

**KLASIFIKASI JENIS PENYAKIT KULIT PADA WAJAH
MENGUNAKAN METODE YOU ONLY LOOK ONCE VERSI 8**

SKRIPSI

NAYLA RAHMI NASUTION

201402097



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

**KLASIFIKASI JENIS PENYAKIT KULIT PADA WAJAH
MENGUNAKAN METODE YOU ONLY LOOK ONCE VERSI 8**

SKRIPSI

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

NAYLA RAHMI NASUTION

201402097



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

PERSETUJUAN

Judul : KLASIFIKASI JENIS PENYAKIT KULIT PADA WAJAH
MENGGUNAKAN METODE YOU ONLY LOOK ONCE
VERSI 8

Kategori : SKRIPSI

Nama : NAYLA RAHMI NASUTION

Nomor Induk Mahasiswa : 201402097

Program Studi : SARJANA (S1) TEKNOLOGI INFORMASI

Fakultas : ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

Medan, 16 Oktober 2024

Komisi Pembimbing :

Pembimbing 2



Prof. Drs. Mahyuddin M.IT., Ph.D.
NIP. 196712251998021001

Pembimbing 1



Dr. Marischa Elveny S.TI., M.Kom.
NIP. 199003272017062001

Diketahui/disetujui oleh

Program Studi S1 Teknologi Informasi



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

PERNYATAAN

KLASIFIKASI JENIS PENYAKIT KULIT PADA WAJAH MENGGUNAKAN METODE YOU ONLY LOOK ONCE VERSI 8

SKRIPSI

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

Medan, 16 Oktober 2024



Nayla Rahmi Nasution

201402097

UCAPAN TERIMA KASIH

Segala puji dan syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT atas limpahan rahmat, hidayah, serta karunia-Nya sehingga penulis dapat mengerjakan dan menyelesaikan skripsi yang berjudul “Klasifikasi Jenis Penyakit Kulit pada Wajah Menggunakan Metode You Only Look Once Versi 8” sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer di Program Studi S1 Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.

Dalam proses penyusunan skripsi ini juga penulis mendapat berbagai bentuk dukungan, bantuan, bimbingan, doa, motivasi, dan semangat dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan terima kasih sebesar-besarnya kepada:

1. Kepada diri sendiri yang telah berusaha dan tetap semangat dalam menyelesaikan skripsi yang penuh dengan tantangan.
2. Keluarga penulis, terutama kedua orangtua penulis Mama Sarminawati dan Papa Prof. DR. H. Hasan Bakti Nasution, M.A. yang memberikan kasih sayang, doa, dukungan, masukan dan bimbingan dimulai dari pendidikan hingga menyelesaikan tugas akhir ini.
3. Ibu Dr. Maya Silvi Lydia B.Sc., M.Sc. selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara
4. Bapak Dedy Arisandi ST., M.Kom. selaku Ketua Program Studi S1 Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
5. Ibu Dr. Marischa Elveny S.TI., M.Kom. selaku Dosen Pembimbing 1 dan Bapak Prof. Drs. Mahyuddin M.IT., Ph.D. selaku Dosen Pembimbing 2 yang telah membimbing serta memberikan saran selama proses pengerjaan skripsi ini.
6. Bapak Dr. Baihaqi Siregar S.Si., M.T. selaku Dosen Penguji 1 dan Bapak Ainul Hizriadi S.Kom., M.Sc selaku Dosen Penguji 2 yang telah memberikan saran dan masukan yang membangun kepada penulis.
7. Seluruh Dosen Program Studi S1 Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara yang sudah memberikan ilmu yang bermanfaat kepada penulis selama masa perkuliahan.

8. Seluruh Staff dan Pegawai Fasilkom-TI Universitas Sumatera Utara yang telah membantu segala urusan administrasi selama masa perkuliahan dan penyelesaian skripsi penulis.
9. Kakak-kakak penulis yaitu Nadia Khairani, S.Kom, Laila Hidayati, S.E., M.Si, dan dr. Syaela Fitri Nasution yang telah menghibur serta memberikan doa dan dukungan kepada penulis.
10. Teman-teman capek pc Ivan, Tsabitah, Vanissya, Ullayya, Iqbal, Wahyu, dan Hatta yang telah setia bersama penulis selama masa perkuliahan, turut langsung membantu dan menemani penulis dalam pengerjaan tugas selama masa perkuliahan hingga penyelesaian skripsi ini.
11. Teman-teman penulis Rio, Fildzah, Teruna, Ridha, Afifan, Grace, Dila, Farhan, Anisa, Kesya, Rizqita, Aqis, dan Anggita yang telah memberikan semangat kepada penulis.
12. Teman-teman Kom A dan Angkatan 2020 Teknologi Informasi yang telah menemani penulis pada masa perkuliahan.
13. Senior, junior, dan teman-teman Teknologi Informasi lainnya yang tidak dapat disebutkan satu per satu yang telah menjadi bagian dari perjalanan perkuliahan dan penyelesaian skripsi penulis.

ABSTRAK

Penyakit kulit merupakan kelainan pada kulit berupa iritasi, peradangan, infeksi, atau gangguan lainnya yang disebabkan oleh infeksi seperti jamur, kuman, parasit, dan virus yang dapat menyerang individu dari berbagai kelompok usia. Kulit wajah merupakan bagian tubuh yang memiliki risiko kerusakan yang lebih tinggi dibandingkan dengan area tubuh lainnya. Terdapat berbagai masalah kulit yang dapat mempengaruhi wajah, dan beberapa di antaranya memiliki warna dan tekstur yang mirip ditambah dengan keterbatasan akses terhadap layanan kesehatan dan kurangnya pemahaman masyarakat terhadap penyakit kulit wajah. Oleh karena itu, penanganan yang cepat dan akurat sangat dibutuhkan untuk mencegah penyebaran penyakit kulit wajah. Penelitian ini mengimplementasikan metode You Only Look Once versi 8 dalam membuat sistem klasifikasi jenis penyakit kulit pada wajah secara *real-time* yang terdiri dari empat jenis, yaitu jerawat, *rosacea*, eksim, dan milia. Data yang digunakan sebanyak 1200 citra. Hasil penerapan YOLOv8 dalam klasifikasi jenis penyakit kulit pada wajah memperoleh nilai akurasi sebesar 97,5% untuk jerawat, 95% untuk *rosacea*, 97,5% untuk eksim, dan 97,5% untuk milia. Berdasarkan nilai metrik evaluasi yang diperoleh maka model dapat mengklasifikasikan jenis penyakit dengan baik.

Kata kunci: Penyakit Kulit Wajah, Klasifikasi, YOLOv8, *Real-Time*

**CLASSIFICATION OF SKIN DISEASE TYPES ON THE FACE USING THE
YOU ONLY LOOK ONCE METHOD VERSION 8**

ABSTRACT

Skin diseases are skin disorders in the form of irritation, inflammation, infection, or other disorders caused by infections such as fungi, germs, parasites, and viruses that can attack individuals of various age groups. Facial skin is a part of the body that has a higher risk of damage compared to other areas of the body. There are various skin problems that can affect the face, and some of them have similar colors and textures coupled with limited access to health services and a lack of public understanding of facial skin diseases. Therefore, fast and accurate treatment is needed to prevent the spread of facial skin diseases. This study implements the You Only Look Once version 8 method in creating a real-time classification system for types of facial skin diseases consisting of four types, namely acne, rosacea, eczema, and milia. The data used is 1200 images. The results of applying YOLOv8 in the classification of skin disease types on the face obtained an accuracy value of 97,5% for acne, 95% for rosacea, 97.5% for eczema, and 97.5% for milia. Based on the evaluation metric value obtained, the model can classify the type of disease well.

Keywords: Facial Skin diseases, Classification, YOLOv8, Real-Time

DAFTAR ISI

PERSETUJUAN	iii
PERNYATAAN	iv
UCAPAN TERIMA KASIH	v
ABSTRAK	vii
<i>ABSTRACT</i>	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR	xiii
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	4
1.3. Tujuan Penelitian	4
1.4. Batasan Masalah	5
1.5. Manfaat Penelitian	5
1.6. Metodologi Penelitian	6
1.7. Sistematika Penulisan	7
BAB 2 LANDASAN TEORI	8
2.1 Kulit Wajah	8
2.2 Penyakit Kulit pada Wajah	8
2.2.1. <i>Jerawat</i>	8
2.2.2. <i>Rosacea</i>	9
2.2.3. <i>Eksim</i>	10
2.2.4. <i>Milia</i>	11
2.3 Persamaan Karakteristik	11
2.4 <i>Computer Vision</i>	12
2.5 <i>Object Detection</i>	12
2.6 <i>Deep Learning</i>	12
2.7 Convolutional Neural Network (CNN)	13
2.8 You Only Look Once (YOLO)	14

2.9	YOLOv8	14
2.10	<i>Confusion Matrix</i>	16
2.10.1.	<i>Accuracy</i>	17
2.10.2.	<i>Precision</i>	17
2.10.3.	<i>Recall</i>	18
2.10.4.	<i>F1-Score</i>	18
2.11	Penelitian terdahulu	18
2.12	Perbedaan Penelitian	23
BAB 3	ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM	24
3.1	Data yang digunakan	24
3.2	Analisis Sistem	25
3.3	<i>Image Acquisition</i>	26
3.4	<i>Data Preprocessing</i>	27
3.4.1.	<i>Labelling</i>	27
3.4.2.	<i>Resize</i>	28
3.4.3.	<i>Augmentation</i>	29
3.4.3.1.	<i>Rotation</i>	29
3.4.3.2.	<i>Flip</i>	30
3.4.3.3.	<i>Saturation</i>	31
3.4.3.4.	<i>Contrast</i>	31
3.4.3.5.	<i>Crop</i>	32
3.5	<i>Image Classification</i>	32
3.5.1.	<i>Requirements installation</i>	32
3.5.2.	<i>Data Configuration</i>	33
3.5.3.	<i>Training Model</i>	33
3.5.3.1.	<i>Backbone</i>	34
3.5.3.2.	<i>Neck</i>	34
3.5.3.3.	<i>Head</i>	34
3.6	<i>Learned Model</i>	35
3.7	<i>TFLite Model</i>	35
3.8	<i>Output</i>	35
3.9	Perancangan Antarmuka Sistem	35

3.9.1.	<i>Activity diagram</i>	35
3.9.2.	<i>Rancangan halaman home</i>	37
3.9.3.	<i>Rancangan tampilan halaman scan</i>	38
3.9.4.	<i>Rancangan halaman live</i>	39
3.9.5.	<i>Rancangan halaman information</i>	40
BAB 4	IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN	41
4.1	Implementasi Sistem	41
4.1.1.	<i>Perangkat lunak dan perangkat keras</i>	41
4.2	Implementasi Data	42
4.3	Implementasi Model	42
4.4	Implementasi Rancangan Antarmuka	45
4.4.1	<i>Halaman home screen</i>	45
4.4.2	<i>Halaman scan</i>	47
4.4.3	<i>Halaman live</i>	48
4.4.4	<i>Halaman information</i>	49
4.5	Pengujian Sistem	50
BAB 5	KESIMPULAN DAN SARAN	61
5.1	Kesimpulan	61
5.2	Saran	61
DAFTAR PUSTAKA		62

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian terdahulu	20
Tabel 3. 1 Data yang Digunakan	24
Tabel 4. 1 Hasil Percobaan Pelatihan 100 <i>epoch</i>	43
Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Sistem	50
Tabel 4. 3 <i>Confusion Matrix</i>	58
Tabel 4. 4 Hasil Perhitungan	58
Tabel 4. 5 Nilai <i>Evaluation Metrics</i>	60

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Jerawat	9
Gambar 2. 2 Rosacea	10
Gambar 2. 3 Eksim	10
Gambar 2. 4 Milia	11
Gambar 2. 5 Lapisan CNN	13
Gambar 2. 6 Model Pendeteksian YOLO	14
Gambar 2. 7 Arsitektur YOLOv8	15
Gambar 2. 8 Perbandingan Algoritma YOLO	16
Gambar 2. 9 <i>Confusion Matrix</i>	16
Gambar 3. 1 Arsitektur Umum	26
Gambar 3. 2 Pengumpulan Data di RS Mitra Medika Premiere	27
Gambar 3. 3 Penamaan Kelas pada Citra	28
Gambar 3. 4 Proses <i>Resize</i> Citra	29
Gambar 3. 5 Proses <i>Rotation</i>	30
Gambar 3. 6 Proses <i>Flip</i>	30
Gambar 3. 7 Proses <i>Saturation</i>	31
Gambar 3. 8 Proses <i>Contrast</i>	31
Gambar 3. 9 Proses <i>Crop</i>	32
Gambar 3. 10 <i>Activity Diagram</i>	36
Gambar 3. 11 Rancangan Halaman <i>Home</i>	37
Gambar 3. 12 Rancangan Halaman <i>Scan</i>	38
Gambar 3. 13 Rancangan Halaman <i>Live</i>	39
Gambar 3. 14 Rancangan Halaman <i>Information</i>	40
Gambar 4. 1 Contoh Data Penyakit Kulit pada Wajah	42
Gambar 4. 2 Google Colab	43
Gambar 4. 3 Grafik Hasil Pelatihan <i>Batch Size</i> 64	45
Gambar 4. 4 Halaman <i>Home</i>	46
Gambar 4. 5 Halaman <i>Scan</i>	47
Gambar 4. 6 Halaman <i>Information</i>	49

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Permasalahan pada kulit tidak hanya berdampak pada kesehatan fisik, tetapi juga dapat memicu permasalahan psikologis individu, terutama apabila terdapat pada area wajah. Saat ini, konsultasi kepada dokter hanya mengandalkan observasi visual dan riwayat penyakit pasien dalam melakukan pemeriksaan kulit, yang dapat menyebabkan kesalahan dalam analisis dan diagnosis penyakit (Wijaya et al., 2023).

Kulit merupakan pelindung bagi tubuh manusia yang terdiri dari beberapa lapisan seperti epidermis, dermis, dan hipodermis. Kulit wajah merupakan bagian tubuh yang memiliki risiko kerusakan yang lebih tinggi dibandingkan dengan area tubuh lainnya karena sering terpapar udara dan sinar matahari secara langsung. Kulit wajah memiliki peran penting dalam penampilan, masyarakat cenderung lebih memprioritaskan kesehatan kulit wajah daripada kulit di bagian lain (Wu et al., 2019).

Penyakit kulit merupakan kelainan pada kulit yang disebabkan oleh infeksi seperti kuman, virus, jamur, dan parasit yang dapat menyerang individu dari berbagai kelompok usia (Ath-Thariq & Suharsono, 2023). Jika tidak diatasi, penyebaran penyakit kulit dapat memberikan dampak yang signifikan pada manusia dengan gejala seperti pembatasan aktivitas sehari-hari, gangguan tidur, depresi, hingga risiko komplikasi seperti kerusakan pada sumsum tulang belakang dan otak (misalnya pada kasus infeksi Herpes), serta masalah kesehatan lainnya (Wibowo et al., 2022).

Indonesia menempati peringkat ke-29 dari 195 negara di Asia yang turut kontribusi terhadap penyebaran penyakit kulit secara tidak langsung. Beberapa faktornya meliputi keterbatasan akses terhadap layanan kesehatan, kondisi kebersihan yang kurang memadai, dan tingginya jumlah penduduk (Wibowo et al., 2022). Kemudian sebagai negara yang beriklim tropis, penyakit kulit menjadi salah satu permasalahan yang signifikan. Tingginya jumlah penduduk di Indonesia serta kurangnya pemahaman masyarakat mengenai penyakit kulit, dampak dari penyakit kulit, dan pentingnya memahami kesehatan kulit. Sebanyak delapan dari sepuluh

masyarakat belum mengetahui bahwa penyakit kulit dapat disebabkan oleh kurangnya kebersihan dan keterlambatan dalam penanganan (Prastika & Zuliarso, 2021).

Ketika kulit terserang penyakit, berbagai masalah muncul seperti gangguan fungsi kulit, rasa gatal yang berlebihan, dan penyakit yang bisa mengganggu penampilan serta aktivitas sehari-hari (Wijaya et al., 2023). Berdasarkan permasalahan tersebut, maka penanganan yang efektif dan cepat sangat dibutuhkan untuk mencegah penyakit kulit wajah yang berkelanjutan. Sistem pengolahan citra dapat menjadi alat bantu manusia dalam menangani berbagai permasalahan, termasuk masalah kulit wajah. Salah satu aspek yang diperhatikan adalah kebutuhan akan pemahaman terhadap masalah kulit wajah yang sedang dialami individu. Pengembangan sistem cerdas di sektor kecantikan dan kesehatan kulit seringkali melibatkan penggunaan citra dari penyakit kulit wajah. Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah pendekatan yang mampu memahami pola dan fitur dalam citra sesuai data yang tersedia (Wiguna et al., 2023). Beberapa metode yang dapat digunakan dalam mengolah data citra, diantaranya metode Convolutional Neural Network dan You Only Look Once yang telah terbukti efektif dalam mengelompokkan penyakit kulit pada wajah (Dari & Triloka, 2022).

Beberapa penelitian terkait diagnosis penyakit kulit telah dilakukan dengan berbagai metode yang berbeda, diantaranya penelitian yang dilakukan oleh Wijaya et al. (2023) dimana penelitian ini melakukan klasifikasi terhadap delapan jenis penyakit kulit dengan menggunakan metode CNN berbasis web. Penelitian ini menghitung keakuratan sistem menggunakan metode CNN dengan mengambil 2269 data citra yang terdiri dari delapan penyakit kulit, yaitu vitiligo, impetigo, herpes, psoriasis, melanoma, cacar air, kurap, dan kutil. Pada penelitian ini terdapat kekurangan dalam mendiagnosis penyakit karena beberapa jenis penyakit memiliki pola dan karakteristik yang serupa.

Penelitian dengan metode yang sama dilakukan oleh Wu et al. (2019) dengan mengelompokkan penyakit kulit menjadi enam bagian penyakit kulit wajah. Hasil terbaik penelitian ini mencapai 92.9%, 89.2%, dan 84.3% *recall* untuk *lupus erythematosus*, *basal cell carcinoma*, dan *seborrheic keratosis*, serta rata-rata *recall* dan presisi mencapai 77.0% dan 70.8%. Selanjutnya R et al. (2022) pernah melakukan penelitian yang menggunakan metode CNN dengan model Eff2Net untuk

mengklasifikasikan empat jenis penyakit kulit, yaitu jerawat, acnitic kerastosis (AK), melanoma, dan psoriasis. Hasil penelitian ini mencapai nilai akurasi keseluruhan sebesar 84.70%

Pada tahun 2021, Hasanah & Riana melakukan penelitian dengan menggunakan metode GLCM dan algoritma klasifikasi Multi-SVM untuk mendeteksi kanker kulit dengan akurasi yang tinggi, serta mengklasifikasikan citra ke dalam jenis nevus umum, nevus atipikal, atau melanoma berdasarkan citra dermoskopi. Hasil penelitian ini mencapai nilai akurasi tertinggi sebesar 86.67%. Namun, penelitian ini masih menunjukkan kekurangan dalam nilai akurasi dibandingkan dengan penelitian lain yang hanya menggunakan satu metode saja.

Penelitian lain juga dilakukan dengan berfokus pada otomatisasi fitur dermoskopis menggunakan YOLOv8, algoritma ini secara efisien mendeteksi lima struktur dermoskopis yang relevan untuk mendiagnosis penyakit kanker kulit agar menjadi lebih baik. Diperoleh nilai rata-rata dari hasil untuk setiap fitur dermoskopik 0.9758 untuk DSC, 0.954 untuk JSC, 0.9724 untuk presisi, 0.938 untuk *recall*, dan 0.9692 untuk presisi rata-rata. Model ini masih memiliki kekurangan karena keterbatasan jumlah citra yang digunakan saat pelatihan (Adjobo et al., 2023). Selain itu, Elshahawy et al. (2023) juga melakukan penelitian serupa yaitu mendeteksi penyakit kulit melanoma menggunakan metode YOLOv5 dan ResNet50. Penelitian ini menghasilkan rata-rata metrik sebesar 99.0%, 98.6%, 98.8%, 99.5, 98.3%, dan 98.7% untuk presisi, *recall*, DSC, tingkat akurasi, mAP dari 0.0 hingga 0.5, dan mAP dari 0.5 hingga 0.95. Wiliani et al. (2023) juga melakukan penelitian yang menggunakan algoritma YOLO dengan teknik preprocessing citra seperti *annotation*, *resize*, *augmentation*, dan *grayscale* untuk mendeteksi penyakit kanker kulit dengan baik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model YOLOv5s memiliki nilai akurasi 89.1%.

YOLOv8 merupakan model terbaru yang memiliki kemampuan untuk mendeteksi objek, klasifikasi gambar, dan segmentasi. YOLOv8 memiliki tingkat akurasi yang tinggi pada dataset COCO, sebagai contoh YOLOv8m mencapai nilai mAP sebesar 50.2%. Berdasarkan penelitian Sary et al. (2023) juga membuktikan bahwa model YOLOv5 dan YOLOv8 sukses mengidentifikasi manusia pada gambar udara. Dalam proses identifikasi

manusia, terdapat perbedaan kinerja antara kedua model tersebut. Model YOLOv8 menunjukkan nilai kinerja yang lebih tinggi daripada YOLOv5 dalam hal presisi dan skor F1 dengan selisih performa masing-masing sebesar 2.82% dan 0.98%.

Berdasarkan latar belakang dan penelitian terdahulu, maka penulis mengangkat penelitian yang berjudul **Klasifikasi Jenis Penyakit Kulit Pada Wajah Menggunakan Metode You Only Look Once Versi 8**. Jenis penyakit kulit pada wajah tersebut akan diklasifikasikan menjadi empat bagian, yaitu jerawat, *rosacea*, eksim, dan milia. Penelitian ini akan menganalisis performa You Only Look Once versi 8 dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit kulit pada wajah yang serupa melalui sistem aplikasi *mobile* berbasis Android.

1.2. Rumusan Masalah

Kulit wajah memiliki peran penting dalam penampilan setiap individu, tetapi memiliki risiko kerusakan yang lebih tinggi dibandingkan dengan area tubuh lainnya karena sering terpapar udara dan sinar matahari langsung. Di tengah kondisi sebagai negara yang beriklim tropis, menyebabkan tingginya angka penderita penyakit kulit. Masyarakat masih kesulitan dalam memahami jenis penyakit kulit yang serupa jika dilihat oleh kasat mata yang mengakibatkan keterlambatan dalam penanganannya. Pada saat ini, konsultasi medis terkait penyakit kulit hanya bergantung pada pengamatan visual dan informasi riwayat penyakit pasien, yang berpotensi menimbulkan kesalahan dalam analisis dan diagnosis, serta memerlukan biaya yang relatif tinggi. Oleh karena itu, diperlukan sebuah sistem yang mampu mengklasifikasikan jenis penyakit kulit pada wajah secara cepat dan akurat sehingga dapat dicegah ataupun ditangani dengan segera.

1.3. Tujuan Penelitian

Penelitian ini dilakukan untuk mengimplementasikan metode You Only Look Once versi 8 dalam mengklasifikasikan jenis penyakit kulit pada wajah dengan cepat dan akurat.

1.4. Batasan Masalah

Agar tidak terjadi perluasan ruang lingkup permasalahan serta penelitian ini tetap pada tujuan awal yang telah ditetapkan, maka terdapat batasan masalah dalam penelitian ini, yaitu sebagai berikut.

1. Data yang digunakan berupa citra dengan ekstensi file jpg.
2. Data yang dikumpulkan berupa citra wajah.
3. Jenis penyakit kulit pada wajah yang dapat dideteksi hanya jerawat, *rosacea*, eksim, dan milia.
4. Output berupa nama jenis penyakit kulit pada wajah beserta informasi mengenai penyakit kulit tersebut.

1.5. Manfaat Penelitian

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

1. Mengetahui performa You Only Look Once versi 8 dalam mengklasifikasikan jenis penyakit kulit pada wajah.
2. Hasil penelitian ini diharapkan dapat membantu masyarakat dalam mengetahui penyakit kulit pada wajah agar dapat mencegah berkembangnya penyakit kulit tersebut.
3. Hasil penelitian ini diharapkan dapat mendeteksi dan mengklasifikasi jenis penyakit kulit pada wajah serta dapat berfungsi sebagai referensi bagi penelitian-penelitian berikutnya.

1.6. Metodologi Penelitian

Beberapa tahapan yang akan dilakukan pada penelitian ini, yaitu sebagai berikut.

1. Studi Literatur

Pada tahap awal penelitian ini dilakukan pengumpulan informasi mengenai fokus penelitian, seperti jenis penyakit kulit pada wajah, *image processing*, dan You Only Look Once versi 8 yang diperoleh dari pakar maupun penelitian terdahulu.

2. Analisis Permasalahan

Setelah mengumpulkan informasi, maka dilakukan analisis berdasarkan informasi yang telah diperoleh pada tahapan awal, yaitu studi literatur untuk memahami metode You Only Look Once versi 8 dalam melakukan klasifikasi jenis penyakit kulit pada wajah.

3. Perancangan sistem

Selanjutnya penulis melakukan perancangan sistem mulai dari perancangan arsitektur umum, pengumpulan data, pembagian data, pelatihan model, serta perancangan antarmuka berdasarkan hasil yang diperoleh pada tahap sebelumnya.

4. Implementasi Sistem

Sistem yang telah dirancang pada tahap sebelumnya kemudian diimplementasikan untuk mencapai tujuan sesuai dengan tujuan dan ruang lingkup penelitian.

5. Pengujian Sistem

Sistem yang telah dibangun akan melewati tahap pengujian untuk melihat kinerja sistem dan memastikan bahwa sistem dapat berfungsi untuk mendeteksi jenis penyakit kulit pada wajah dengan baik.

6. Dokumentasi dan Penyusunan Laporan

Tahap ini merupakan tahapan akhir dari seluruh rangkaian proses penelitian dimana dilakukannya pembuatan dokumentasi dan penyusunan laporan yang menunjukkan hasil akhir dari penelitian.

1.7. Sistematika Penulisan

Adapun penulisan skripsi terdiri dari lima bagian utama, yaitu sebagai berikut.

BAB 1: PENDAHULUAN

Bagian ini menjelaskan latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan dilakukan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah, tahapan metodologi penelitian, dan sistematika penulisan.

BAB 2: LANDASAN TEORI

Bagian ini berisikan tentang teori-teori yang berkaitan dengan penyakit kulit pada wajah, jerawat, *rosacea*, eksim, milia, *deep learning*, CNN, dan YOLO sebagai metode yang akan diimplementasikan dalam penelitian ini.

BAB 3: ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Bagian ini menjelaskan arsitektur umum dari penelitian yang dimulai dari tahap *image acquisition*, *split data*, *data preprocessing*, proses pelatihan, pengujian, *output*, hingga perancangan antarmuka sistem.

BAB 4: IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Bagian ini mencakup proses implementasi dan pengujian dari perancangan sistem yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya agar dapat menunjukkan apakah hasil pengujian telah mencapai tujuan dari dilakukannya penelitian ini.

BAB 5: KESIMPULAN DAN SARAN

Bagian ini mencakup kesimpulan dari hasil penelitian yang telah dilakukan serta saran untuk pengembangan pada penelitian yang akan dilakukan di masa mendatang agar memperoleh hasil yang lebih baik.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1 Kulit Wajah

Kulit wajah berperan sebagai pelindung bagian internal wajah seperti mata, hidung, mulut, dan lainnya (Irawati & Sulandjari, 2013). Kulit wajah memiliki peran penting dalam penampilan sehingga masyarakat cenderung lebih memprioritaskan kesehatan kulit wajah daripada kulit di bagian lain (Wu *et al.*, 2019). Kulit wajah dibagi menjadi lima jenis, yaitu normal, berminyak, kering, sensitif, dan kombinasi. Perbedaan jenis kulit wajah dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor, yaitu faktor genetika, penyakit tertentu, dan faktor lingkungan seperti paparan sinar UV, debu, serta polusi. Oleh karena itu, menjaga kulit wajah agar tetap dalam kondisi optimal menjadi esensial untuk kesehatan. Hal ini juga dapat dianggap sebagai investasi untuk kesehatan dan kesejahteraan individu yang berkelanjutan.

2.2 Penyakit Kulit pada Wajah

Penyakit kulit merupakan permasalahan pada kulit yang disebabkan oleh kuman, virus, jamur, dan parasit yang dapat memicu terjadinya infeksi pada kulit. Namun, jika proses pengeluaran kotoran dan penyerapan zat-zat penting melalui kulit berjalan lancar, serta peredaran darah dalam tubuh berfungsi secara optimal, dapat meminimalkan risiko terjadinya kerusakan kulit wajah, khususnya jerawat (Irawati & Sulandjari, 2013). Terdapat beberapa jenis penyakit kulit pada wajah, diantaranya adalah jerawat, *rosacea*, eksim, dan milia.

2.2.1. Jerawat

Jerawat merupakan kondisi peradangan kronis yang umumnya terjadi pada unit pilosebacea, yaitu folikel rambut dan kelenjar minyak. Penyebab utamanya adalah peningkatan produksi sebum, penumpukan sel kulit mati pada pori-pori, kolonisasi bakteri jenis *Propionibacterium* yang menyumbat folikel rambut sehingga menyebabkan peradangan. Kondisi ini ditandai oleh perkembangan komedo kronis atau berulang, serta papula dan pustula eritematosa yang sering muncul di wajah, tetapi juga

dapat memengaruhi leher, batang tubuh, area bahu dan lengan (Leung et al., 2020). Faktor hormonal, penggunaan kosmetik yang tidak cocok, kurangnya menjaga kebersihan, dan stress juga dapat memicu munculnya *acne vulgaris*. Meskipun cenderung dianggap sebagai kondisi ringan, tetapi *acne vulgaris* dapat menyebabkan bekas luka yang dapat menyebabkan permasalahan psikologis yang signifikan.

Terdapat beberapa cara agar dapat mengatasi perkembangan *acne vulgaris* yang muncul secara berulang, yaitu mencuci wajah dengan pembersih wajah, mengetahui jenis kulit untuk dapat membantu menentukan produk yang sesuai dengan kulit wajah, membatasi menyentuh wajah, terkena paparan sinar matahari, dan penggunaan *makeup*.



Gambar 2. 1 Jerawat (Leung et al., 2020)

2.2.2. *Rosacea*

Rosacea merupakan penyakit kulit kronis dan inflamasi yang menyebabkan munculnya kemerahan, eritema yang tidak dapat hilang dengan sendirinya, pembentukan papula atau pustula, pembesaran atau pelebaran pada pembuluh darah kecil di permukaan kulit atau yang disebut dengan telangiektasia, perubahan fimatosa. Gejala tambahan seperti rasa gatal, perih, atau terbakar. Patogenesis penyakit *rosacea* belum sepenuhnya diketahui, tetapi gangguan pada sistem kekebalan tubuh, infeksi oleh *Demodex*, dan paparan terhadap sinar ultraviolet dianggap sebagai faktor penyebabnya (Zhang et al., 2021).

Beberapa pengobatan yang direkomendasikan untuk penderita *rosacea*, seperti perawatan anti inflamasi dan respon imun yang abnormal, penggunaan *doxycycline* karena efektivitasnya dalam meredakan gejala *rosacea* yang memiliki sifat antiinflamasi, terapi laser, dan *Intense Pulsed Light* (IPL). Selain itu, pendekatan perawatan yang dipersonalisasi juga direkomendasikan dengan mempertimbangkan

kondisi setiap pasien, termasuk tingkat keparahan dan jenis *rosacea*, serta dampaknya terhadap kualitas hidup dan penyakit lain yang mungkin ada.



Gambar 2. 2 *Rosacea* (Cribier, 2022)

2.2.3. Eksim

Dilansir dari National Eczema Association, eksim merupakan sebuah istilah yang mengacu pada kondisi peradangan kulit yang menyebabkan rasa gatal, kulit kering, ruam, bercak sisik, dan infeksi pada kulit. Pada umumnya, eksim muncul sebagai kulit merah dan meradang, coklat atau gelap, putih atau bersisik, ataupun kuning jika terdapat infeksi sekunder. Eksim dapat disebabkan oleh faktor dari luar, seperti lingkungan, bahan kimia, bakteri, virus, dan jamur tertentu. Selain itu faktor dari dalam juga dapat mempengaruhi munculnya eksim, seperti sistem kekebalan tubuh yang terlalu aktif, faktor genetika, dan stres.

Kortikosteroid topikal merupakan pengobatan utama terhadap eksim, yang bertujuan untuk meredakan peradangan kulit dan memulihkan fungsi pelindung epidermis. Selain itu, pengobatan dapat dilakukan dengan terapi bungkus basah, pengonsumsi antihistamin, suplementasi vitamin D, pemakaian *inhibitor kalsineurin*, dan penggunaan pelembab kulit (Chong & Fonacier, 2016).



Gambar 2. 3 Eksim
(Sumber : kaggle.com)

2.2.4. *Milia*

Milia merupakan kista kecil yang berukuran sekitar satu sampai tiga milimeter berwarna putih yang berisi keratin, dan termasuk ke dalam kista epidermoid. Secara histologis, milia menyerupai kista infundibular mini dengan dinding epitel skuamosa yang beberapa lapisan tebalnya sebanding dengan lapisan sel granular. Milia dapat muncul secara spontan tanpa sebab tertentu yang disebut sebagai milia primer atau muncul dikarenakan hasil berbagai proses pengobatan, berkaitan dengan penyakit, serta trauma yang disebut sebagai milia sekunder (Berk & Bayliss, 2008).

Pencegahan milia dapat dilakukan dengan menggunakan tabir surya dan produk eksfoliasi untuk mengangkat sel kulit mati. Milia juga dapat diatasi dengan beberapa pengobatan, seperti ekstraksi milia, *electrocauter*, dan penguapan laser CO₂.



Gambar 2. 4 Milia
(Sumber : dermnetnz.org)

2.3 Persamaan Karakteristik

Dilansir dari Dermatology San Fransisco (MacGroger, 2023) jerawat dan *rosacea* memiliki gejala, warna, dan tekstur yang serupa jika dilihat secara kasat mata kemerahan atau peradangan, benjolan, dan pustula pada wajah. Kemerahan pada jerawat berfokus di area sekitar jerawat, sementara pada *rosacea*, kemerahan cenderung meliputi area yang lebih luas. Dilansir dari Kementrian Kesehatan, tanda di kulit pasien penderita *rosacea* dapat menyerupai penyakit eksim. Berdasarkan definisi dari jerawat, *rosacea*, dan eksim, ketiga penyakit kulit tersebut merupakan suatu kondisi peradangan yang menyebabkan perubahan warna dan tekstur pada kulit. Jerawat dan milia juga

terlihat mirip dari pengelihatannya kasat mata karena keduanya muncul sebagai benjolan kecil di kulit.

2.4 Computer Vision

Computer vision merupakan bidang dari kecerdasan buatan yang menggunakan komputer untuk menginterpretasi data visual secara detail, meniru pendekatan sistem visual manusia, memungkinkan komputer untuk melihat dan mengenali objek yang ada di sekitarnya seperti manusia (Xu et al., 2021). Komputer akan menggunakan algoritma yang dapat menganalisis atribut seperti warna, bentuk, dan jarak antar objek sampai komputer dapat memberi label pada semua objek sebagai jenis tertentu.

2.5 Object Detection

Object detection merupakan proses pengenalan dan penentuan keberadaan serta lokasi setiap objek dalam suatu gambar dengan menggunakan perangkat lunak atau komputer dalam bidang *computer vision* yang bertujuan untuk mengidentifikasi keberadaan, posisi, bentuk, ataupun kelas objek dalam kategori tertentu pada gambar atau video digital. (Kumar et al., 2020).

Real time object detection merupakan proses pendeteksian objek dimana sistem dapat mendeteksi, mengidentifikasi, dan melacak objek secara langsung. Keandalan dan kecepatan sangat penting dalam deteksi objek secara *real-time* karena video dapat menangani kecepatan frame yang tinggi, melebihi 24 *frame per second* (FPS). (Ding et al., 2019).

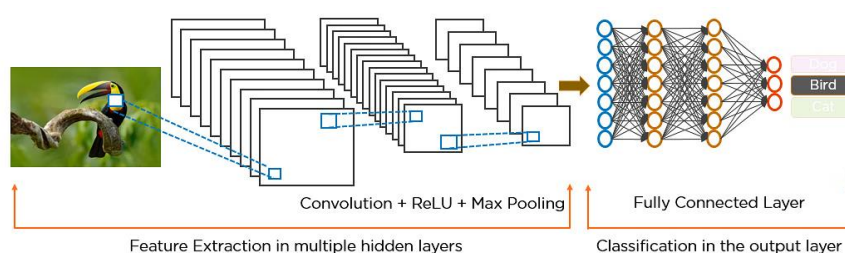
2.6 Deep Learning

Deep learning merupakan cabang khusus dari *machine learning* yang terinspirasi oleh struktur dan fungsi otak manusia. Teknologi ini memanfaatkan jaringan saraf tiruan yang memiliki banyak lapisan untuk mengolah informasi dan menyerap pengetahuan dari data, yang dikenal sebagai *deep neural network*. *Deep learning* memiliki kemampuan dalam menangani data yang kompleks seperti gambar, teks, dan audio (Božić, 2024).

2.7 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network merupakan *deep artificial neural network* yang digunakan untuk pengenalan objek dan klasifikasi citra berdasarkan kemiripannya. Convolutional Neural Network mengekstraksi data dari citra dua dimensi menggunakan filter (Hossain & Sajib, 2019).

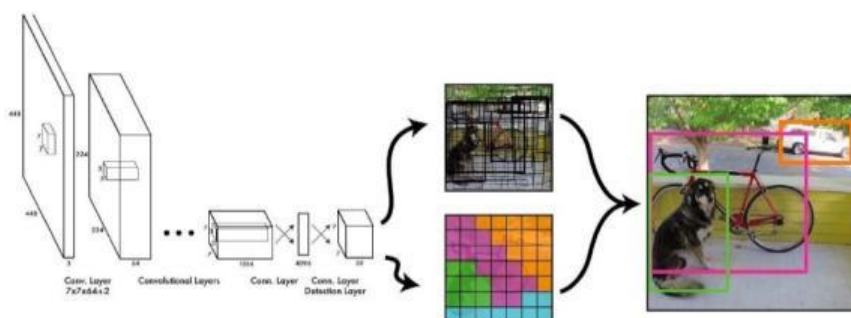
Arsitektur umum pada CNN memiliki beberapa lapisan, yaitu *convolutional layer*, *pooling layer*, *activation function*, *fully connected layer*, dan *loss function*. *Convolutional layer* merupakan lapisan pertama yang bertugas untuk mengekstrak fitur dari citra, memfilter citra dengan menggunakan filter piksel yang lebih kecil untuk mengurangi ukuran citra tanpa menghilangkan hubungan antar piksel. *Pooling layer* bertugas untuk memperkecil representasi visual dari fitur yang berukuran besar serta mempertahankan fitur tetap konsisten meskipun objek citra mengalami pergeseran. *Activation function* bertugas untuk memetakan *input* ke *output*. *Activation function* memiliki kemampuan mempelajari konsep yang kompleks dan membedakan fitur yang sangat penting, karena memungkinkan kesalahan *back-propagation* dalam melatih jaringan. *Fully connected layer* digunakan untuk pengklasifikasian, dimana input pada lapisan ini berasal dari *pooling layer* terakhir atau *convolutional layer* dan menghasilkan output akhir. *Loss function* digunakan pada *output* untuk mengukur kinerja model. *Loss function* menilai seberapa baik atau buruk model dalam memprediksi dibandingkan dengan hasil yang sebenarnya. Kesalahan pada pelatihan model menunjukkan perbedaan antara *actual output* dan *desired output* (Alzubaidi et al., 2021).



Gambar 2. 5 Lapisan CNN
(Sumber : simplilearn.com)

2.8 You Only Look Once (YOLO)

YOLO merupakan sebuah pendekatan *real-time end-to-end* untuk pendeteksian objek yang pertama kali diperkenalkan ke komunitas *computer vision* oleh Joseph Redmon dan teman-temannya pada tahun 2015 (Hussain, 2023). YOLO merujuk pada kemampuannya untuk menyelesaikan tugas deteksi objek melalui jaringan *single pass*, dimana pendekatan ini berbeda dengan pendekatan yang menggunakan *sliding windows* yang melakukan pengklasifikasian berulang kali pada setiap citra. YOLO memodelkan deteksi objek sebagai masalah regresi dengan memisahkan *bounding box* secara spasial dan memperkirakan koordinat *bounding box* serta *class probabilities*, sehingga dapat meningkatkan kecepatan dan akurasi (Terven et al., 2023).



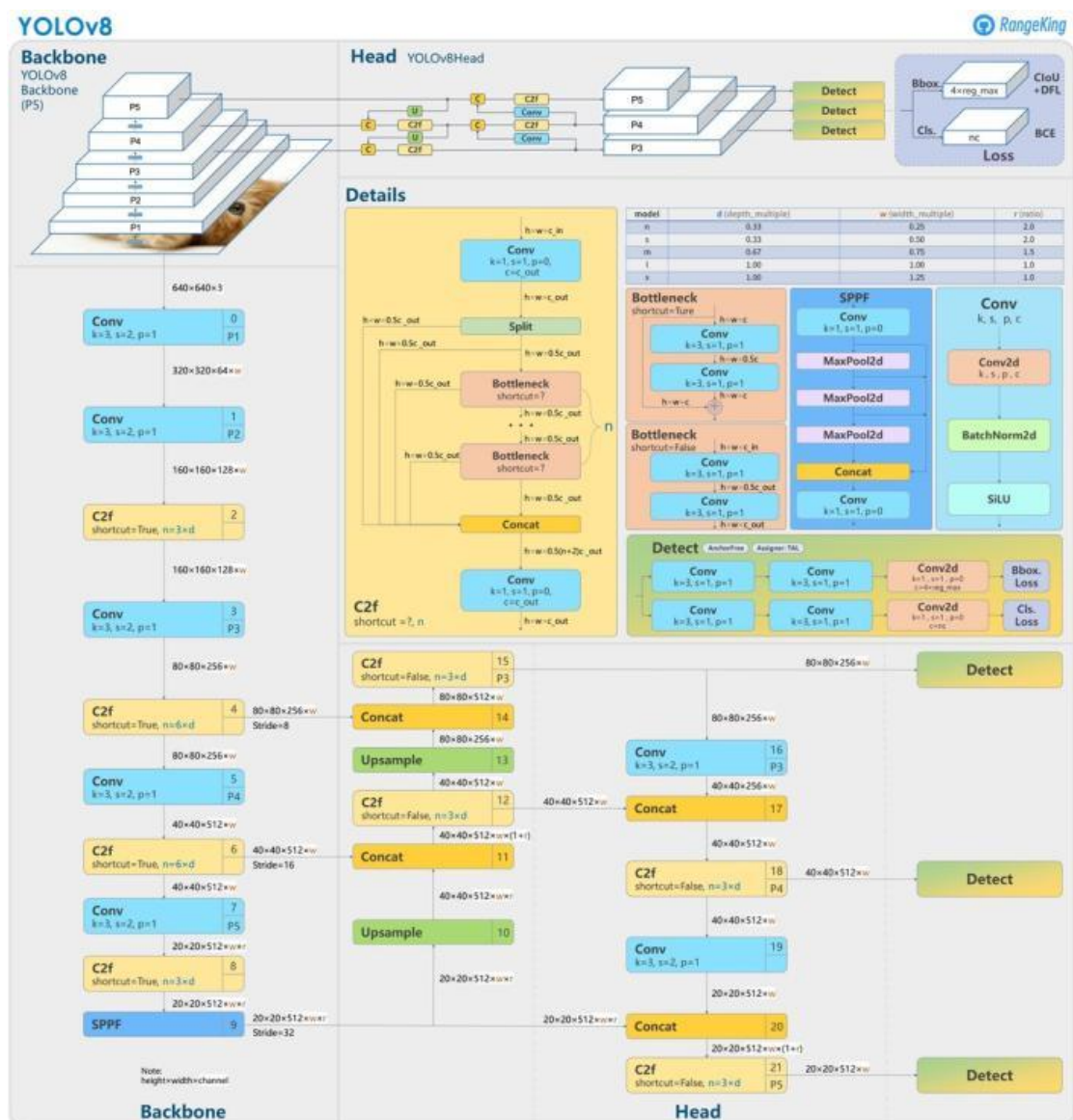
Gambar 2. 6 Model Pendeteksian YOLO (Redmon *et al.*, 2015)

2.9 YOLOv8

YOLOv8 merupakan model YOLO terbaru yang mendukung kemampuan untuk deteksi, klasifikasi, dan pelacakan objek, serta segmentasi instan dan estimasi pose, yang dirilis pada Januari 2023 oleh Ultralytics (Terven et al., 2023). YOLOv8 menawarkan pengembangan kinerja mutakhir dalam hal akurasi dan kecepatan menggunakan *backbone* yang serupa dengan YOLOv5, dengan peningkatan pada *CSPLayer* yang diubah menjadi modul C2f. Modul C2f pada YOLOv8 dirancang untuk meningkatkan performa deteksi dan klasifikasi pada objek agar membantu model dalam memberikan hasil yang lebih akurat dan konsisten. YOLOv8 juga menggunakan model bebas jangkar dengan *head* yang terpisah untuk menangani tugas seperti objektivitas, klasifikasi, dan regresi secara terpisah. YOLOv8 menggunakan fungsi sigmoid sebagai

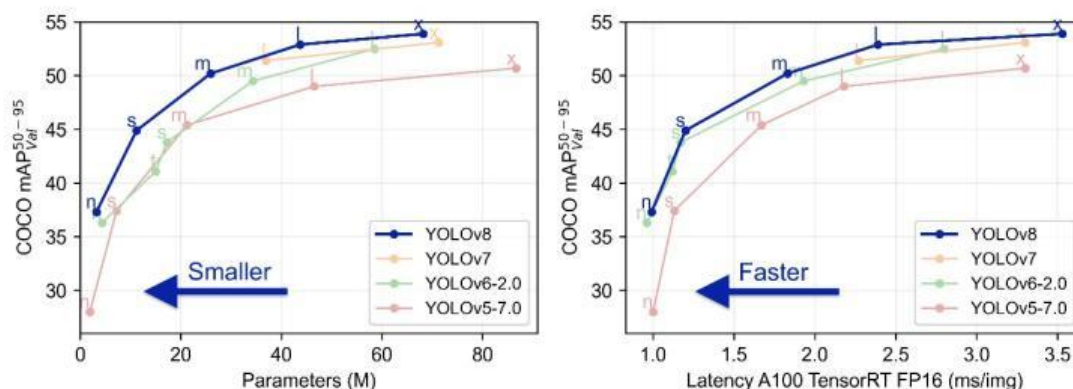
fungsi aktivasi untuk skor objektivitas yang terletak pada *output layer*, yang menyatakan bahwa *bounding box* berisi objek dan fungsi softmax untuk *class probabilities* yang mewakili probabilitas objek pada setiap kelas yang memungkinkan.

YOLOv8 dapat dijalankan melalui *command line interface* (CLI) dan juga diinstal sebagai paket PIP. Model ini menyediakan sejumlah integrasi untuk pelabelan, pelatihan, dan penerapan.



Gambar 2. 7 Arsitektur YOLOv8
(Sumber : roboflow.com)

Hasil evaluasi MS COCO *dataset test-dev* 2017, YOLOv8x berhasil mencapai nilai AP sebesar 53.9% dengan ukuran gambar 640 piksel dengan kecepatan 280 FPS pada NVIDIA A100 dan TensorRT. YOLOv8 menghasilkan keluaran yang lebih baik ketika dilatih dengan jumlah parameter yang sama (Hussain, 2023).



Gambar 2. 8 Perbandingan Algoritma YOLO
(Sumber : ultralytics.com)

2.10 Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan tabel khusus untuk mengevaluasi performa model klasifikasi dalam *machine learning* untuk memprediksi kelas dari data yang telah diberikan (Dari & Triloka, 2022). Matriks ini membandingkan nilai yang diprediksi oleh model dengan nilai sebenarnya dalam bentuk tabel yang terdiri dari empat kombinasi berbeda antara nilai prediksi dan nilai aktual.

Class designation		Actual class	
		True (1)	False (0)
Predicted class	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

Gambar 2. 9 *Confusion Matrix* (Vujovic, 2021)

Pada *confusion matrix* terdapat empat kombinasi seperti yang terlihat pada gambar 2.9, yaitu:

- 1) *True Positive* (TP) adalah kondisi dimana data yang diprediksi oleh model bernilai positif dan nilai data sebenarnya juga positif.
- 2) *False Positive* (FP) adalah kondisi dimana data yang diprediksi oleh model bernilai positif tetapi nilai data sebenarnya negatif.
- 3) *False Negative* (FN) adalah kondisi dimana data yang diprediksi oleh model bernilai negatif tetapi nilai data sebenarnya positif.
- 4) *True Negative* (TN) adalah kondisi dimana data yang diprediksi oleh model bernilai negatif dan nilai data sebenarnya juga negatif.

Dengan keempat kombinasi tersebut, maka *confusion matrix* dapat digunakan untuk melakukan pengukuran metrik evaluasi, seperti:

2.10.1. Accuracy

Accuracy merupakan metrik evaluasi yang mengukur seberapa sering model memprediksi yang benar dibandingkan dengan total keseluruhan prediksi. Nilai akurasi yang tinggi pada suatu model menunjukkan bahwa model tersebut dapat membuat prediksi yang benar dengan frekuensi yang tinggi.

$$Accuracy = \frac{\text{jumlah prediksi benar}}{\text{jumlah data keseluruhan}} \times 100\% \quad (2.1)$$

2.10.2. Precision

Precision merupakan kemampuan model dalam mengukur seberapa akurat prediksi positif dari model dari total keseluruhan prediksi positif. Presisi dihitung sebagai rasio antara *true positives* dengan jumlah seluruh prediksi positif.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.2)$$

2.10.3. Recall

Recall merupakan ukuran seberapa banyak kasus positif yang benar terdeteksi oleh model dari seluruh kasus positif sebenarnya.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.3)$$

2.10.4. F1-Score

F1 Score merupakan ukuran kinerja model klasifikasi yang mengintegrasikan *precision* dan *recall* menjadi satu metrik, sehingga memberikan nilai yang lebih rendah jika salah satu dari *precision* atau *recall* memiliki nilai yang rendah. Dalam *F1-Score* membantu mengukur performa model menjadi lebih seimbang.

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision} \quad (2.4)$$

2.11 Penelitian terdahulu

Beberapa penelitian mengenai diagnosis penyakit kulit yang telah dilakukan sebelumnya dengan berbagai metode yang berbeda, diantaranya penelitian yang dilakukan oleh Wijaya et al. (2023). Penelitian ini menghitung keakuratan sistem menggunakan metode CNN dengan mengambil 2269 data citra yang terdiri dari delapan penyakit kulit, yaitu vitiligo, impetigo, herpes, psoriasis, melanoma, cacar air, kurap, dan kutil. Namun, pada penelitian ini juga masih terdapat kekurangan dalam mendiagnosis penyakit dikarenakan kemiripan pada pola dan karakteristik beberapa jenis penyakit.

Penelitian dengan metode yang sama dilakukan oleh Wu et al. (2019) dengan mengelompokkan penyakit kulit menjadi enam bagian penyakit kulit wajah. Hasil penelitian ini mencapai model terbaik sebesar 92.9%, 89.2%, dan 84.3% untuk *lupus erythematosus*, *basal cell carcinoma*, dan *seborrheic keratosis*, serta rata-rata *recall* 77.0% dan presisi 70.8%.

Selanjutnya R et al. (2022) pernah melakukan penelitian yang menggunakan metode CNN dengan model Eff2Net untuk mengklasifikasikan empat jenis penyakit kulit, yaitu jerawat, acnitic kerastosis (AK), melanoma, dan psoriasis. Hasil penelitian ini mencapai nilai akurasi keseluruhan sebesar 84.70%.

Pada tahun 2021, Hasanah & Riana melakukan penelitiandengan menggunakan metode GLCM dan algoritma klasifikasi Multi-SVM untuk mendeteksi kanker kulit dengan akurasi yang tinggi, serta mengklasifikasikan citra ke dalam jenis nevus umum, nevus atipikal, atau melanoma berdasarkan citra dermoskopi. Hasil penelitian ini memperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 86.67%. Penelitian ini masih menunjukkan kekurangan dalam nilai akurasi dibandingkan dengan penelitian lain yang hanya menggunakan satu metode saja.

Penelitian lain juga dilakukan dengan berfokus pada otomatisasi fitur dermoskopis menggunakan YOLOv8, algoritma ini secara efisien mendeteksi lima struktur dermoskopis yang relevan untuk mendiagnosis penyakit kanker kulit agar menjadi lebih baik. Diperoleh nilai rata-rata dari hasil untuk setiap fitur dermoskopik 0.9758 untuk DSC, 0.954 untuk JSC, 0.9724 untuk presisi, 0.938 untuk *recall*, dan 0.9692 untuk presisi rata-rata. Model ini masih memiliki kekurangan karena keterbatasan jumlah citra yang digunakan saat pelatihan (Adjobo et al., 2023).

Selain itu, Elshahawy et al. (2023) juga melakukan penelitian serupa yaitu mendeteksi penyakit kulit melanoma menggunakan metode YOLOv5 dan ResNet50. Penelitian ini menghasilkan performa rata- rata metrik sebesar 99.0%, presisi sebesar 98.6%, recall sebesar 98.8%, DSC sebesar 99.5, mAP dari 0.0 hingga 0.5, dan mAP dari 0.5 hingga 0.95.

Wiliani et al. (2023) juga melakukan penelitian yang menggunakan algoritma YOLO dengan teknik preprocessing citra seperti *annotation*, *resize*, *augmentation*, dan *grayscale* untuk mendeteksi penyakit kanker kulit. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model YOLOv5s memiliki nilai akurasi 89.1% dan nilai *true positive* lebih besar dari *false positive* sehingga menunjukkan bahwa sistem dapat mendeteksi objek dengan baik.

YOLOv8 merupakan model terbaru yang memiliki kemampuan untuk mendeteksi objek, klasifikasi gambar, dan segmentasi. YOLOv8 memiliki tingkat akurasi yang tinggi pada dataset COCO, sebagai contoh YOLOv8m mencapai nilai mAP sebesar 50.2%. Berdasarkan penelitian Sary et al. (2023) juga membuktikan bahwa model YOLOv5 dan YOLOv8 sukses mengidentifikasi manusia pada gambar udara. Dalam proses identifikasi manusia, terdapat perbedaan kinerja antara kedua model tersebut. Model YOLOv8 menunjukkan nilai kinerja yang lebih tinggi daripada YOLOv5 dalam hal presisi dan skor F1 dengan selisih performa masing-masing sebesar 2.82% dan 0.98%.

Tabel 2. 1 Penelitian terdahulu

No.	Penulis	Judul	Tahun	Keterangan
1.	Wijaya et al.	Penerapan <i>Artificial Intelligence</i> Untuk Klasifikasi Penyakit Kulit dengan Metode Convolutional Neural Network Berbasis Web	2023	Penelitian ini menggunakan metode CNN untuk klasifikasi jenis penyakit kulit menjadi delapan jenis, yaitu vitiligo, impetigo, herpes, psoriasis, melanoma, cacar air, kurap, dan kutil dengan menggunakan 2269 citra. Hasil performansi sistem penelitian ini menggunakan <i>adam optimizer</i> dengan <i>learning rate</i> 0.0001.
2.	Wu et al.	<i>Studies on Different CNN Algorithms for Face Skin Disease Classification Based on Clinical Images</i>	2019	Penelitian ini menggunakan lima algoritma CNN, yaitu ResNet50, Inception V3, DenseNet-121, Xception, dan Inception-Resnet V2. Model terbaik mencapai 92.9%, 89.2%, dan 84.3% <i>recall</i> untuk <i>lupus erythematosus</i> , <i>basal cell carcinoma</i> , dan <i>seborrheic keratosis</i> , serta rata-rata <i>recall</i> 77.0% dan presisi 70.8%.

Tabel 2. 1 Penelitian terdahulu

No.	Penulis	Judul	Tahun	Keterangan
3.	R et al.	<i>Eff2Net: An Efficient Channel Attention-based Convolutional Neural Network for Skin Disease Classification</i>	2022	Penelitian ini menggunakan metode CNN dengan model Eff2Net untuk mengklasifikasikan empat jenis penyakit kulit, yaitu jerawat, acnitic kerastosis (AK), melanoma, dan psoriasis. Hasil penelitian ini mencapai nilai akurasi keseluruhan sebesar 84.70%.
4.	Hasanah & Riana	<i>Classification of Dermoscopic Image of Skin Cancer Using the GLCM Method and Multi-SVM Algorithm</i>	2021	Penelitian ini menggunakan metode GLCM dan algoritma klasifikasi Multi-SVM untuk mendeteksi kanker kulit, serta mengklasifikasikan citra ke dalam jenis nevus umum, nevus atipikal, atau melanoma. Hasil penelitian ini memperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 86.67%. Penelitian ini masih memiliki kekurangan dalam nilai akurasi dibandingkan dengan penelitian lain yang hanya menggunakan satu metode saja.
5.	Adjobo et al.	<i>Automatic Localization of Five Relevant Dermoscopic Structures Based on YOLOv8 for Diagnosis Improvement</i>	2023	Penelitian ini menggunakan algoritma YOLOv8 untuk klasifikasi jenis penyakit kanker kulit berdasarkan citra dermoskopi. Hasil penelitian ini memiliki nilai 0.9724, 0.938, dan 0.9692 untuk presisi, <i>recall</i> , dan rata-rata presisi. Model ini masih memiliki kekurangan karena keterbatasan jumlah citra yang digunakan.

Tabel 2. 1 Penelitian terdahulu

No.	Penulis	Judul	Tahun	Keterangan
6.	Elshahawy et al.	<i>Early Melanoma Detection Based on a Hybrid YOLOv5 and ResNet Technique</i>	2023	Penelitian ini menggunakan metode YOLOv5 dan ResNet50 untuk mendeteksi penyakit kulit melanoma. Hasil penelitian ini menunjukkan performa rata-rata metrik sebesar 99.0%, presisi sebesar 98.6%, recall sebesar 98.8%, DSC sebesar 99.5, mAP dari 0.0 hingga 0.5, dan mAP dari 0.5 hingga 0.95.
7.	Wiliani et al.	<i>Identifying Skin Cancer Disease Types with You Only Look Once (YOLO) Algorithm</i>	2023	Penelitian ini menggunakan algoritma YOLO dengan teknik preprocessing citra seperti <i>annotation</i> , <i>resize</i> , <i>augmentation</i> , dan <i>grayscale</i> untuk mendeteksi penyakit kanker kulit. Hasil penelitian ini memiliki nilai akurasi sebesar 89.1% dan nilai <i>true positive</i> lebih besar dari <i>false positive</i> sehingga menunjukkan bahwa sistem dapat mendeteksi objek dengan baik.
8.	Sary et al.	<i>Performance Comparison of YOLOv5 and YOLOv8 Architectures in Human Detection Using Aerial Images</i>	2023	Penelitian ini membuktikan bahwa model YOLOv5 dan YOLOv8 berhasil mengidentifikasi manusia pada gambar udara. Model YOLOv8 menunjukkan nilai kinerja yang lebih tinggi daripada YOLOv5 dalam hal presisi dan skor F1 dengan selisih performa masing-masing sebesar 2.82% dan 0.98%.

2.12 Perbedaan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa perbedaan dengan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, dimana pada penelitian Wijaya et al. (2023), Wu et al. (2019) , dan Hasanah & Riana (2021) menggunakan metode CNN untuk melakukan klasifikasi. Sedangkan penelitian ini menggunakan YOLO versi 8 untuk klasifikasi terhadap jenis penyakit kulit pada wajah secara *real-time*.

Selain itu, terdapat perbedaan pada penelitian yang dilakukan oleh Hasanah & Riana (2021) yang melakukan ekstraksi fitur citra menggunakan metode GLCM dan algoritma klasifikasi Multi-SVM, sedangkan penelitian ini menggunakan jaringan *backbone* untuk melakukan ekstraksi fitur.

Kemudian perbedaan selanjutnya terdapat pada jenis penyakit kulit pada wajah yang akan diklasifikasikan, dimana pada penelitian yang dilakukan oleh Adjobo et al. (2023), Elshahawy et al. (2023), dan Wiliani et al. (2023) menggunakan citra dermoskopi dan berfokus pada jenis penyakit kanker kulit dan melanoma saja. Sedangkan pada penelitian ini menggunakan citra wajah untuk mengklasifikasikan jenis penyakit kulit pada wajah yang serupa ke dalam empat jenis, yaitu jerawat, *rosacea*, eksim, dan milia.

BAB 3


ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Bab ini menjelaskan mengenai analisa dan perancangan sistem dalam merancang sistem pengklasifikasian penyakit kulit pada wajah dengan benar yang dilakukan dari pengambilan data yang digunakan, proses input data, *pre-processing*, proses klasifikasi termasuk *training* dan *testing*, dan proses dari output yang diharapkan menggunakan You Only Look Once versi 8.



3.1 Data yang digunakan

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan citra penyakit kulit pada wajah jerawat, *rosacea*, eksim, dan milia yang dikumpulkan dari *dataset* Kaggle, *dataset* DermNet, dan data yang diambil langsung dari rumah sakit dan klinik kecantikan menggunakan kamera *smartphone*. Tabel 3.1 merupakan contoh data yang digunakan pada penelitian ini.

Tabel 3. 1 Data yang Digunakan

No.	Objek	Jenis Penyakit
1.		Jerawat
2.		Rosacea

Tabel 3. 1 Data yang Digunakan

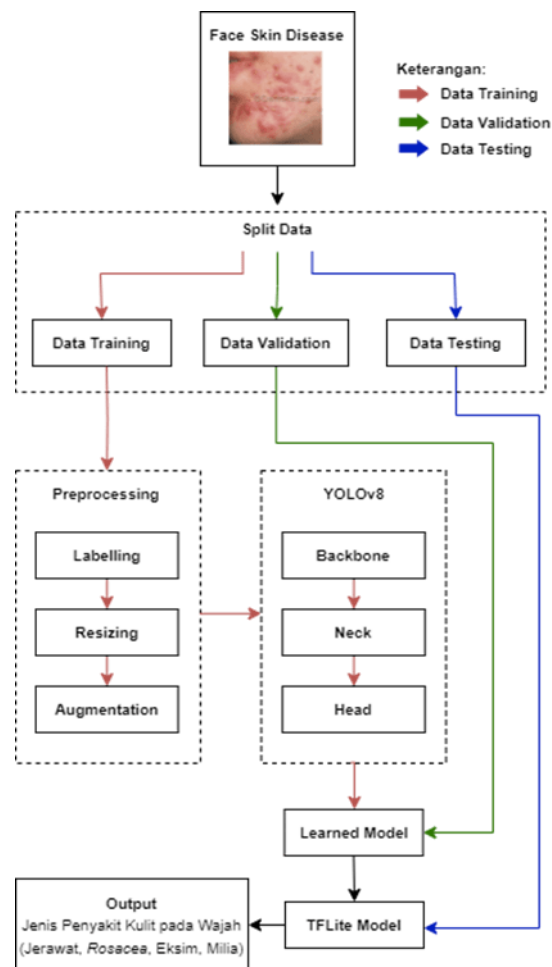
No.	Objek	Jenis Penyakit
3.		Eksim
4.		Milia

3.2 Analisis Sistem

Penelitian ini melalui beberapa tahapan, sebagaimana ditunjukkan pada arsitektur umum dalam Gambar 3.1. Tahapan pertama yaitu pengumpulan data penyakit kulit pada wajah yang kemudian dibagi menjadi 3, yaitu data *training*, *validation*, dan *testing*.

Data tersebut akan melalui tahap *preprocessing*, seperti proses *labelling* dengan memberikan nama kelas pada setiap citra untuk memudahkan pengenalan citra. Selanjutnya adalah proses *resize* yaitu menyesuaikan ukuran citra agar memiliki ukuran yang sama untuk meningkatkan kecepatan dan efisiensi komputasi. Kemudian citra akan melewati proses augmentasi untuk meningkatkan kuantitas data.

Selanjutnya, model akan dibangun dan dilatih menggunakan YOLOv8. Arsitektur umum YOLOv8 mencakup jaringan *backbone*, *neck*, dan *head*. Model dan aplikasi yang telah dibuat akan dievaluasi menggunakan data uji yang belum pernah digunakan saat pelatihan. Hasil akhir dari semua proses adalah jenis penyakit kulit pada wajah, yaitu jerawat, *rosacea*, eksim, dan milia.



Gambar 3. 1 Arsitektur Umum

3.3 Image Acquisition

Pada tahap awal ini dilakukan pengumpulan data input yang akan penulis gunakan sesuai dengan kebutuhan penelitian ini. Penelitian ini menggunakan citra penyakit kulit pada wajah yang terdiri dari jerawat, *rosacea*, eksim, dan milia. Data tersebut diambil dari *dataset* Kaggle, *dataset* DermNet, beberapa data yang diambil dari klinik kecantikan dr. Ria Aesthetic Clinic menggunakan kamera belakang *smartphone* beresolusi 48 MP, dan RS Mitra Medika Premiere seperti yang dapat dilihat pada Gambar 3.2. Kemudian data yang telah dikumpulkan dibagi menjadi tiga bagian, yaitu *data training*, *data validation*, dan *data testing*.



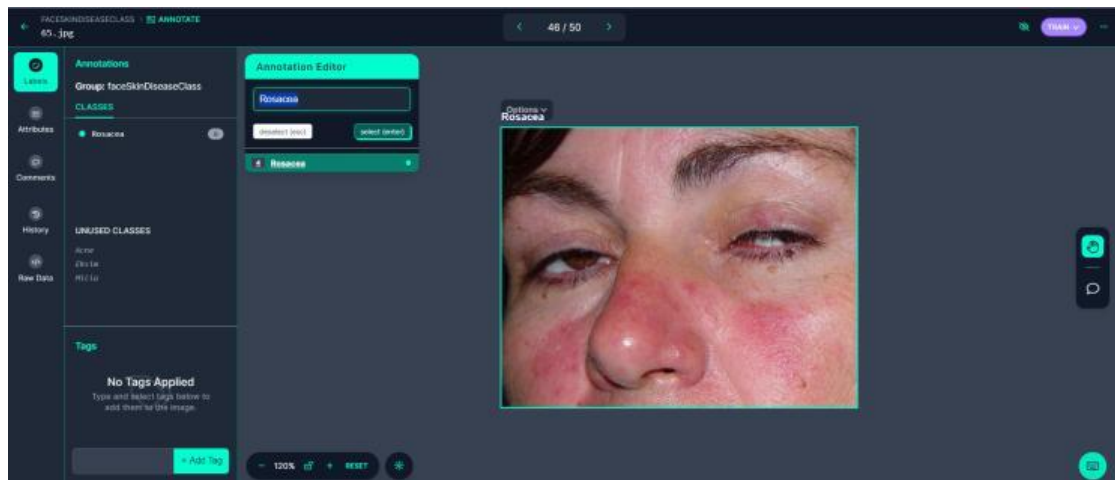
Gambar 3. 2 Pengumpulan Data di RS Mitra Medika Premiere

3.4 Data Preprocessing

Pada tahap ini, data citra input yang akan dideteksi objeknya diolah terlebih dahulu sehingga sistem dapat menganalisis data dengan cepat yang membantu dalam meningkatkan performa model dan memberikan hasil yang lebih baik pada tahap selanjutnya (Maharana et al., 2022). Adapun beberapa langkah yang akan dilakukan pada *preprocessing* dalam penelitian ini, yaitu *labelling*, *resize*, dan *augmentation*.

3.4.1. Labelling

Labelling merupakan proses mengidentifikasi data dengan cara memberikan label pada citra yang akan digunakan sebagai standar objektif untuk melatih model. Proses ini dilakukan untuk membedakan jenis atau kelas dari citra berdasarkan empat jenis penyakit kulit pada wajah sesuai dengan tujuan penelitian menggunakan *tools* Roboflow.



Gambar 3. 3 Penamaan Kelas pada Citra

3.4.2. *Resize*

Resize merupakan proses mengubah ukuran gambar agar semua gambar yang diinput ke sistem memiliki ukuran yang sama. Model *machine learning* harus memproses piksel yang empat kali lebih banyak pada gambar yang berukuran besar. Semakin banyak jumlah piksel maka pemrosesan akan semakin lama. Pelatihan pada model lebih cepat dilakukan pada gambar yang lebih kecil, maka citra di ubah menjadi 224 x 224 *pixel* pada penelitian ini. Proses *resize* citra dapat dilihat pada Gambar 3.3.

```

DEFINE image
DEFINE target_width
DEFINE target_height

x_scale = target_width / image.width
y_scale = target_height / image.height

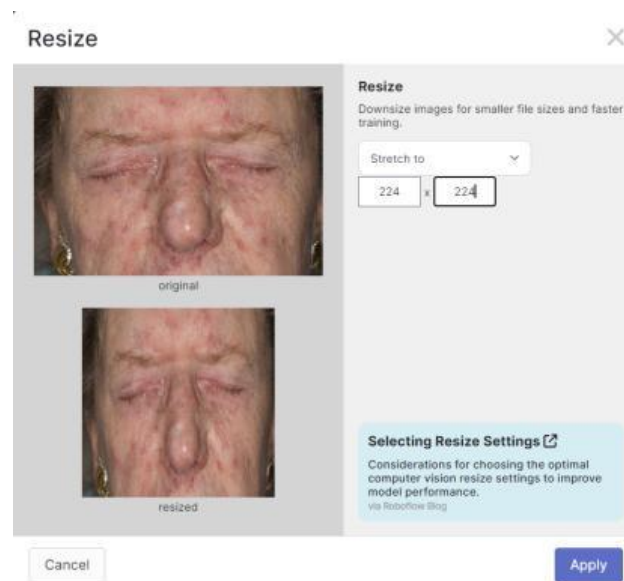
FUNCTION resizeImage(image, x_scale, y_scale):
    scaledImage = createNewImage(image.width * x_scale,
    image.height * y_scale)
    FOR each pixel IN scaledImage:

```

```

originalPixel = getOriginalPixel(image, pixel,
x_scale, y_scale)
setPixel(scaledImage, pixel, originalPixel)
RETURN scaledImage

```



Gambar 3. 4 Proses *Resize* Citra

3.4.3. Augmentation

Augmentation merupakan proses memperbanyak variasi data dengan memanipulasi sampel data *input* yang bertujuan agar sistem dapat mempelajari dan mengenali berbagai citra yang beragam dan memperbanyak data untuk meningkatkan performa model, meningkatkan kemampuan generalisasi yaitu membantu model agar tidak hanya fokus pada satu orientasi gambar saja, sehingga dapat mengenali objek dari berbagai sudut saat diterapkan pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya, dan mengurangi masalah *overfitting*.

3.4.3.1. Rotation

Rotation merupakan teknik untuk memutar gambar dalam arah searah jarum jam dengan sudut rotasi yang dapat diterapkan antara 1° hingga 365° . Penggunaan augmentasi ini dilakukan agar mengatasi kemungkinan gambar yang diambil dari sudut yang tidak sejajar, sehingga diperlukan data tambahan agar model dapat mempelajari dan

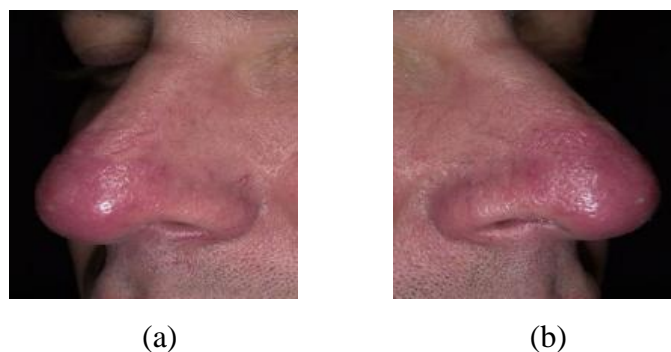
mengenali kondisi tersebut. Penulis menggunakan perputaran sebesar 15° hingga 30° . Proses *rotation* terhadap citra dapat dilihat pada Gambar 3.4 yaitu gambar (a) sebelum proses *rotation* dan (b) setelah proses *rotation*.



Gambar 3. 5 Proses *Rotation*

3.4.3.2. *Flip*

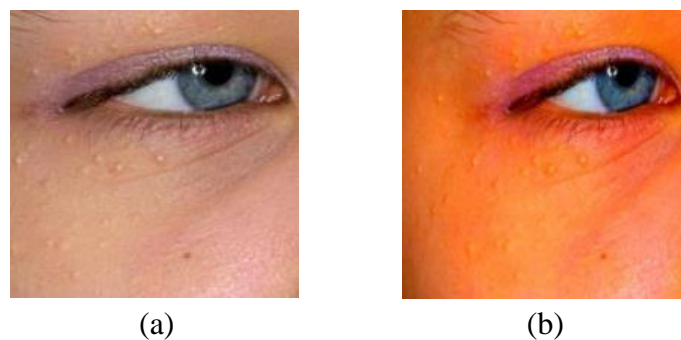
Flip berfungsi dengan membalik citra secara horizontal maupun vertikal. Dengan *flip horizontal*, citra akan terlihat seperti dicerminkan dari sumbu vertikalnya. Sedangkan *flip vertical*, dengan membalikkan gambar menggunakan kolom dan baris pikselnya, gambar akan terbalik secara vertikal atau 90° . *Flip* pada saat proses *training* data bertujuan untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali objek yang akan dideteksi dalam berbagai orientasi. Proses *flip* terhadap citra dapat dilihat pada Gambar 3.4 yaitu gambar (a) sebelum proses *flip* dan (b) setelah proses *flip*.



Gambar 3. 6 Proses *Flip*

3.4.3.3. *Saturation*

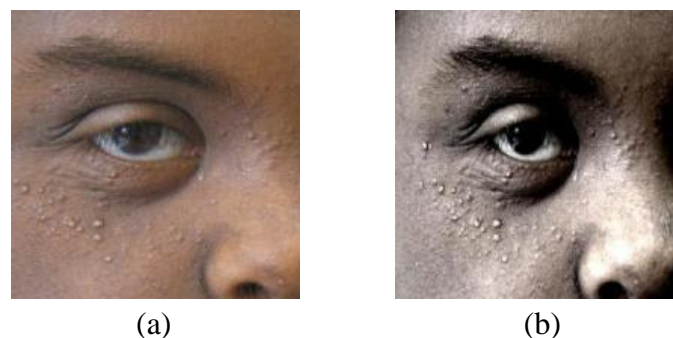
Saturation dalam augmentasi citra berfungsi untuk mengatur intensitas warna dalam gambar. *Saturation* mengatur sejauh mana warna-warna dalam gambar mendekati warna aslinya atau menjadi lebih abu-abu. Proses *saturation* terhadap citra dilakukan sebesar $\pm 34\%$ yang dapat dilihat pada Gambar 3.4 yaitu gambar (a) sebelum proses *saturation* dan (b) setelah proses *saturation*.



Gambar 3. 7 Proses *Saturation*

3.4.3.4. *Contrast*

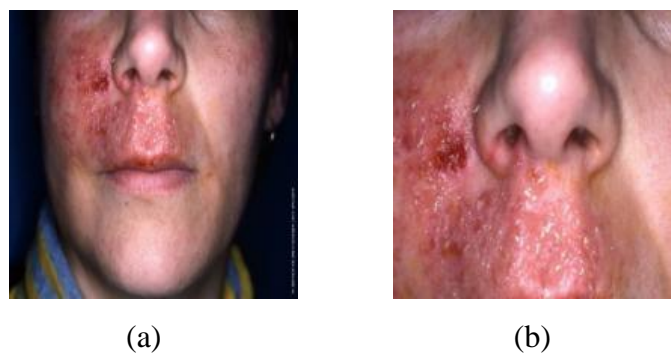
Contrast bekerja dengan cara mengubah perbedaan antara area terang dan gelap dalam citra. Tingkat *contrast* diubah untuk menghasilkan variasi perbedaan antara warna dan intensitas. Dengan melakukan perubahan tingkat kontras pada klasifikasi penyakit kulit, model dapat belajar mengenali fitur kulit yang lebih beragam, seperti warna kulit, bayangan, dan tekstur karena kondisi pencahayaan atau kualitas gambar lebih bervariasi apabila di dunia nyata. Proses *contrast* terhadap citra dilakukan sebesar $\pm 15\%$ yang dapat dilihat pada Gambar 3.4 yaitu gambar (a) sebelum proses *contrast* dan (b) setelah proses *contrast*.



Gambar 3. 8 Proses *Contrast*

3.4.3.5. Crop

Crop merupakan teknik memotong bagian pada citra untuk menciptakan variasi yang lebih terfokus pada area yang relevan dari citra sehingga dapat meningkatkan akurasi deteksi dan klasifikasi pada objek. Proses *crop* terhadap citra dilakukan dalam rentang 0% – 30% yang dapat dilihat pada Gambar 3.4 yaitu gambar (a) sebelum proses *crop* dan (b) setelah proses *crop*.



Gambar 3. 9 Proses *Crop*

3.5 Image Classification

Pada tahap ini, sistem akan melakukan pembelajaran terhadap model. Penelitian ini menggunakan metode You Only Look Once versi 8 dalam mengklasifikasikan jenis penyakit kulit pada wajah berdasarkan jenis yang telah ditetapkan secara *real-time*.

3.5.1. Requirements installation

Tahapan awal ini merupakan proses menginstall kebutuhan seperti *package* YOLOv8. *Package* YOLOv8 dapat di *install* menggunakan paket pip ultralytics atau dengan mengkloning repositori GitHub Ultralytics.

```
!pip install ultralytics
```

```
import ultralytics  
ultralytics.checks()
```

3.5.2. Data Configuration

Setelah menginstal paket ultralytics, selanjutnya *import* dataset yang telah melalui tahap *preprocessing* menggunakan API Roboflow. Kemudian citra dari setiap kelas tersimpan ke dalam sub-direktori yang sesuai. Setelah itu model akan secara otomatis mengkonfigurasi dataset berdasarkan struktur direktori yang diberikan dan memulai proses *training*. Langkah tersebut memastikan bahwa data terstruktur dan dikonfigurasi dengan benar sebelum memulai *training model*.

3.5.3. Training Model

Sebanyak 800 citra akan digunakan sebagai data *training* menggunakan model *pre-trained* YOLOv8n yang menawarkan akurasi yang tinggi dalam mendeteksi objek meskipun ukurannya lebih kecil dan lebih cepat sehingga kompatibel pada perangkat *mobile* untuk klasifikasi *real-time*. Selama proses *training*, parameter seperti epoch, *batch size*, dan *size* dapat ditentukan untuk menghasilkan *learned model*.

```

DEFINE dataset_loc
DEFINE model_weights
DEFINE num_epochs
DEFINE batch_size
DEFINE img_size

FUNCTION train_model():
    SET data = dataset_loc
    SET model = model_weights
    SET epochs = num_epochs
    SET batch = batch_size
    SET imgsz = img_size

EXECUTE train.py

```

3.5.3.1. Backbone

Jaringan *backbone* berperan dalam *feature extraction* (Wang et al., 2023). YOLOv8 menggunakan modul C2f (*Cross Stage Partial Fusion*) yang terinspirasi dari modul ELAN (*Efficient Layer Aggregation Network*). Modul C2f ini membantu mempercepat proses pelatihan dan pengujian model dengan menggunakan lebih sedikit parameter, tetapi tetap menjaga nilai akurasi. Selain itu, C2f membuat model lebih mampu mengenali variasi objek dalam gambar, terutama dalam situasi deteksi objek yang rumit.

3.5.3.2. Neck

Neck berperan dalam menggabungkan serta mengolah fitur-fitur yang diperoleh dari *backbone* sebelum melanjutkan prosesnya ke *head*. YOLOv8 menggunakan *neck* yang sama dengan versi sebelumnya yaitu *Path Aggregation Network* (PANet) yang telah dimodifikasi dengan menambahkannya ke FPN agar memperoleh nilai akurasi yang lebih baik lagi. *Path Aggregation Network with Feature Pyramid Network* (PAN-FPN) memiliki struktur jaringan *top-down* dan *bottom-up* yang berfungsi untuk saling melengkapi informasi sehingga menghasilkan keragaman dan kelengkapan fitur. Pada tahap ini, terdapat penambahan layer yang nantinya akan dibentuk *pyramid feature* yang berfungsi untuk menghasilkan prediksi deteksi pada piksel yang kecil sehingga akan meningkatkan proses segmentasi (Wang et al., 2023).

3.5.3.3. Head

Untuk menangkap dan mendapatkan koordinat setiap objek yang dideteksi maka tahapan ini akan menghasilkan *bounding box* dan perhitungan *confidence score* pada setiap kelas. Tahap ini mengimplementasikan *non-maximum suppression* (NMS) dimana fungsi tersebut akan mempertimbangkan skor objektifitas yang diperoleh dari model dan *Intersection over Union* (IoU) untuk menghindari hasil yang tumpang tindih dan mendapatkan hasil *bounding box* terbaik.

3.6 *Learned Model*

Learned model merupakan hasil pelatihan data yang telah dilakukan. Proses pelatihan data akan menghasilkan model *best.pt* yaitu model yang mencapai metrik evaluasi terbaik selama proses pelatihan yang akan digunakan untuk mendeteksi jenis penyakit kulit pada wajah.

3.7 *TFLite Model*

TFLite model merupakan proses mengubah model yang telah dilatih menjadi format *tflite*. Dengan menggunakan *TFLite*, ukuran model akan menjadi lebih kecil sehingga memiliki performa yang lebih baik dan efisien di perangkat dengan sumber daya terbatas seperti perangkat *mobile* (Liunanda et al., 2020).

3.8 *Output*

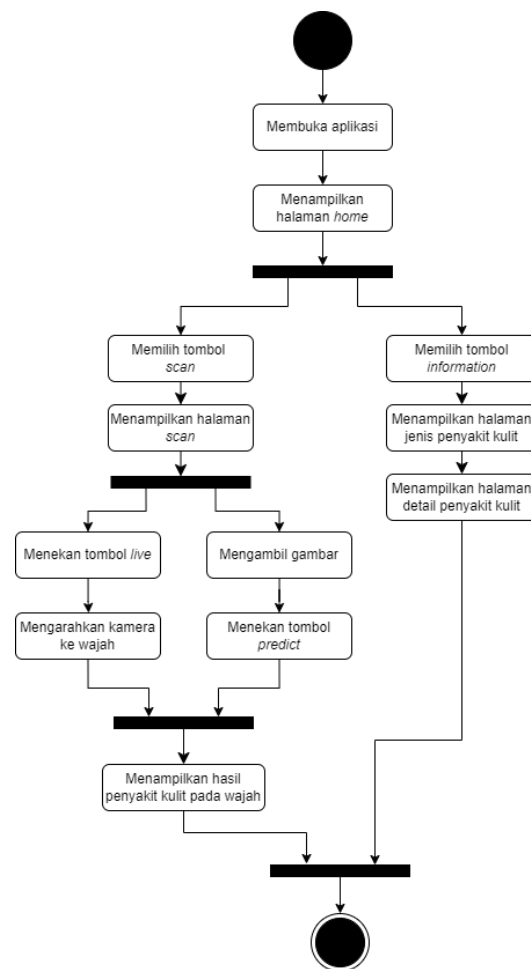
Tahap akhir dari seluruh proses yang telah dilakukan akan menghasilkan keluaran berupa klasifikasi jenis penyakit kulit pada wajah, yaitu jerawat, *rosacea*, eksim, dan milia.

3.9 Perancangan Antarmuka Sistem

Tahapan terakhir yaitu pembuatan rancangan antarmuka pengguna pada aplikasi yang akan digunakan. Rancangan ini bertujuan untuk menggambarkan dan menjelaskan konsep sistem yang akan dibangun. Halaman yang dirancang terdiri dari halaman *home*, *scan*, dan informasi.

3.9.1. *Activity diagram*

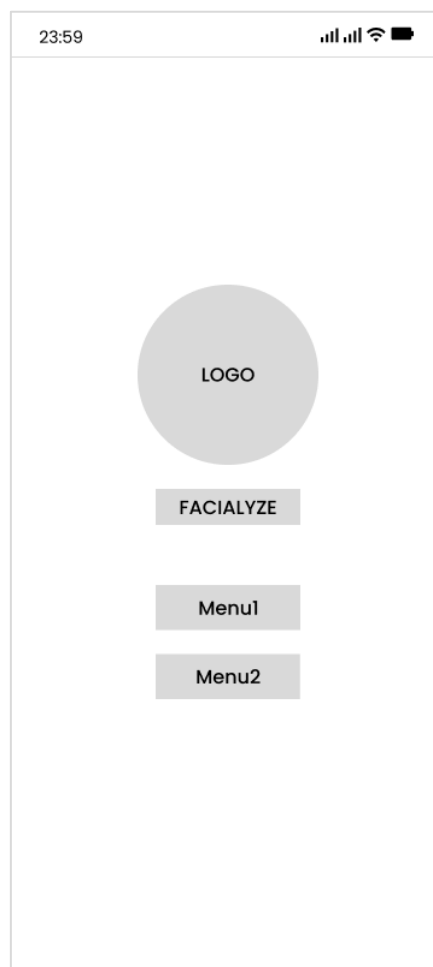
Activity diagram merupakan jenis diagram yang menggambarkan alur kerja atau tahapan aktivitas pada sistem aplikasi yang berfungsi untuk memberikan gambaran yang jelas dan visual tentang bagaimana proses aplikasi tersebut akan berjalan. Hal ini meningkatkan pengalaman pengguna dengan memberikan transparansi dan kemudahan dalam penggunaan aplikasi.



Gambar 3. 10 *Activity Diagram*

3.9.2. Rancangan halaman home

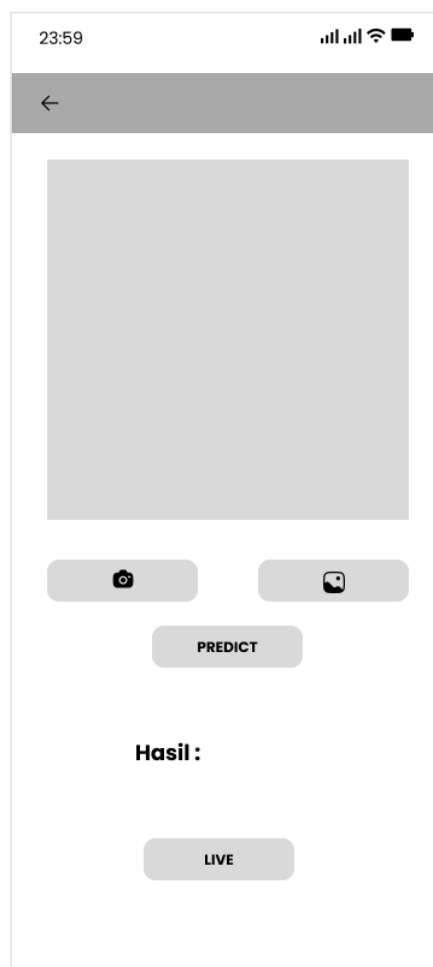
Halaman *home* pada suatu aplikasi berfungsi sebagai pusat navigasi utama yang dapat memudahkan pengguna untuk mengakses fitur dan bagian dari aplikasi. Halaman ini akan menampilkan logo aplikasi dan dua tombol menu, yaitu menu *scan* dan menu *information*, yang akan mengarahkan pengguna ke halaman menu pilihannya masing-masing.



Gambar 3. 11 Rancangan Halaman *Home*

3.9.3. Rancangan tampilan halaman scan

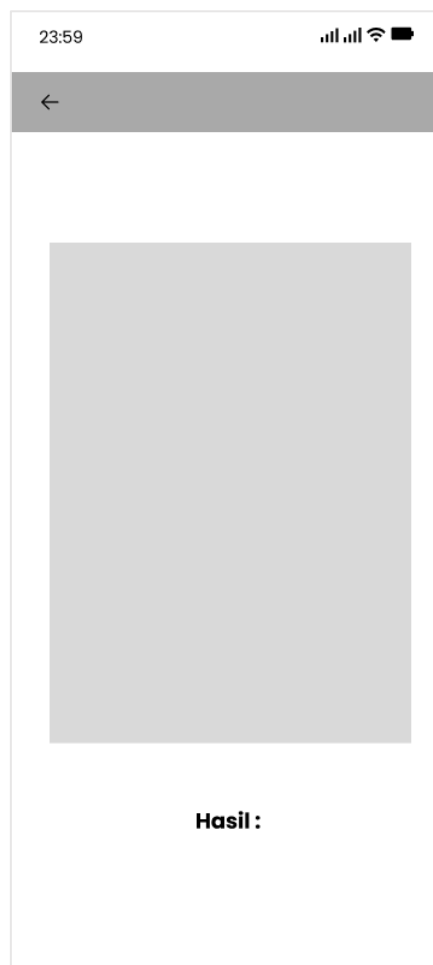
Halaman *scan* merupakan fitur utama aplikasi yang berfungsi untuk melakukan *scan* pada wajah baik melalui kamera ataupun foto dari galeri, kemudian pengguna menekan tombol *predict* untuk melihat hasil jenis penyakit kulit pada wajah. Pengguna juga dapat melakukan *scan* pada wajah *real-time* melalui tombol *live*.



Gambar 3. 12 Rancangan Halaman *Scan*

3.9.4. Rancangan halaman live

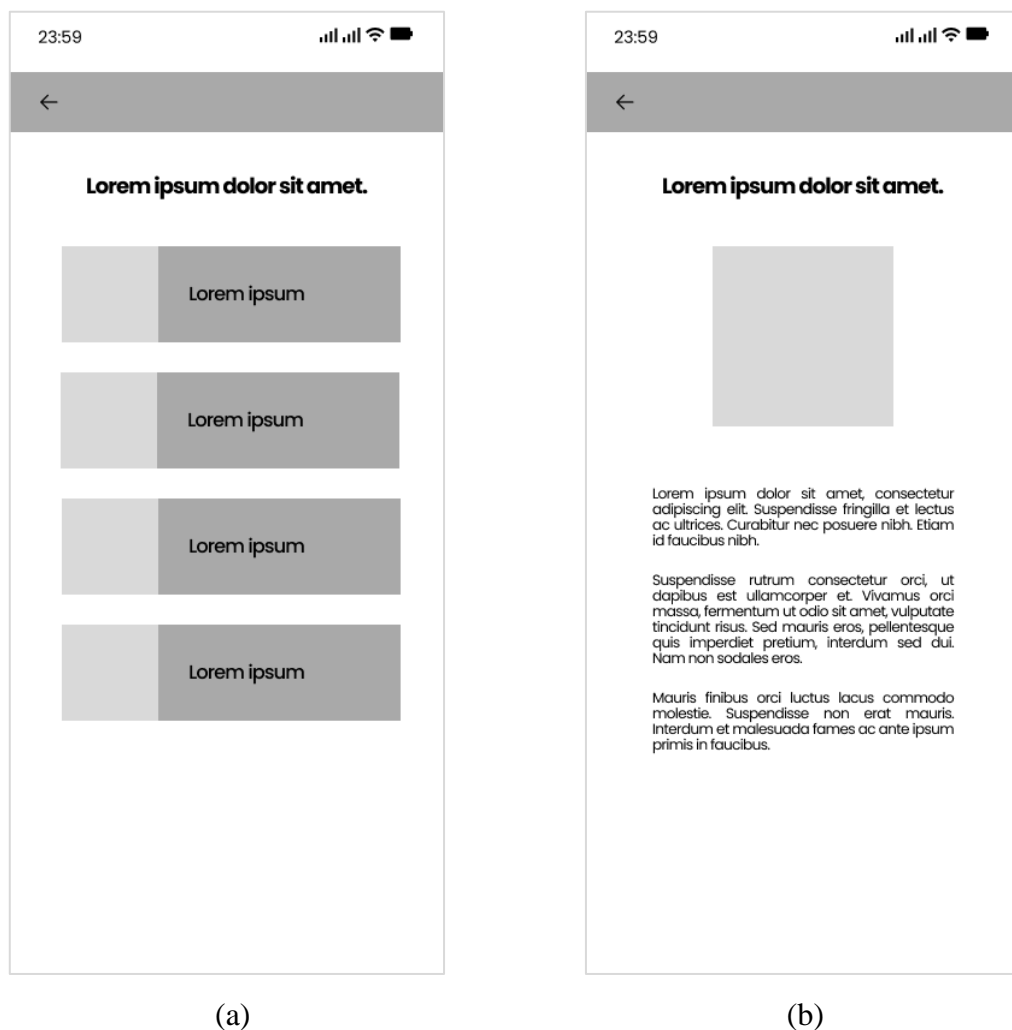
Halaman *live* merupakan halaman yang akan muncul apabila pengguna menekan tombol live yang berada di bagian bawah pada halaman *scan*. Halaman ini berfungsi untuk melakukan klasifikasi pada wajah secara *real-time*.



Gambar 3. 13 Rancangan Halaman *Live*

3.9.5. Rancangan halaman *information*

Halaman *information* merupakan halaman yang digunakan untuk menampilkan informasi tentang penyakit kulit pada wajah. Pertama pengguna akan diarahkan ke halaman yang menampilkan empat tombol jenis penyakit kulit pada wajah. Kemudian pengguna akan menuju ke halaman penjelasan salah satu dari penyakit yang dipilih tersebut secara *detail*.



Gambar 3. 14 Rancangan Halaman *Information*

BAB 4

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Bab ini menjelaskan proses implementasi sistem pengklasifikasian penyakit kulit pada wajah menggunakan You Only Look Once versi 8 berdasarkan rancangan yang sudah dibuat sebelumnya serta pemaparan hasil analisis dan pengujian sistem.

4.1 Implementasi Sistem

Pada tahap ini, pendekatan You Only Look Once versi 8 akan diimplementasikan untuk mengklasifikasikan jenis penyakit kulit pada wajah. Oleh karena itu, sistem membutuhkan perangkat keras dan perangkat lunak pendukung sebagai berikut:

4.1.1. *Perangkat lunak dan perangkat keras*

Sistem yang dibangun pada aplikasi ini menggunakan spesifikasi perangkat keras dan perangkat lunak pendukung sebagai berikut:

1. Processor Intel Core i7-1165G7 CPU 2.8 GHz
2. RAM dengan kapasitas sebesar 16 GB DDR4
3. Hardisk dengan kapasitas sebesar 512 GB SSD
4. OS Windows 11 Home Single Language 64-bit
5. GPU NVIDIA GeForce MX450
6. Google Collab
7. Bahasa pemrograman Python 3.10.12
8. Ultralytics 8.0.196
9. PyTorch 2.3.0
10. TensorFlow Lite 2.15.0
11. Android Studio Koala 2024.1.1

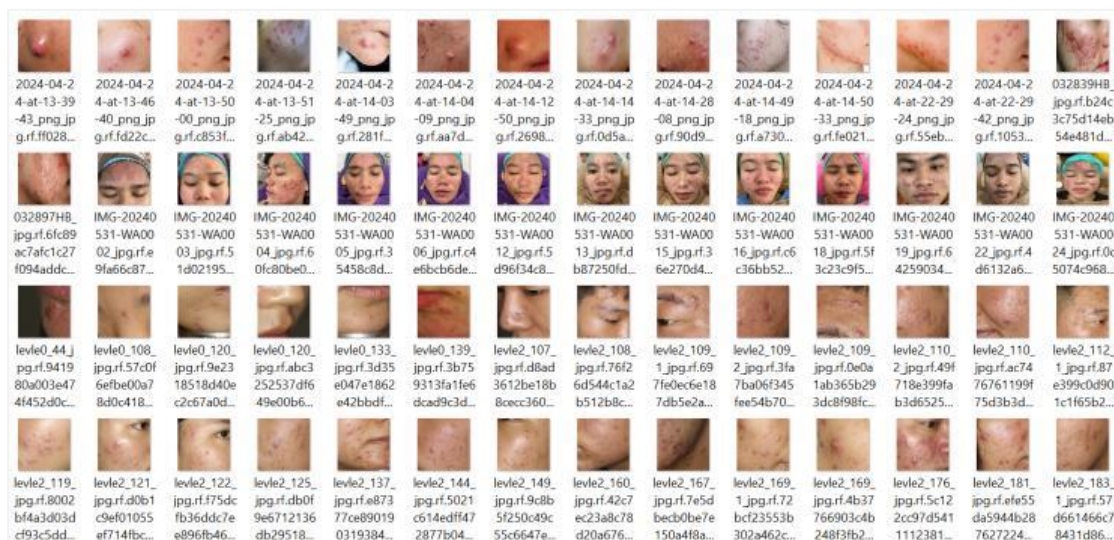
Dan berikut merupakan spesifikasi perangkat *mobile* yang digunakan untuk menguji aplikasi ini, yaitu sebagai berikut:

1. OS: Android 11 Red Velvet Cake
2. CPU: Qualcomm Snapdragon 665
3. Storage: 128 GB

4. RAM: 8 GB
5. Kamera: 48 MP dan 8 MP

4.2 Implementasi Data

Pada penelitian ini, penulis menggunakan citra penyakit kulit pada wajah, yang terdiri dari jerawat, *rosacea*, eksim, dan milia yang dikumpulkan dari *dataset* Kaggle, *dataset* DermNet, dan beberapa data yang diambil langsung dari klinik kecantikan menggunakan kamera *smartphone*. Jumlah data yang dikumpulkan sebanyak 1200 citra berformat .jpg yang kemudian dibagi menjadi tiga, yaitu 800 data *training*, 240 data *validation*, dan 160 data *testing*.



Gambar 4. 1 Contoh Data Penyakit Kulit pada Wajah

4.3 Implementasi Model

Implementasi model dilakukan menggunakan *platform* Google Colab, yang menyediakan *framework* PyTorch dan *runtime* GPU NVIDIA dengan dukungan CUDA secara gratis selama 12 jam per hari. Model yang dihasilkan akan memiliki ekstensi .py. Ukuran gambar yang digunakan adalah 224, dengan *weight pre-trained* YOLOv8n yang berukuran kecil dan kompatibel digunakan pada perangkat *smartphone*.



```

Invidia-smi
Mon Jul 29 10:26:36 2024
+-----+
| NVIDIA-SMI 535.104.05                | Driver Version: 535.104.05   | CUDA Version: 12.2   |
+-----+-----+
| GPU  Name    Persistence-M | Bus-Id  Disp.A | Volatile Uncorr. ECC |
| Fan  Temp   Perf          Pwr:Usage/Cap |      Memory-Usage | GPU-Util  Compute M. |
|=====+=====+
|  0  Tesla T4      Off      | 00000000:00:04:0 Off |   0%      Default   |
| N/A   61C    P8             10W / 70W |  0MiB / 15360MiB |           MIG M.     |
+-----+-----+

Processes:
GPU  GI   CI          PID  Type  Process name                      GPU Memory
ID   ID   ID                                  Usage
+-----+
| No running processes found |
+-----+

```

Gambar 4. 2 Google Colab

Proses pelatihan dilakukan sebanyak 100 *epoch* dengan beberapa jumlah *batch size* yang berbeda. Penggunaan jumlah *batch size* yang tepat dapat meningkatkan efisiensi kemampuan pemrosesan data pada sistem dalam pemrosesan GPU. *Batch size* yang terlalu kecil dapat memperlambat pelatihan karena overhead tinggi, sedangkan *batch size* yang terlalu besar dapat menyebabkan penggunaan memori yang berlebihan. Oleh karena itu, jumlah *batch size* berbeda-beda digunakan untuk mencari keseimbangan antara kecepatan, akurasi, dan penggunaan memori. Hasil percobaan pelatihan 100 *epoch* dengan beberapa jumlah *batch size* dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Hasil Percobaan Pelatihan 100 *epoch*

<i>Batch size</i>	<i>train/loss</i>	<i>val/loss</i>	<i>metrics/accuracy</i>
8	0.03003	0.80739	0.93333
16	0.02802	0.79028	0.95417
32	0.0174	0.79846	0.94583
64	0.01426	0.77905	0.96667
128	0.03137	0.7876	0.95417

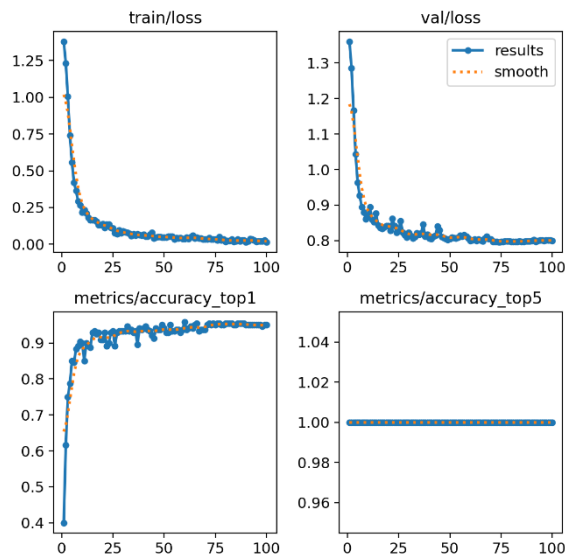
Setelah melakukan beberapa proses pelatihan dengan *batch size* yang berbeda, maka hasil terbaik diperoleh pada *batch size* 64 dengan nilai *train/loss* 0.01426, *val/loss* 0.77905, *metrics/accuracy* 0.96667 dan menghabiskan waktu pelatihan selama 0,248 jam atau setara dengan 14,88 menit. Hal tersebut mengacu pada nilai *train/loss* dan *val/loss* yang dihasilkan oleh *batch size* 64 merupakan nilai yang terendah dan memiliki nilai akurasi tertinggi yaitu 96.67% yang menandakan model dapat bekerja lebih baik dibandingkan percobaan dengan *batch size* lainnya. Dalam kasus ini, 100 *epoch* dipilih karena sudah cukup untuk mendapatkan hasil yang optimal tanpa terjadi masalah *overfitting* dan akurasi model sudah mencapai titik maksimal setelah 100 *epoch*, sehingga menambah jumlah *epoch* tidak memberikan peningkatan yang signifikan.

Grafik *train/loss* menunjukkan penurunan nilai *loss* selama pelatihan, nilai *loss* yang lebih kecil menandakan bahwa model semakin baik dalam memprediksi label dari data *train* seiring berjalannya waktu. Pada grafik terlihat bahwa terjadi penurunan yang stabil pada nilai *loss* seiring bertambahnya *epoch*.

Val/loss atau *validation loss* menunjukkan perubahan nilai *loss* pada data validasi. Serupa dengan *train/loss*, nilai yang lebih rendah menunjukkan model yang lebih baik. Grafik ini menunjukkan penurunan yang stabil dari 1.3501 ke 0.77905 yang berarti model tidak mengalami *overfitting* secara signifikan.

Metrics/accuracy_top1 merupakan metrik yang digunakan untuk mengukur performa model klasifikasi dan mengukur prediksi dengan probabilitas tertinggi dari model sesuai dengan label sebenarnya, maka dianggap sebagai prediksi yang benar. Grafik menunjukkan peningkatan akurasi yang cepat pada awalnya dan kemudian stabil mendekati nilai maksimum (sekitar 1.0) dimana model memiliki performa prediksi yang baik.

Berdasarkan keempat grafik yang diperoleh dari proses pelatihan selama 100 *epochs*, maka grafik tersebut secara keseluruhan menunjukkan bahwa model YOLOv8 berhasil dilatih dengan baik, dengan nilai *loss* yang menurun dan akurasi yang tinggi.

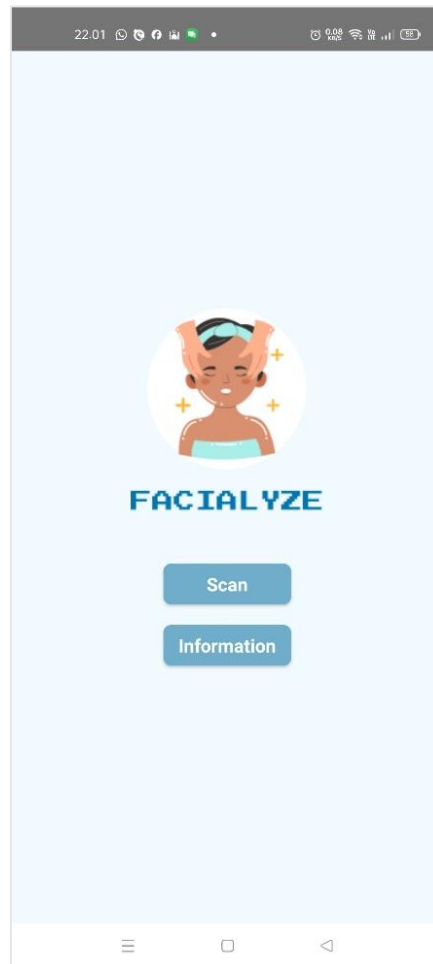


Gambar 4. 3 Grafik Hasil Pelatihan *Batch Size* 64

4.4 Implementasi Rancangan Antarmuka

4.4.1 Halaman home screen

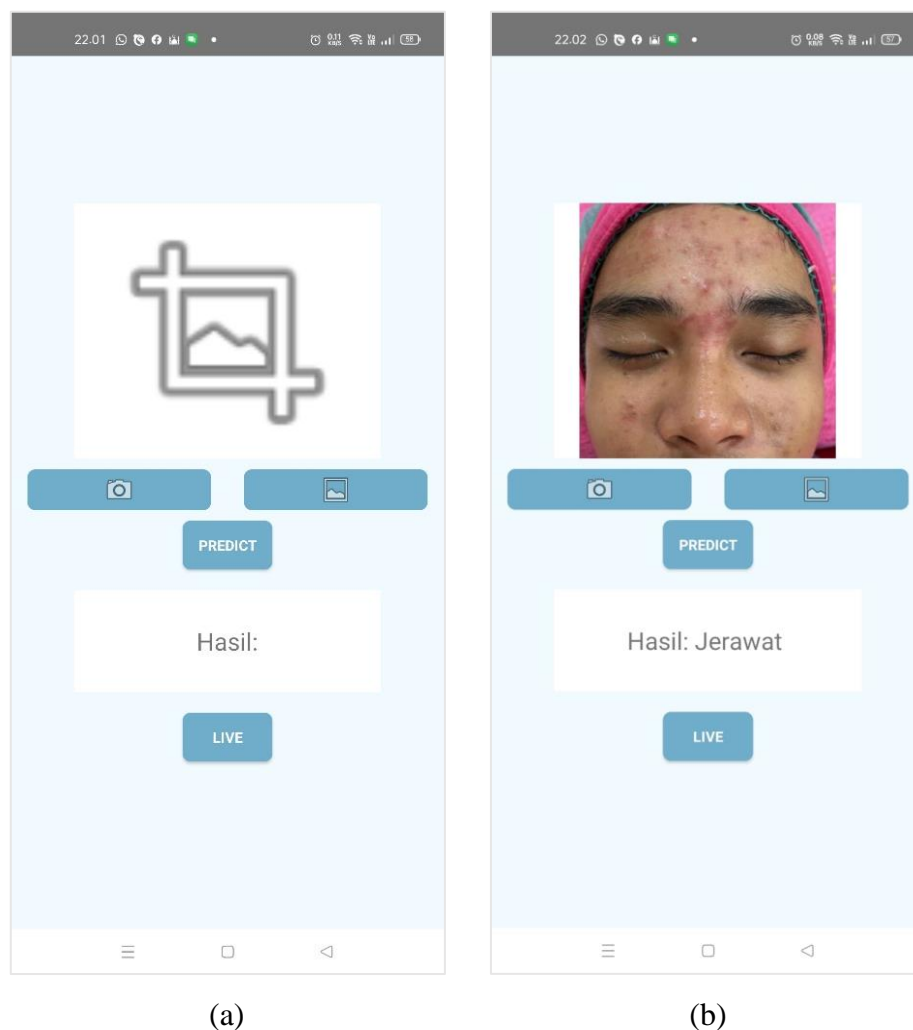
Halaman *home* pada suatu aplikasi berfungsi sebagai pusat navigasi utama yang dapat memudahkan pengguna untuk mengakses fitur dan bagian dari aplikasi. Halaman ini akan menampilkan logo aplikasi ‘Facialyze’ dan dua tombol menu yaitu menu *scan* dan *information*. Menu *scan* akan mengarahkan pengguna ke halaman untuk melakukan scan penyakit kulit pada wajah dan menu *information* akan mengarahkan pengguna ke halaman informasi tentang penyakit kulit pada wajah.



Gambar 4. 4 Halaman *Home*

4.4.2 Halaman scan

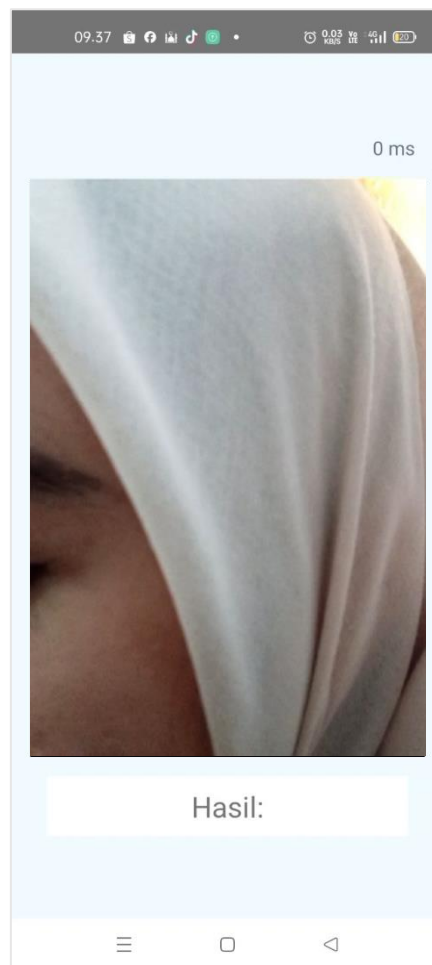
Halaman *scan* merupakan fitur utama aplikasi yang berfungsi untuk melakukan *scan* pada wajah baik melalui kamera ataupun foto dari galeri, kemudian pengguna menekan tombol *predict* untuk melihat hasil jenis penyakit kulit pada wajah. Pengguna juga dapat melakukan *scan* pada wajah *real-time* dengan kamera pada *smartphone* melalui tombol *live* dan akan menampilkan hasil berupa jenis penyakit kulit pada wajah.



Gambar 4. 5 Halaman *Scan*

4.4.3 Halaman live

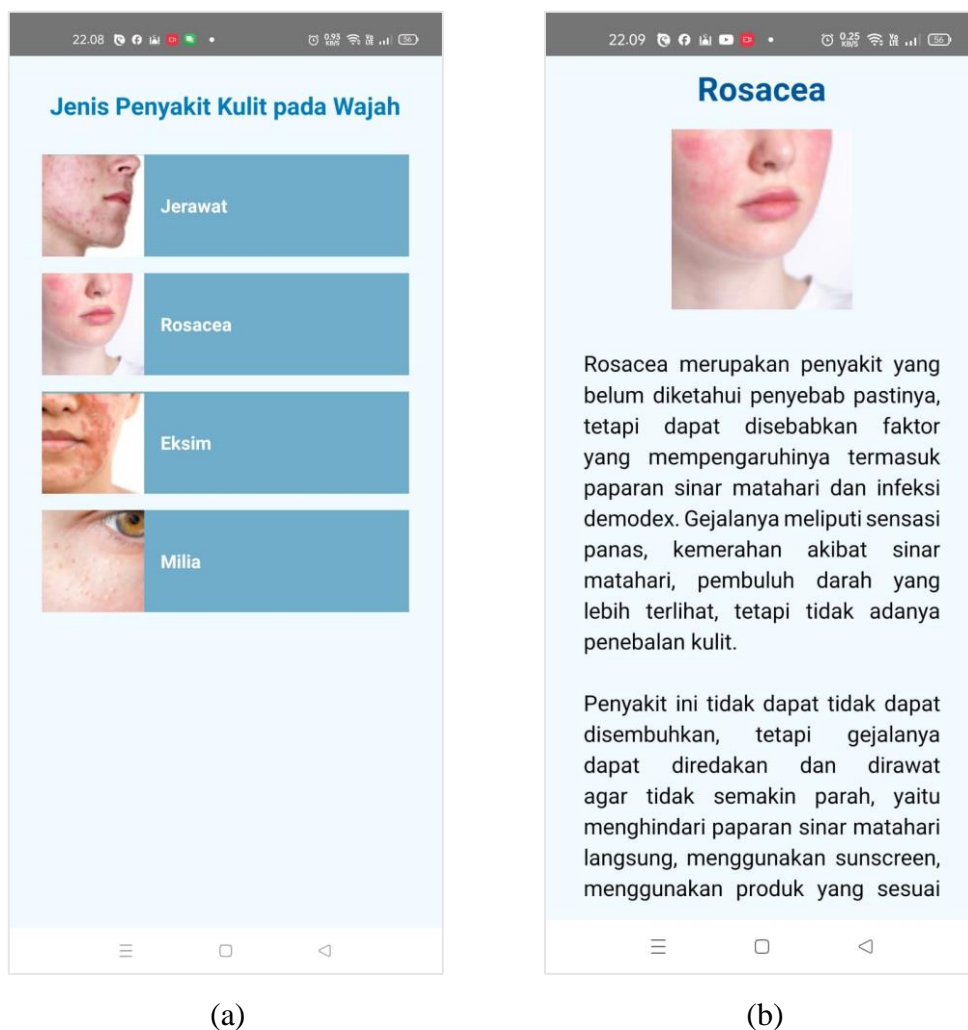
Halaman *live* merupakan halaman yang akan muncul apabila pengguna menekan tombol live yang berada di bagian bawah pada halaman *scan*. Halaman ini berfungsi untuk melakukan klasifikasi pada wajah secara *real-time*.



Gambar 4. 6 Halaman *Live*

4.4.4 Halaman *information*

Halaman *information* berfungsi untuk menampilkan informasi tentang keempat penyakit kulit pada wajah, yaitu jerawat, *rosacea*, eksim, dan milia. Pertama pengguna akan diarahkan ke halaman yang menampilkan empat tombol jenis penyakit kulit pada wajah. Kemudian pengguna akan menuju ke halaman penjelasan *detail* dari salah satu menu jenis penyakit yang dipilih tersebut seperti deskripsi dan cara pencegahannya.







Gambar 4. 7 Halaman *Information*






4.5 Pengujian Sistem

Model yang telah dilatih akan digunakan untuk pengujian sistem yang bertujuan untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan jenis penyakit kulit pada wajah dengan baik. Pengujian dilakukan dengan data uji sebanyak 160 citra.

Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Sistem

No.	Citra	Aktual	Prediksi	Keterangan
1.		Jerawat	Jerawat	Benar
2.		Jerawat	Jerawat	Benar
3.		Jerawat	Jerawat	Benar
4.		Jerawat	Jerawat	Benar






Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Sistem

No.	Citra	Aktual	Prediksi	Keterangan
5.		Jerawat	Jerawat	Benar
6.		Jerawat	Jerawat	Benar
7.		Jerawat	Jerawat	Benar
8.		Jerawat	Jerawat	Benar
9.		Jerawat	Eksim	Salah





Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Sistem

No.	Citra	Aktual	Prediksi	Keterangan
10.		Jerawat	Jerawat	Benar
11.		<i>Rosacea</i>	<i>Rosacea</i>	Benar
12.		<i>Rosacea</i>	<i>Rosacea</i>	Benar
13.		<i>Rosacea</i>	<i>Rosacea</i>	Benar
14.		<i>Rosacea</i>	<i>Rosacea</i>	Benar


Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Sistem

No.	Citra	Aktual	Prediksi	Keterangan
15.		<i>Rosacea</i>	<i>Rosacea</i>	Benar
16.		<i>Rosacea</i>	<i>Rosacea</i>	Benar
17.		<i>Rosacea</i>	<i>Rosacea</i>	Benar
18.		<i>Rosacea</i>	<i>Rosacea</i>	Benar
19.		<i>Rosacea</i>	Eksim	Salah






Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Sistem

No.	Citra	Aktual	Prediksi	Keterangan
20.		<i>Rosacea</i>	Eksim	Salah
21.		Eksim	Eksim	Benar
22.		Eksim	Eksim	Benar
23.		Eksim	Eksim	Benar
24.		Eksim	Eksim	Benar






Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Sistem

No.	Citra	Aktual	Prediksi	Keterangan
25.		Eksim	Eksim	Benar
26.		Eksim	Eksim	Benar
27.		Eksim	Eksim	Benar
28.		Eksim	Eksim	Benar
29.		Eksim	Eksim	Benar

Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Sistem

No.	Citra	Aktual	Prediksi	Keterangan
30.		Eksim	<i>Rosacea</i>	Salah
31.		Milia	Milia	Benar
32.		Milia	Milia	Benar
33.		Milia	Milia	Benar
34.		Milia	Milia	Benar

Tabel 4. 2 Hasil Pengujian Sistem

No.	Citra	Aktual	Prediksi	Keterangan
35.		Milia	Milia	Benar
36.		Milia	Milia	Benar
37.		Milia	Milia	Benar
38.		Milia	Milia	Benar
39.		Milia	Milia	Benar
40.		Milia	Jerawat	Salah

Dari hasil pengujian dengan 160 data uji, terdapat beberapa kesalahan dalam klasifikasi. Hasil perhitungan *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4. 3 *Confusion Matrix*

		Aktual				Total
		Jerawat	<i>Rosacea</i>	Eksim	Milia	
Prediksi	Jerawat	39	0	0	1	40
	<i>Rosacea</i>	0	38	1	0	39
	Eksim	1	2	39	0	42
	Milia	0	0	0	39	39
Total		40	40	40	40	160

Pada pengujian ini, terdapat beberapa kesalahan dalam hasil klasifikasi. Sistem mengalami kesalahan dalam memprediksi jenis penyakit kulit jerawat sebanyak satu kali yang memprediksi penyakit kulit eksim, penyakit kulit eksim sebanyak satu kali yang menghasilkan prediksi *rosacea*, dan penyakit kulit milia juga terdapat satu kali kesalahan dalam memprediksi menjadi jerawat. Kemudian juga terdapat kesalahan saat mengklasifikasikan jenis penyakit kulit *rosacea* menjadi eksim sebanyak dua kali. Kesalahan ini mungkin terjadi karena kemiripan pada setiap kelas dan sudut tertentu saat pengklasifikasian. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.4.

Tabel 4. 4 Hasil Perhitungan

	TP	FP	FN
Jerawat	39	1	1
<i>Rosacea</i>	38	2	1
Eksim	39	1	3
Milia	39	1	0
Total	155	5	5

Berdasarkan *confusion matrix* diatas maka dapat dilakukan perhitungan terhadap nilai *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *accuracy* sebagai berikut:

a. $Precision = \frac{TP}{TP+FP}$

$$Precision \text{ jerawat} = \frac{39}{39+1} = 0,975$$

$$Precision \text{ rosacea} = \frac{38}{38+2} = 0,95$$

$$Precision \text{ eksim} = \frac{39}{39+1} = 0,975$$

$$Precision \text{ milia} = \frac{39}{39+1} = 0,975$$

b. $Recall = \frac{TP}{TP+FN}$

$$Recall \text{ jerawat} = \frac{39}{39+1} = 0,975$$

$$Recall \text{ rosacea} = \frac{38}{38+1} = 0,974$$

$$Recall \text{ eksim} = \frac{39}{39+3} = 0,93$$

$$Recall \text{ milia} = \frac{39}{39+0} = 1,0$$

c. $F1 - Score = 2 \times \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision}$

$$F1-Score \text{ jerawat} = 2 \times \frac{0,975 \times 0,975}{0,975 + 0,975} = 0,974$$

$$F1-Score \text{ rosacea} = 2 \times \frac{0,974 \times 0,95}{0,974 + 0,95} = 0,96$$

$$F1-Score \text{ eksim} = 2 \times \frac{0,93 \times 0,975}{0,93 + 0,975} = 0,95$$

$$F1-Score \text{ milia} = 2 \times \frac{1,0 \times 0,975}{1,0 + 0,975} = 0,987$$

d. $Accuracy = \frac{\text{jumlah prediksi benar}}{\text{jumlah data keseluruhan}} \times 100\%$

$$Accuracy \text{ jerawat} = \frac{39}{40} = 0,975$$

$$Accuracy \text{ rosacea} = \frac{38}{40} = 0,95$$

$$Accuracy \text{ eksim} = \frac{39}{40} = 0,975$$

$$\text{Accuracy milia} = \frac{39}{40} = 0,975$$

Tabel 4. 5 Nilai *Evaluation Metrics*

		<i>Metrics</i>			
		<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	<i>Accuracy</i>
<i>Class</i>	Jerawat	0,975	0,975	0,974	0,975
	Rosacea	0,95	0,974	0,96	0,95
	Eksim	0,975	0,93	0,95	0,975
	Milia	0,975	1,0	0,987	0,975

Precision menilai seberapa banyak dari semua prediksi positif yang benar-benar positif. Nilai *precision* yang tinggi menunjukkan bahwa model jarang membuat kesalahan dalam mengklasifikasikan negatif sebagai positif. Sementara *recall* mengukur seberapa efektif model dalam mengidentifikasi semua kasus positif yang ada. Jika *recall* bernilai rendah, menunjukkan bahwa model gagal mendeteksi kasus positif yang sebenarnya.

Berdasarkan nilai *evaluation metrics* yang dapat dilihat pada Tabel 4.4, maka dapat dilakukan perhitungan terhadap rata-rataan nilai *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *accuracy* sebagai berikut:

- Rata-rata *precision* = $\frac{0,975+0,95+0,975+0,975}{4} \times 100\% = 97\%$
- Rata-rata *recall* = $\frac{0,975+0,974+0,93+1,0}{4} \times 100\% = 97\%$
- Rata-rata *f1-score* = $\frac{0,974+0,96+0,95+0,987}{4} \times 100\% = 96\%$
- Accuracy* = $\frac{0,975+0,95+0,975+0,975}{4} \times 100\% = 97\%$

Berdasarkan hasil perhitungan diatas, maka nilai metrik evaluasi yang diperoleh yaitu, *precision* 97%, *recall* 97%, *f1-score* 96%, dan *accuracy* 97%. Meskipun masih terdapat beberapa kesalahan dalam pengklasifikasian objek, tetapi dapat disimpulkan bahwa model dapat mengklasifikasikan objek dengan baik.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Setelah melalui beberapa pengujian dalam penelitian klasifikasi jenis penyakit kulit pada wajah menggunakan metode You Only Look Once versi 8, berikut merupakan beberapa kesimpulan yang diperoleh:

1. Metode You Only Look Once versi 8 dapat bekerja dengan baik dalam melakukan klasifikasi jenis penyakit kulit pada wajah.
2. Model You Only Look Once versi 8 memperoleh nilai akurasi sebesar 97% nilai rata-rata *presicion* 97%, nilai rata-rata *recall* 97%, dan nilai rata-rata *f1-score* 96%.
3. Model dengan performa terbaik diperoleh pada saat percobaan *training* dengan *epoch* 100 dan *batch size* 64.
4. Sistem dapat melakukan klasifikasi secara *real-time* melalui kamera perangkat mobile berbasis Android dan juga secara tidak langsung.

5.2 Saran

Adapun beberapa saran yang dapat digunakan sebagai pengembangan penelitian selanjutnya, yaitu:

1. Penelitian selanjutnya dapat memperbanyak jenis penyakit kulit pada wajah yang lebih beragam.
2. Diharapkan menggunakan data yang lebih banyak untuk setiap jenis penyakit kulit pada wajah agar model menjadi lebih adaptif terhadap pada jenis penyakit yang serupa, sehingga memperoleh hasil yang lebih akurat pada penelitian mendatang.
3. Dapat menggunakan metode YOLO versi terbaru dan metode yang berbeda pada penelitian mendatang.

DAFTAR PUSTAKA

- Adjobo, E. C., Mahama, A. T. S., Gouton, P., & Tossa, J. (2023). Automatic Localization of Five Relevant Dermoscopic Structures Based on YOLOv8 for Diagnosis Improvement. *Journal of Imaging*, 9(7). <https://doi.org/10.3390/jimaging9070148>
- Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A. J., Al-Dujaili, A., Duan, Y., Al-Shamma, O., Santamaría, 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>
- Ath-Thariq, M., & Suharsono, T. N. (2023). Deteksi Penyakit Kulit Serupa Pada Wajah Berbasis Mobile dengan Metode Convolutional Neural Network. *Journal Of Social Science Research*, 3, 876–887.
- Berk, D. R., & Bayliss, S. J. (2008). Milia: A review and classification. In *Journal of the American Academy of Dermatology* (Vol. 59, Issue 6, pp. 1050–1063). <https://doi.org/10.1016/j.jaad.2008.07.034>
- Božić, V. (2024). *Machine Learning vs Deep learning*. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.16632.21762>
- Chong, M., & Fonacier, L. (2016). Treatment of Eczema: Corticosteroids and Beyond. In *Clinical Reviews in Allergy and Immunology* (Vol. 51, Issue 3, pp. 249–262). Humana Press Inc. <https://doi.org/10.1007/s12016-015-8486-7>
- Cribier, B. (2022). Rosacea: Treatment targets based on new physiopathology data. In *Annales de Dermatologie et de Venereologie* (Vol. 149, Issue 2, pp. 99–107). Elsevier Masson s.r.l. <https://doi.org/10.1016/j.annder.2021.11.001>
- Dari, S. W., & Triloka, J. (2022). *Kajian Algoritme Mask Region-Based Convolutional Neural Network (Mask R-CNN) dan You Look Only Once (YOLO) Untuk Deteksi Penyakit Kulit Akibat Infeksi Jamur*.

- Ding, C., Wang, S., Liu, N., Xu, K., Wang, Y., & Liang, Y. (2019). REQ-YOLO: A resource-aware, efficient quantization framework for object detection on FPGAS. *FPGA 2019 - Proceedings of the 2019 ACM/SIGDA International Symposium on Field-Programmable Gate Arrays*, 33–42. <https://doi.org/10.1145/3289602.3293904>
- Elshahawy, M., Elnemr, A., Oproescu, M., Schiopu, A. G., Elgarayhi, A., Elmogy, M. M., & Sallah, M. (2023). Early Melanoma Detection Based on a Hybrid YOLOv5 and ResNet Technique. *Diagnostics*, 13(17). <https://doi.org/10.3390/diagnostics13172804>
- Hasanah, R. L., & Riana, D. (2021). Classification of Dermoscopic Image of Skin Cancer Using the GLCM Method and Multi-SVM Algorithm. *Rekayasa*, 14(3), 407–415. <https://doi.org/10.21107/rekayasa.v14i3.12213>
- Hossain, Md. A., & Sajib, Md. S. A. (2019). Classification of Image using Convolutional Neural Network (CNN). *Global Journal of Computer Science and Technology*, 13–18. <https://doi.org/10.34257/gjcstdvol19is2pg13>
- 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>
- Irawati, L., & Sulandjari, S. (2013). *Pengaruh Komposisi Masker Kulit Buah Manggis (Garcinia Mangostana L) dan Pati Bengkuang terhadap Hasil Penyembuhan Jerawat pada Kulit Wajah Berminyak*.
- Kumar, A., Zhang, Z. J., & Lyu, H. (2020). Object Detection in Real time Based on Improved Single Shot Multi-box Detector Algorithm. *Eurasip Journal on Wireless Communications and Networking*, 2020(1). <https://doi.org/10.1186/s13638-020-01826-x>
- Leung, A. K. C., Barankin, B., Lam, J. M., Leong, K. F., & Hon, K. L. (2020). Dermatology: How to manage acne vulgaris. In *Drugs in Context* (Vol. 10). Bioexcel Publishing LTD. <https://doi.org/10.7573/dic.2021-8-6>

- Liunanda, C. N., Rostianingsih, S., & Purbowo, A. N. (2020). *Implementasi Algoritma YOLO pada Aplikasi Pendeteksi Senjata Tajam di Android*.
- MacGroger, D. (2023). *Acne Vs. Rosacea*. <https://450derm.com/patient-resources/acne-vs-rosacea-comparison/#:~:text=Both%20Acne%20and%20Rosacea%20cause,and%20clogged%20pores%20than%20rosacea>.
- Maharana, K., Mondal, S., & Nemade, B. (2022). A review: Data pre-processing and data augmentation techniques. *Global Transitions Proceedings*, 3(1), 91–99. <https://doi.org/10.1016/j.gltp.2022.04.020>
- National Eczema Association. (n.d.). *Eczema (atopic dermatitis): Causes, symptoms, and treatment*. Retrieved March 27, 2024, from <https://nationaleczema.org/eczema/>
- Prastika, I. W., & Zuliarso, E. (2021). Deteksi Penyakit Kulit Wajah Menggunakan TensorFlow dengan Metode Convolutional Neural Network. *Jurnal Manajemen Informatika & Sistem Informasi*, 4(2). <http://e-journal.stmiklombok.ac.id/index.php/misi>
- R, K., Vaichole, T. S., Kulkarni, S. K., Yadav, O., & Khan, F. (2022). Eff2Net: An Efficient Channel Attention-based Convolutional Neural Network for Skin Disease Classification. *Biomedical Signal Processing and Control*, 73. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2021.103406>
- Sary, I. P., Armin, E. U., & Andromeda, S. (2023). Performance Comparison of YOLOv5 and YOLOv8 Architectures in Human Detection Using Aerial Images. *Ultima Computing : Jurnal Sistem Komputer*, 15(1).
- Terven, J., Córdova-Esparza, D. M., & Romero-González, J. A. (2023). A Comprehensive Review of YOLO Architectures in Computer Vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS. In *Machine Learning and Knowledge Extraction* (Vol. 5, Issue 4, pp. 1680–1716). Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). <https://doi.org/10.3390/make5040083>

- Vujovic, Z. (2021). Classification Model Evaluation Metrics. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 12(6), 599–606. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0120670>
- Wang, G., Chen, Y., An, P., Hong, H., Hu, J., & Huang, T. (2023). UAV-YOLOv8: A Small-Object-Detection Model Based on Improved YOLOv8 for UAV Aerial Photography Scenarios. *Sensors*, 23(16). <https://doi.org/10.3390/s23167190>
- Wibowo, F. D., Palupi, I., & Wahyudi, B. A. (2022). Image Detection for Common Human Skin Diseases in Indonesia Using CNN and Ensemble Learning Method. *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, 3(4), 527–535. <https://doi.org/10.47065/josyc.v3i4.2151>
- Wiguna, L. H. S., Bimantoro, F., & Nugraha, G. S. (2023). *Klasifikasi Masalah pada Kulit Wajah Menggunakan Metode CNN*.
- Wijaya, D. A., Triayudi, A., & Gunawan, A. (2023). Penerapan Artificial Intelligence Untuk Klasifikasi Penyakit Kulit Dengan Metode Convolutional Neural Network Berbasis Web. *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, 4(3), 685–692. <https://doi.org/10.47065/josyc.v4i3.3519>
- Wiliani, N., Lusi, A. P. V. D., & Hikmah, N. (2023). Identifying Skin Cancer Disease Types with You Only Look Once (YOLO) Algorithm. *Jurnal Riset Informatika*, 5(3). <https://doi.org/10.34288/jri.v5i3.566>
- Wu, Z., Zhao, S., Peng, Y., He, X., Zhao, X., Huang, K., Wu, X., Fan, W., Li, F., Chen, M., Li, J., Huang, W., Chen, X., & Li, Y. (2019). Studies on Different CNN Algorithms for Face Skin Disease Classification Based on Clinical Images. *IEEE Access*, 7, 66505–66511. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2918221>
- Xu, S., Wang, J., Shou, W., Ngo, T., Sadick, A. M., & Wang, X. (2021). Computer Vision Techniques in Construction: A Critical Review. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 28(5), 3383–3397. <https://doi.org/10.1007/s11831-020-09504-3>
- Zhang, H., Tang, K., Wang, Y., Fang, R., & Sun, Q. (2021). Rosacea Treatment: Review and Update. In *Dermatology and Therapy* (Vol. 11, Issue 1, pp. 13–24). Adis. <https://doi.org/10.1007/s13555-020-00461-0>