verlag. <https://doi.org/10.1007/s13244-018-0639-9>

LAMPIRAN

Hasil Testing Dataset dari folder val

No.	Nama Citra	Jenis Penyakit	Hasil Prediksi
1	Odentulous 2	Odentulous	Odentulous
2	Odentulous 13	Odentulous	Impaksi
3	Odentulous 32	Odentulous	Odentulous
4	Odentulous 34	Odentulous	Odentulous
5	Odentulous 8	Odentulous	Odentulous
6	Odentulous 9	Odentulous	Odentulous
7	Odentulous 10	Odentulous	Odentulous
8	Odentulous 36	Odentulous	Odentulous
9	Odentulous 58	Odentulous	Odentulous
10	Odentulous 59	Odentulous	Odentulous
11	Odentulous 61	Odentulous	Odentulous
12	Odentulous 68	Odentulous	Impaksi
13	Odentulous 72	Odentulous	Impaksi
14	Odentulous 74	Odentulous	Odentulous
15	Odentulous 78	Odentulous	Odentulous
16	Odentulous 86	Odentulous	Odentulous
17	Odentulous 90	Odentulous	Odentulous
18	Odentulous 94	Odentulous	Odentulous
19	Odentulous 96	Odentulous	Odentulous
20	Odentulous 98	Odentulous	Carries

Prediksi Benar = 16

No.	Nama Citra	Jenis Penyakit	Hasil Prediksi
1	Carries 32	Carries	Carries
2	Carries 34	Carries	Impaksi
3	Carries 36	Carries	Impaksi
4	Carries 39	Carries	Carries
5	Carries 40	Carries	Carries
6	Carries 41	Carries	Carries
7	Carries 42	Carries	Carries
8	Carries 43	Carries	Carries
9	Carries 58	Carries	Carries
10	Carries 59	Carries	Carries
11	Carries 61	Carries	Carries
12	Carries 68	Carries	Carries
13	Carries 72	Carries	Carries
14	Carries 74	Carries	Carries
15	Carries 78	Carries	Carries
16	Carries 86	Carries	Impaksi

17	Carries 90	Carries	Carries
18	Carries 94	Carries	Carries
19	Carries 96	Carries	Carries
20	Carries 98	Carries	Carries

Prediksi Benar = 17

No.	Nama Citra	Jenis Penyakit	Hasil Prediksi
1	Impaksi 2	Impaksi	Impaksi
2	Impaksi 8	Impaksi	Impaksi
3	Impaksi 9	Impaksi	Impaksi
4	Impaksi 10	Impaksi	Carries
5	Impaksi 13	Impaksi	Impaksi
6	Impaksi 32	Impaksi	Odontulous
7	Impaksi 34	Impaksi	Impaksi
8	Impaksi 36	Impaksi	Impaksi
9	Impaksi 58	Impaksi	Impaksi
10	Impaksi 59	Impaksi	Carries
11	Impaksi 61	Impaksi	Impaksi
12	Impaksi 68	Impaksi	Impaksi
13	Impaksi 72	Impaksi	Impaksi
14	Impaksi 74	Impaksi	Impaksi
15	Impaksi 78	Impaksi	Impaksi
16	Impaksi 86	Impaksi	Impaksi
17	Impaksi 90	Impaksi	Impaksi
18	Impaksi 94	Impaksi	Impaksi
19	Impaksi 96	Impaksi	Impaksi
20	Impaksi 98	Impaksi	Impaksi

Prediksi Benar = 17