

**IMPLEMENTASI METODE YOLO V8 UNTUK KLASIFIKASI
JENIS DAN TINGKAT KEPARAHAN JERAWAT
BERBASIS ANDROID**

SKRIPSI

AULIA RAHMAN PARTOMUAN SIHITE

191402109



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

2024

**IMPLEMENTASI METODE YOLO V8 UNTUK KLASIFIKASI
JENIS DAN TINGKAT KEPARAHAN JERAWAT
BERBASIS ANDROID**

SKRIPSI

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

AULIA RAHMAN PARTOMUAN SIHITE

191402109



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

PERSETUJUAN

Judul : IMPLEMENTASI METODE YOLO V8 UNTUK
KLASIFIKASI JENIS DAN TINGKAT KEPARAHAN
JERAWAT BERBASIS ANDROID

Kategori : Skripsi

Nama Mahasiswa : Aulia Rahman Partomuan Sihite

Nomor Induk Mahasiswa : 191402109

Program Studi : Sarjana (S-1) Teknologi Informasi


Fakultas : Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi
Universitas Sumatera Utara

Medan, 14 Juni 2024


Komisi Pembimbing:

Pembimbing 2.

Pembimbing 1.



Mohammad Fadly Syah Putra M.Sc.
NIP. 198301292009121003



Sarah Purnamawati S.T., M.Sc.
NIP. 198302262010122003

Diketahui/disetujui oleh
Program Studi S-1 Teknologi Informasi
Ketua,



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

PERNYATAAN

IMPLEMENTASI METODE YOLO V8 UNTUK KLASIFIKASI JENIS DAN TINGKAT KEPARAHAN JERAWAT BERBASIS ANDROID

SKRIPSI

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

Medan, 12 Juli 2023

Aulia Rahman Partomuan Sihite
191402109

ABSTRAK

Jerawat adalah gangguan inflamasi pada kulit yang hampir dialami oleh seluruh orang didunia. Secara klinis jerawat berlangsung secara kronis dan dapat sembuh dengan sendirinya, berbagai kondisi jerawat umumnya dipicu oleh faktor internal seperti hormon, sekresi sebum serta faktor genetik turunan dan faktor eksternal yang dipicu oleh bakteri *Propionibacterium* (P.Acne), stres, lingkungan dan kontradiksi bahan kimia pada kosmetik maupun obat-obatan. Sebaran penderita gangguan jerawat dengan tingkat prevelensi tinggi di usia remaja tidak sepenuhnya didukung oleh edukasi terkait penanganan jerawat dan keterbatasan masyarakat untuk berkunjung kepada ahli untuk mendapatkan diagnosa terkait jerawat yang diderita. Oleh sebab itu, untuk membantu mengatasi masalah tersebut dibutuhkan sebuah sistem yang dapat memudahkan masyarakat mendapatkan diagnosa awal terkait identifikasi jenis jerawat dan tingkat keparahan yang sedang di derita beserta edukasi terkait jerawat serta penanganannya. Pada penelitian ini terdapat 4 jenis jerawat yang umum diderita dapat di identifikasi yaitu comedo, *papule*, *pustule*, dan *nodule* serta tiga tingkat keparahan yang dapat diklasifikasikan diantaranya ringan, sedang, dan berat. Sistem dibangun pada penelitian ini menggunakan algoritma You Only Look Once (YOLO) versi 8. YOLOv8 merupakan algoritma model deteksi yang mengalami peningkatan pada penggabungan kecepatan dan akurasi dalam mengenali objek dalam gambar secara realtime. Penelitian ini akan menggunakan dataset sebanyak 1.455 data yang digunakan untuk kedua tugas identifikasi dan klasifikasi. Sistem yang dibangun pada penelitian ini dapat mengidentifikasi keempat jenis jerawat sangat baik dengan tingkat akurasi 93,24% dan mengklasifikasikan tingkat keparahan jerawat pada akurasi 96,59%. Kedua sistem dapat digunakan secara realtime pada perangkat android.

Kata Kunci : Jerawat, *Acne Vulgaris*, Deteksi Realtime, Klasifikasi Realtime, *You Only Look Once*, YOLOv8.

IMPLEMENTATION OF THE YOLO V8 METHOD FOR CLASSIFICATION OF
ACNE TYPES AND SEVERITY LEVEL
ANDROID BASED

ABSTRACT

Acne is an inflammatory skin disorder that is experienced by almost everyone in the world. Clinically, acne is chronic and self-limiting. Acne is generally triggered by internal factors such as hormones, sebum secretion and hereditary genetic factors and external factors triggered by Propionibacterium (P.Acne) bacteria, stress, environment and chemical contradictions in cosmetics and medicines. The spread of acne disorders with a high prevalence rate in adolescence is not fully supported by education related to acne management and the limitations of the community to visit experts to get diagnoses related to acne suffered. Therefore, to help overcome this problem, a system is needed that can make it easier for people to get an initial diagnosis related to identifying the type of acne and the severity that is being suffered along with education related to acne and its treatment. In this study, 4 types of acne that are commonly suffered can be identified, namely comedo, papule, pustule, and nodule as well as three levels of severity that can be classified as mild, moderate, and severe. The system was built in this study using the You Only Look Once (YOLO) algorithm version 8. YOLOv8 is a detection model algorithm that has improved in combining speed and accuracy in recognising objects in images in realtime. This research will use a dataset of 1,455 data used for both identification and classification tasks. The system built in this study can identify the four types of acne very well with an accuracy rate of 93.24% and classify the severity of acne at an accuracy of 96.59%. Both systems can be used in realtime on android devices.

*Keyword : Acne, Acne Vulgaris, Realtime Detection, Realtime Classification,
You Only Look Once, YOLOv8*

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, puji dan syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT, serta shalawat dan salam kepada junjungan nabi Muhammad SAW, karena atas berkah rahmat dan hidayahnya penulis dapat menyelesaikan penyusunan skripsi ini. Ucapan terimakasih yang tidak terhingga kepada Allah SWT yang selalu membimbing dan mengajarkan saya pentingnya kesabaran dan tanggungjawab selama penyusunan skripsi ini.

Selama proses penulisan skripsi ini penulis mendapat banyak bantuan dan motivasi di luar pribadi penulis. Pada kesempatan ini penulis dengan segala kerendahan hati, mengucapkan terimakasih sebesar-besarnya kepada:

1. Kepada orang tua penulis, ayahanda Alm. Manaek Sihite serta ibunda saya Hj. Nurhimmah Tarihoran yang selalu mengasihi, menyayangi, membimbing dan mendukung penulis didalam keseharian dan doa beliau sehingga dapat menyelesaikan skripsi ini. Kepada kakak-kakak saya Tiurlina Hasmawati Sihite, SP, MM, Herlina Hasmianti Sihite, S.Pd., M.Si. Rahmadhia Susanti Sihite, AmKeb., S.Keb., , Nurlatifa Arisandi Sihite S.Keb., Devi Suryanti Sihite, SKM, MKM., Rahmad Tua Parulian Sihite, AmKep, SKM., Taufiqurrahman Halomoan Sihite, SE, Muhammad Musyafa Hutagalung, S.Kom, dan Prida Putri Sari Hutagalung. Juga kepada abang dan kakak ipar saya Sahlan Lubis, Hasanuddin Siregar, Nutampri Piliang SE., Indra Utama Marbun, Irni Sunita Hutabarat, SE., Ramadhani, S. Pd., serta kepada keponakan saya Nabila Nurandini Piliang dan Fauzan Luthfikhair Siregar yang telah memberikan dukungan moril maupun materil kepada penulis selama ini. Kepada keluarga besar atas perhatian dan dukungannya kepada penulis.
2. Ibu Sarah Purnamawati ST., Msc. Selaku dosen pembimbing 1 dan Bapak Mohammad Fadly Syah Putra B.Sc., M.Sc., yang telah senantiasa meluangkan waktu memberi bimbingan dan arahan ilmu yang sangat berarti kepada penulis selama berkuliah hingga proses penyelesaian skripsi penullis.
3. Ibu Dr Maya Silvi Lidya B.Sc., M.Sc selaku Dekan Fasilkom-TI Universitas Sumatera Utara
4. Ketua Program Studi Teknologi Informasi Dedy Arisandi ST., M.Kom. Selaku Ketua Program Studi Teknologi Informasi.

5. Bapak Ibu Dosen Program Studi Teknologi Informasi yang telah memberikan ilmu yang bermanfaat bagi penulis selama masa perkuliahan.
6. Seluruh staff dan pegawai Fasilkom-TI Universitas Sumatera Utara yang membantu segala urusan administrasi selama perkuliahan dan menyelesaikan skripsi.
7. Vanissya Arbashika Putri yang telah menemani dan membantu selama proses penelitian penulis.
8. Teman-teman terdekat penulis yang unik, baik dan lucu Geylfedra Matthew Panggabean dan Muhammad Zikri Ihsan telah selalu mendukung dan menemani penelitian penulis hingga akhir.
9. Sahabat penulis Imam Ichwansyah Muda Harahap telah mendukung penulis selama penelitian.
10. Teman-teman penulis Daniel Situmeang dan Grace Patricia Marito Siregar yang selalu membantu memberikan saran dan masukan selama penelitian.
11. Teman-teman BPH HIMATIF yang membantu dan mengiringi penulis selama berkegiatan perkuliahan serta organisasi.
12. Seluruh teman-teman pengurus HIMATIF yang telah membantu dan mengiringi penulis selama berkuliah hingga akhir penelitian penulis.
13. Seluruh mahasiswa Teknologi Informasi baik senior maupun junior yang telah menemani dan memberikan ilmu kepada penulis selama menempuh perkuliahan.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan, karena kesempurnaan hanya milik Allah SWT tuhan yang maha esa. Oleh karena itu saya menerima saran dan kritik yang bersifat membangun demi kebaikan skripsi ini sehingga dapat bermanfaat bagi kita semuanya. Akhir dari kata pengantar ini penulis ucapkan terimakasih, inna ma'al-usri yusra.

Medan, 12 Juli 2023
Penulis

Aulia Rahman Partomuan Sihite
191402109

DAFTAR ISI

PERSETUJUAN	iii
PERNYATAAN.....	iv
ABSTRAK	v
ABSTRACT	vi
KATA PENGANTAR.....	vii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xiv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Batasan Penelitian.....	3
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
1.6 Metodologi Penelitian.....	4
1.6.1 Studi literatur	4
1.6.2 Analisis permasalahan.....	4
1.6.3 Perancangan	4
1.6.4 Implementasi.....	4
1.6.5 Pengujian program	4
1.6.6 Penyusunan Laporan.....	4
1.7 Sistematika Penulisan	5
BAB II LANDASAN TEORI	6
2.1 <i>Acne Vulgaris</i>	6

2.2 Jenis-Jenis Acne Vulgaris.....	7
2.2.1 Komedo.....	7
2.2.2 <i>Papule</i>	7
2.2.3 <i>Pustule</i>	8
2.2.4 <i>Nodule</i>	8
2.3 Penyebab Terjadinya Acne Vulgaris	9
2.3.1 Faktor genetik	9
2.3.2 Faktor hormonal.....	9
2.3.3 Faktor kebiasaan	10
2.4 Tingkat Keparahan Acne Vulgaris	10
2.5 Penanganan <i>Acne Vulgaris</i>	11
2.6 <i>Computer Vision</i>	11
2.7 <i>Object Detection</i>	12
2.8 <i>Convolutional Neural Network</i>	13
2.9 <i>You Only Look Once</i>	13
2.10 YOLOv5.....	14
2.11 YOLOv8.....	15
2.11.1 Backbone.....	16
2.11.2 Neck	16
2.11.3 Head	17
2.12 Android Studio	17
2.13 Tensorflow Lite	17
2.14 Confusion Matrix	18
2.14.1 <i>Accuracy</i>	18
2.14.2 <i>Precision</i>	18
2.14.3 <i>Recall</i>	18
2.14.4 F1-Score	19

2.15 Penelitian Terdahulu.....	19
2.15.1 Perbedaan Penelitian.....	21
BAB III ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM	23
3.1 Data Penelitian	23
3.2 Analisis Sistem.....	24
3.3 Image Acquisition	25
3.4 Image Preprocessing	25
3.4.1 <i>Resizing</i>	25
3.4.2 <i>Labelling</i>	26
3.5 <i>Augmentation</i>	27
3.5.1 <i>Flip</i>	27
3.5.2 <i>Rotation</i>	28
3.5.3 <i>Brightness</i>	29
3.5.4 <i>Exposure</i>	29
3.5.5 <i>Shear</i>	30
3.5.6 <i>Blur</i>	30
3.5.7 <i>Noise</i>	30
3.6 <i>Acne Detection Model</i>	30
3.6.1 <i>Clone Repository</i>	31
3.6.2 <i>Install Requirement</i>	31
3.6.3 <i>Konfigurasi data.yaml</i>	31
3.6.4 <i>Proses Training</i>	31
3.6.5 <i>Proses Testing</i>	32
3.7 <i>Acne Severity Model</i>	32
3.7.1 <i>Proses Training</i>	32
3.7.2 <i>Proses Testing</i>	33
3.8 Perancangan Antarmuka Sistem.....	33

3.8.1 Tampilan <i>Home</i>	33
3.8.2 Tampilan Galery	34
3.8.3 Tampilan Scan	35
3.8.4 Tampilan <i>Type of Acne</i>	36
3.8.5 Tampilan Deskripsi Acne	36
3.8.6 Tampilan Tutorial	37
BAB IV IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM	38
4.1 Implementasi Sistem	38
4.2 Implementasi Data	38
4.3 Implementasi Perancangan Antarmuka	39
4.3.1 Tampilan Splash Screen	39
4.3.2 Tampilan Home	40
4.3.3 Galery	40
4.3.4 Scan	41
4.3.5 Tampilan Type of Acne	42
4.3.6 Tampilan Deskripsi	42
4.3.7 Tampilan Tutorial	43
4.4 Pelatihan Sistem	44
4.5 Pengujian Sistem	46
4.5.1 Uji Sismtem Model Deteksi	46
4.5.2 Uji Sistem Model Klasifikasi	54
4.6 Keterbatasan Model	60
4.7 Perbandingan Penelitian	61
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	63
5.1 Kesimpulan	63
5.2 Saran	63
DAFTAR PUSTAKA	65

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penjabaran nilai skala penilaian tingkat keparahan	10
Tabel 2. 2 Nilai skala tingkat keparahan yang digunakan.....	11
Tabel 2. 3 Penelitian terdahulu.....	20
Tabel 3. 1 Distribusi penyebaran data tiap lesi <i>acne vulgaris</i>	23
Tabel 3. 2 Distribusi penyebaran data tingkat keparahan <i>acne vulgaris</i>	24
Tabel 4. 1 Tabel Hasil Proses Pelatihan Model Deteksi.....	44
Tabel 4. 2 Tabel Hasil Pelatihan Model Klasifikasi I.....	45
Tabel 4. 3 Tabel Hasil Pelatihan Model Klasifikasi II	45
Tabel 4. 4 Tabel Hasil Uji Sistem Model Deteksi	47
Tabel 4. 5 Confusion Matrix	50
Tabel 4. 6 Nilai TP, FP dan FN	50
Tabel 4. 7 Nilai <i>Precision</i> , <i>Recall</i> dan <i>F1-Score</i>	53
Tabel 4. 8 Tabel Hasil Pengujian Sistem.....	54
Tabel 4. 9 Confusion Matrix	57
Tabel 4. 10 Nilai TP, FP dan FN	57
Tabel 4. 11 Nilai <i>Precision</i> , <i>Recall</i> dan <i>F1-Score</i>	60

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Acne vulgaris pada wajah.....	6
Gambar 2.2 Komedo.....	7
Gambar 2.3 <i>Papule</i>	8
Gambar 2.4 <i>Pustule</i>	8
Gambar 2.5 <i>Nodule</i>	9
Gambar 2. 6 Perbandingan visual tingkat keparahan.....	11
Gambar 2.7 <i>Computer vision</i>	12
Gambar 2.8 <i>Computer vision</i>	12
Gambar 2.9 <i>Arsitektur Convolutional Neural Network</i>	13
Gambar 2.10 Cara kerja YOLO	14
Gambar 2.11 <i>Arsitektur YOLOv8</i>	15
Gambar 2. 12 Model C2f dan CBS.....	16
Gambar 3.1 <i>Arsitektur YOLOv8</i>	24
Gambar 3.2 (Kiri) Citra sebelum resizing dan (Kanan) Citra setelah resizing.....	26
Gambar 3.3 <i>Labelling</i>	26
Gambar 3.4 Pemberian name class pada data.....	27
Gambar 3.5 File hasil labelling.....	27
Gambar 3.6 Flip pada Roboflow.....	28
Gambar 3.7 <i>Rotation</i>	28
Gambar 3. 8 Brightness pada Roboflow	29
Gambar 3.9 Exposure pada Roboflow	30
Gambar 3.10 Konfigurasi file data.yaml.....	31
Gambar 3.11 Rancangan tampilan halaman home.....	34
Gambar 3.12 Rancangan tampilan halaman galery	35
Gambar 3.13 Rancangan tampilan scan.....	36
Gambar 3.14 Rancangan tampilan halaman Type of Acne	36
Gambar 3. 15 Rancangan tampilan halaman deskripsi acne.....	37
Gambar 3.16 Rancangan tampilan halaman tutorial.....	37

Gambar 4. 1 Data Citra Deteksi Jerawat.....	39
Gambar 4. 2 Data Citra Klasifikasi Jerawat.....	39
Gambar 4. 3 Tampilan Splash Screen	40
Gambar 4. 4 Tampilan Home	40
Gambar 4. 5 Tampilan Galery	41
Gambar 4. 6 Tampilan Scan.....	42
Gambar 4. 7 Tampilan Type of Acne	42
Gambar 4. 8 Tampilan Deskripsi	43
Gambar 4. 9 Tampilan Tutorial	43
Gambar 4. 10 Grafik Pelatihan	44
Gambar 4. 11 Grafik Pelatihan.....	46
Gambar 4. 12 Evaluasi Jarak Pengambilan Citra.....	60
Gambar 4. 13 Kemiripan Tampilan <i>Pustule</i> dan <i>Papule</i>	61

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Acne vulgaris adalah gangguan inflamasi pada unit pilosebacea, yang berlangsung secara kronis. *Acne vulgaris* dipicu oleh *Cutibacterium acnes* pada masa remaja, di bawah pengaruh sirkulasi normal *dehydroepiandrosterone* (DHEA). *Acne vulgaris* merupakan kelainan kulit yang sangat umum serta dapat muncul dengan lesi inflamasi dan non-inflamasi terutama di wajah tetapi juga dapat terjadi pada lengan atas, dada, dan punggung. Penyebab pasti dari *acne vulgaris* masih belum diketahui, tetapi beberapa penyebab telah diajukan, yang diyakini memiliki peran internal, termasuk faktor internal seperti peningkatan sekresi sebum, *hiperkeratosis* folikel rambut dan koloni bakteri *propionibacterium* (P. Acne), dan inflamasi serta faktor ekstrinsik yaitu stres, iklim/suhu/kelembaban, kosmetik, diet dan obat-obatan (Sifatullah & Zulkarnain, 2021).

Lesi ini dapat berupa komedo yang lebih rinci terbagi menjadi komedo terbuka (blackhead) dan komedo tertutup (whitehead), papul (benjolan kecil berwarna kemerahan), pustul (kumpulan nanah putih), dan nodul (benjolan keras dan dalam). *Acne vulgaris* terjadi akibat peningkatan produksi sebum oleh kelenjar sebaceous di dalam kulit yang menyumbat pori-pori kulit dan menyebabkan terjadinya peradangan. Faktor-faktor lain yang dapat memperburuk kondisi *acne vulgaris* meliputi perubahan hormonal, stres, genetik, paparan sinar matahari, dan penggunaan produk kosmetik yang tidak cocok dengan jenis kulit (U. Adlia, 2018).

Hampir setiap orang pernah mengalami *Acne vulgaris*, terutama pada usia muda, kejadiannya sekitar 85%. Prevalensi tertinggi terjadi pada wanita usia 14-17 tahun, 83-85%, dan pria 16-19 tahun, terhitung 95-100%. Berdasarkan survei di Asia Tenggara, terdapat 40-80% kasus *Acne vulgaris*. Di Indonesia, menurut catatan Riset Dermatologi Estetika Indonesia, jumlah kasus 60% pada tahun 2006 dan 80% pada

tahun 2007. Pada tahun 2009 terdapat 90% penderita *Acne vulgaris* (Saragih et al., 2016).

Sebaran penderita jerawat yang sangat besar pada usia remaja pada dasarnya terjadi karena perkembangan hormonal pada tubuh selama masa pubertas serta kurangnya dalam menjaga kebersihan setelah beraktifitas. Selain dari penyebab tersebut tingginya prevalensi pada usia remaja dan pada usia lainnya dikarenakan kurangnya pengetahuan mengenai jerawat dan jenis-jenisnya sehingga seringkali menyebabkan jerawat semakin parah dan tidak dapat ditangani lebih dini. Umumnya masyarakat dengan sumber daya dan wawasan yang cukup terhadap jerawat dapat mengurangi prevelensi penderita dikarenakan dapat melakukan penanganan secara mandiri dan memiliki kesempatan untuk mendapat diagnosa awal dari ahli. Oleh karena itu untuk meningkatkan wawasan dan kesadaran masyarakat terhadap jerawat, diperlukan sebuah sistem yang dapat membantu dalam mendeteksi jenis jerawat dan mengklasifikasikan tingkat keparahannya.

Sebelumnya terdapat beberapa penelitian serupa yang berkaitan dengan pengenalan jerawat dengan teknologi kecerdasan buatan. Sebuah model klasifikasi jerawat dengan metode *convolutional neural network* (CNN) berhasil tercipta atas penelitian yang dilakukan oleh (Hasan et al., 2021). Selanjutnya terdapat juga penelitian dilakukan oleh (Huynh et al., 2022) dengan menggunakan dataset ACNE04 yang berhasil menciptakan sistem yang terdiri atas dua model untuk mengenali jenis jerawat dan melakukan penilaian keparahan. Berkaitan juga dengan metode YOLO yang akan digunakan pada penelitian ini, terdapat juga penelitian serupa terkait jerawat dengan metode yang sama. Sebuah penelitian berjudul *Acne Type Recognition for Mobile-Based Application Using YOLO* yang dilakukan oleh (Isa & Mangshor, 2021) mencoba mengidentifikasi empat jenis jerawat berbeda menggunakan metode YOLOv4.

Penggunaan teknologi *image processing* dan *deep learning* dengan metode You Only Look Once sangat efektif dan memiliki hasil yang akurat. YOLO menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) untuk mempelajari fitur-fitur dari gambar dan melakukan klasifikasi objek dengan menghitung probabilitas kelas dan koordinat *bounding box*. Sebelum munculnya YOLO, algoritma deteksi objek yang ada umumnya membagi gambar menjadi beberapa bagian dan melakukan deteksi pada setiap bagian tersebut. Hal ini menyebabkan proses klasifikasi objek menjadi lambat dan kurang akurat. YOLO memecahkan masalah ini dengan melakukan klasifikasi

objek secara global pada seluruh gambar secara bersamaan. Dengan adanya peningkatan pada algoritma YOLOv8 diharapkan pada penelitian ini dapat membantu terciptanya sebuah sistem klasifikasi jenis dan tingkat keparahan jerawat sehingga dapat meningkatkan kesadaran terhadap jerawat disertai bagaimana pencegahan serta penanganannya.

1.2 Rumusan Masalah

Kurangnya pengetahuan dalam mengenali jenis-jenis jerawat mengakibatkan banyak Masyarakat tidak peduli sehingga semakin meradangnya jerawat karena kesalahan dan kurangnya penanganan. Dikarenakan masalah tersebut, diperlukan sistem yang dapat membantu dalam mengklasifikasi jenis-jenis jerawat beserta tingkat keparahan jerawat pada wajah.

1.3 Batasan Penelitian

Dalam mencegah terlalu luasnya ruang lingkup pembahasan dalam penelitian ini, penulis memberikan batasan masalah dalam penelitian ini. Adapun batasan masalah tersebut, adalah :

1. Data yang dikumpulkan berupa citra jerawat pada wajah.
2. Penelitian ini akan mengklasifikasikan jerawat dengan jenis komedo, *papule*, *pustule*, dan *nodule*.
3. Jenis jerawat akan dikalkulasikan dengan skala penghitungan untuk membagi tingkat keparahan jerawat menjadi ringan, sedang dan berat.
4. Penelitian ini menggunakan data dalam bentuk gambar dengan file berbentuk .jpg dan .png.

1.4 Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan mengimplementasikan metode YOLOv8 untuk melakukan klasifikasi jenis dan tingkat keparahan pada jerawat dengan basis android.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Hasil penelitian ini diharapkan dapat meningkatkan kesadaran masyarakat terhadap jerawat beserta jenis dan tingkat keparahannya sehingga dapat melakukan pencegahan dan melakukan penanganan yang tepat
2. Penelitian ini diharapkan menghasilkan sebuah sistem yang membantu tenaga medis dalam memberikan diagnosis awal secara efisien dan akurat pada pasien dengan kendala masalah jerawat.
3. Hasil penelitian ini diharapkan dapat mendeteksi dan mengklasifikasikan jenis dan tingkat keparahan jerawat kemudian dapat dijadikan sebagai sumber awal penelitian selanjutnya.

1.6 Metodologi Penelitian

Berikut tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini :

1.6.1 Studi literatur

Tahap awal yang dilakukan dalam penelitian ini adalah studi literatur. Pada tahap ini setiap informasi yang dibutuhkan akan dikumpulkan, baik berupa jurnal, informasi dari ahli, skripsi, dan informasi valid lainnya mengenai topik acne dan metode YOLOv8.

1.6.2 Analisis permasalahan

Di tahap ini, informasi yang telah didapatkan akan dianalisis sesuai dengan hubungan yang dibutuhkan dalam melakukan klasifikasi jenis jerawat tersebut oleh penulis.

1.6.3 Perancangan

Pada tahap selanjutnya dilakukan perancangan arsitektur umum dan pengumpulan data yang diperlukan dalam proses penelitian.

1.6.4 Implementasi

Pada tahap ini metode You Only Look Once dari kode program yang sudah dibuat dari perancangan system di implementasikan untuk mendapatkan hasil dari penelitian yang dibuat.

1.6.5 Pengujian program

Tahap ini dilakukan pengujian system yang telah dibentuk guna untuk memastikan system tersebut dapat digunakan dengan baik serta dapat mencapai hasil dari penelitian.

1.6.6 Penyusunan Laporan

Tahap ini merupakan tahap akhir dimana seluruh proses penelitian disusun menjadi sebuah laporan yang disertai dengan pembuatan dokumentasi sehingga dapat menampilkan hasil akhir penelitian.

1.7 Sistematika Penulisan

BAB 1: PENDAHULUAN

Bab satu berisi mengenai beberapa bagian penting, yaitu latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, manfaat penelitian, metodologi penelitian, dan sistematika penelitian.

BAB 2: LANDASAN TEORI

Bab dua terdiri atas teori-teori yang berhubungan dengan definisi jerawat beserta penjelasan terkait jenis jerawat, penilaian tingkat keparahan jerawat, penyebab ilmiah munculnya jerawat, karakteristik jerawat, dan metode You Only Look Once (YOLO) yang digunakan pada penelitian ini.

BAB 3: ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Bab tiga berisi tentang arsitektur umum You Only Look Once (YOLO) versi 8 disertai tahap preprocessing, pelatihan, pengujian, dan proses desain antarmuka *system*.

BAB 4: IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

Bab empat berisi implementasi dari hasil analisis dan perancangan sistem yang telah dibahas pada bab sebelumnya dan akan menampilkan hasil pengujian sistem yang telah dibuat.

BAB 5: KESIMPULAN DAN SARAN

Bab kelima berisi kesimpulan dari penelitian umum yang telah dilakukan dan saran terhadap penelitian selanjutnya.

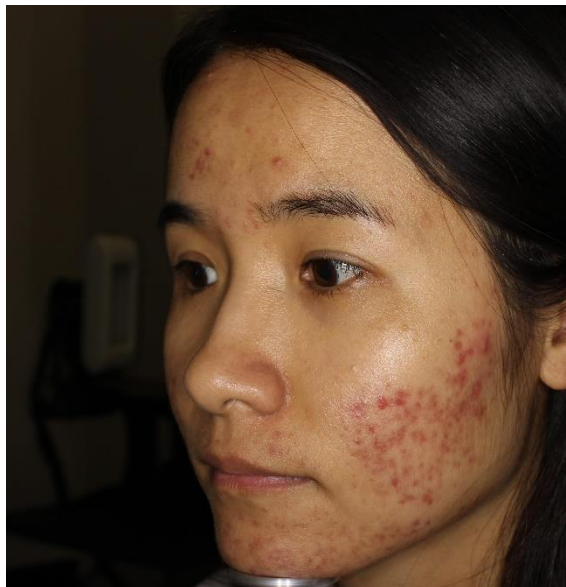
BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Acne Vulgaris

Dari sekian banyak penyakit kulit yang dapat di derita oleh manusia, salah satu penyakitnya adalah jerawat atau yang secara medis disebut *acne vulgaris*. *Acne vulgaris* adalah suatu keadaan dimana pori-pori kulit tersumbat sehingga timbul bintik merah dan kantong nanah yang meradang dan terinfeksi pada kulit. Jarawat biasanya muncul pada kulit wajah, leher, dan punggung. Baik pada pria maupun wanita (Susanto, 2018).

Acne vulgaris terjadi ketika folikel rambut atau sering disebut pori-pori kulit tersumbat. Kelenjar minyak kecil yang disebut kelenjar *sabaceous* yang terletak di sekitar folikel rambut, menghasilkan zat berminyak yang disebut sebum. Sebum yang dihasilkan mengalir ke permukaan melalui folikel rambut, terperangkap di dalam pori-pori kulit ketika folikel rambut tersumbat (Ramli et al., 2012). Bakteri yang dikelan sebagai *Propionibacterium acnes* menyerang sebum, sehingga menghasilkan peradangan pada kulit dan jerawat. Berikut pada gambar 2.1 terlihat wajah yang menderita jerawat.



Gambar 2.1 Acne vulgaris pada wajah

2.2 Jenis-Jenis Acne Vulgaris

Pada umumnya setiap benjolan atau bintik yang muncul pada kulit wajah akan disimpulkan sebagai *acne vulgaris*. Namun perlu dilakukan pengenalan lebih jauh terkait jenis-jenis *acne vulgaris* yang muncul untuk mengetahui penyebab kemunculan dan penanganan yang sesuai.

2.2.1 Komedo

Komedo merupakan jenis jerawat yang muncul akibat penyumbatan pada pori-pori atau folikel rambut oleh sel kulit mati, minyak, dan dibeberapa kondisi disertai bakteri. Secara spesifik komedo dibagi menjadi dua jenis yang berbeda, yaitu whitehead komedo dan *blackhead* komedo. *Whitehead* komedo terbentuk akibat pori-pori sepenuhnya tersumbat namun tidak terbuka hingga ke permukaan kulit sehingga komedo ini tetap berwarna mengikuti kulit atau putih. Di sisi lain *blackhead* komedo memiliki karakteristik berwarna gelap akibat folikel rambut yang tersumbat terpapar oleh paparan udara sehingga terjadi oksidasi. Secara visual komedo dapat dilihat pada gambar 2.2



Gambar 2.2 Komedo
(sumber : dermnetnz.org)

2.2.2 Papule

Papule adalah jenis jerawat inflamasi ditandai dengan benjolan kecil kemerahan pada kulit. Pada *papule* tidak terdapat nanah didalamnya dengan kurang dari 10 mm. *Papule* awalnya merupakan komedo yang tidak ditangani dengan baik sehingga terjadi peradangan, peradangan tersebut mengakibatkan *papule* berwarna merah dan nyeri saat disentuh. Secara visual *papule* dapat dilihat pada gambar 2.3



Gambar 2.3 Papule
(sumber : verywellhealth.com)

2.2.3 Pustule

Sama halnya dengan *papule*, *pustule* merupakan jenis jerawat inflamasi ditandai dengan keberadaan nanah pada bagian tengah jerawat. Keberadaan nanah pada *pustule* menjadi indikasi terjadinya infeksi oleh bakteri atau virus pada folikel rambut yang tersumbat. Selain keberadaan nanah, karakteristik *pustule* yang lain adalah warnanya yang merah dengan ukuran kurang dari 10 mm dan adanya rasa nyeri ketika disentuh. Secara visual *pustule* dapat dilihat pada gambar 2.4



Gambar 2.4 Pustule
(sumber : lethow.com)

2.2.4 Nodule

Nodule menjadi kategori jerawat yang tergolong parah, *nodule* berkembang dibawah permukaan kulit sehingga muncul dengan bentuk benjolan berwarna merah. Benjolan pada *nodule* umumnya terlihat samar karena tidak muncul ke permukaan kulit namun memunculkan rasa nyeri. Dengan diameter lebih dari 10 mm, *nodule* yang tidak ditangani dengan baik akan berubah menjadi jaringan parut yang permanen. Secara visual *nodule* dapat dilihat pada gambar 2.5



Gambar 2.5 Nodule
(sumber :dermcollective.com)

2.3 Penyebab Terjadinya Acne Vulgaris

2.3.1 Faktor genetik

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh (Zouboulis & Bettoli, 2015) genetik yang merupakan sebuah bagian turunan pada manusia dapat mempengaruhi seseorang terkena jerawat. Faktor genetik yang diturunkan oleh gen dapat mempengaruhi produksi sebum dimana ukuran dan aktivitas kelenjar sebaceous, mempengaruhi bagaimana seseorang merespons infeksi bakteri pada kulit sehingga terjadinya inflamasi dan kerentanan seseorang terhadap infeksi. Pada masa pubertas adalah waktu umum hormon androgen meningkat dan menjadi faktor terbesar kemunculan jerawat pada usia remaja

2.3.2 Faktor hormonal

Menurut beberapa penelitian terkait jerawat, terdapat tiga hormon yang secara umum dapat mempengaruhi kemunculan jerawat. Testosteron yang menjadi salah satu dari hormon androgen berperan dalam perkembangan jerawat. Hormon androgen meningkatkan ukuran dan sensitivitas kelenjar sebaceous dan menghasilkan sebum berlebih (Zouboulis, 2004).

Pada wanita, hormon seks seperti estrogen dan progesteron yang berfluktuasi sangat mempengaruhi terjadinya jerawat. Fluktuasi hormon tersebut terutama dimasa menstruasi, kehamilan dan penggunaan alat kontrasepsi menjadi penyebab utama angka penderita jerawat pada wanita (Elsaie, 2016). Dan kortisol atau secara umum menjadi hormon stres pada manusia menjadi penyebab kelenjar sebaceous meningkatkan produksi sebum pada kulit sehingga merangsang tumbuhnya jerawat (Arck et al., 2006)

2.3.3 Faktor kebiasaan

Faktor kebiasaan dimaksud adalah pola perilaku yang menjadi kebiasaan. Makanan dengan angka gula yang tinggi serta karbohidrat dengan waktu cerna cepat dapat melonjakan insulin yang kemudian akan meningkatkan kadar hormon endorgen dan produksi sebum. Faktor penting lainnya adalah kebersihan kulit yang tidak dijaga sangat besar kemungkinannya memicu kemunculan jerawat, namun dilain hal melakukan pembersihan kulit secara ekstrim dengan intensitas dan produk berbahan keras justru juga dapat memicu jerawat. Selain berbagai faktor sebelumnya, terdapat juga faktor penggunaan kosmetik yang berlebihan dan tidak sesuai serta tingkat stres (Winston & Shalita, 1991).

2.4 Tingkat Keparahan Acne Vulgaris

Jerawat yang merupakan sebuah penyakit medis sangat umum memiliki perbedaan pada setiap kondisi. Perbedaan pada jerawat tidak hanya berkaitan pada jenis jerawat tetapi juga tingkat keparahannya. Tingkat keparahan jerawat diperlukan untuk menjadi rujukan tindakan diagnosis oleh ahli dalam menentukan penanganan pada jerawat. Terdapat banyak skala penentuan tingkat keparahan jerawat. Dari sekian banyak skala yang ditetapkan, Hayashi dan peneliti lainnya pada tahun 2008 mengklasifikasikan jerawat secara garis besar menjadi empat tingkat menggunakan standar fotografi dan penghitungan lesi jerawat (Hayashi et al., 2008).

Peneliti mengklasifikasikan tingkat keparahan berdasarkan jumlah lesi jerawat pada separuh bagian wajah. Setelah melakukan dilakukan pembagian menjadi empat kelompok. Untuk jumlah lesi jerawat kurang dari 5,tingkatan diklasifikasikan menjadi ringan dan enam sampai dua puluh sebagai tingkat sedang. Jika jumlah lesi sebanyak dua puluh hingga lima puluh, maka termasuk dalam tingkat berat dan lebih dari lima puluh termasuk sangat berat. Secara lengkap skala tingkatan ditunjukan pada tabel 2.1.

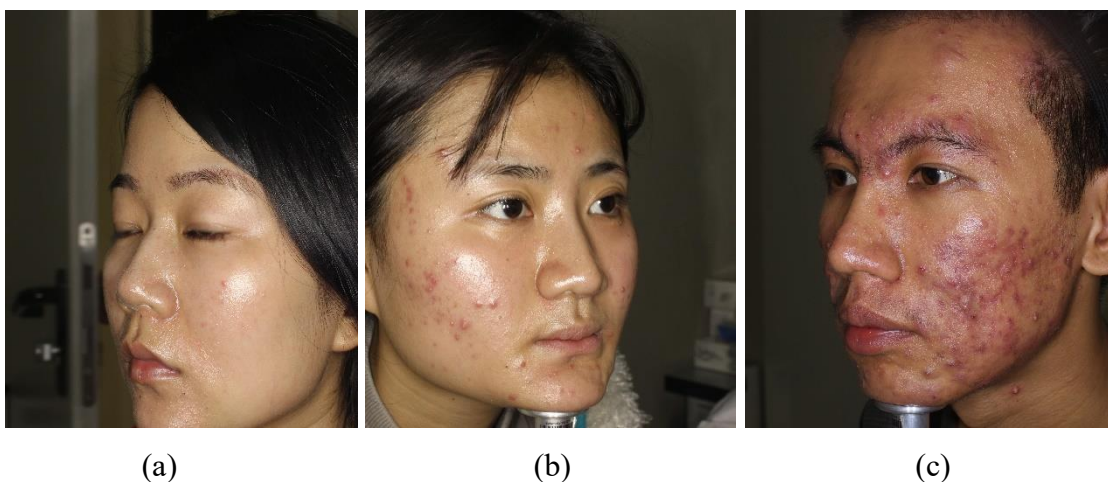
Tabel 2. 1 Penjabaran nilai skala penilaian tingkat keparahan

Tingkat	Jumlah Lesi Jerawat
Ringan	0-5
Sedang	6-20
Berat	21-50
Sangat Berat	>50

Selanjutnya pada perancangan sistem ini peneliti mempersempit tingkatan keparahan menjadi tiga tingkat dengan menggabungkan tingkat berat dan sangat berat menjadi satu tingkat yang sama dikarenakan tidak banyaknya perbedaan pada kedua tingkat keparahan tersebut dan kedepannya dapat mempermudah sistem dalam mengenali tingkat keparahan. Skala yang akan digunakan selanjutnya dijelaskan pada tabel 2.2 dan perbedaan dari setiap tingkat keparahan tersebut dapat dilihat pada gambar 2.6 .

Tabel 2. 2 Nilai skala tingkat keparahan yang digunakan

Tingkat	Jumlah Lesi Jerawat
Ringan	0-5
Sedang	6-20
Sangat Berat	>21



Gambar 2. 6 Perbandingan visual tingkat keparahan.
(a) Ringan, (b) Sedang, (c) Berat

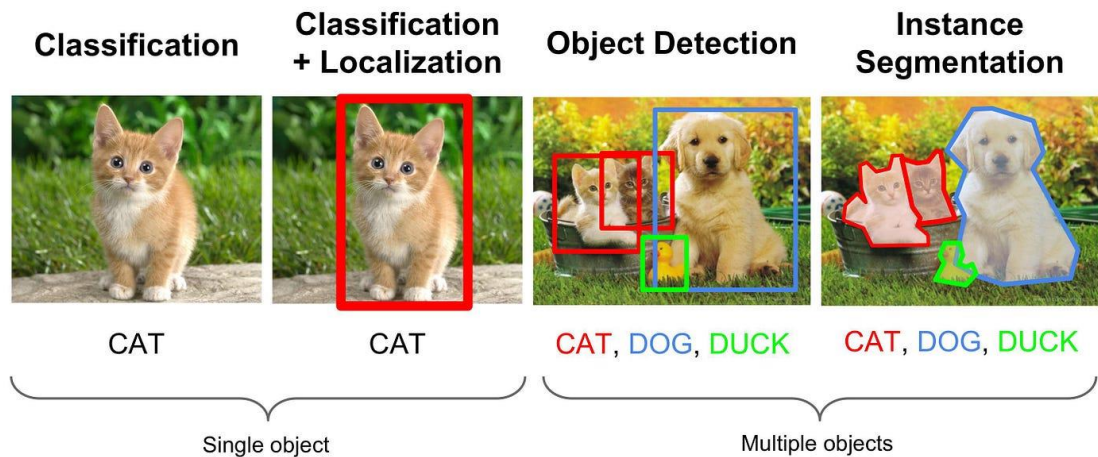
2.5 Penanganan *Acne Vulgaris*

Secara umum penanganan jerawat sangat berkaitan dengan faktor-faktor penyebab terjadinya jerawat. Jerawat dapat ditangani berdasarkan faktor penyebabnya, seperti konsumsi gizi seimbang, kebiasaan membersihkan tubuh setelah melakukan aktifitas, penggunaan produk kosmetik dan perawatan kulit yang sesuai, manajemen stres, dan berbagai hal lainnya.

2.6 *Computer Vision*

Computer vision adalah sebuah aktifitas penguraian gambar dan video oleh komputer secara otomatis untuk memperoleh suatu pemahaman mengenai dunia (Dawson Howe,

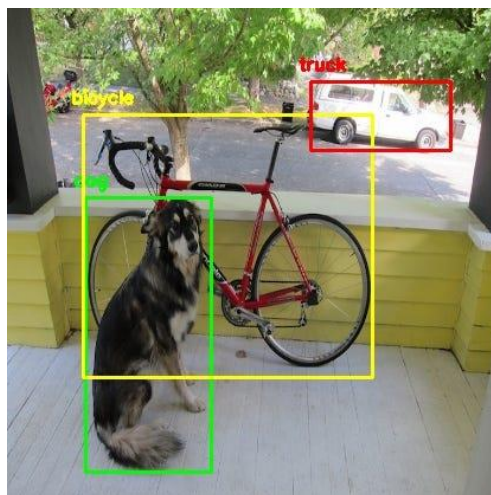
n.d.). *Computer vision* dapat juga didefenisikan sebagai suatu bidang yang bertujuan membuat keputusan yang bermanfaat terkait objek fisik nyata dan keadaan berdasarkan atas sebuah citra (Shapiro & Stickman, 2000). *Computer vision* bekerja dengan penggabungan antara pengolahan citra dan pengenalan pola sehingga memberikan hasil pengertian tentang citra. Berikut gambar 2.6 menunjukkan beragam pekerjaan yang termasuk pada computer vision



Gambar 2.7 *Computer vision*
(sumber : medium.com)

2.7 Object Detection

Object detection merupakan salah satu dari cabang *computer vision* yang bertugas mendeteksi objek visual dari kelas tertentu dalam citra digital. *Object detection* bertujuan untuk mengembangkan komputasi model dan menyediakan teknik pengetahuan yang dibutuhkan oleh aplikasi computer vision (Zou et al., 2019). Terlihat pada gambar 2.7 ilustrasi dari *object detection*.

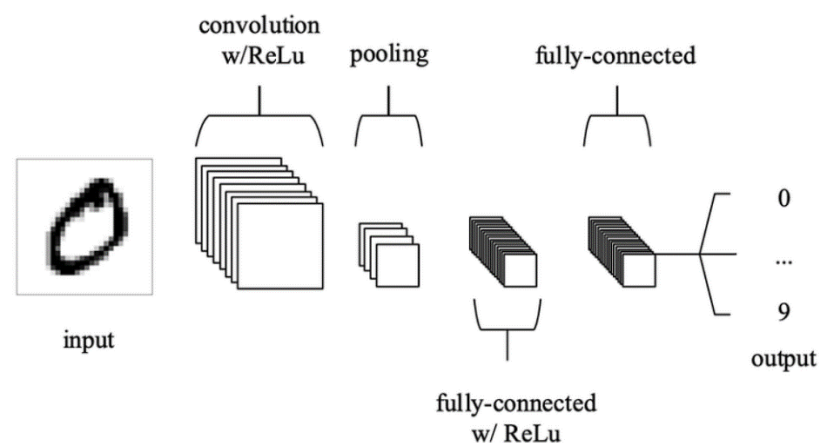


Gambar 2.8 *Computer vision*

(sumber : medium.com)

2.8 Convolutional Neural Network

Convolutional neural network adalah metode *neural network* yang berfungsi untuk menganalisa gambar, mengenali objek pada citra, dan mendeteksi objek yang mencakup berbagai parameter untuk penggambaran suatu objek sehingga diklasifikasikan pada saraf buatan. Arsitektur *convolutional neural network* terbagi atas dua bagian utama, yaitu *feature extraction layer* dan *fully-connected layer*. Arsitektur tersebut ditunjukkan pada gambar 2.8



Gambar 2.9 Arsitektur Convolutional Neural Network (O'Shea & Nash, 2015)

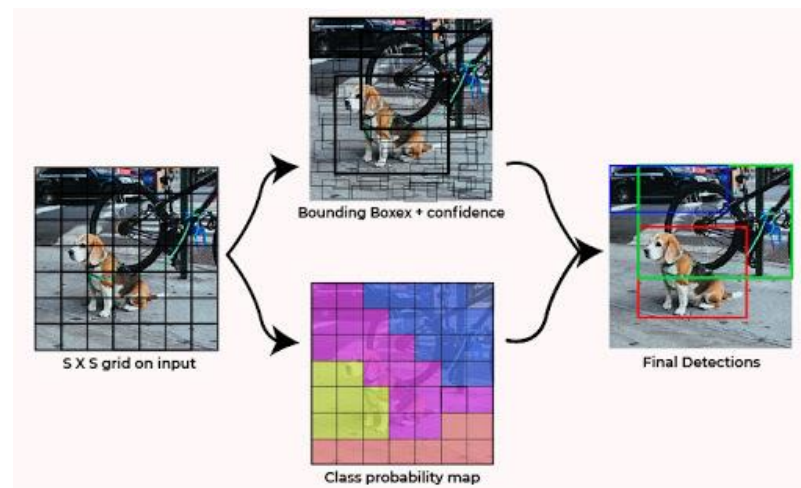
Tujuan dari *convolutional neural network* adalah menyederhanakan arsitektur jaringan dan jumlah parameter untuk melakukan pengenalan objek.

Feature extraction layer melakukan proses perubahan format dari gambar menjadi features yang berupa angka-angka yang merepresentasikan gambar tersebut. *Fully-connected layer* adalah lapisan dimana semua neuron aktivitas dari lapisan sebelumnya terhubung dengan lapisan selanjutnya seperti halnya syaraf tiruan biasa, lapisan ini biasanya digunakan untuk mengolah data sehingga bisa diklasifikasikan.

2.9 You Only Look Once

You only look once (YOLO) adalah algoritma deteksi objek yang diciptakan oleh Joseph Redmon dan Ali Farhadi pada tahun 2015. YOLO adalah sebuah teknik deteksi yang menggunakan pendekatan model terpadu, di mana satu jaringan saraf tunggal dapat secara langsung memprediksi kotak pembatas dan probabilitas kelas dalam satu gambar

penuh dengan satu kali proses. Dalam model YOLO, dapat memproses gambar input hingga 45 frame per detik (Redmon et al., 2015)



Gambar 2.10 Cara kerja YOLO
(sumber : (Redmon et al., 2015))

Secara struktur pada YOLO terdapat tiga tahapan untuk mendeteksi objek. Pada gambar 2.9 dapat diperhatikan ketiga tahapan secara berurutan dimulai dengan membagi citra menjadi berukuran $s \times s$ untuk deteksi objek. Setiap grid dan nilai *confidence* akan di prediksi oleh bounding box. Tahao selanjutnya lima variable pada *bounding box* yang merupakan nilai koordinat dari titik tengah *bounding box* yang terdeteksi. Pada akhir masing-masing grid memprediksi nilai kemungkinan kelas apabila terdapat objek didalamnya. Nilai probabilitas dan confidence dari *bounding box* dikalikan sehingga menghasilkan nilai yang spesifik pada setiap kelas.

2.10 YOLOv5

You only look once versi 5 adalah model deteksi objek yang diperkenalkan oleh pengembang yang sama pada tahun 2020 dengan perubahan beberapa arsitektur terutama pada tiga komponen *backbone*, *neck* dan *head*. *Beckbone* pada YOLOv5 menggunakan darknet53, sebuah arsitektur jaringan baru yang fokus pada ekstraksi fitur.

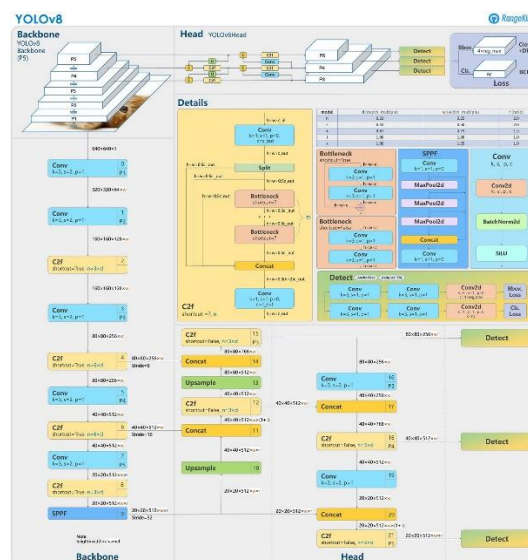
Komponen *neck* menghubungkan bagian head dan backbone dengan fungsi utama mengagregat serta memperbaiki ekstrasi fitur oleh backbone (Terven & Cordova-Esparza, 2023). Spatial Pyramid Pooling pada neck menghapus batasan ukuran yang telah dipastikan pada jaringan, dimana membantu mengurangi kebutuhan untuk memotong, melengkungkan dan menambah gambar. Hal tersebut diikuti CSP-Path

Aggregation Network menggabungkan seluruh fitur yang telah dipelajari oleh backbone dan memperkecil jalur informasi antara lapisan bawah dan atas ((Wang et al., 2019))

Head pada YOLOv5 terdiri dari tiga cabang yang masing-masing memprediksi dengan skala berbeda. Pengembang menggunakan tiga sel grid berukuran 13x13, 26x26, dan 52x52, dimana setiap sel grid memprediksi $B=3$ bounding box. Setiap bagian pada head menghasilkan bounding box, kemungkinan class, dan skor kepercayaan. Anchor boxes diperkenalkan pada YOLOv5 digunakan memprediksi lokasi dan ukuran objek.

2.11 YOLOv8

Setelah serangkaian kesuksesan YOLO dibidang *computer vision*, para peneliti dan pengembang dari algoritma ini melakukan berbagai perbaikan dan peningkatan berdasarkan model sebelumnya. YOLOv8 menjadi algoritma terbaru dari YOLO yang dirilis oleh Ultralytics pada 10 Januari 2023. Dibandingkan model seri sebelumnya terdapat peningkatan pada akurasi dan kecepatan deteksi, hal tersebut tidak lepas dari perubahan pada beberapa struktur. Struktur lengkap dari YOLOv8 dapat dilihat pada gambar 2.10

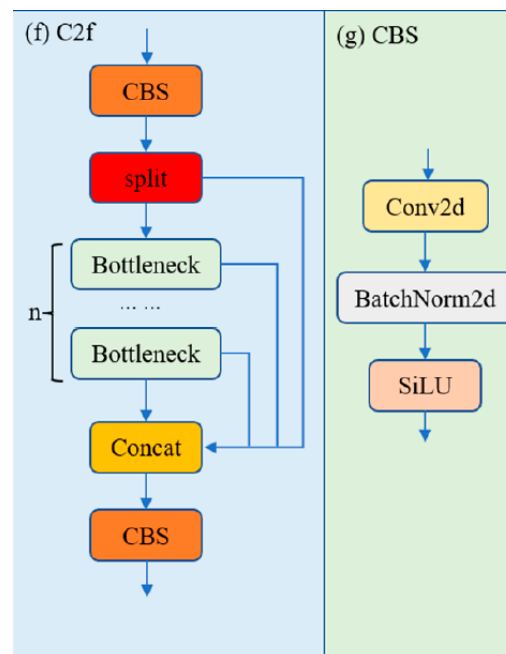


Gambar 2.11 Arsitektur YOLOv8
(sumber : Zhou et al., 2023)

Secara umum YOLOv8 tetap membagi tahapan menjadi 3 bagian utama yaitu *backbone*, *neck* dan *head*. Namun secara spesifik perubahan pada tiap bagian utama tersebut adalah :

2.11.1 Backbone

Pada *backbone* YOLOv8 menggunakan CSPDarknet53 yang telah dimodifikasi, modul cross stage partial (CSP) pada backbone asli digantikan oleh modul C2f. Model C2f mengimplementasikan koneksi shunt gradien untuk memperkaya aliran informasi jaringan ekstraksi fitur dengan tetap mempertahankan bobot yang ringan (Redmon & Farhadi, 2018). Modul CBS melakukan operasi konvolusi pada informasi input, diikuti oleh normalisasi batch, dan akhirnya mengaktifkan aliran informasi menggunakan SiLU untuk mendapatkan hasil output. Jaringan pendukung akhirnya menggunakan modul spatial pyramid pooling fast (SPPF) untuk memetakan peta fitur input ke peta berukuran tetap untuk output ukuran adaptif. Dibandingkan dengan struktur spatial pyramid pooling (SPP) ((He et al., 2014). Selanjutnya kedua modul pada head terdapat pada gambar 2.11.



Gambar 2. 12 Model C2f dan CBS
(Wang et al., 2019)

2.11.2 Neck

Neck pada YOLOv8 terinspirasi PANet memadukan struktur PAN-FPN dalam desainnya. Berbeda dengan YOLOv5 dan YOLOv7, YOLOv8 menghapus operasi konvolusi setelah up-sampling dalam struktur PAN, menjaga kinerja tetapi tetap

menghasilkan model yang ringan. P4-P5 dan N4-N5 mewakili dua skala fitur dalam struktur PAN dan FPN YOLOv8. Sementara FPN tradisional berfokus pada pengiriman informasi semantik yang dalam secara top-down, PAN-FPN meningkatkan lokalitas objek dengan menggabungkan PAN dengan FPN (Wang et al., 2019). Ini memungkinkan PAN-FPN untuk membangun struktur jaringan yang menggabungkan pendekatan top-down dan bottom-up, meningkatkan pemahaman informasi lokasi dan mencapai keragaman dan kelengkapan fitur.

2.11.3 Head

Mekanisme deteksi di YOLOv8 menggunakan struktur kepala terpisah. Struktur ini memisahkan klasifikasi objek dan regresi kotak pembatas menjadi dua cabang berbeda, masing-masing menggunakan fungsi kerugian yang berbeda - kerugian entropi silang biner (BCE Loss) untuk klasifikasi dan kerugian fokus terdistribusi (DFL) bersama dengan CIOU untuk regresi kotak pembatas. Pendekatan ini meningkatkan akurasi deteksi dan mempercepat konvergensi model. YOLOv8 terkenal sebagai model deteksi bebas jangkar, yang secara efektif menggambarkan sampel positif dan negatif. Selain itu, ini juga menggabungkan Task-Aligned Assigner untuk mengalokasikan sampel secara dinamis, sehingga semakin meningkatkan akurasi deteksi dan ketahanan model.

2.12 Android Studio

Android studio merupakan sebuah *integrated development environment* (IDE) untuk membangun perangkat lunak yang berjalan pada perangkat android. Sebagaimana sistem operasi android, android studio menggunakan bahasa pemrograman Java dan Kotlin. Guna melakukan deploy, android studio juga terintegrasi dengan *Android Software Development Kit* (SDK).

2.13 Tensorflow Lite

Tensorflow lite merupakan versi ringan dari tensorflow, sebuah framework pembelajaran mesin yang dikembangkan oleh Google. Tensorflow lite dirancang untuk pengoptimalan proses pembelajaran mesin pada perangkat berdaya rendah seperti perangkat mobile, edge devices, dan IoT.

2.14 Confusion Matrix

Proses kinerja pembelajaran mesin memerlukan pengukuran performa menggunakan confusion matrix. Confusion matrix terdiri dari 4 kombinasi berbeda nilai prediksi dan nilai aktual dengan bentuk tabel. Terdapat empat istilah yang menjadi representasi hasil proses pada confusion matrix yaitu :

1. *True positive* adalah kondisi data yang diprediksi oleh model bernilai positif dan data actual juga positif
2. *True negative* adalah kondisi data yang diprediksi model bernilai *negative* dan data actual juga bernilai *negative*.
3. *False positive* adalah kondisi data yang diprediksi model bernilai positive namun data actual bernilai *negative*
4. *False negative* adalah kondisi data yang diprediksi model bernilai *negative* namun data actual bernilai positive.

Dengan empat kombinasi tersebut selanjutnya dapat dilakukan pengukuran performa dengan matrix turunan dari confusion matrix :

2.14.1 Accuracy

Accuracy merupakan persentasi benar dari nilai prediksi dibanding dengan nilai aktual dari data. Semakin tinggi nilai akurasi, maka dapat disimpulkan semakin akurat model akan mengklasifikasikan data dengan benar. Perhatikan persamaan 1.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{Total\ Data}$$

2.14.2 Precision

Precision adalah perbandingan nilai prediksi benar positif dengan keseluruhan data yang di prediksi positif. Perhatikan persamaan 2.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FN}$$

2.14.3 Recall

Recall adalah perbandingan nilai prediksi benar positif dengan keseluruhan data yang benar positif. Perhatikan persamaan 3.

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

2.14.4 F1-Score

F1-score merupakan perbandingan rata-rata dari *precision* dan *recall*. Perhatikan persamaan 4.

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

2.15 Penelitian Terdahulu

Terdapat beberapa penelitian yang memiliki kaitan yang sama dalam mendeteksi jerawat melalui data citra gambar yang sebelumnya sudah pernah dilakukan, salah satu diantaranya adalah penelitian yang dilakukan oleh (Hasan et al., 2021) menggunakan metode *Convolutional Neural Network*(CNN) untuk mengklasifikasi jenis jerawat dimana dan penelitian ini menghasilkan tingkat akurasi sebesar 91.6%.

Penelitian lain juga dilakukan untuk mengidentifikasi jenis jerawat menggunakan metode *extreme learning machine* oleh (Hasanah, 2020) pada penelitian ini penggunaan metode *extreme learning machine* dibantu dengan tambahan fitur GLCM. Penelitian ini menggunakan dua tahap yang dibagi berdasarkan jumlah kelas yaitu, tahap pertama membagi klasifikasi menjadi dua kelas (*Nodules* dan *Pustules*) dengan tingkat akurasi 95.24% dan tahap kedua yang membagi klasifikasi menjadi tiga kelas (*Nodules*, *Papules* dan *Pustules*) dengan tingkat akurasi 80%.

Terdapat juga penelitian yang dilakukan oleh (Huynh et al., 2022) menggunakan dua model untuk dua kerja yang berbeda, *faster R-CNN* untuk *deep learning* dan *LightGBM* untuk penilaian tingkat keparahan jerawat pada data objek gambar. Pada penelitian yang dilakukan program akan mendeteksi jerawat menjadi empat jenis dengan hasil pengujian deteksi objek jerawat mencapai Map sebesar 0,54.

Selanjutnya terdapat penelitian yang membandingkan metode FCM dan SVM berbasis *mobile* untuk melakukan klasifikasi jerawat. Dengan latar belakang penelitian terkait waktu dan tingkat akurasi yang diperlukan untuk melakukan klasifikasi maka dihasilkan akurasi sebesar 80% pada penggunaan metode FCM dan 66,6% dengan metode SVM (Alamdari et al., 2016).

Selain beberapa penelitian di atas, terdapat juga penelitian menggunakan metode YOLO v4 yang dilakukan oleh (Isa & Mangshor, 2021) pada penelitian ini peneliti mengimplementasikan metode YOLO pada sebuah perangkat *mobile* sehingga memungkinkan melakukan deteksi objek secara *realtime*. Penelitian ini membagi

jerawat menjadi empat label dan menghasilkan persentase akurasi rata-rata secara umum yang sangat tinggi yaitu 91,25%.

Tabel 2. 3 Penelitian terdahulu

No.	Penulis	Judul	Metode	Keterangan
1.	Hasan et al. (2021)	Klasifikasi Jenis Jerawat Menggunakan Convolutional Neural Network	CNN	Penelitian ini melakukan klasifikasi jenis jerawat menggunakan metode CNN dengan hasil akurasi sebesar 91,6%.
2.	Hasanah (2020)	Identifikasi Jenis <i>Acne Vulgaris</i> pada Citra Jerawat Wajah Dengan Ekstraksi Fitur GLCM dan Algoritma Extreme Learning Machine	Extream Learning dan GLCM	Pada penelitian ini menggunakan algoritma extreme learning machine yang dibantu fitur ekstraksi GLCM. Penelitian yang dibagi menjadi dua tahap menghasilkan akurasi sebesar 95,24% dan 80%.
3.	Huynh et al. (2022)	<i>Automatic Acne Object Detection and Acne Severity Grading Using Smartphone Images and Artificial Intelligence</i>	Faster R- CNN dan LightGB M	Penelitian ini menggunakan pembagian kerja dengan masing-masing menggunakan metode yang berbeda, yaitu Faster R-CNN untuk deep learning dan LightGBM untuk menilai tingkat keparahan jerawat. Penelitian ini memberikan hasil akhir akurasi mAP sebesar 0,54

4.	Alamdari et al. (2016)	<i>Detection and Classification of Acne Lesions in Acne Patients: A Mobile Application</i>	FCM dan SVM	Membuat sebuah sistem berbasis pengolahan citra untuk mendiagnosa jerawat dengan lebih cepat dan akurat
6.	Isa & Mangshor (2021)	<i>Acne Type Recognition for Mobile-Based Application Using YOLO</i>	YOLO	Penelitian ini menciptakan sebuah teknologi berbasis mobile dengan menggunakan algoritma YOLO V4 untuk melakukan identifikasi jenis jerawat dengan hasil akurasi

2.15.1 Perbedaan Penelitian

Pada penelitian ini terdapat perbedaan dengan penelitian yang dilakukan oleh (Hasan et al., 2021), penelitian tersebut menggunakan metode CNN dalam pengaplikasian image processingnya tanpa memberi batasan pada jenis jerawat. Sedangkan pada penelitian ini akan menggunakan metode YOLO dengan memberi batasan pada lima jenis jerawat. Selanjutnya terdapat perbedaan pada penelitian ini dengan yang dilakukan oleh (Riyan Latifahul, 2020) dimana pada penelitian tersebut menggunakan algoritma *extream learning* dengan dibantu oleh GLCM dalam melakukan ekstraksi fitur sehingga dapat menganalisis tekstur jerawat yang telah tersegmentasi dan pada penelitian tersebut jerawat dibagi menjadi lima jenis namun harus dibagi menjadi dua pengujian dengan jumlah kelas yang berbeda. Sedangkan pada penelitian ini jerawat yang dibagi menjadi lima jenis tidak perlu dipisahkan dengan dua pengujian yang berbeda sehingga pengolahan citra dapat dilakukan dengan lebih ringkas.

Kemudian perbedaan selanjutnya yaitu dengan penelitian yang dilakukan oleh (Huynh et al., 2022) terdapat pada alur pengolahan citra dimana proses deteksi jerawat menggunakan algoritma yang berbeda dengan proses klasifikasi tingkat keparahan jerawat dengan menggunakan Faster-RCNN dan LightGBM, selanjutnya pada penelitian ini membagi jerawat menjadi empat kelas yang berbeda. Sedangkan pada penelitian ini proses pengolahan citra sehingga dapat melakukan klasifikasi jenis jerawat dan tingkat keparahannya hanya menggunakan algoritma YOLO.

Selanjutnya terdapat juga perbedaan oleh (Alamdari et al., 2016) yaitu penelitian hanya berfokus pada klasifikasi tingkat keparahan jerawat dengan memperhatikan luas penyebaran lesi jerawat pada wajah tanpa melakukan klasifikasi jenis jerawatnya, selain itu penelitian ini dilakukan untuk membandingkan kinerja FCM dan SVM pada proses pengolahan citra. Sedangkan penelitian ini diharapkan tidak hanya memberikan hasil klasifikasi tingkat keparahan namun juga klasifikasi jenis jerawat.

BAB III

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Pada bab ini membahas analisis dengan rancangan aplikasi dalam mengimplementasikan algoritma *You Only Look Once* v8 untuk mengenali jenis dan tingkat keparahan jerawat pada perangkat android. Langkah yang dilakukan meliputi pengumpulan data, *pre-processing*, implementasi metode *You Only Look Once* v8, dan proses pelatihan dan pengujian metode yang telah diimplementasikan.

3.1 Data Penelitian

Pada penelitian ini menggunakan data citra berjumlah 1.455 data. Data dikumpulkan dari dataset umum ACNE04 merupakan kumpulan data citra wajah yang dihasilkan dari sebuah penelitian komprehensif oleh (Wu et al., n.d.) berkerjasama dengan para ahli dermatologis dalam melakukan anotasi lesi dan klasifikasi secara manual. Selanjutnya data yang telah terkumpul di validasi oleh dokter kulit sebagai ahli.

Total terdapat 3.107 lesi jerawat yang ditandai dari 1.455 data citra yang dikumpulkan. Dari keseluruhan lesi jerawat yang ditandai, lesi komedo terdiri dari gabungan whitehead dan blackhead berjumlah 1.406 (45.25%), *papule* berjumlah 1.010 (32.51%), *pustule* 402 (12.94%), dan *nodule* dengan jumlah lesi 289 (9.3%). Secara detail jumlah dan rasio dari semua lesi jerawat yang ditandai dapat dilihat pada Tabel 3.1

Tabel 3. 1 Distribusi penyebaran data tiap lesi *acne vulgaris*

Jenis Jerawat	Jumlah Lesi	Rasio
Komedo (<i>Whitehead</i> dan <i>Blackhead</i>)	1.406	45.25%
<i>Papule</i>	1.010	32.51%
<i>Pustule</i>	402	12.94%
<i>Nodule</i>	289	9.3%
Total	3.107	100%

Berdasarkan tingkat keparahan seluruh data citra dibagi menjadi 4 tingkat berbeda dimana Ringan terdiri dari 595 data, Sedang dengan 623 data, dan berat dengan 237

data. Pada Tabel 3.2 dapat dilihat detail jumlah dan rasio dari setiap tingkat keparahan jerawat.

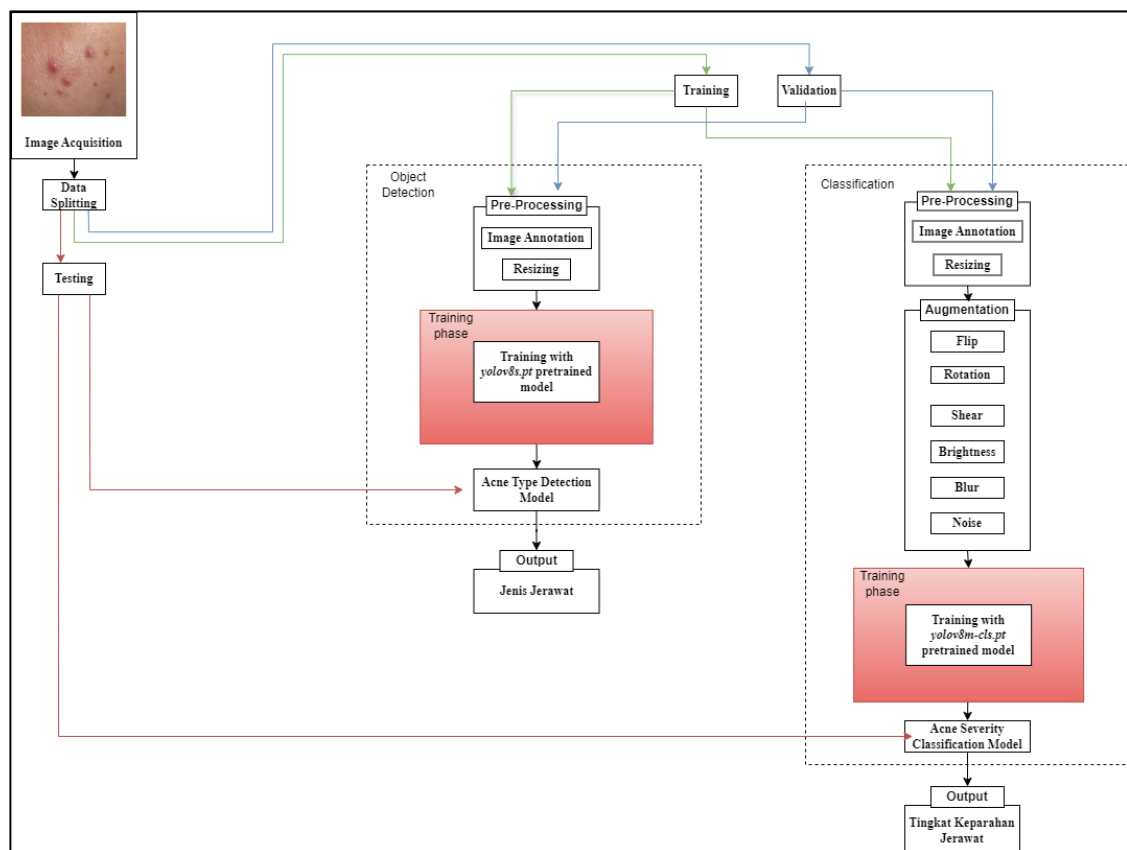
Tabel 3. 2 Distribusi penyebaran data tingkat keparahan *acne vulgaris*

Tingkat Keparahan	Jumlah Data	Rasio
Ringan	595	40,89%
Sedang	623	42,82%
Berat	237	16,29%
Total	1.455	100%

3.2 Analisis Sistem

Secara garis besar arsitektur umum dari penelitian ini dapat diperhatikan pada Gambar 3.1 . Keseluruhan arsitektur sistem mencakup dua model untuk dua tugas berbeda:

1. Deteksi objek untuk menentukan letak dan jenis jerawat.
2. Model penilaian keparahan jerawat, menilai tingkat keparahan jerawat secara keseluruhan dengan menggunakan skala yang telah ditentukan.



Gambar 3.1 Arsitektur YOLOv8

Pada kedua model, data akan dibagi menjadi data *training*, *validation* dan *testing*. Setiap data *training* dan *validation* akan melewati tahap *pre-processing* pada kedua

model sedangkan data testing akan digunakan sebagai penguji dari learning model. *Pre-processing* mengolah data secara berbeda di setiap model sesuai dengan kebutuhan penelitian. Dengan cara ini sistem yang dibangun meniru proses penilaian yang dilakukan oleh dokter kulit, dimana jumlah dari lesi tiap jenis jerawat dihitung terlebih dahulu diikuti dengan penerapan skala penilaian untuk menentukan tingkat keparahan jerawat.

3.3 Image Acquisition

Image acquisition merupakan tahap pengambilan data citra wajah yang menjadi input awal. Data digunakan sebagai dasar analisis dan implementasi metode *You Only Look Once* untuk mengklasifikasikan jenis dan Tingkat keparahan jerawat. Penggunaan data yang baik dan tervalidasi sangat penting untuk keberhasilan dari penelitian.

Data terdiri dari 1.455 gambar yang terbagi menjadi empat tingkat keparahan dan ditandai dengan empat jenis jerawat yaitu komedo, *papule*, *pustule*, dan *nodule*. Gambar diambil dari dataset umum ACNE04 yang menjadi rujukan pada setiap penelitian mengenai jerawat dan kulit wajah dan telah divalidasi oleh dokter kulit. Pengambilan data menggunakan kamera smartphone dengan hasil berestensi JPG. Data yang telah terkumpul kemudian dibagi menjadi data *training*, *validation*, dan *testing*.

3.4 Image Preprocessing

Pre-processing adalah tahap penyiapan data citra dengan merubah kualitas dan bentuk data citra sesuai dengan kebutuhan sehingga memudahkan algoritma dalam mempelajari data. *Pre-processing* yang dilakukan meliputi *resizing* dan *labelling*, dimana kedua proses tersebut dilakukan dengan bantuan roboflow sehingga semua proses tidak dilakukan secara manual.

3.4.1 Resizing

Resizing merupakan bagian dari tahap preprocessing yang merubah ukuran citra hingga terjadi keselarasan ukuran. Ukuran piksel pada citra diubah sesuai dengan kebutuhan penelitian guna tercapai efisiensi waktu saat training dilakukan. Pada model deteksi jerawat *resizing* mengubah ukuran citra menjadi 416 x 416 piksel dan 640 x 640 piksel pada model klasifikasi tingkat keparahan jerawat. Perbedaan citra setelah dan sebelum dilakukannya *reszing* diperlihatkan pada Gambar 3.2

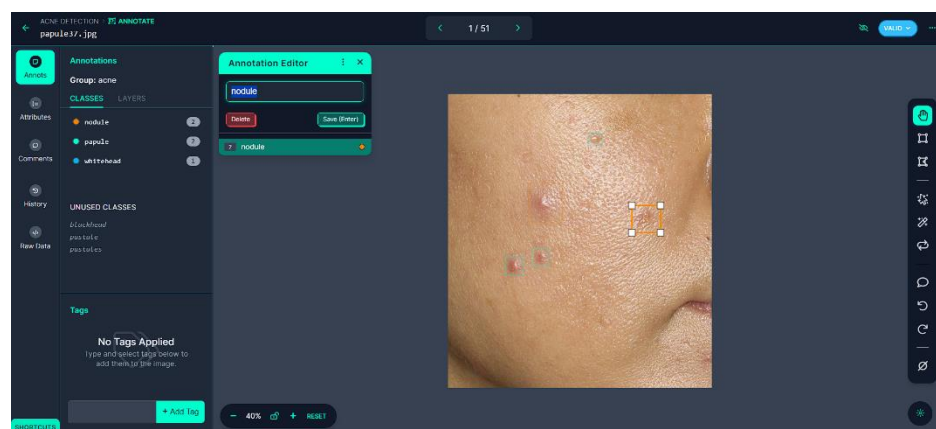


Gambar 3.2 (Kiri) Citra sebelum resizing dan (Kanan) Citra setelah resizing

Pada penelitian ini proses *resizing* dilakukan pada roboflow, sehingga resizing tidak perlu dilakukan secara manual dan mengurangi waktu pengerjaan.

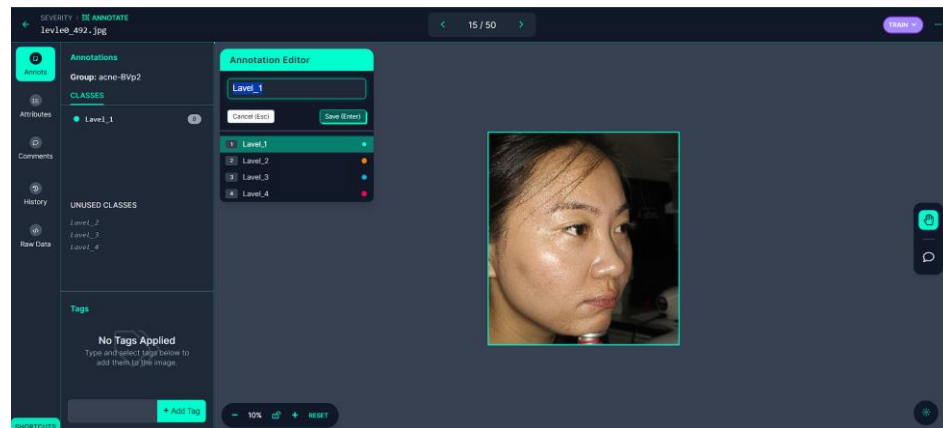
3.4.2 Labelling

Labelling merupakan tahap memberikan tanda pada objek yang akan dideteksi atau klasifikasi guna melakukan proses training model deteksi jerawat dan klasifikasi tingkat keparahan jerawat. Penelitian ini menggunakan aplikasi roboflow untuk penamaan label pada tiap jenis jerawat dan tingkat keparahan. Proses pelebelan bertujuan sebagai media pembelajaran bagi model untuk mengenali objek yang akan dideteksi. Pelabelan untuk model deteksi pada roboflow dilakukan dengan membuat bounding box kemudian diberikan sebuah label pada class, terlihat pada Gambar 3.4



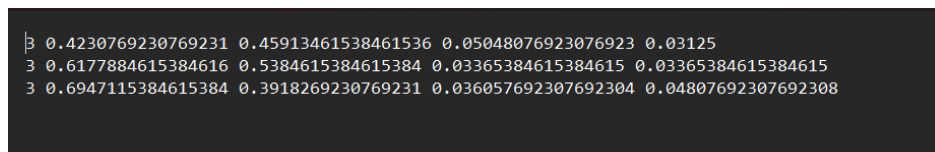
Gambar 3.3 Labelling

Untuk model klasifikasi, pelabelan dilakukan dengan pemberian label class pada keseluruhan citra, terlihat pada Gambar 3.5



Gambar 3.4 Pemberian name class pada data

Hasil dari pelabelan disimpan dalam bentuk file.txt. salah satu hasil dari label citra dapat dilihat pada Gambar 3.6



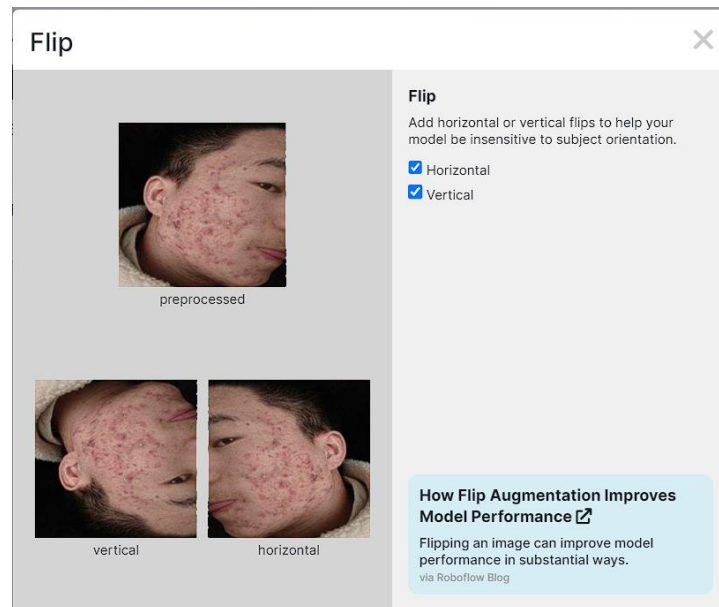
Gambar 3.5 File hasil labelling

3.5 Augmentation

Setelah melalui proses *pre-processing*, data yang telah diubah sesuai kebutuhan penelitian akan diperbanyak dengan variasi yang berbeda. Augmentasi data bertujuan memperkaya data dengan berbagai kondisi citra sehingga model dapat mengenali objek dengan sangat baik. Pada penelitian ini tahap augmentasi digunakan pada data yang akan digunakan pada model klasifikasi tingkat keparahan, augmentasi dilakukan dengan bantuan Roboflow. Terdapat tujuh augmentasi yang digunakan yaitu :

3.5.1 Flip

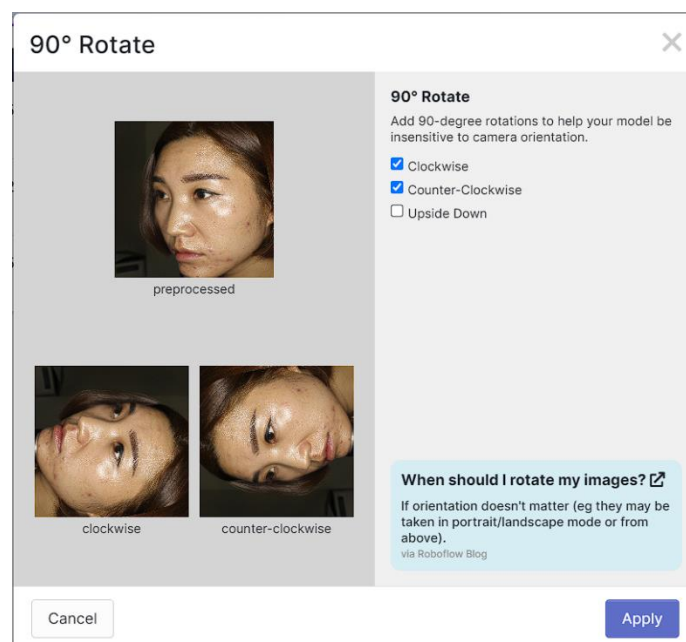
Flip bekerja dengan membalikan citra secara horizontal atau vertikal. Pada *flip horizontal* citra diputar sepanjang sumbu vertikal, sedangkan *flip vertikal* memutar citra diputar sepanjang sumbu horizontal. Pada roboflow proses augmentasi dilakukan dengan dapat dilihat pada Gambar 3.7



Gambar 3.6 Flip pada Roboflow

3.5.2 Rotation

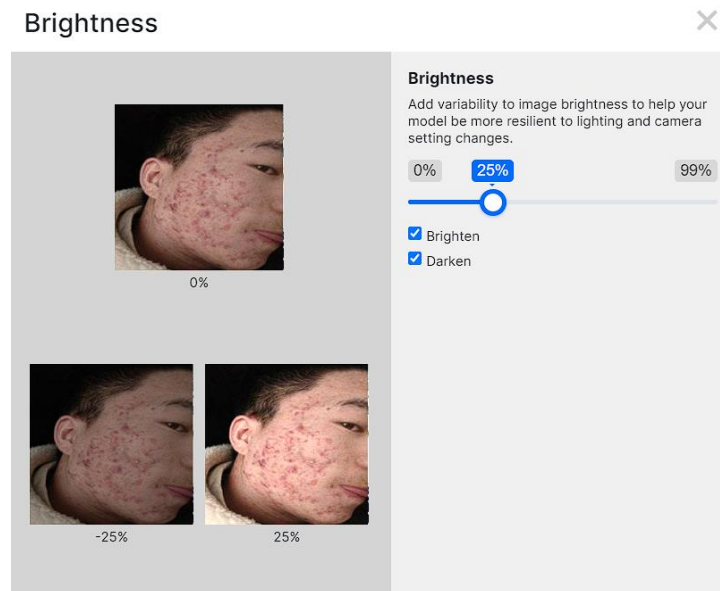
Rotation merupakan teknik augmentasi yang memutar citra searah dengan jarum jam sesuai dengan besaran derajat yang ditentukan. Penggunaan augmentasi ini didasarkan pada kemungkinan pengambilan gambar yang tidak tegak lurus sehingga diperlukan data untuk menjadi media belajar model mengenali kondisi tersebut. Penggunaan augmentasi rotation pada dataset klasifikasi menggunakan perputaran sebesar -45° dan $+45^\circ$. Rotation pada roboflow dapat dilihat pada Gambar 3.8



Gambar 3.7 Rotation

3.5.3 Brightness

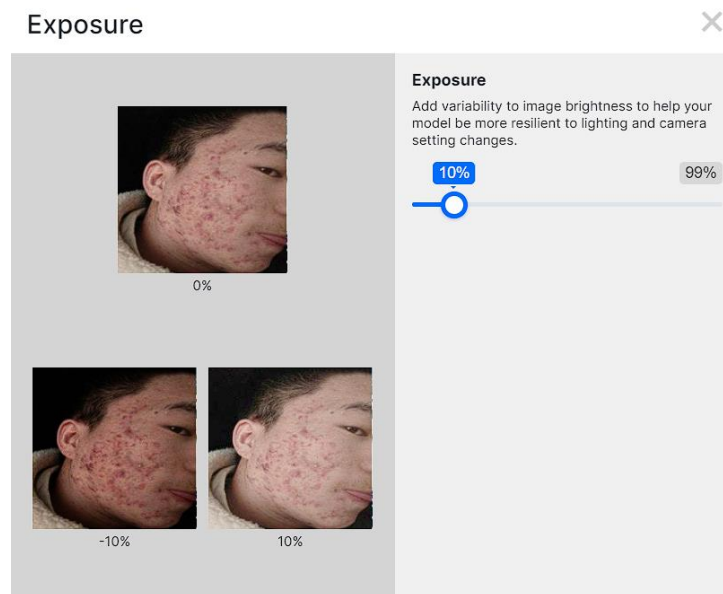
Brightness merupakan teknik augmentasi untuk mengubah tingkat pencahayaan pada citra sesuai dengan rasio yang ditentukan. Penggunaan augmentasi ini didasari oleh kemungkinan model perlu mengenai citra pada kondisi perbedaan pencahayaan saat citra diambil untuk diproses. Variabel brightness pada augmentasi dataset klasifikasi sebesar $\pm 25\%$. Pada Roboflow augmentasi brightness dapat dilihat pada Gambar 3.9



Gambar 3. 8 Brightness pada Roboflow

3.5.4 Exposure

Exposure pada augmentasi merupakan teknik merubah tingkat sorotan pencahayaan pada gambar sesuai dengan rasio yang diperlukan penelitian. Dengan *exposure* memungkinkan model untuk mempelajari kemungkinan terjadinya perbedaan tingkat pencahayaan pada proses pengambilan dan pengolahan data. Teknik exposure pada Roboflow dapat dilihat pada Gambar 3.10



Gambar 3.9 Exposure pada Roboflow

3.5.5 Shear

Shear merupakan teknik peningkatan varian gambar dengan merubah sudut pandang objek pada gambar. Dengan penggunaan shear memungkinkan model mengenali berbagai kondisi objek dalam banyak sudut pengambilan. Pada dataset penelitian ini menggunakan variabel horizontal sebesar $\pm 15^\circ$ dan vertikal $\pm 15^\circ$

3.5.6 Blur

Blur yang memberikan efek pengaburan pada gambar yang digunakan penelitian. Penggunaan augmentasi blur berguna membantu peneliti meningkatkan kemungkinan model mengenali objek dalam kondisi pengambilan gambar yang buram atau kurang jelas.

3.5.7 Noise

Pada roboflow terdapat sebuah augmentasi noise yang menambah variasi gambar dengan penambahan objek pengganggu sehingga model diharapkan dapat mengenali gambar yang terdapat gangguan pada objek.

Setelah augmentasi dilakukan, dihasilkan peningkatan jumlah data citra sebesar 3 kali lipat dari jumlah awal. Data awal berjumlah 1.455 meningkat menjadi 4.365 data citra.

3.6 Acne Detection Model

Pada penelitian ini algoritma yang telah ditentukan yaitu YOLOv8 akan memproses seluruh data yang telah diolah pada tahap *pre-processing*. Data akan di proses oleh

algoritma pada saat training, dimana sebelum masuk ke tahap tersebut perlu dilakukan beberapa persiapan.

3.6.1 Clone Repository

Sebelum melakukan training peneliti perlu melakukan penggandaan *repository* YOLOv8 yang telah tersedia pada github.

3.6.2 Install Requirement

Seluruh packages yang digunakan untuk proses training pendeteksian dengan YOLOv8 akan di install pada tahap ini, termasuk didalamnya pytorch dan CUDA.

3.6.3 Konfigurasi data.yaml

File data.yaml merupakan sebuah file yang berisi keterangan dari setiap class pada dataset yang akan dideteksi serta direktori dari folder train, validation dan test yang berisi seluruh data. Konfigurasi file data.yaml dapat diperhatikan pada Gambar 3.12

```
train: ../train/images
val: ../valid/images
test: ../test/images

nc: 4
names: ['comedone', 'nodules', 'papules', 'pustules']

roboflow:
  workspace: skripsi-wez5j
  project: acne-ygqhs
  version: 6
  license: CC BY 4.0
  url: https://universe.roboflow.com/skripsi-wez5j/acne-ygqh
```

Gambar 3.10 Konfigurasi file data.yaml

3.6.4 Proses Training

Pada tahap ini seluruh data yang telah dipisah menjadi data train dan validation akan melalui proses training. Tahap training pada penelitian ini menggunakan algoritma YOLOv8 dengan bantuan model *pre-trained* yolov8s.pt yang telah diberikan parameter epoch, batchsize dan imgsize. Tahap training akan memberikan output berupa *bounding box* dan *confidence level* pada setiap objek yang telah terdeteksi. Berikut pseudocode dalam proses pelatihan model klasifikasi menggunakan YOLO v8

ALGORITMA 1: Proses pelatihan algoritma deteksi <i>YOLO</i> v8	
	INPUT: Training set A, Validation set B, model C
	Configure: Learning rate a, batch b, epoch e
	Initialization:

	For epoch FROM 1 to e do
	For n 1 to N do
	b samples were collected from training set A, $1 \leq b \leq N$
	Forward melalui C
	Calculate loss
	Backward pass untuk update model weights f
	Extract bounding box
	End For , e = e
	Validate f on B
	Output validation metrics (precision, recall, mAP50, mAP50-95)

3.6.5 Proses *Testing*

Testing merupakan tahap pengujian terhadap model yang telah dilatih untuk mendeteksi setiap jenis lesi jerawat. Model deteksi dengan algoritma YOLOv8 akan mendeteksi 51 data yang telah divalidasi dan dipisahkan menjadi data test untuk mengetahui akurasi deteksi model.

Setelah melalui tahapan pengujian maka model deteksi jerawat dengan akurasi terbaik telah didapatkan dalam Pytorch. Model dengan format Pytorch perlu diubah menjadi format tflite sehingga nantinya akan digunakan pada perangkat mobile.

3.7 *Acne Severity Model*

Selain model yang digunakan untuk mendeteksi jerawat, pada penelitian ini diperlukan sebuah model untuk mengklasifikasikan tingkat keparahan dari jerawat yang diderita. Serupa dengan model deteksi jerawat sebelumnya, model klasifikasi ini juga menggunakan metode YOLOv8 untuk memproses data.

3.7.1 Proses Training

Model klasifikasi pada penelitian ini menggunakan metode YOLOv8 dengan bantuan model pre-trained yolov8s-cls.pt yang telah diberikan parameter epoch, batch, dan imgsz. Berbeda dengan proses training pada model deteksi yang menggunakan file data.yaml untuk mengarahkan model menuju direktori data, model klasifikasi langsung diarahkan pada direktori folder data untuk diolah. Berikut pseudocode dalam proses pelatihan model klasifikasi menggunakan YOLO v8

Algoritma II: Proses pelatihan algoritma klasifikasi <i>YOLO v8</i>	
	Input : Training set A, Validation set B, Model C
	Configure : learning rate a, batch size b, epoch c
	Foreach epoch FROM 1 to c
	Sampel sebesar b dikumpulkan dari A, $1 \leq A \leq c$
	Forward melalui C

		Calculate loss
		Backward pass untuk update model weights f
	End For, c = c	
	Validate f on B	
	Output validation matrices (top1 acc, top5 acc, train/loss, val/loss)	

3.7.2 Proses Testing

Pada tahap ini model yang telah dilatih akan di uji untuk mengklasifikasi tingkat keparahan jerawat. Model akan melakukan klasifikasi pada data yang telah divalidasi dan dipisahkan menjadi data test sehingga kemudian didapatkan evaluasi terhadap akurasi model.

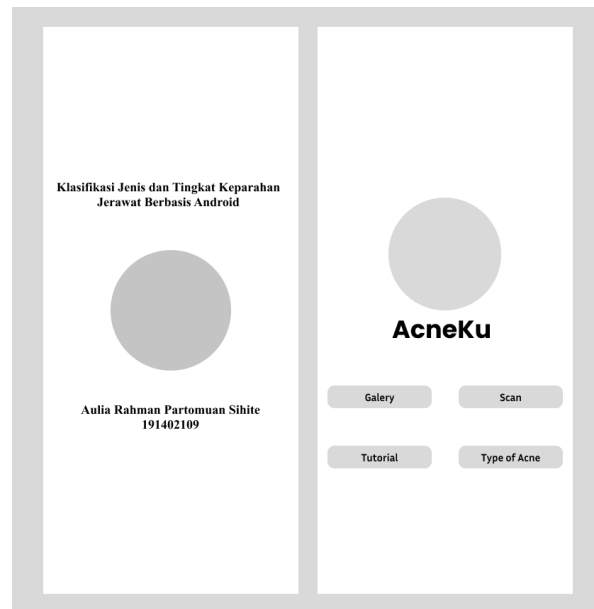
Melalui proses pengujian, model klasifikasi dengan akurasi terbaik akan didapatkan dalam format pytorch. Model dengan format Pytorch belum kompatibel untuk digunakan pada perangkat mobile, sehingga perlu mengubah model menjadi bentuk berformat Tflite.

3.8 Perancangan Antarmuka Sistem

Pada tahap ini dilakukan perancangan antarmuka dari aplikasi klasifikasi jenis dan tingkat keparahan jerawat yang beri nama AcneKu. Perancangan ini bertujuan sebagai gambaran dari aplikasi yang akan dibangun, dimana pada aplikasi ini akan terdiri dari tampilan splash screen, halaman utama, halaman scan realtime jerawat, halaman scan gambar, halaman informasi jerawat dan halaman panduan penggunaan aplikasi.

3.8.1 Tampilan *Home*

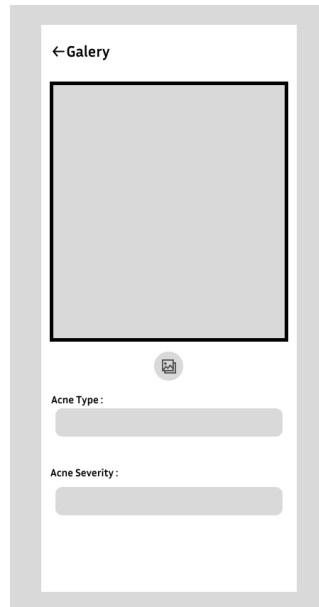
Tampilan home merupakan halaman utama dari aplikasi ketika dibuka oleh pengguna. Aplikasi akan menampilkan logo aplikasi, nama dan nim peneliti. Pada halaman ini terdapat empat menu yang mengarahkan pengguna aplikasi ke halaman yang berbeda yaitu menu galeri, menu scan, menu tutorial dan menu type of acne. Secara jelas rancangan halaman ini terdapat pada gambar 3.17



Gambar 3.11 Rancangan tampilan halaman home

3.8.2 Tampilan Galery

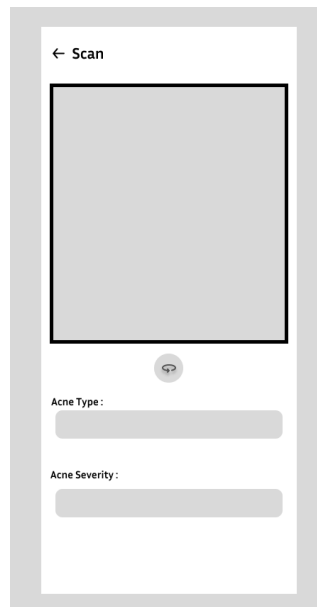
Tampilan galery merupakan halaman pada aplikasi yang digunakan untuk melakukan deteksi jenis jerawat dan tingkat keparahan dengan cara mengunggah gambar. Pada halaman ini terdapat menu yang digunakan untuk mengarahkan pengguna untuk memilih gambar yang akan di unggah, kemudian setelah diunggah gambar akan muncul pada tampilan halaman di kolom paling atas. Hasil dari proses deteksi akan muncul pada kolom Acne Type untuk hasil deteksi jenis jerawat dan kolom Acne Severity untuk hasil klasifikasi tingkat keparahan jerawat. Tampilan rancangan halaman gallery dapat dilihat pada gambar 3.18



Gambar 3.12 Rancangan tampilan halaman galery

3.8.3 Tampilan Scan

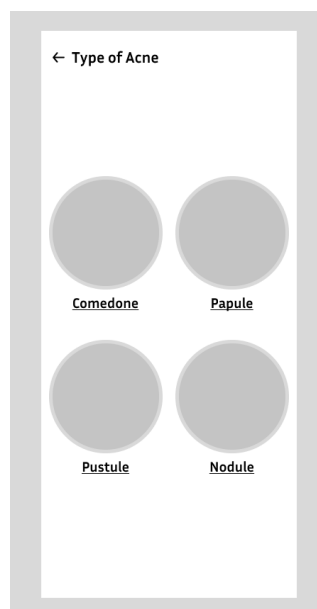
Tampilan scan adalah halaman yang digunakan oleh pengguna pada aplikasi untuk melakukan deteksi jenis dan tingkat keparahan jerawat secara realtime. Pada halaman ini terdapat kolom utama yang menampilkan tangkapan kamera pengguna secara realtime dan tepat dibawah kolom tersebut terdapat fitur untuk merubah penggunaan kamera pada mobile. Pada halaman ini terdapat pula kolom Acne Type untuk menampilkan hasil deteksi jenis jerawat dan kolom Acne Severity untuk menampilkan hasil klasifikasi tingkat keparahan jerawat. Secara lengkap, rancangan tampilan dari halaman scan dapat dilihat pada gambar 3.19



Gambar 3.13 Rancangan tampilan scan

3.8.4 Tampilan *Type of Acne*

Type of acne merupakan tampilan dari halaman yang berisi menu untuk mengarahkan pengguna aplikasi pada deskripsi setiap jenis jerawat. Pada halaman ini terdapat empat menu sesuai dengan jumlah dari jerawat yang dapat dideteksi oleh aplikasi ini. Rancangan tampilan halaman ini terdapat pada gambar 3.20

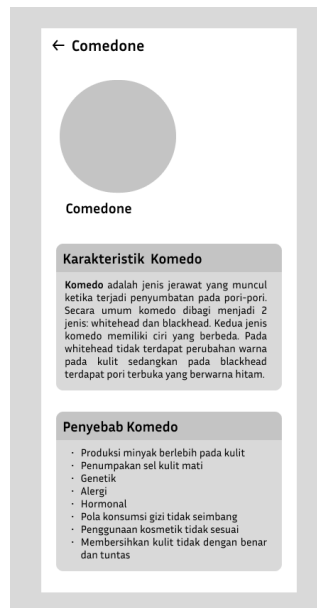


Gambar 3.14 Rancangan tampilan halaman Type of Acne

3.8.5 Tampilan Deskripsi Acne

Tampilan pada halaman ini berisikan deskripsi dari jerawat secara detail. Pada halaman ini terdiri dari 3 kolom utama, dimana setiap kolom itu mendeskripsikan karakteristik

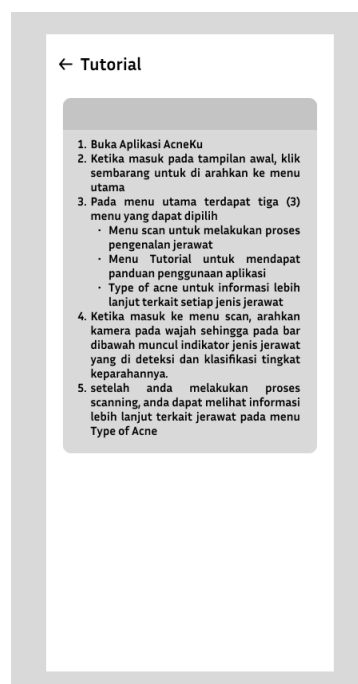
jerawat, penyebab jerawat, dan penanganan jerawat. Pada halaman ini juga ditampilkan ilustrasi dari bentuk jerawat. Rancangan tampilan halaman ini terdapat pada gambar 3.21



Gambar 3.15 Rancangan tampilan halaman deskripsi acne

3.8.6 Tampilan Tutorial

Tutorial merupakan tampilan halaman ini yang berisi deskripsi secara lengkap panduan penggunaan dari seluruh aplikasi. Rancangan tampilan dari halaman ini terdapat pada gambar 3.22



Gambar 3.16 Rancangan tampilan halaman tutorial

BAB IV

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

Implementasi metode YOLOv8 pada penelitian ini akan dibahas pada bab ini untuk klasifikasi jenis jerawat dan tingkat keparahannya. Bab ini berisi analisis dari rancangan sistem dan proses uji metode pada perangkat android.

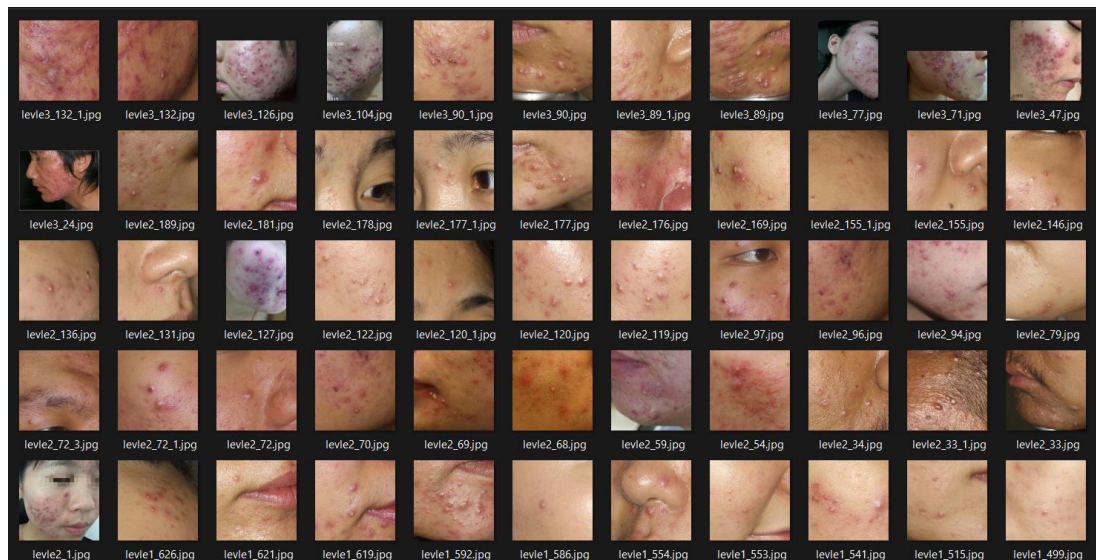
4.1 Implementasi Sistem

Pada proses ini implementasi metode YOLO pada klasifikasi jenis jerawat dan tingkat keparahannya akan digunakan pada sebuah sistem. Implementasi model dengan metode YOLOv8 akan menggunakan hardware dan software :

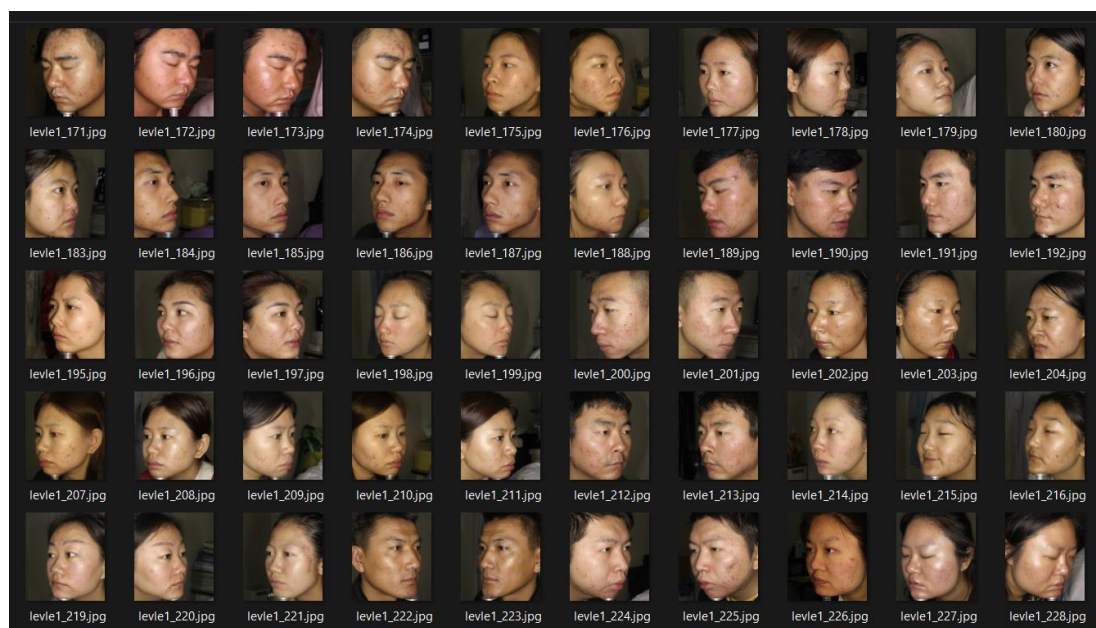
1. Laptop Lenovo LAPTOP-T7T2JA6F
2. Processor : AMD Reyzen 5 5600H with Radeon Graphics 3.3GHz
3. GPU : Nvidia GForce RTX-3050
4. Storage : 512 Gb
5. RAM : 8 Gb
6. OS : Windows 11 Home Single Language 64-bit
7. Google Colab
8. Tensorflow Lite
9. Android Studio

4.2 Implementasi Data

Pada penelitian ini menggunakan dataset umum ACNE04 yang sudah digunakan pada penelitian serupa terkait pengenalan citra jerawat. Data yang terdapat pada dataset kemudian dilakukan validasi oleh ahli yaitu dokter kulit pada Rumah Sakit Bhayangkara Tk.II Medan . Data dilabel berdasarkan jenis jerawat dan tingkat keparahannya. Pada data yang digunakan untuk model deteksi jerawat akan dilabel menjadi comedone, *papule*, *pustule*, dan *nodule*. Model klasifikasi tingkat keparahan jerawat akan menggunakan data yang dilabel berdasarkan skala ringan, sedang dan berat. Pada gambar 4.2 dan 4.3 ditampilkan beberapa contoh data jerawat yang dikumpulkan dengan kamera smartphone



Gambar 4. 1 Data Citra Deteksi Jerawat



Gambar 4. 2 Data Citra Klasifikasi Jerawat

4.3 Implementasi Perancangan Antarmuka

4.3.1 Tampilan Splash Screen

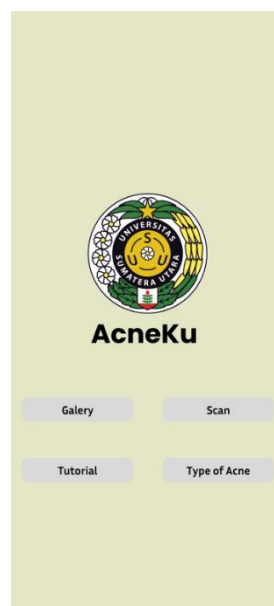
Tampilan splash screen dirancang untuk memperkenalkan identitas peneliti disertai judul dan instansi penelitian. Tampilan ini muncul pada awal aplikasi dibuka sebelum pengguna menuju halaman utama.



Gambar 4. 3 Tampilan Splash Screen

4.3.2 Tampilan Home

Halaman home merupakan tampilan utama dari aplikasi. Halaman home ini digunakan sebagai starting point dari seluruh halaman pada aplikasi, dimana pada halaman ini terdapat fitur menu yang mengarahkan pengguna menuju halaman lain. Fitur menu pada halaman ini antara lain adalah galery, scan, type of acne, dan tutorial.

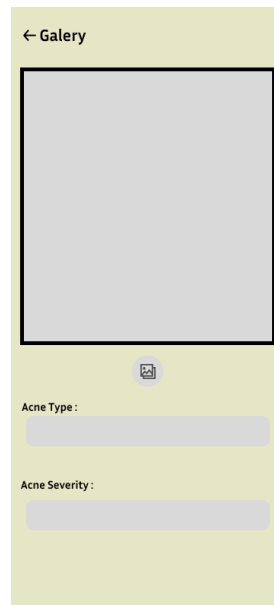


Gambar 4. 4 Tampilan Home

4.3.3 Galery

Halaman gallery merupakan tampilan yang digunakan untuk melakukan proses klasifikasi dengan mengambil data dari penyimpanan perangkat pengguna. Pada

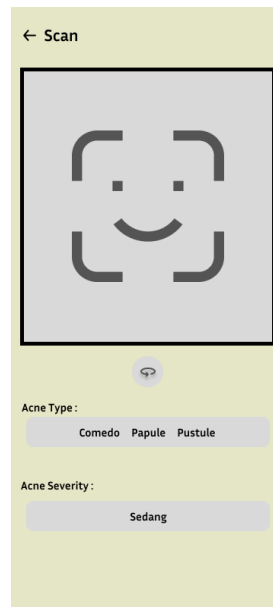
halaman ini pengguna akan mengunggah data menggunakan fitur upload pada halaman, setelah data sudah berhasil di unggah maka akan ditampilkan pada tampilan halaman. Hasil klasifikasi model akan ditampilkan pada bagian type of acne dan acne severity.



Gambar 4. 5 Tampilan Galery

4.3.4 Scan

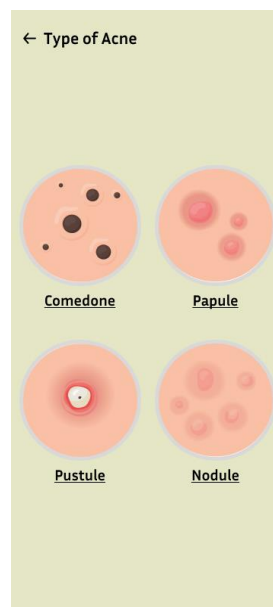
Tampilan scan menampilkan sebuah halaman yang digunakan untuk melakukan proses klasifikasi secara realtime. Pada halaman ini tidak memiliki perbedaan yang signifikan dengan halaman galery, dimana hanya terdapat fitur rotasi kamera. Halaman ini akan menampilkan citra dari pengambilan kamera dan ditampilkan pada halaman secara langsung.



Gambar 4. 6 Tampilan Scan

4.3.5 Tampilan Type of Acne

Halaman pada tampilan type of acne terdiri dari fitur yang akan mengarahkan pengguna menuju halaman deskripsi setiap jenis jerawat. Halaman ini terdapat ilustrasi tampilan dari setiap jerawat.

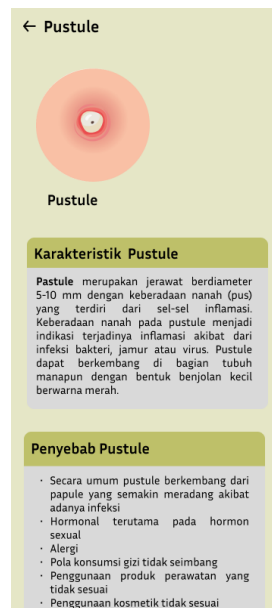


Gambar 4. 7 Tampilan Type of Acne

4.3.6 Tampilan Deskripsi

Tampilan deskripsi terdiri dari empat halaman berbeda, ke empat halaman tersebut adalah halaman *comedone*, *papule*, *pustule*, dan *nodule*. Setiap halaman menampilkan

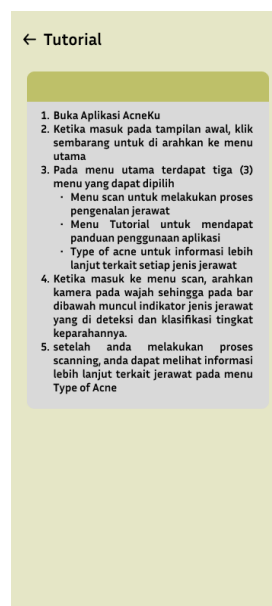
ilustrasi jerawat dan informasi terkait karakteristik jerawat, penyebab kemunculan dan penanganan jerawat.



Gambar 4. 8 Tampilan Deskripsi

4.3.7 Tampilan Tutorial

Halaman tutorial menampilkan informasi yang membantu pengguna dari aplikasi untuk menggunakan aplikasi.



Gambar 4. 9 Tampilan Tutorial

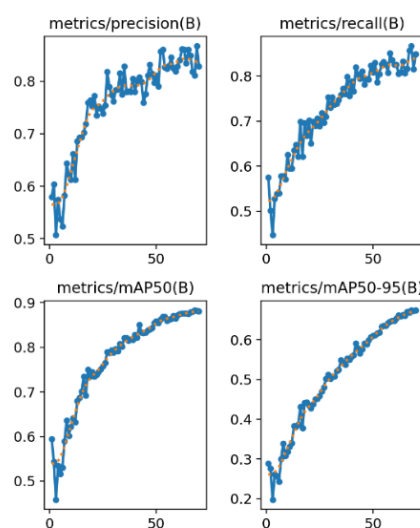
4.4 Pelatihan Sistem

Pelatihan sistem merupakan langkah pelatihan model untuk mengenali objek. Setiap data yang digunakan untuk melatih model telah melalui tahap pre-processing. Proses pelatihan sistem dilakukan dengan bantuan Google Colab sebagai tools pembantu dan model pre-trained yolov8m.pt, dimana yolov8m merupakan model menengah dari yolov8. Model pada proses pelatihan dilatih sebanyak 9 kali dengan beberapa konfigurasi berbeda pada nilai epoch dan batch. Nilai epoch yang digunakan yaitu 30, 50, dan 70 dengan masing-masing batch size di setiap epoch adalah 8, 16, dan 32. Hasil dari setiap proses pelatihan dapat dilihat pada tabel 4.1.

Tabel 4. 1 Tabel Hasil Proses Pelatihan Model Deteksi

Epoch	Batch	mAP	mAP 50-95	Precision	Recall
30	8	0.828	0.56	0.793	0.79
30	16	0.823	0.562	0.839	0.738
30	32	0.829	0.577	0.813	0.783
50	8	0.854	0.621	0.867	0.784
50	16	0.849	0.626	0.819	0.824
50	32	0.858	0.63	0.847	0.807
70	8	0.861	0.652	0.794	0.847
70	16	0.868	0.662	0.826	0.835
70	32	0.881	0.674	0.825	0.85

Setelah melalui seluruh proses pelatihan Maka didapatkan model terbaik dengan nilai mAP 0.881, mAP 50-59 0.674, precision 0.825, dan recall 0.85. Model dengan hasil terbaik pada yolov8 secara default akan tersimpan dengan nama file best.pt. grafik dari hasil proses pelatihan dapat dilihat pada gambar 4.10



Gambar 4. 10 Grafik Pelatihan

Selain pada model deteksi jenis jerawat, proses pelatihan juga dilakukan pada model klasifikasi tingkat keparahan jerawat. Sedikit berbeda dengan konfigurasi yang digunakan pada proses pelatihan model sebelumnya, pada pelatihan ini menggunakan konfigurasi epoch 30, 50, dan 70 serta batch size 8, 16, 32, 64 dan 128. Pelatihan model dibantu oleh model pre-trained yolov8m-cls.pt. Hasil dari proses pelatihan dapat dilihat pada tabel 4.2

Tabel 4. 2 Tabel Hasil Pelatihan Model Klasifikasi I

Epoch	Batch	Train/loss	Accuracy	Val/loss
30	8	0.20269	0.9	0.82471
30	16	0.34325	0.9	0.88574
30	32	0.17206	0.9	0.87207
30	64	0.05548	0.95	0.84131
30	128	0.12846	0.9	0.8667
50	8	0.06419	0.9	0.84985
50	16	0.06859	0.85	0.9126
50	32	0.07311	0.95	0.80469
50	64	0.11348	0.95	0.85205
50	128	0.04194	0.9	0.87402
70	8	0.07442	0.9	0.83887
70	16	0.34831	0.9	0.88281
70	32	0.1275	0.95	0.81201
70	64	0.01765	0.9	0.86035
70	128	0.05297	0.85	0.89844

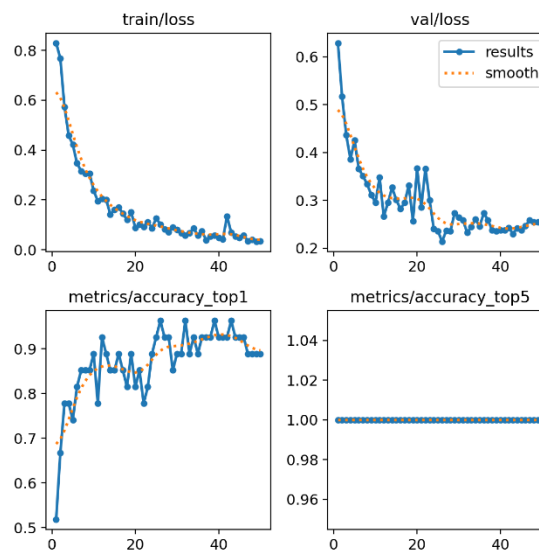
Pada pelatihan model klasifikasi yang pertama didapat hasil akurasi 0.95 dan train/loss 0.07311 yang cukup baik, namun terdapat nilai val/loss yang masih cukup tinggi sebesar 0.80469. Hal tersebut mengindikasikan model dapat dengan mudah mengenali objek dari data pelatihan namun sangat lemah ketika mengenali objek baru pada data validasi. Dikarenakan hal tersebut dilakukan uji coba lanjutan dengan melakukan perbaikan pada dataset yang digunakan dan dapatkan hasil pada tabel 4.3 .

Tabel 4. 3 Tabel Hasil Pelatihan Model Klasifikasi II

Epoch	Batch	Train/loss	Accuracy	Val/loss
30	16	0.1953	0.96	0.24795
30	32	0.06689	0.92	0.24111
30	64	0.04468	0.92	0.25625
50	16	0.10218	0.96	0.21328
50	32	0.1165	0.96	0.25479
50	64	0.11348	0.95	0.25205
70	16	0.08392	0.96	0.23672
70	32	0.06388	0.92	0.25234
70	64	0.07585	0.92	0.23721

100	16	0.0314	0.96	0.24746
100	32	0.07607	0.96	0.24502
100	64	0.07394	0.92	0.22793

Dari berbagai proses pelatihan model klasifikasi tersebut maka didapat hasil terbaik dengan accuracy sebesar 0.96, train/loss 0.10218 dan val/loss 0.21328 pada pelatihan dengan konfigurasi epoch sebanyak 16 dan batch 16. Grafik dari proses pelatihan dapat dilihat pada gambar 4.11.



Gambar 4. 11 Grafik Pelatihan

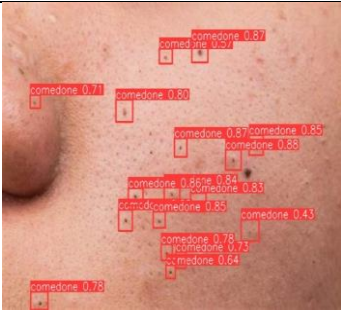


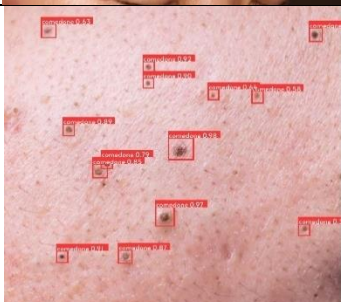

4.5 Pengujian Sistem

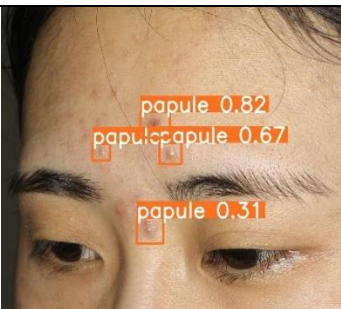


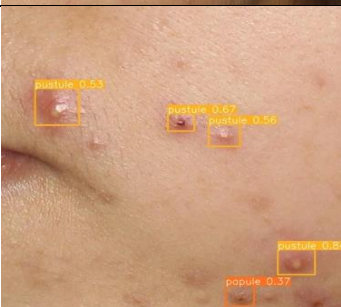

Pengujian sistem merupakan proses evaluasi kemampuan sistem yang telah didapat sebelumnya dari proses pelatihan. Pada penelitian ini dilakukan sebanyak dua kali pada model dengan algoritma YOLOv 8 yang berbeda yaitu model deteksi jenis jerawat dan model klasifikasi tingkat keparahan.

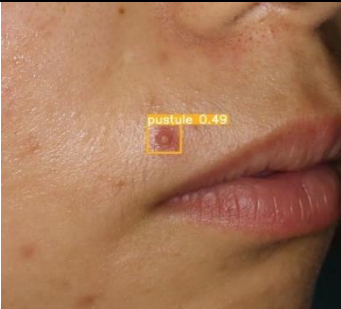
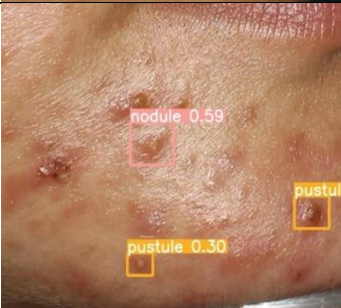

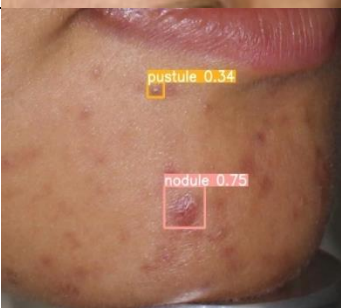

4.5.1 Uji Sistem Model Deteksi


Uji sistem model deteksi akan melakukan evaluasi model mendeteksi keempat jenis jerawat. Pengujian sistem menggunakan data telah ditentukan keseluruhan sebanyak 148 data yang merupakan 10% dari keseluruhan data penelitian, kemudian dibagi 37 data per class. Hasil pengujian sistem terlihat pada tabel 4.3

Tabel 4. 4 Tabel Hasil Uji Sistem Model Deteksi

No	Data	Aktul	Prediksi	Keterangan
1		Komedo	Komedo	Benar
2		Komedo	Komedo	Benar
3		Komedo	Komedo	Benar
4		Komedo	<i>Pustule</i>	Salah
5		<i>Papule</i>	<i>Papule</i>	Benar

6		<i>Papule</i>	<i>Papule</i>	Benar
7		<i>Papule</i>	<i>Papule</i>	Benar
8		<i>Papule</i>	<i>Pustule</i>	Salah
9		<i>Pustule</i>	<i>Pustule</i>	Benar
10		<i>Pustule</i>	<i>Pustule</i>	Benar

11		<i>Pustule</i>	<i>Pustule</i>	Benar
12		<i>Pustule</i>	<i>Nodule</i>	Salah
13		<i>Nodule</i>	<i>Nodule</i>	Benar
14		<i>Nodule</i>	<i>Nodule</i>	Benar
15		<i>Nodule</i>	<i>Nodule</i>	Benar

16		<i>Nodule</i>	<i>Papule</i>	Salah
----	---	---------------	---------------	-------

Tabel diatas terdapat 20 contoh pengujian yang merupakan representasi keseluruhan data yang digunakan pada proses uji sistem. Selanjutnya dilakukan proses evaluasi dari hasil pengujian sistem menggunakan confusion matrix. Hasil confusion matrix dapat dilihat pada table 4.4.

Tabel 4. 5 Confusion Matrix

		Aktual				Total
		Komedo	<i>Papule</i>	<i>Pustule</i>	<i>Nodule</i>	
Prediksi	Komedo	35	1	0	0	36
	<i>Papule</i>	1	34	2	2	37
	<i>Pustule</i>	1	1	34	0	36
	<i>Nodule</i>	0	1	1	35	37
Total		37	37	37	37	148

Berdasarkan table confusion matrix diatas terdapat beberapa kesalahan dalam proses deteksi objek pada setiap kelas. Pada proses pendeteksian tipe komedo terdapat kesalahan Dimana system dua kali mengenali objek sebagai tipe *pustule* . Pada tipe *papule* sistem mengalami kesalahan dalam mengenali objek sekali sebagai komedo, tiga kali sebagai *pustule* dan *nodule* sekali. Selanjutnya untuk mendeteksi tipe *pustule* sistem salah mengenali objek sebagai *papule* sebanyak dua kali dan *nodule* sebanyak dua kali. Terakhir sistem salah mengenali tipe *nodule* sebagai *papule* sebanyak dua kali dan *pustule* sekali. Kesalahan tersebut dikarenakan kemiripan pada objek di setiap objek jerawat dan ditambah sudut dan cahaya saat pengambilan data yang semakin menyebabkan sistem sulit membedakan kemiripan tipe jerawat. Selain itu penyebab lain dari kesalahan tersebut adalah kurang beragamnya data yang digunakan pada proses pelatihan model sehingga ciri dari setiap jerawat yang ditemui pada kondisi dan bentuk tertentu sulit untuk di deteksi.

Tabel 4. 6 Nilai TP, FP dan FN

	TP	FP	FN
Komedo	35	1	2
<i>Papule</i>	34	5	3

Pustule	34	2	3
Nodule	35	2	2
Total	138	10	10

Pada tabel 4.5 sebanyak 137 data digolongkan sebagai *True Positive*, sehingga dapat diartikan data memiliki hasil yang sesuai dengan nilai aktualnya. Pada tabel yang sama juga terdapat 10 data digolongkan *False Positive* yang dapat dijelaskan bahwa data yang seharusnya negatif di kenali oleh sistem bernilai positif. Kemudian terdapat 10 data juga digolongkan sebagai *False Negative* yang berarti nilai yang seharusnya positif diberi nilai negatif oleh sistem. Sehingga dari nilai tersebut dapat diperoleh *Precision*, *Recall* dan *F-Score* melalui perhitungan berikut.

1. Precision

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

$$Precision\ Komedo = \frac{35}{36} \times 100\% = 97,22\%$$

$$Precision\ Papule = \frac{34}{39} \times 100\% = 87,17\%$$

$$Precision\ Pustule = \frac{34}{36} \times 100\% = 94,44\%$$

$$Precision\ Nodule = \frac{35}{37} \times 100\% = 94,59\%$$

Dari perhitungan hasil evaluasi dengan metrik evaluasi *precision* rata-rata dari keseluruhan class jenis jerawat sebesar 93,35%. Hal tersebut dapat diterjemahkan rasio antara jumlah prediksi positif yang benar (TP) dengan jumlah prediksi positif atau berapa persen lesi jerawat yang sesuai tingkat jenisnya dari keseluruhan lesi jerawat yang diprediksi jenis jerawatnya.

2. Recall

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

$$\text{Recall Komedo} = \frac{35}{37} \times 100\% = 94,59\%$$

$$\text{Recall Papule} = \frac{34}{37} \times 100\% = 91,89\%$$

$$\text{Recall Pustule} = \frac{34}{37} \times 100\% = 91,89\%$$

$$\text{Recall Nodule} = \frac{35}{37} \times 100\% = 94,59\%$$

Nilai rata-rata yang didapat setelah uji model klasifikasi pada matriks evaluasi recall sebesar 93,24%. Recall yang merupakan nilai sensitivitas model dapat diartikan jumlah prediksi yang benar (TP) dengan total jumlah kasus yang sebenarnya positif atau berapa persen lesi yang diprediksi jenis jerawatnya benar dibandingkan keseluruhan lesi yang sebenarnya jenis jerawatnya sesuai.

3. F1-Score

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

$$\begin{aligned} F1 - Score \text{ Komedo} &= \left(\frac{0,97 \times 0,94}{0,97 + 0,94} \times 2 \right) \times 100\% \\ &= 95,88\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} F1 - Score \text{ Papule} &= \left(\frac{0,87 \times 0,91}{0,87 + 0,91} \times 2 \right) \times 100\% \\ &= 89,46\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} F1 - Score \text{ Pustule} &= \left(\frac{0,94 \times 0,91}{0,94 + 0,91} \times 2 \right) \times 100\% \\ &= 93,14\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} F1 - Score \text{ Nodule} &= \left(\frac{0,94 \times 0,94}{0,94 + 0,94} \times 2 \right) \times 100\% \\ &= 94\% \end{aligned}$$

Dari keseluruhan nilai evaluasi matriks f1-score dari tiap class tingkat keparahan jerawat didapat nilai rata-rata 93,12%. F1-Score dapat diartikan kemampuan model dalam keseimbangan antara nilai *precision* dan *recall*.

4. Akurasi

Berdasarkan seluruh uji sistem yang dilakukan pada model aplikasi deteksi jenis jerawat menggunakan algoritma YOLOv 8 maka didapatkan akurasi sebesar 93,24% berdasarkan perhitungan berikut :

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{Total\ Data}$$

$$Akurasi = \frac{138}{148} \times 100\% = 93,24\%$$

5. mAP

Dapat dijelaskan pada pelatihan model deteksi pada YOLO memberikan metrik evaluasi berupa mAP pada hasil pelatihan. mAP sendiri merupakan nilai rata-rata dari nilai average *precision* dimana average *precision* sendiri merupakan nilai rata-rata presisi pada berbagai *recall*. Pada proses pelatihan model sebelumnya didapatkan hasil mAP sebesar 88,1%, sehingga dapat dipastikan model baik dalam mendeteksi lokasi dan jenis jerawat dengan tepat.

Hasil dari setiap perhitungan diatas ditampilkan pada tabel 4.6 dibawah ini.

Tabel 4. 7 Nilai *Precision*, *Recall* dan *F1-Score*





	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>	mAP
Komodo	97,22%	94,59%	95,88%	82,6%
Papule	87,17%	91,89%	89,46%	91,2%
Pustule	94,44%	91,89%	93,14%	88,7%
Nodule	94,59%	94,59%	94%	90,1%






Pada penelitian ini matriks evaluasi yang dijadikan tolak ukur kualitas model adalah f1-score dikarenakan peneliti ingin memastikan model Anda baik dalam mendeteksi semua jenis jerawat (*recall*) sekaligus memastikan bahwa prediksi positif yang dibuat adalah benar (*precision*). Maka dengan nilai *f1-score* rata-rata pada model klasifikasi jenis jerawat sebesar 93,12% dapat disimpulkan model memiliki kinerja yang sangat baik.






4.5.2 Uji Sistem Model Klasifikasi


Uji sistem model klasifikasi akan mengevaluasi model untuk dapat mengklasifikasikan ketiga tingkat keparahan jerawat. Proses evaluasi model menggunakan data sebesar 10% dari total keseluruhan data yang digunakan sebanyak 148 data. Seluruh data dibagi menjadi 49 pada setiap class. Hasil pengujian sistem dapat dilihat pada tabel 4.7.

Tabel 4. 8 Tabel Hasil Pengujian Sistem

No	Data	Aktual	Prediksi	Keterangan
1		Ringan	Ringan	Benar
2		Ringan	Ringan	Benar
3		Ringan	Ringan	Benar
4		Ringan	Ringan	Benar

5		Ringan	Ringan	Benar
6		Sedang	Sedang	Benar
7		Sedang	Sedang	Benar
8		Sedang	Sedang	Benar
9		Sedang	Berat	Salah

10		Sedang	Berat	Salah
11		Berat	Berat	Benar
12		Berat	Berat	Benar
13		Berat	Berat	Benar
14		Berat	Sedang	Salah

15		Berat	Sedang	Salah
----	---	-------	--------	-------

Pada tabel diatas merupakan sebagian data hasil dari uji sistem. Setelah melakukan uji sistem selanjutnya dilakukan evaluasi berdasarkan hasil tersebut menggunakan confusion matrix. Confusion matrix dapat diperhatikan pada tabel 4.8.

Tabel 4. 9 Confusion Matrix

		Aktual			Total
		Ringan	Sedang	Berat	
Prediksi	Ringan	49	0	0	49
	Sedang	0	46	2	48
	Berat	0	3	47	50
Total		49	49	49	147

Dengan memperhatikan confusion matrix yang mengevaluasi hasil uji system didapatkan beberapa kesalahan pada sistem. Sistem mengalami kesalahan saat mengklasifikasi tingkat keparahan sedang sebanyak tiga kali, dimana data yang seharusnya sedang diklasifikasikan sebagai berat. Begitu pula pada tingkat keparahan berat, sistem sebanyak 2 kali salah mengklasifikasikan tingkat keparahan pada data yang seharusnya berat namun diklasifikasikan sedang. Kesalahan sistem dalam mengenali klasifikasi tersebut dikarenakan kemiripan bekas jerawat yang dikenali sebagai jerawat sehingga menghasilkan nilai klasifikasi berat dan begitu pulak sebaliknya. Kekurangan tersebut ditambah oleh posisi dan cahaya saat pengambilan data yang mempengaruhi visualisasi data.

Tabel 4. 10 Nilai TP, FP dan FN

	TP	FP	FN
Ringan	49	0	0
Sedang	46	2	3
Berat	47	3	2
Total	142	5	5

Berdasarkan tabel 4.9 terdapat 142 data True Positive, yang mana seluruh data tersebut memiliki hasil prediksi sesuai dengan aktualnya. Pada tabel yang sama 5 data False

Positive dengan arti bahwa data tersebut seharusnya bernilai negatif namun dikenali oleh sistem bernilai positif. Terakhir, terdapat 5 data false *negative* dimana data tersebut harusnya bernilai positif namun oleh system dikenali bernilai *negative*. Seluruh hasil confusion matrix tersebut dapat diolah untuk memperoleh *precision*, recall dan F-Score menggunakan perhitungan dibawah ini.

1. Precision

$$Precision = \frac{TP}{TP + TN}$$

$$Precision \text{ Ringan} = \frac{49}{49} \times 100\% = 100\%$$

$$Precision \text{ Sedang} = \frac{46}{48} \times 100\% = 95,83\%$$

$$Precision \text{ Pustule} = \frac{47}{50} \times 100\% = 94\%$$

Dari perhitungan hasil evaluasi dengan metrik evaluasi *precision* rata-rata dari keseluruhan class tingkat keparahan jerawat sebesar 98,61%. Hal tersebut dapat diterjemahkan rasio antara jumlah prediksi positif yang benar (TP) dengan jumlah prediksi positif atau berapa persen wajah yang sesuai tingkat keparahannya dari keseluruhan wajah yang diprediksi tingkat keparahannya.

2. Recall

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

$$Recall \text{ Ringan} = \frac{49}{49} \times 100\% = 100\%$$

$$Recall \text{ Sedang} = \frac{46}{49} \times 100\% = 93,87\%$$

$$Recall \text{ Berat} = \frac{47}{49} \times 100\% = 95,91\%$$

Nilai rata-rata yang didapat setelah uji model klasifikasi pada matriks evaluasi recall sebesar 96,59. Recall yang merupakan nilai sensitivitas model dapat diartikan jumlah prediksi yang benar (TP) dengan total jumlah kasus yang sebenarnya positif atau berapa persen wajah yang diprediksi tingkat keparahannya benar dibandingkan keseluruhan wajah yang sebenarnya tingkat keparahannya sesuai.

3. F1-Score

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

$$\begin{aligned} F1 - Score Ringan &= \left(\frac{1 \times 1}{1 + 1} \times 2 \right) \times 100\% \\ &= 100\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} F1 - Score Sedang &= \left(\frac{0,95 \times 0,94}{0,95 + 0,94} \times 2 \right) \times 100 \\ &= 94,49\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} F1 - Score Berat &= \left(\frac{0,94 \times 0,95}{0,94 + 0,95} \times 2 \right) \times 100 \\ &= 94,49\% \end{aligned}$$

Dari keseluruhan nilai evaluasi matriks f1-score dari tiap class tingkat keparahan jerawat didapat nilai rata-rata 96,32%. Dapat diartikan kemampuan model dalam keseimbangan antara nilai *precision* dan recall.

4. Akurasi

Berdasarkan seluruh uji sistem yang dilakukan pada model aplikasi klasifikasi tingkat keparahan jerawat menggunakan algoritma YOLOv 8 maka didapatkan akurasi sebesar 96,59% berdasarkan perhitungan berikut :

$$\begin{aligned} Accuracy &= \frac{TP + TN}{Total Data} \\ Akurasi &= \frac{142}{147} \times 100\% = 96,59\% \end{aligned}$$

Hasil dari setiap perhitungan diatas ditampilkan pada tabel 4.10 dibawah ini.

Tabel 4. 11 Nilai *Precision*, Recall dan F1-Score

	Precision	Recall	F1-Score
Ringan	100%	100%	100%
Sedang	95,83%	93,87%	94,49%
Berat	94%	95,91%	94,49%

Pada penelitian ini matriks evaluasi yang dijadikan tolak ukur kualitas model adalah f1-score dikarenakan peneliti ingin memastikan model baik dalam mendeteksi semua tingkat keparahan jerawat (recall) sekaligus memastikan bahwa prediksi positif yang dibuat adalah benar (*precision*). Maka dengan nilai f1-score rata-rata pada model klasifikasi tingkat keparahan jerawat sebesar 96,32% dapat disimpulkan model memiliki kinerja yang sangat baik.

4.6 Keterbatasan Model

Dari evaluasi yang dilakukan pada semua model didapatkan sebuah kesamaan yang menjadi penyebab terjadinya kesalahan dalam membedakan objek yaitu posisi pengambilan data dan kemiripan kelas satu sama lain sehingga diperlukan variasi data yang lebih banyak saat pelatihan model, baik variasi pada posisi pengambilan data serta tampilan tiap kelas sehingga model dapat mengenali dengan baik. Hal tersebut dapat dijelaskan pada gambar dibawah ini

**Gambar 4. 12** Evaluasi Jarak Pengambilan Citra



Gambar 4. 13 Kemiripan Tampilan *Pustule* dan *Papule*

Pada gambar 4.12 perbedaan jarak dapat mempengaruhi hasil deteksi dari sistem pada pengenalan jenis jerawat sehingga dapat disimpulkan jarak optimal pengambilan data pada 10-30 cm. Kemudian pada gambar 4.13 juga dapat diperhatikan terdapat kemiripan tampilan pada dua jenis jerawat berbeda disaat kondisi pengambilan data tertentu sehingga sistem salah mengenali jenis jerawat. Diluar dari faktor jarak serta kemiripan tampilan jenis jerawat, kegagalan juga dapat disebabkan data yang blur.

4.7 Perbandingan Penelitian

Dikarenakan penelitian menggunakan dataset Acne04 yang merupakan dataset sekunder yang sebelumnya dihasilkan oleh sebuah penelitian oleh (Wu et al., n.d.) dan menjadi rujukan data pada penelitian lainnya, maka perlu dilakukan perbandingan terhadap model yang dihasilkan dengan beberapa penelitian sebelumnya. Pada penelitian yang dilakukan oleh (Lin et al., 2023) berjudul DED:Diagnostic Evidence Distillation for acne severity grading on face images didapat kan *precision* 85,31%, recall 84,83% dan akurasi 86,06% dengan menggunakan metode CNN sebagai backbone. Selanjutnya penelitian yang berjudul An Acne Grading Framework on Face Images via Skin Attention and SFnet oleh (Lin et al., 2021) didapatkan sebuah model CNN dengan backbone VGG16 dan optimizer SGD memiliki *precision* 83,58%, recall 81,95% dan akurasi 84,52% dalam melakukan klasifikasi tingkat keparahan jerawat.

Selain pada penelitian yang menggunakan dataset yang sama, pada penelitian lainnya seperti yang dilakukan oleh (Hasan et al., 2021) pada penelitiannya menggunakan metode CNN didapatkan akurasi sebesar 91,6%. Pada penelitian berjudul Automatic Acne Object Detection and Acne Severity Grading Using Smartphone Images and Artificial Intelligence oleh (Huynh et al., 2022) menggunakan metode faster-RCNN dan LightGBM memiliki nilai mAP sebesar 0,54 dalam mengklasifikasi tingkat keparahan

jerawat. Dan yang terakhir penelitian oleh (Isa & Mangshor, 2021) dengan YOLOv4 pada perangkat berbasis mobile 91,25%. Dari keseluruhan penelitian yang telah dilakukan sebelumnya maka dapat disimpulkan penelitian ini memiliki hasil yang lebih baik dengan nilai rata-rata *precision* 93,35%, recall 93,24%, f1-Score 93,12% dan akurasi 93,24% pada model deteksi jenis jerawat serta model klasifikasi tingkat keparahan jerawat dengan rata-rata *precision* 98,61%, recall 96,59%, F1-Score 96,32%, dan akurasi 96,59%. Selain pada perbandingan nilai metrik tersebut, penelitian ini dapat mengimplementasikan model pada perangkat android dan dapat berkerja secara realtime.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Dari keseluruhan penelitian terkait penggunaan metode You Only Look Once (YOLO) versi 8 dengan hasil akhir yang didapatkan pada pengujian sistem maka dapat disimpulkan :

1. Penggunaan algoritma You Only Look Once (YOLO) versi 8 dapat bekerja dengan baik untuk melakukan tugas deteksi jenis jerawat dan klasifikasi tingkat keparahan jerawat.
2. Model algoritma You Only Look Once (YOLO) versi 8 memiliki akurasi sangat baik sebesar 93,24% dengan nilai rata-rata *precision* 93.35%, *recall* 93,24%, dan F1-Score 93,13 % pada tugas deteksi jenis jerawat.
3. Pada tugas klasifikasi tingkat keparahan jerawat, model algoritma You Only Look Once (YOLO) versi 8 memiliki kemampuan akurasi sangat baik pada angka 96,59%, rata-rata *precision* 96,61%, *recall* 96,59% dan F1-Score 96,32%.
4. Model memiliki kemampuan yang lebih baik dibandingkan model yang dihasilkan oleh penelitian dengan dataset yang sama.
5. Kedua sistem dapat melakukan deteksi dan klasifikasi secara realtime dan tidak langsung pada perangkat kamera android.
6. Jarak pengambilan optimal untuk sistem dapat mendeteksi dan melakukan klasifikasi pada rentang 10-30 cm

5.2 Saran

Adapun saran yang dapat diberikan pada penelitian selanjutnya adalah :

1. Menggunakan data yang lebih variatif pada aspek tampilan data, jarak serta sudut pengambilan data serta dengan kuantitas yang lebih banyak.
2. Melakukan penelitian dengan metode baru dan berbeda sebagai perbandingan.

3. Meningkatkan kemampuan realtime sistem dalam mengenali objek dengan cepat dan akurat.
4. Menciptakan sistem yang dapat digunakan pada perangkat berspesifikasi mini

DAFTAR PUSTAKA

- Alamdari, N., Tavakolian, K., Alhashim, M., & Fazel-Rezai, R. (2016). Detection and classification of acne lesions in acne patients: A mobile application. *2016 IEEE International Conference on Electro Information Technology (EIT)*, 0739–0743. <https://doi.org/10.1109/EIT.2016.7535331>
- Arck, P. C., Slominski, A., Theoharides, T. C., Peters, E. M. J., & Paus, R. (2006). Neuroimmunology of Stress: Skin Takes Center Stage. *Journal of Investigative Dermatology*, 126(8), 1697–1704. <https://doi.org/10.1038/sj.jid.5700104>
- Dawson Howe, K. (n.d.). *A Practical Introduction To Computer Vision With OpenCV*.
- Elsaie, M. (2016). Hormonal treatment of acne vulgaris: an update. *Clinical, Cosmetic and Investigational Dermatology*, Volume 9, 241–248. <https://doi.org/10.2147/CCID.S114830>
- Hasan, I., Suprayogi, & D, H. B. (2021). Klasifikasi Jenis Jerawat Menggunakan Convolutional Neural Networks. *E-Proceeding of Engineering*, 8(1), 358–372.
- Hasanah, R. L. (2020). *Identifikaasi Jenis Acne Vulgaris pada Citra Jerawat Wajah dengan Ekstraksi Fitur GLCM dan Algoritma Extreme Learning Machine*.
- Hayashi, N., Akamatsu, H., Kawashima, M., Ito, M., Otsuki, M., Kawashima, M., Hayashi, N., Tsuboi, R., Nakagawa, H., Watanabe, S., Matsunaga, K., Akamatsu, H., Miyachi, Y., Furukawa, F., Iwatsuki, K., Kubota, Y., Tokura, Y., & Furue, M. (2008). Establishment of Grading Criteria for Acne Severity. *Journal of Dermatology*, 35(5), 255–260. <https://doi.org/10.1111/j.1346-8138.2008.00462.x>
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2014). *Spatial Pyramid Pooling in Deep Convolutional Networks for Visual Recognition*. https://doi.org/10.1007/978-3-319-10578-9_23
- Huynh, Q. T., Nguyen, P. H., Le, H. X., Ngo, L. T., Trinh, N.-T., Tran, M. T.-T., Nguyen, H. T., Vu, N. T., Nguyen, A. T., Suda, K., Tsuji, K., Ishii, T., Ngo, T. X., & Ngo, H. T. (2022). Automatic Acne Object Detection and Acne Severity Grading Using

- Smartphone Images and Artificial Intelligence. *Diagnostics*, 12(8), 1879. <https://doi.org/10.3390/diagnostics12081879>
- Isa, N. A. M., & Mangshor, N. N. A. (2021). Acne Type Recognition for Mobile-Based Application Using YOLO. *Journal of Physics: Conference Series*, 1962(1), 012041. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1962/1/012041>
- Lin, Y., Guan, Y., Ma, Z., You, H., Cheng, X., & Jiang, J. (2021). An Acne Grading Framework on Face Images via Skin Attention and SFNet. *2021 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*, 2407–2414. <https://doi.org/10.1109/BIBM52615.2021.9669431>
- Lin, Y., Jiang, J., Chen, D., Ma, Z., Guan, Y., Liu, X., You, H., & Yang, J. (2023). DED: Diagnostic Evidence Distillation for acne severity grading on face images. *Expert Systems with Applications*, 228, 120312. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120312>
- O'Shea, K., & Nash, R. (2015). *An Introduction to Convolutional Neural Networks*. <http://arxiv.org/abs/1511.08458>
- Ramli, R., Malik, A. S., Hani, A. F. M., & Jamil, A. (2012). Acne analysis, grading and computational assessment methods: An overview. In *Skin Research and Technology* (Vol. 18, Issue 1, pp. 1–14). <https://doi.org/10.1111/j.1600-0846.2011.00542.x>
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2015). *You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection*. <http://arxiv.org/abs/1506.02640>
- Redmon, J., & Farhadi, A. (2018). *YOLOv3: An Incremental Improvement*. <http://arxiv.org/abs/1804.02767>
- Saragih, D. F., Opod, H., & Pali, C. (2016). Hubungan tingkat kepercayaan diri dan jerawat (Acne vulgaris) pada siswa-siswi kelas XII di SMA Negeri 1 Manado. *Jurnal E-Biomedik*, 4(1). <https://doi.org/10.35790/ebm.4.1.2016.12137>
- Shapiro, L., & Stickman, G. (2000). *Computer Vision*.
- Sifatullah, N., & Zulkarnain. (2021). *Jerawat (Acne vulgaris): Review Penyakit Infeksi Pada Kulit*. <https://doi.org/10.24252/PSB.V7I1.22212>
- Susanto, R. C. (2018). *Penyakit Kulit dan Kelamin* (Cetakan-1). PT Nuha Medika.

- Terven, J., & Cordova-Esparza, D. (2023). *A Comprehensive Review of YOLO Architectures in Computer Vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS*. <https://doi.org/10.3390/make5040083>
- Wang, C.-Y., Liao, H.-Y. M., Yeh, I.-H., Wu, Y.-H., Chen, P.-Y., & Hsieh, J.-W. (2019). *CSPNet: A New Backbone that can Enhance Learning Capability of CNN*. <http://arxiv.org/abs/1911.11929>
- Winston, M. H., & Shalita, A. R. (1991). Acne Vulgaris: Pathogenesis and Treatment. *Pediatric Clinics of North America*, 38(4), 889–903. [https://doi.org/10.1016/S0031-3955\(16\)38158-5](https://doi.org/10.1016/S0031-3955(16)38158-5)
- Wu, X., En, N., Liang, J., Lai, Y.-K., She, D., Cheng, M.-M., & Yang, J. (n.d.). *Joint Acne Image Grading and Counting via Label Distribution Learning*. <https://github.com/xpwu95/ldl>.
- Zhou, Y., Zhu, W., He, Y., & Li, Y. (2023). YOLOv8-based Spatial Target Part Recognition. *2023 IEEE 3rd International Conference on Information Technology, Big Data and Artificial Intelligence (ICIBA)*, 3, 1684–1687. <https://doi.org/10.1109/ICIBA56860.2023.10165260>
- Zou, Z., Chen, K., Shi, Z., Guo, Y., & Ye, J. (2019). *Object Detection in 20 Years: A Survey*. 1–22. <http://arxiv.org/abs/1905.05055>
- Zouboulis, C. C. (2004). Acne and sebaceous gland function. *Clinics in Dermatology*, 22(5), 360–366. <https://doi.org/10.1016/j.clindermatol.2004.03.004>
- Zouboulis, C. C., & Bettoli, V. (2015). Management of severe acne. *British Journal of Dermatology*, 172(S1), 27–36. <https://doi.org/10.1111/bjd.13639>