

**TUGAS AKHIR - EB234801**

**SISTEM DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF  
BERDASARKAN KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI  
SEGMENTASI U-NET DENGAN ANALISIS WARNA  
KONJUNGTIVA MATA**

**MEITHA AULIANA DWI WINARSIH**  
NRP 5023201010

Dosen Pembimbing  
**Prof. Dr. Ir. Mohammad Nuh, DEA.**  
NIP 195906171984031002  
**Nada Fitriyatul Hikmah, S.T., M.T.**  
NIP 199001072018032001

**Program Studi Sarjana Teknik Biomedik**  
Departemen Teknik Biomedik  
Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya  
2024



**TUGAS AKHIR - EB234801**

**SISTEM DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF  
BERDASARKAN KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI  
SEGMENTASI U-NET DENGAN ANALISIS WARNA  
KONJUNGTIVA MATA**

**MEITHA AULIANA DWI WINARSIH**  
NRP 5023201010

Dosen Pembimbing  
**Prof. Dr. Ir. Mohammad Nuh, DEA.**  
NIP 195906171984031002  
**Nada Fitriyatul Hikmah, S.T., M.T.**  
NIP 199001072018032001

**Program Studi Sarjana Teknik Biomedik**  
Departemen Teknik Biomedik  
Fakultas Teknologi Elektro dan Informatika Cerdas  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya  
2024



**FINAL PROJECT - EB234801**

**NON-INVASIVE ANEMIA DETECTION SYSTEM BASED  
ON HEMOGLOBIN CONCENTRATION THROUGH U-NET  
SEGMENTATION WITH CONJUNCTIVAL COLOR  
ANALYSIS**

**MEITHA AULIANA DWI WINARSIH**  
NRP 5023201010

Supervisor  
**Prof. Dr. Ir. Mohammad Nuh, DEA.**  
NIP 195906171984031002  
**Nada Fitriyatul Hikmah, S.T., M.T.**  
NIP 199001072018032001

**Study Program Bachelor Degree of Biomedical Engineering**  
Department of Biomedical Engineering  
Faculty of Intelligent Electrical and Informatics Technology  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya  
2024

Tugas Akhir disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar  
Sarjana Teknik (S.T.)  
di  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh  
Meitha Auliana Dwi Winarsih  
NRP. 5023201010

Tanggal Ujian : 09 Juli 2024  
Periode Wisuda : September 2024

Disetujui Oleh :  
Dosen Penguji :



1. Prof. Dr. Tri Arief Sardjono, S.T., M.T.  
NIP. 197002121995121001

Dosen Pembimbing :



1. Prof. Dr. Ir. Mohammad Nuh, DEA.  
NIP. 195906171984031002



2. Dr. Norma Hermawan, S.T., M.Sc.  
NIP. 198505192015041003



2. Nada Fitriyatul Hikmah, S.T., M.T.  
NIP. 199001072018032001



3. Muhammad Yazid, B.Eng., M.Eng.  
NIP. 198004202015041001



4. Rezki El Arif, S.T., M.T., Ph.D.  
NIP. 2023199211060

Kepala Departemen Teknik Biomedik,



Dr. Achmad Arifin, S.T., M.Eng.  
NIP. 197103141997021001



## HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama Mahasiswa / NRP : Meitha Auliana Dwi Winarsih / 5023201010  
Program Studi : S1-Teknik Biomedik  
Dosen Pembimbing 1 / NIP : Prof. Dr. Ir. Mohammad Nuh, DEA. /  
195906171984031002  
Dosen Pembimbing 2 / NIP : Nada Fitriyatul Hikmah, S.T., M.T. /  
199001072018032001

dengan ini menyatakan bahwa Tugas Akhir dengan judul “Sistem Deteksi Anemia Non-Invasif Berdasarkan Konsentrasi Hemoglobin Melalui Segmentasi U-Net Dengan Analisis Warna Konjungtiva Mata” adalah hasil karya sendiri, bersifat orisinal, dan ditulis dengan mengikuti kaidah penulisan ilmiah.

Bilamana di kemudian hari ditemukan ketidaksesuaian dengan pernyataan ini, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan yang berlaku di Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Surabaya, 25 Juli 2024

Mengetahui,  
Dosen Pembimbing 1



Prof. Dr. Ir. Mohammad Nuh, DEA.  
NIP. 195906171984031002

Mahasiswa



Meitha Auliana Dwi Winarsih  
NRP. 5023201010

Dosen Pembimbing 2



Nada Fitriyatul Hikmah, S.T., M.T.  
NIP. 199001072018032001

## Sistem Deteksi Anemia Non-Invasif Berdasarkan Konsentrasi Hemoglobin Melalui Segmentasi U-Net Dengan Analisis Warna Konjungtiva Mata

Nama : Meitha Auliana Dwi Winarsih  
NRP : 5023201010  
Pembimbing : 1. Prof. Dr. Ir. Mohammad Nuh, DEA.  
2. Nada Fitriyatul Hikmah, S.T., M.T.

### ABSTRAK

Anemia adalah masalah kesehatan global yang dapat berdampak serius terutama pada kelompok rentan seperti ibu hamil dan anak-anak. Dari hasil laporan Riset Kesehatan Dasar (RISKEDAS) di tahun 2013 dan 2018, prevalensi anemia untuk populasi usia 5 – 14 tahun dan ibu hamil di Indonesia mencapai angka 26.4% dan 48.9%. Dikarenakan gejalanya yang minim, banyak orang di negara berkembang yang tidak terdeteksi sebagai penderita anemia. Belum lagi karakteristik pemeriksaan anemia yang invasif, memberikan dampak ketidaknyamanan pada anak – anak dan ibu hamil. Di sisi lain, pemeriksaan konjungtiva mata menjadi prosedur awal pemeriksaan anemia oleh dokter dikarenakan posisinya yang lebih dekat dengan jantung jika dibandingkan telapak tangan dan kuku jari. Namun pemeriksaan tersebut masih bersifat kualitatif, sehingga perlu dilakukan pendekatan lebih lanjut untuk bisa mengenali anemia dari konjungtiva mata. Penelitian ini dilakukan untuk mengkuantifikasi proses pemeriksaan konjungtiva mata dengan memanfaatkan kamera yang dilengkapi lensa makro. Metode segmentasi konjungtiva mata dilakukan secara otomatis dengan memanfaatkan model UNBCSM (*UNet Based Conjunctiva Segmentation Model*) yang telah dimodifikasi, menghasilkan akurasi segmentasi sebesar 96% dan 92% untuk data pelatihan dan validasi. Memberikan nilai IoU yang paling baik dari penelitian yang telah ada. Di sisi lain, penggunaan fitur baru yang berbeda dari penelitian sebelumnya juga diterapkan untuk menguji sejauh mana kemampuan dari fitur R, G, B,  $b^*$ , dan P(A) dalam memprediksikan anemia. Fitur P(A) diperoleh dari metode SVM dengan akurasi sebesar 92%. Model regresi berbeda akan diuji coba dan dibandingkan untuk mengetahui metode regresi mana yang paling sesuai. Dari hasil uji coba, *Gradient Boosting Regression* (GBR) memberikan nilai  $R^2$  paling konsisten sebesar 0,974 (*training*) dan 0,696 (*testing*). Regresi ini memiliki nilai MAE paling kecil sebesar 1,1 g/dL dan akurasi 82% untuk data *testing*. Model segmentasi dan regresi tersebut ditanam di Raspberry Pi dan diujicobakan ke data baru. Menghasilkan nilai MAE untuk 12 subjek sebesar 2,01 g/dL dan akurasi 42%.

Kata kunci: Deteksi Anemia, Hemoglobin, Konjungtiva Mata, UNet, Regresi

# **Non-Invasive Anemia Detection System Based On Hemoglobin Concentration Through U-Net Segmentation With Conjunctival Color Analysis**

Name : Meitha Auliana Dwi Winarsih  
NRP : 5023201010  
Supervisor : 1. Prof. Dr. Ir. Mohammad Nuh, DEA.  
2. Nada Fitriyatul Hikmah, S.T., M.T.

## **ABSTRACT**

*Anemia is a global health issue with severe implications, especially for vulnerable groups such as pregnant women and children. According to the Basic Health Research (RISKESDAS) reports from 2013 and 2018, the prevalence of anemia in the 5-14 year age group and among pregnant women in Indonesia reached 26.4% and 48.9%, respectively. Due to its often asymptomatic nature, many individuals in developing countries remain undiagnosed. Moreover, the invasive nature of anemia testing can cause discomfort, particularly in children and pregnant women. Conversely, conjunctival examination is commonly used as an initial screening method for anemia by doctors due to its proximity to the heart compared to the palms and nail beds. However, this examination is qualitative, necessitating further approaches to accurately identify anemia via conjunctival examination. This study aims to quantify the conjunctival examination process using a camera equipped with a macro lens. Automated segmentation of the conjunctiva is performed using a modified UNBCSM (UNet Based Conjunctiva Segmentation Model), achieving segmentation accuracy of 96% and 92% for training and validation data, respectively, and providing the highest IoU value compared to existing studies. Additionally, new features different from those used in previous studies are implemented to assess the capability of R, G, B,  $b^*$ , and  $P(A)$  features in predicting anemia. The  $P(A)$  feature is derived from an SVM method with an accuracy of 92%. Various regression models are tested and compared to determine the most suitable regression method. The Gradient Boosting Regression (GBR) model demonstrated the most consistent  $R^2$  values of 0.974 (training) and 0.696 (testing), with the lowest MAE of 1.1 g/dL and 82% accuracy for testing data. These segmentation and regression models were embedded in a Raspberry Pi and tested on new data, yielding an MAE of 2.01 g/dL and an accuracy of 42% for 12 subjects.*

*Keywords: Anemia Detection, Hemoglobin, Conjunctiva, UNet, Regression*

## KATA PENGANTAR

Penulis mengucapkan puji syukur kepada Allah SWT karena hanya dengan rasa kasih sayang-Nya penyusunan Tugas Akhir ini dapat diselesaikan tepat waktu. Penulis juga menyadari bahwa pengerjaan Tugas Akhir ini tidak lepas dari do'a, dukungan, bantuan, dan bimbingan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, kata pengantar ini merupakan ucapan terimakasih yang tulus kepada :

1. Allah SWT yang telah memungkinkan penulis sehingga pengerjaan tugas akhir ini dapat diselesaikan
2. Ibu dan Bapak yang telah memberikan pendidikan terbaik, serta Kakak dan Adik yang selalu memberikan dukungan materi dan moril selama penulis menempuh pendidikan
3. Bapak Prof. Dr. Ir. Mohammad Nuh, DEA. dan Ibu Nada Fitriyatul Hikmah, S.T., M.T. selaku Dosen Pembimbing yang selalu memberikan saran konstruktif untuk setiap permasalahan yang dihadapi selama pengerjaan tugas akhir
4. Bapak Ibu Dosen Teknik Biomedik ITS atas bimbingan dan ilmu yang akan menjadi bekal pengembangan diri penulis kedepannya
5. Rekan-rekan sejawat, Nautika, Rima, dan Verrent atas tawa dan semangat yang selalu dibagi sepanjang masa perkuliahan di Teknik Biomedik ITS
6. Teman-teman yang selalu menjadi tempat pulang, Bella, Inces, Elis, dan Hasanah. Terimakasih atas harapan yang selalu dibagi
7. Teman seangkatan BME 6 yang telah kebersamai praktikum, tugas besar, dan *project* selama 4 tahun kebelakang

Melalui kata pengantar ini, penulis juga menyadari masih banyak kekurangan yang harus disempurnakan dari buku Tugas Akhir ini. Dan atas keterbatasan kemampuan tersebut, penulis selalu menerima kritik dan saran yang membangun untuk memperbaiki Tugas Akhir ini. Semoga penelitian ini dapat memberi kebermanfaat keilmuan bagi orang lain, dan membuka jalan baru untuk pengembangan maksimal kedepannya.

Surabaya, 29 Juli 2024

Penulis



## DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN.....	iii
HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS.....	iv
ABSTRAK.....	v
<i>ABSTRACT</i> .....	vi
KATA PENGANTAR.....	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR GAMBAR.....	x
DAFTAR TABEL.....	xii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	3
1.3. Batasan Masalah.....	3
1.4. Tujuan dan Manfaat Penelitian.....	3
1.5. Kontribusi.....	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1. Anatomi Konjungtiva Mata.....	5
2.2. Korelasi Antara Kepucatan Konjungtiva Terhadap Kadar Hemoglobin Pada Penderita Anemia.....	7
2.3. Metode Segmentasi Konjungtiva Mata.....	8
2.4. Ekstraksi Fitur Citra Konjungtiva Sebagai Dasar Estimasi Konsentrasi Hemoglobin.....	9
2.5. Pemanfaatan Perangkat Keras Sebagai Alat Akuisisi Citra.....	11
2.6. Rasional.....	14
BAB III METODE PENELITIAN.....	16
3.1. Desain Sistem.....	16
3.2. Desain Perangkat Keras.....	16
3.2.1. Modul Kamera.....	17
3.2.2. Raspberry Pi.....	18
3.2.3. Desain Light Spacer.....	18
3.3. Rancangan Perangkat Lunak.....	18
3.3.1. Dataset.....	18
3.3.2. Pre-Processing Citra.....	20
3.3.3. Metode Segmentasi Dengan UNBCSM Termodifikasi.....	21
3.3.4. Ekstraksi Fitur dan Algoritma Estimasi Hb.....	23
3.4. Pengujian Sistem.....	25
3.4.1. Evaluasi Hasil Segmentasi.....	25
3.4.2. Evaluasi Algoritma Estimasi Hemoglobin.....	25
3.4.3. Skenario Pengambilan Data.....	26
3.4.4. Uji Validasi.....	26
BAB IV PENGUJIAN SISTEM.....	28

4.1. Hasil Sistem Perangkat Keras .....	28
4.2. Pengujian Perangkat Akuisisi Gambar.....	28
4.2.1. Pengujian Konsistensi dan Reprodusibilitas Kamera .....	28
4.3. Pengujian Model Segmentasi UNBCSM .....	30
4.3.1. Pengujian Pre-Processing Citra.....	30
4.3.2. Pengujian Model UNBCSM .....	32
4.4. Pengujian Metode Ekstraksi Fitur .....	36
4.4.1. Pre-Processing Untuk Ekstraksi Fitur .....	36
4.4.2. Seleksi Fitur Sebagai Variabel Penentu Hb .....	38
4.4.3. Pengujian Metode SVM.....	39
4.4.4. Pengujian Metode Regresi .....	41
4.5. <i>Graphical User Interface</i> (GUI) .....	43
4.6. Pengujian Keseluruhan Sistem.....	45
BAB V PEMBAHASAN .....	52
5.1. Pembahasan Hasil Pengujian Perangkat Akuisisi Gambar .....	52
5.2. Pembahasan Hasil Pengujian Model Segmentasi UNBCSM.....	52
5.3. Pembahasan Hasil Pengujian Ekstraksi Fitur .....	53
5.4. Pembahasan Hasil Pengujian Keseluruhan Sistem .....	57
5.5. Perbandingan Dengan Penelitian Sebelumnya.....	59
BAB VI KESIMPULAN .....	62
6.1. Kesimpulan.....	62
6.2. Saran.....	62
DAFTAR PUSTAKA .....	63
LAMPIRAN .....	68
BIODATA PENULIS .....	92

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Anatomi potongan sagital dari mata.....	5
Gambar 2.2. Jenis sel epitel penyusun konjungtiva mata .....	6
Gambar 2.3. <i>Region of interest</i> dari foto mata .....	6
Gambar 2.4. (a) Konjungtiva yang pucat dan (b) Konjungtiva normal .....	7
Gambar 2.5. Flowchart segmentasi dengan UNBCSM .....	9
Gambar 2.6. (a) Tampak depan dan (b) Tampak samping perangkat.....	11
Gambar 2.7. Hasil akuisisi gambar mata .....	12
Gambar 2.8. Gambaran alat akuisisi (a) Perangkat dan baterai, (b) Tampak depan 3D <i>light spacer</i> , dan (c) Cara penggunaan perangkat.....	12
Gambar 2.9. Desain perangkat keras.....	13
Gambar 2.10. Hasil akuisisi gambar .....	13
Gambar 2.11. Fishbone diagram .....	15
Gambar 3.1. Diagram alir sistem .....	16
Gambar 3.2. (a) Modul kamera 3 Raspberry Pi [39] dan (b) Lensa makro .....	17
Gambar 3.3. Desain <i>light spacer</i> .....	19
Gambar 3.4. Data persebaran jenis kelamin pada dataset .....	20
Gambar 3.5. Dataset gambar mata yang digunakan.....	20
Gambar 3.6. <i>Ground truth</i> segmentasi (a) konjungtiva palpebral, (b) forniks, dan (c) forniks + palpebral.....	20
Gambar 3.7. Pembagian dataset <i>training</i> dan <i>testing</i> .....	21
Gambar 3.8. Detail masing-masing layer modul .....	22
Gambar 3.9. Arsitektur UNBCSM.....	23
Gambar 3.10. Penentuan $P(A)$ .....	24
Gambar 3.11. Persebaran data $P(A)$ .....	24
Gambar 3.12. Ilustrasi perhitungan IoU.....	25
Gambar 4.1. Perangkat akuisisi data .....	28
Gambar 4.2. Penyusun perangkat kamera.....	28
Gambar 4.3. Hasil uji konsistensi dan reproduksibilitas.....	30
Gambar 4.4. Perbandingan gambar (a) Sebelum dan (b) Setelah di normalisasi..	30
Gambar 4.5. Hasil <i>gaussian blur</i> .....	31
Gambar 4.6. Hasil augmentasi (a) <i>brightness</i> 0.6, (b) <i>brightness</i> 1.4, (c) <i>horizontal flipping</i> , dan (d) <i>angular rotation</i> .....	32
Gambar 4.7. <i>Ground truth masking</i> (a) RGB dan (b) Biner .....	32
Gambar 4.8. Distribusi nilai IoU pada data validasi .....	35
Gambar 4.9. Nilai IoU terkecil dan terbesar pada data validasi.....	36
Gambar 4.10. Confusion matrix data validasi.....	40
Gambar 4.11. R-square untuk model regresi linear pada data perempuan .....	42
Gambar 4.12. R-square untuk model GBR pada data perempuan .....	42
Gambar 4.13. R-square untuk model polynomial pada data laki-laki.....	43
Gambar 4.14. R-square untuk model GBR pada data laki-laki.....	43

Gambar 4.15. R-square untuk model GBR pada data gabungan .....	43
Gambar 4.16. Tab <i>Control</i> pada GUI.....	44
Gambar 4.17. Tab <i>Upload</i> pada GUI.....	44
Gambar 4.18. Tab <i>Segmentation</i> pada GUI.....	45
Gambar 4.19. Tab <i>Features Extraction</i> pada GUI.....	45
Gambar 4.20. Perbandingan data prediksi dan data <i>ground truth</i> .....	48
Gambar 4.21. Bland-Altman Plot untuk data hasil akuisisi.....	48
Gambar 5.1. <i>Confusion matrix</i> (a) regresi linear dan (b) GBR.....	55

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Hasil observasi oleh Shen <i>et al</i> .....	8
Tabel 2.2. Komparasi metode segmentasi .....	8
Tabel 2.3. Komparasi fitur deteksi anemia .....	10
Tabel 2.4. Akurasi sistem dari penelitian.....	11
Tabel 2.5. Komparasi perangkat deteksi anemia .....	11
Tabel 3.1. Perbandingan spesifikasi raspberry pi .....	18
Tabel 3.2. Batas penentuan anemia.....	23
Tabel 4.1. Hasil pengujian konsistensi reproduksibilitas.....	29
Tabel 4.2. Hasil tuning learning rate .....	33
Tabel 4.3. Perbandingan optimizer Adam dan SGD.....	34
Tabel 4.4. Perbandingan nilai <i>batch size</i> .....	34
Tabel 4.5. Parameter model UNBCSM .....	35
Tabel 4.6. Hasil <i>bright spot denoising</i> .....	37
Tabel 4.7. Perbandingan $R^2$ untuk model tanpa <i>bright spot denoising</i> .....	38
Tabel 4.8. Perbandingan nilai $R^2$ .....	39
Tabel 4.9. Perbandingan parameter model SVM.....	39
Tabel 4.10. Hasil pengujian regresi untuk data perempuan .....	41
Tabel 4.11. Hasil pengujian regresi untuk data laki-laki .....	42
Tabel 4.12. Hasil pengujian untuk data gabungan .....	42
Tabel 4.13. Hasil segmentasi untuk data primer .....	46
Tabel 4.14. Hasil ekstraksi fitur dan prediksi untuk data primer .....	48
Tabel 4.15. Akurasi prediksi dari sistem.....	49
Tabel 5.1. <i>Classification report</i> regresi linear pada data gabungan.....	54
Tabel 5.2. <i>Classification report</i> GBR pada data gabungan .....	55
Tabel 5.3. Perbandingan metode segmentasi konjungtiva otomatis dengan penelitian sebelumnya .....	59
Tabel 5.4. Perbandingan parameter dan penelitian yang diajukan.....	60
Tabel 5.5. Perbandingan hasil ekstraksi fitur .....	60
Tabel 5.6. Perbandingan hasil $R^2$ pada berbagai regresi .....	61



# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang

Anemia merupakan suatu kondisi ketika konsentrasi hemoglobin (Hb) dan/atau sel darah merah (*red blood cell* / RBC) berada di bawah batas normal untuk memenuhi kebutuhan fisiologi seseorang [1]. Nilai batas normal ini ditentukan berdasarkan usia, jenis kelamin, kondisi fisiologis, kebiasaan merokok seseorang, dan ketinggian tempat tinggal populasi yang dievaluasi. WHO mendefinisikan batas konsentrasi nilai Hb pada perempuan hamil dan anak di bawah 5 tahun di angka 11 g/dL sedangkan untuk perempuan pada umumnya 12 g/dL ditetapkan sebagai batas pembedanya [2].

Di tahun 2019, sekitar 29.9% atau setengah miliar dari total populasi perempuan usia produktif dunia (15 – 49 tahun) mengalami anemia. Di tahun yang sama, prevalensi anemia global untuk anak usia 6 – 59 bulan (di bawah 5 tahun) menyentuh angka 39.8%, setara dengan 269 juta anak – anak. Prevalensi anemia yang besar ini umumnya ditemui di negara-negara berkembang [3]. Dari hasil laporan Riset Kesehatan Dasar (RISKEDAS) di tahun 2013, prevalensi anemia untuk populasi usia 5 – 14 tahun dan 15 – 24 tahun di Indonesia masing-masing memiliki nilai di angka 26.4% dan 18.4% [4]. Dari hasil laporan yang sama di tahun 2018, 48.9% ibu hamil di Indonesia mengalami anemia. Angka ini mengalami peningkatan jika dibandingkan dengan hasil riset di tahun 2013 yang menunjukkan angka 37.1% [5].

Umumnya, kekurangan zat besi dikenali sebagai satu-satunya penyebab anemia. Namun, pemicu lain seperti kekurangan asam folat, infeksi kronis, kekurangan vitamin A dan vitamin B12, infeksi parasit, serta penyakit menurun juga dapat menyebabkan anemia. Dalam kondisi parah, penyakit ini dapat menyebabkan kelemahan, kelelahan, mudah mengantuk, dan pusing [6]. Pada orang dewasa, anemia akibat kekurangan zat besi (*iron deficiency anemia* atau IDA) dapat menurunkan kapasitas kerja, gangguan termoregulasi, disfungsi sistem imun, gangguan saluran pencernaan (*gastrointestinal* / GI), serta meningkatkan risiko terinfeksi bakteri *Helicobacter pylori* [7]. Pada anak-anak, IDA dapat berdampak pada gangguan neurokognitif yang bisa menyebabkan kelainan psikomotorik dan kognitif yang jika tidak diselesaikan dapat mengganggu proses belajar [8], [9], [10], [11], [12]. Dampak lain seperti risiko berat badan lahir rendah pada ibu hamil juga dapat meningkat akibat IDA [13]. Dikarenakan gejalanya yang minim, banyak orang yang tidak terdeteksi sebagai penderita anemia dan hal ini sangat mungkin terjadi di negara berkembang, di mana sumber daya untuk perawatan medis, tingkat kesadaran diri / *self awareness*, ataupun fasilitas medis yang masih minim.

Secara konvensional, diagnosis tahap awal anemia dilakukan dengan memeriksa area konjungtiva mata. Dokter akan menilai tingkat keparahan anemia seseorang berdasarkan warna kemerahan di konjungtiva matanya. Area ini dipilih

karena posisinya yang lebih dekat dengan jantung dan anatominya yang lebih tertutup jika dibandingkan dengan telapak tangan dan buku jari. Penilaian warna konjungtiva mata ini akan menjadi dasar dokter untuk menentukan pengambilan sampel darah dari pasien melalui tes darah lengkap (*complete blood count* atau CBC). Tes ini memerlukan ahli terlatih, teknisi laboratorium, penggunaan reagen kimia, dan peralatan laboratorium khusus [14], [15]. Keseluruhan proses ini memerlukan tahapan persiapan dan uji laboratorium yang memakan waktu. Belum lagi pengalaman dari sisi pasien yang kurang nyaman akibat pengambilan sampel darah menggunakan jarum suntik. Selain itu, faktor lain seperti biaya tes darah juga dapat menjadi penyebab tidak terdeteksinya jumlah penderita anemia di suatu populasi. Mengingat dampak dari penyakit, penting untuk mengembangkan sebuah sistem yang dapat mendeteksi anemia secara cepat, akurat, dan nyaman. Oleh karenanya, diajukan sebuah ide untuk mengestimasi kadar Hb dalam darah berdasarkan analisis warna pada citra konjungtiva (*conjunctiva*) mata.

Baru-baru ini, riset mengenai estimasi parameter kesehatan secara non-invasif berbasis kamera semakin populer [16]. Penelitian tugas akhir ini didasarkan pada alur metode yang dilakukan oleh Ghosal *et al* [17] yang menggunakan sensor kamera *smartphone* sebagai alat untuk mengakuisisi citra ROI (*Region of Interest*), dalam kasus ini adalah area konjungtiva mata. Pengembangan dilakukan dengan mengoptimalkan metode segmentasi dan klasifikasi yang telah dilakukan di [17]. Dengan memanfaatkan modul sensor kamera yang dimodifikasi dengan lensa makro, penelitian ini berfokus pada metode segmentasi area konjungtiva secara otomatis berdasarkan riset yang telah dilakukan Kasiviswanathan *et al* [18] dan menggunakannya sebagai masukan untuk sebuah algoritma deteksi kadar Hemoglobin.

Pengembangan ini didasarkan pada *research gap* di [17], [19], dan [20] yang masih menggunakan metode manual untuk menyeleksi area konjungtiva mata dan menyarankan untuk menggunakan *machine learning* atau *deep learning* untuk mengembangkan metode otomatisasi segmentasi konjungtiva mata. Selain itu, metode segmentasi di [17] masih dapat dimaksimalkan, mengingat metode segmentasi yang dirancang di sini masih bergantung pada ada atau tidaknya pupil mata dan/atau alis yang dapat berdampak pada kesalahan area segmentasi. Banyak penelitian seperti pada [19], [20], [21] hanya mengolah hasil analisis warna konjungtiva mata sebagai masukan *classifier machine learning* sehingga diperoleh klasifikasi kelas *anemic* dan *non-anemic*. Selain itu, peran konjungtiva mata yang vital pada tahap pemeriksaan awal anemia menjadi dasar untuk mengkuantifikasi prosedur pemeriksaan tersebut, karena sifatnya saat ini yang masih kualitatif. Oleh karenanya, pada penelitian ini dikembangkan deteksi anemia yang dilengkapi dengan estimasi konsentrasi Hemoglobin.

## **1.2. Rumusan Masalah**

Prosedur awal pemeriksaan anemia yang masih bersifat kualitatif menjadi rumusan masalah awal untuk penelitian ini. Hal ini karena pengamatan kualitatif rawan terhadap bias. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengkuantifikasi prosedur pemeriksaan tersebut. Di sisi lain, berdasarkan *research gap* yang ada pada latar belakang, penelitian ini berfokus untuk membangun sistem deteksi anemia yang independen – mulai dari proses akuisisi gambar hingga menampilkan hasil konsentrasi Hemoglobin. Selain itu penelitian ini juga mengoptimalkan perangkat deteksi klasifikasi anemia dari penelitian terdahulu dengan cara mengestimasi level Hb dan mengkategorikannya ke dalam kelas anemia yang didasarkan pada jenis kelamin dan usia subjek.

## **1.3. Batasan Masalah**

Penelitian ini dibatasi oleh area ROI yang akan diteliti. Proposal tugas akhir ini hanya berfokus pada *palpebral conjunctiva* dan *fornice conjunctiva* sebagai sumber utama untuk menganalisis dan mengestimasi kadar hemoglobin (Hb) secara non-invasif. Dalam penelitian ini akan ada 2 data yang digunakan. Data pertama adalah data sekunder dari IEEE Dataport yang akan digunakan sebagai bahan utama untuk melatih model segmentasi. Sedangkan data kedua berupa data primer yang diambil secara langsung pada subjek berusia 18 – 25 tahun dengan kondisi mata sehat normal. Data primer di akuisisi menggunakan modul kamera 3 Raspberry Pi 12MP yang telah dimodifikasi dengan lensa makro 12x perbesaran. Hb meter *easytouch* gcHb akan digunakan sebagai pembanding hasil pengukuran.

## **1.4. Tujuan dan Manfaat Penelitian**

Penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk mengembangkan metode non-invasif dalam mengestimasi konsentrasi hemoglobin (Hb) dalam darah dengan memanfaatkan metode analisis warna, segmentasi konjungtiva mata secara otomatis dengan memanfaatkan U-Net. Diharapkan penelitian ini akan memberikan manfaat kepada topik riset terkait dalam dunia sains dengan menghasilkan sebuah sistem yang dapat mengestimasi kadar Hb. Selain itu, secara praktis, pengembangan metode non-invasif untuk mendeteksi anemia dapat mengurangi kebutuhan pengambilan sampel darah yang tidak perlu serta dapat diterapkan lebih luas khususnya di negara berkembang sebagai langkah awal sebelum mendapat perawatan medis intensif.

## **1.5. Kontribusi**

Pada aspek ilmiah, penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi dalam perkembangan teknologi estimasi parameter medis secara non-invasif, khususnya pada area deteksi anemia. Selain itu, dari penelitian ini juga diharapkan menjadi bagian dari referensi keilmiah yang memanfaatkan sensor kamera dengan sebuah sistem analisis warna citra untuk memperoleh estimasi konsentrasi Hb dengan

memanfaatkan Raspberry Pi sebagai peranti pemrosesannya. Sedangkan pada aspek praktis, penelitian ini diharapkan mampu menghasilkan sebuah metode yang telah dioptimasi dari segi segmentasi ROI berdasarkan penelitian terdahulu dengan harapan memiliki peluang realisasi dalam bentuk sistem terintegrasi yang dapat digunakan sebagai peringatan awal kondisi anemia.

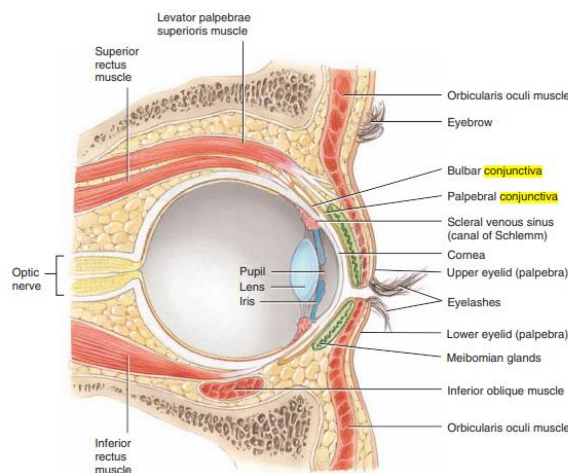
## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1. Anatomi Konjungtiva Mata

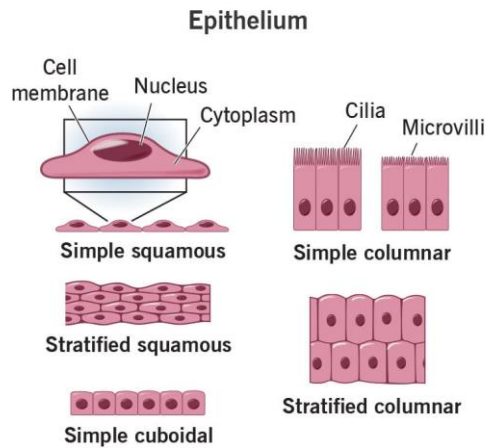
Konjungtiva adalah membran mukosa tipis dan transparan yang membungkus permukaan depan (anterior) bola mata dan permukaan belakang (posterior) dari palpebra (kelopak mata). Konjungtiva yang melindungi area permukaan dalam dari kelopak mata disebut sebagai konjungtiva palpebra, sedangkan konjungtiva yang melindungi permukaan luar dari bola mata disebut sebagai konjungtiva okular/konjungtiva bulbar seperti yang terlihat pada Gambar 2.1 [22]. Konjungtiva palpebra dan konjungtiva bulbar ini dihubungkan oleh bagian mata lain bernama konjungtiva forniks [23]. Dengan memproduksi mukosa dari sel goblet dan air mata, konjungtiva memberikan proteksi dan lubrikasi kepada mata. Proteksi ini akan mencegah mikroba masuk ke dalam mata dan berperan penting dalam pengawasan imun [24].

Secara lebih mendalam, konjungtiva mata disusun oleh tiga lapisan. Lapisan pertama berisikan jaringan epitel dan lebih dekat ke permukaan. Di lapisan pertama ini, ada dua jenis sel epitel yang menyusun konjungtiva mata, yaitu epitel skuamosa berlapis dan epitel kolumnal berlapis seperti terlihat pada Gambar 2.2. Lapisan pertama ini tersusun atas lapisan epitel pembuluh darah, jaringan fibrosa, saluran limfatik, melanosit, limfosit sel T dan B, sel langerhans, dan kelenjar lakrimal aksesori. Di bawahnya ada lapisan lain bernama substansia propria atau submukosa konjungtiva yang terdiri dari limfoid superfisial dan jaringan fibrosa. Lapisan substantia propria merupakan lapisan jaringan yang hanya ditemui pada konjungtiva. Banyak limfosit, sel mast, sel plasma, dan neutrofil terdapat dalam lapisan jaringan ikat ini. Dan yang terakhir, di lapisan fibrosa terdapat berisikan saraf dan pembuluh darah yang memberikan inervasi dan suplai darah ke konjungtiva. Di lapisan dalam ini juga ditemui kelenjar Krause [25], [26].



**Gambar 2.1.** Anatomi potongan sagital dari mata [27]

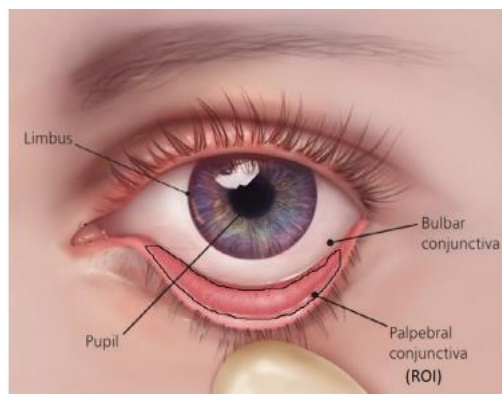




**Gambar 2.2.** Jenis sel epitel penyusun konjungtiva mata [28]

Setiap konjungtiva mata memiliki sumber suplai darahnya masing-masing. Konjungtiva palpebral sebagai sumber utama ROI pada penelitian ini misalnya, menerima pasokan darah dari arcade tarsal marginal dan percabangan dari arcade tarsal perifer. Pasokan darah ini berfungsi untuk memberikan oksigen dan nutrisi serta menjaga kesehatan dan kelembapan konjungtiva mata. Adanya pasokan darah inilah yang menyebabkan area konjungtiva mata tampak kemerahan [29], [30]. Kepucatan pada konjungtiva mata ditandai dengan sedikitnya warna yang dapat diamati pada kulit dan membran mukus. Di mana hal ini disebabkan oleh kurangnya Hb yang bersirkulasi di area tersebut. Kepucatan ini dapat ditemui pada bagian tubuh lain, namun keberadaannya dapat teramati lebih jelas pada selaput membran mukosa di mana pembuluh darah lebih terlihat, seperti pada konjungtiva ataupun lidah manusia [31].

Gambar 2.3 menunjukkan area ROI yang nantinya digunakan sebagai masukan dari model deteksi anemia berdasarkan estimasi nilai Hemoglobin. ROI atau *region of interest* dari penelitian ini berupa konjungtiva palpebral dan konjungtiva forniks, yang pada beberapa literatur dianggap sebagai satu kesatuan bagian bernama konjungtiva palpebral [32].



**Gambar 2.3.** *Region of interest* dari foto mata [32]

## 2.2. Korelasi Antara Kepucatan Konjungtiva Terhadap Kadar Hemoglobin Pada Penderita Anemia

Sebuah penelitian dilakukan oleh Sheth *et al* [33] untuk mengetahui korelasi antara kepacatan konjungtiva dengan anemia. Penelitian dilakukan terhadap 302 pasien yang terdiri dari 171 laki-laki dan 131 perempuan dari berbagai ras dan suku. Penilaian kepacatan konjungtiva ini dibagi ke dalam tiga kelas, yaitu *present* (ada kepacatan), *borderline*, atau *absent* (tidak ada kepacatan/normal).

Pucat pada konjungtiva didefinisikan sebagai kondisi di mana terdapat sedikit atau sama sekali tidak ada warna merah pada bagian anterior (ujung depan) dari konjungtiva mata, yang sesuai dengan warna kulit (*fleshy color*) pada bagian posterior (bagian belakang) konjungtiva palpebra, seperti yang terlihat pada Gambar 2.2 (a). Konjungtiva yang normal adalah yang memiliki warna merah yang penuh atau hampir penuh pada bagian anterior, seperti yang terlihat pada Gambar 2.2 (b). Sementara konjungtiva *borderline* adalah yang tidak terlihat jelas merah maupun pucat pada bagian anteriornya atau hanya salah satu konjungtiva saja yang mengalami kepacatan.

Dari hasil observasi, diperoleh angka berupa *likelihood ratio* (LR) yang berbeda-beda untuk tiap *cutoff* Hemoglobin seperti terlihat pada Tabel 2.1. Nilai LR (+) menunjukkan adanya kepacatan konjungtiva pada pasien anemia, LR (+/-) menunjukkan adanya kepacatan *borderline* pada pasien anemia, dan LR (-) menunjukkan tidak ditemukannya kepacatan pada pasien anemia. Dari data pada Tabel 2.1, terlihat bahwa nilai *likelihood ratio* (+) memiliki selisih yang signifikan ketika batas Hemoglobin dinaikkan ke angka 100 dan 110 g/L. Jika anemia didefinisikan sebagai kadar konsentrasi Hemoglobin yang kurang dari 110 g/L, nilai LR (+) akan sama dengan 16.68. Dengan bekal nilai *likelihood ratio* ini, saat dokter melakukan *assessment* (evaluasi/penilaian) pertama kali, probabilitas pasien menderita anemia adalah 50%. Namun ketika ditemukan kepacatan pada konjungtiva mata, maka probabilitas pasien terdeteksi menderita anemia meningkat menjadi 94%. Maka, keberadaan kepacatan pada konjungtiva mata dapat digunakan sebagai peringatan awal bahwa pasien memerlukan tes darah lebih lanjut.



**Gambar 2.4.** (a) Konjungtiva yang pucat dan (b) Konjungtiva normal [33]

**Tabel 2.1.** Hasil observasi oleh Shen *et al* [33]

Hb Cutoff (g/L)	LR (+)	LR (+/-)	LR (-)
80	4.24	1.90	0.51
90	4.49	1.80	0.61
100	6.85	2.22	0.57
110	16.68	2.31	0.64

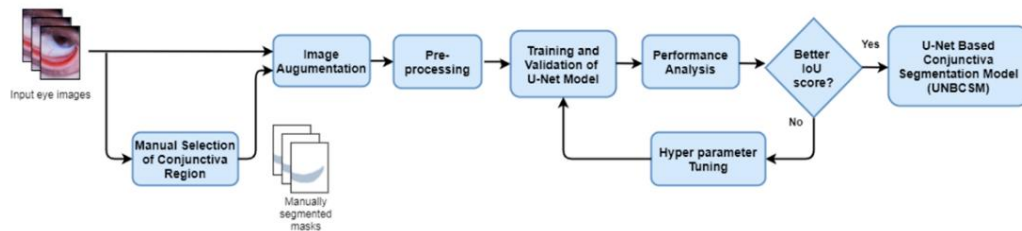
### 2.3. Metode Segmentasi Konjungtiva Mata

Penelitian yang dilakukan oleh Hu *et al* [34] menunjukkan bahwa performansi model yang digunakan untuk mendeteksi konsentrasi Hb menjadi lebih lemah ketika masukan yang digunakan adalah gambar mata dan menjadi lebih baik saat area konjungtiva yang telah disegmentasi digunakan sebagai masukan. Itulah mengapa, tahapan segmentasi ROI pada rencana penelitian ini menjadi penting.

Ghosal *et al* [17] mengajukan algoritma untuk memperoleh ROI konjungtiva mata dalam beberapa tahap. Pertama akan dilakukan deteksi region mata dengan metode Haar Cascade. Area region mata diteruskan ke tahap deteksi *center* mata. Untuk mendeteksi *center* dari mata, langkah pertama adalah mendeteksi pupil mata, kemudian membentuk kontur di sekitarnya, dan akhirnya menemukan pusat dari kontur tersebut. Untuk mendeteksi pupil, digunakan teknik deteksi BLOB (*Binary Large Object*). BLOB merujuk pada sekelompok piksel terhubung dalam gambar biner. Setelah *center* mata berhasil di deteksi, titik pusat ini akan dijadikan sebagai acuan untuk mereduksi area konjungtiva mata yang akan digunakan sebagai input. Peneliti menggunakan jarak 3.5 mm di bawah pusat mata untuk mereduksi gambar mata menjadi area 3.5 mm di bawah *center*. Jarak ini kemudian di konversi ke dalam pixel. Gambar mata yang telah direduksi akan diteruskan ke algoritma *Canny edge detection* yang telah di modifikasi oleh penulis. Modifikasi ini dilakukan sehingga algoritma *Canny* tidak bergantung dengan nilai *threshold* yang ditentukan secara manual. Setelah area tepi dari konjungtiva mata di deteksi, proses *masking* diterapkan sehingga ROI dapat diperoleh. Penulis menyatakan bahwa model segmentasi ini masih memiliki beberapa kekurangan. Jika foto pupil tidak fokus, area konjungtiva tidak terekspos dengan benar, dan area alis tidak termuat dalam foto, proses segmentasi ROI bisa mengalami error/kesalahan.

**Tabel 2.2.** Komparasi metode segmentasi

Penulis	Metode Segmentasi	Akurasi Segmentasi
Ghosal <i>et al</i> [17] 2021	Semi-otomatis	–
Kasiviswanathan <i>et al</i> [18] 2020	U-Net	85.7%
Hu <i>et al</i> [34] 2023	<i>Mask</i> R-CNN	82.6%.



**Gambar 2.5.** Flowchart segmentasi dengan UNBCSM [18]

Dari sumber lain, Kasiviswanathan *et al* [18] memanfaatkan U-Net *Based Conjunctiva Segmentation Model* (UNBCSM) untuk melakukan segmentasi konjungtiva mata. Secara garis besar, alur pembuatan model terlihat seperti pada Gambar 2.5. Arsitektur UNBCSM memanfaatkan citra RGB dari gambar berformat JPG. Gambar mata dan konjungtiva yang telah di segmentasi secara manual digunakan sebagai input dalam format NumPy array dan akan digunakan sebagai *ground truth*. Model U-Net yang digunakan di sini dimodifikasi oleh penulis dan arsitektur nya terdiri dari 6 grup *Layer Module* (LM).

Nilai *Intersection over Union* (IoU) dipilih sebagai parameter evaluasi dari model yang dirancang. Hal ini dilakukan karena nilai IoU mengukur sejauh mana segmentasi yang diprediksi oleh model mendekati segmentasi yang sebenarnya. Model UNBCSM yang diajukan memiliki nilai rata-rata IoU 96% dan 85.7% masing-masing untuk data pelatihan dan data validasi.

Penelitian yang digagas oleh Hu *et al* [34] juga melakukan segmentasi area konjungtiva mata dengan metode *mask R-CNN*. *Mask R-CNN* bekerja dalam 2 tahap. Tahap pertama adalah tahap pemindaian gambar dan menghasilkan *suggestions* (saran-saran). Tahap kedua adalah tahap klasifikasi atau *clustering* saran yang ada sehingga menghasilkan *bounding boxes*, serta menciptakan masker untuk diteruskan ke tahapan berikutnya. Dengan memanfaatkan *mask R-CNN*, penelitian ini memperoleh akurasi segmentasi sebesar 82.6%. Perbandingan dari masing-masing metode segmentasi dapat dilihat pada Tabel 2.2.

#### 2.4. Ekstraksi Fitur Citra Konjungtiva Sebagai Dasar Estimasi Konsentrasi Hemoglobin

Ghosal *et al* [17] memanfaatkan nilai RGB (*red, green, blue*) dari gambar konjungtiva yang telah di segmentasi untuk memperikarakan konsentrasi Hb. Rata – rata intensitas warna merah, hijau, dan biru dari histogram pada setiap segmen kecil akan dihitung dan dimasukkan ke dalam daftar yang lebih besar. Daftar terbesar dari masing-masing warna RGB kemudian akan diambil rata-rata nya kembali sehingga dapat diperoleh variabel *r*, *g*, dan *b* untuk diteruskan ke perhitungan konsentrasi Hb.

Dengan memanfaatkan ini, diperoleh nilai korelasi  $R^2 = 0.8774$  untuk mata kiri dan  $R^2 = 0.8144$  untuk mata kanan, antara nilai Hb yang diambil dari tes darah dan algoritma yang diajukan pada penelitian. Nilai korelasi ini meningkat menjadi

$R^2 = 0.9519$  ketika rata-rata konsentrasi Hb antara mata kanan dan mata kiri diambil sebagai hasil prediksi. Dengan hasil *False Negative Rate* sebesar 0.083 dan *True Positive Rate* sebesar 0.9655, penelitian ini memperoleh nilai sensitifitas sebesar 89%.

Hu *et al* [34] melakukan pendekatan neural network MobileNetV3 untuk mengestimasi konsentrasi Hemoglobin berdasarkan citra konjungtiva mata. 18 fitur-fitur penting seperti rasio Hue, nilai pixel tengah, maupun entropi H akan digunakan sebagai masukan dari persamaan regresi. Penelitian ini menggunakan berbagai jenis regresi termasuk diantaranya adalah *decision tree regression*, *linear regression*, *support vector regression*, dan *gradient boosting regression*. Persamaan regresi ini nantinya akan memberikan hasil prediksi yang akan digunakan sebagai masukan model MobileNetV3 yang telah dimodifikasi untuk tujuan regresi. MobileNetV3 menggunakan nilai-nilai ini untuk memprediksi konsentrasi Hb yang lebih akurat berdasarkan gambar mata dan konjungtiva. Penelitian ini menghasilkan evaluasi  $R^2 = 0.503$ ,  $EVS = 0.518$ , dan  $MAE = 1.6 \text{ g/dl}$ . Ketika *threshold* Hb di atur di angka 10 g/dL, model ini memberikan akurasi sebesar 85.4%.

Di tahun 2018 Dimauro *et al* [19] juga melakukan penelitian serupa untuk mengestimasi apakah seorang pasien mengalami anemia dengan memanfaatkan fitur yang diekstraksi dari CIE  $L^*a^*b^*$  *colorspace* dan *RGB channel*. Sebelum diproses, citra input akan difilter dengan peraturan  $\min L < L < \max L$  &  $\min < R = G = B < \max$ . Dengan adanya penerapan filter ini, nilai pixel *grey* yang terlalu gelap atau terlalu terang akan dikecualikan dari kalkulasi fitur  $a^*$ ,  $b^*$ , dan  $G$ . Nantinya, ketiga fitur ini akan dimasukkan ke dalam kNN classifier untuk memperkirakan risiko anemia pada pasien. Dengan metode yang diajukan, penelitian memberikan hasil seperti pada Tabel 2.4. Namun penelitian ini masih terbatas untuk mengklasifikasikan subjek ke dalam 3 kelas, *anemic*, *non-anemic*, dan *doubtful*. Belum dimaksimalkan hingga mengestimasi konsentrasi nilai Hemoglobin. Hasil komparasi dari metode estimasi anemia dapat dilihat pada Tabel 2.3.

**Tabel 2.3.** Komparasi fitur deteksi anemia

Penulis	Fitur	Output Prediksi	Akurasi Deteksi
Bevilacqua <i>et al</i> [35] 2016	$a^*$	Anemic dan non-anemic	84,4%
Dimauro <i>et al</i> [19] 2018	$a^*$ , $b^*$ , dan $G$	Anemic, non-anemic, doubtful	-
Ghosal <i>et al</i> [17] 2021	Analisis RGB citra	Konsentrasi Hb	93.8%
Yan-Hu <i>et al</i> [34] 2023	18 fitur untuk MobileNetV3	Konsentrasi Hb	85.4%



**Tabel 2.4.** Akurasi sistem dari penelitian [19]

Prediksi	Kondisi Sebenarnya		
	Positif	Negatif	<i>Doubtful</i>
Positif	29	0	0
Negatif	0	73	0
<i>Doubtful</i>	0	0	11

**Tabel 2.5.** Komparasi perangkat deteksi anemia

Penulis	Pengolah Data	Lensa Tambahan
Bevilacqua <i>et al</i> [35] 2016	Raspberry Pi	-
Dimauro <i>et al</i> [19] 2018	<i>Smartphone</i>	Lensa makro 10x perbesaran
Dimauro <i>et al</i> [36] 2019	<i>Smartphone</i>	Lensa makro 10x perbesaran

## 2.5. Pemanfaatan Perangkat Keras Sebagai Alat Akuisisi Citra

Pada tahun 2016, Bevilacqua *et al* [35] merancang sebuah perangkat non-invasif untuk mengakuisisi gambar konjungtiva mata. Ada 2 komponen utama yang di desain, perangkat keras dan perangkat lunak. Perangkat keras terdiri dari perangkat berbahan plastik yang dipasang di kepala (hampir serupa dengan *google cardboard*), satu buah Raspberry Pi B Model, modul kamera Pi-Noir untuk Raspberry Pi, dan serangkaian LED untuk sumber pencahayaan.

Di sisi lain, perangkat lunak tersusun atas aplikasi Java Server yang berjalan di Raspberry Pi dan aplikasi *Android Client* yang berjalan di *smartphone*. Hasil dari rancangan ini akan terlihat seperti pada Gambar 2.6. Selama proses akuisisi gambar, pasien akan diminta untuk mengenakan perangkat sembari menarik area kelopak mata sehingga area konjungtiva bisa terlihat. Kemudian gambar akan ditangkap melalui perintah aplikasi yang ada di *smartphone* pengguna.

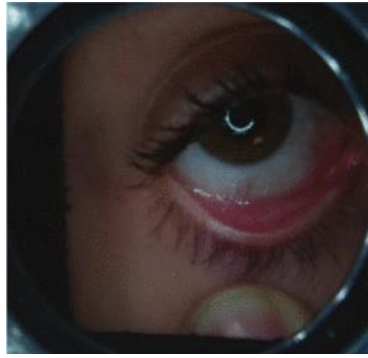


(a)



(b)

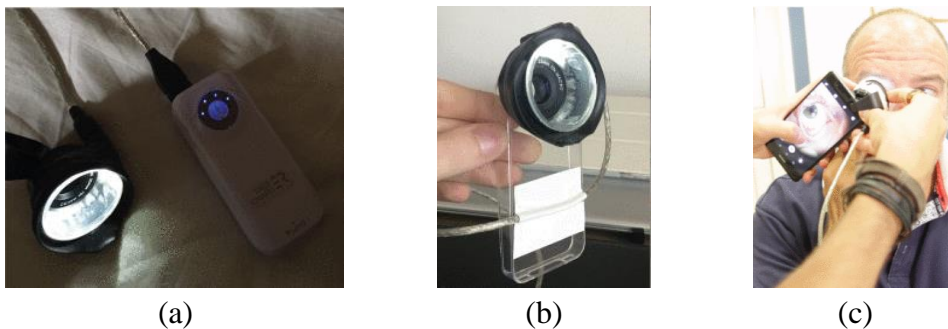
**Gambar 2.6.** (a) Tampak depan dan (b) Tampak samping perangkat [35]



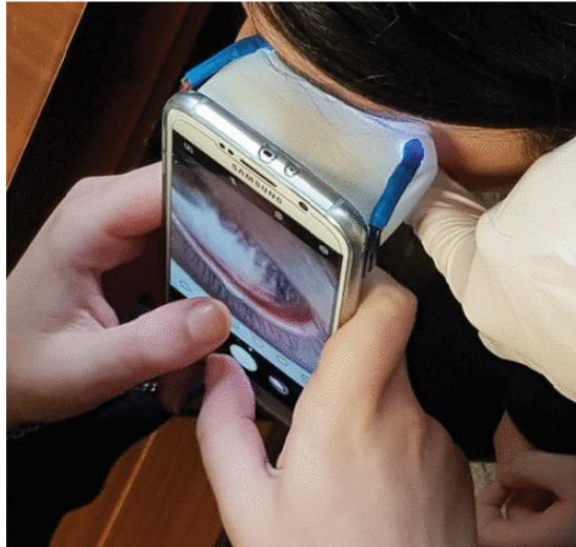
**Gambar 2.7.** Hasil akuisisi gambar mata [35]

Dari desain perangkat yang ada, Gambar 2.7 merupakan hasil akuisisi gambarnya. Dari gambar tersebut, dapat terlihat bahwa citra hasil akuisisi masih terlihat sangat gelap. Meskipun disisi lain, penggunaan cahaya yang minim ini dilakukan dengan tujuan untuk menghindari adanya pengaruh perubahan warna pixel di konjungtiva dari cahaya sekitar. Dengan adanya perangkat akuisisi gambar dan pemanfaatan CIE Lab *colorspace* sebagai fitur masukan untuk SVM, penelitian ini memperoleh nilai akurasi akhir sebesar 84.4%, spesifisitas 82.4%, dan sensitivitas 100%. Namun data yang digunakan pada penelitian ini masih terbilang cukup sedikit, yakni 77 subjek saja.

Berangkat dari penelitian tersebut, di tahun 2018 Dimauro *et al* [19] juga mengembangkan perangkat serupa untuk mendeteksi keberadaan anemia pada subjek berdasarkan warna konjungtiva mata. Penelitian ini memiliki rancangan perangkat keras seperti terlihat pada Gambar 2.8. Lensa kamera makro dimodifikasi sehingga bisa memiliki 3D *light spacer* seperti terlihat pada gambar. Sumber pencahayaan diperoleh dari LED array yang dipasang di sekitar *spacer*. Lensa PL-M1 25 mm dengan perbesaran 10x digunakan sebagai alat akuisisi tambahan selain kamera *smartphone*. LED dihubungkan dengan kabel power yang akan menyala saat dikoneksikan dengan *smartphone* ataupun dengan *power bank*. Untuk kamera utama, penulis menggunakan kamera dari *smartphone* iPhone 4S (8 MP) dan Huawei P7 (13 MP). Dengan ini akan diperoleh sebuah perangkat akuisis gambar yang insensitif terhadap cahaya sekitar.

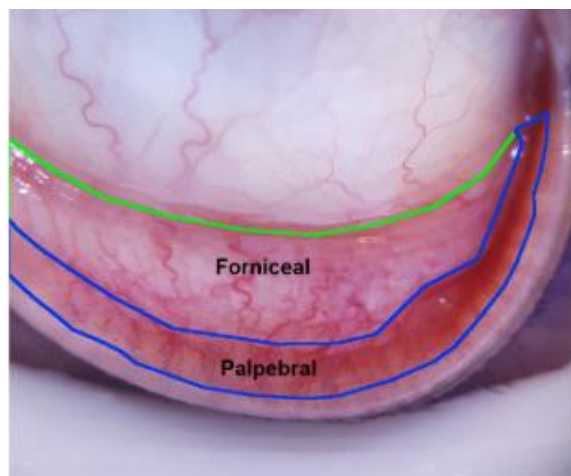


**Gambar 2.8.** Gambaran alat akuisisi (a) Perangkat dan baterai, (b) Tampak depan 3D *light spacer*, dan (c) Cara penggunaan perangkat [19]



**Gambar 2.9.** Desain perangkat keras [36]

Penelitian yang dilakukan oleh Dimauro *et al* pada tahun 2019 [36] dan 2023 [31] mengembangkan perangkat yang ada di Gambar 2.8 menjadi perangkat yang ada di Gambar 2.9. 3D *spacial spacer* yang diberikan instalasi LED dan lensa makro di desain sehingga perangkat bisa terpasang nyaman sesuai dengan bentuk mata manusia dan dapat dipasang pada *smartphone*. Selain itu, penggunaan desain 3D di rancang sehingga hasil pengambilan gambar langsung berfokus pada area konjungtiva mata saja. Penelitian ini menggunakan lensa makro untuk memungkinkan pengambilan gambar konjungtiva mata dari dekat dengan jelas sehingga detail detail kecil dapat terlihat. Lensa kamera makro di pasang pada bagian dalam dari *spacer*. Hasil akuisisi gambar konjungtiva mata dari perangkat ini dapat dilihat pada Gambar 2.10. Komparasi dari masing – masing perangkat dapat dilihat pada Tabel 2.5.



**Gambar 2.10.** Hasil akuisisi gambar [31]

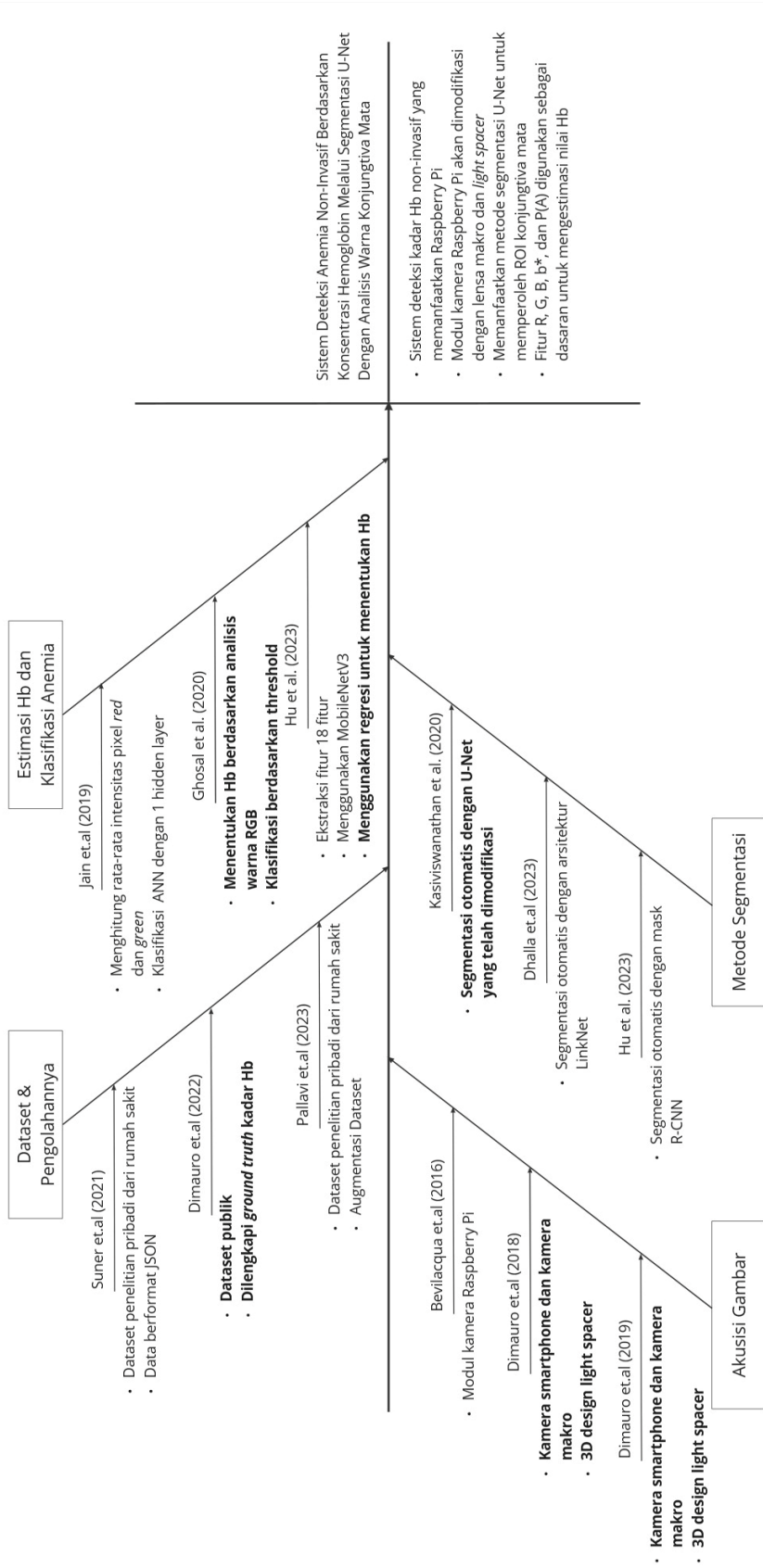
Perangkat yang ada pada Gambar 2.8 dan 2.9 mendeteksi anemia dengan mengklasifikasikan hasil deteksi fitur nya ke dalam 3 kelas [19] dan 2 kelas [31] serta belum dilengkapi informasi level Hb pasti dari masing-masing subjek. Hal ini tentu masih dapat ditingkatkan, mengingat batas konsentrasi Hb untuk masing-masing populasi atau usia memiliki nilai yang berbeda.

## 2.6. Rasional

Penelitian yang diusulkan berjudul “Sistem Deteksi Anemia Non-Invasif Berdasarkan Konsentrasi Hemoglobin Melalui Segmentasi U-Net dengan Analisis Warna Konjungtiva Mata”. Penelitian ini memanfaatkan modul kamera pada Raspberry Pi untuk mengakusisi gambar mata. Dari hasil gambar mata, metode segmentasi digunakan untuk mengambil area fokus konjungtiva karena berdasarkan penelitian dari [34], performansi dari model menjadi lebih baik ketika masukannya adalah area konjungtiva mata dan bukan foto mata secara keseluruhan.

Metode U-Net digunakan sebagai sarana untuk melakukan segmentasi otomatis terhadap konjungtiva mata seperti yang dilakukan oleh Kasiviswanathan *et al* di [18]. Dari hasil penelitian tersebut telah diperoleh nilai IoU 85,7%. Dan terbukti lebih baik jika dibandingkan dengan menggunakan metode segmentasi manual [17], [19] dan mask R-CNN [34], [37]. Selain itu, penelitian ini juga berfokus terhadap estimasi konsentrasi Hemoglobin berbasis citra, mengembangkan hasil dari penelitian lain yang hanya berfokus pada klasifikasi citra konjungtiva mata ke dalam kelas anemia dan non-anemia seperti pada [19], [21], [32]. Sehingga persamaan estimasi hemoglobin dari penelitian sebelumnya akan digunakan [17].

Mikro komputer Raspberry Pi digunakan untuk membangun sebuah sistem estimasi Hemoglobin yang dapat berdiri sendiri. Modul kamera yang telah dimodifikasi dengan kamera makro dan 3D *light spacer* akan digunakan sebagai alat akusisi citra. Pemanfaatan kamera yang telah dimodifikasi ini diadaptasi dari penelitian sebelumnya yang memberikan hasil akusisi gambar konjungtiva mata yang lebih jelas [19], [31], [36]. Model segmentasi otomatis berbasis U-Net dan algoritma estimasi nilai Hemoglobin akan ditanam ke dalam Raspberry Pi, sehingga bisa diperoleh sebuah perangkat non-invasif untuk mendeteksi anemia berdasarkan estimasi konsentrasi Hemoglobin. Gambaran umum dari rasional sistem bisa dilihat pada Gambar 2.11.



Gambar 2.11. Fishbone diagram



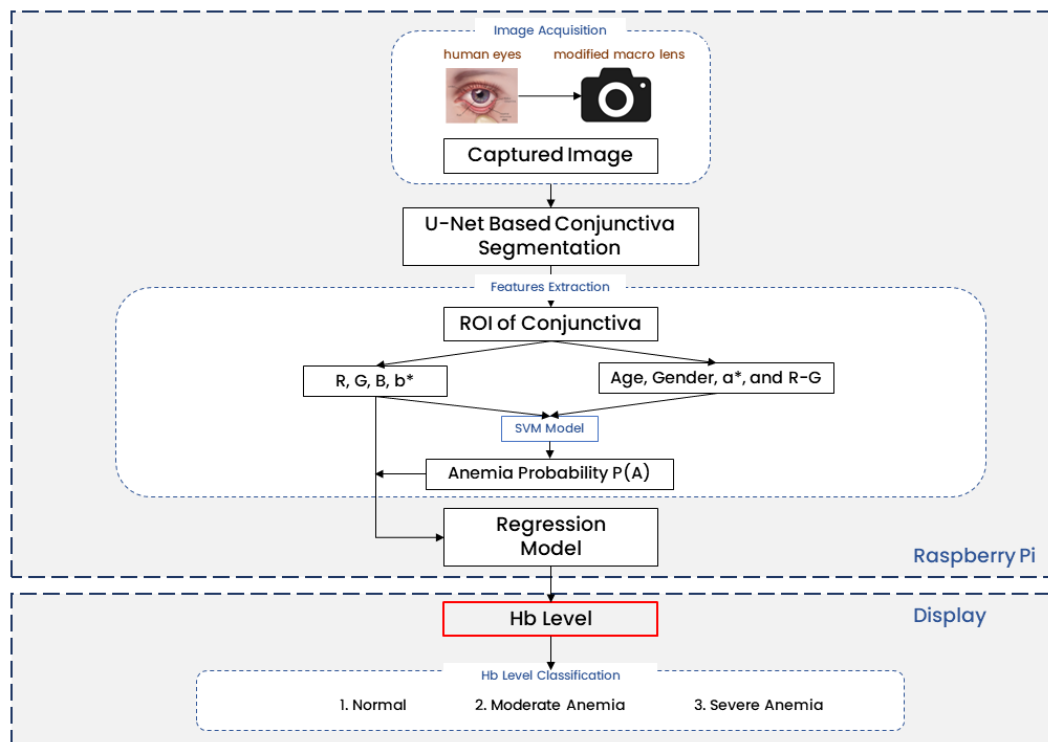
## BAB III METODE PENELITIAN

### 3.1. Desain Sistem

Gambar 3.1 menunjukkan diagram alir dari sistem yang diajukan dalam penelitian. Proses akuisisi gambar mata kanan dan kiri akan dilakukan melalui bantuan kamera yang telah dimodifikasi dengan lensa makro. Area konjungtiva yang terekspos pada gambar mata akan diteruskan ke metode segmentasi otomatis melalui U-Net, sehingga bisa diperoleh ROI atau *region of interest* nya. Hasil segmentasi diteruskan ke tahapan ekstraksi fitur R, G, B, R-G,  $a^*$ ,  $b^*$ , usia, dan jenis kelamin subjek. Tujuh fitur tersebut akan digunakan sebagai masukan dari model SVM untuk memprediksi fitur baru bernama probabilitas anemia  $P(A)$ . Fitur akhir berupa R, G, B,  $b^*$ , dan  $P(A)$  kemudian akan digunakan sebagai masukan model regresi dalam memprediksi Hemoglobin. Hasil level Hb akan diklasifikasikan ke dalam 3 kelas yang berbeda berdasarkan *threshold* yang ada di Tabel 3.2.

### 3.2. Desain Perangkat Keras

Ada 4 perangkat keras yang perlu diperhatikan pada penelitian ini yaitu, modul kamera, lensa makro, raspberry pi sebagai pengolah data, dan 3D printing untuk komponen *light spacer*.



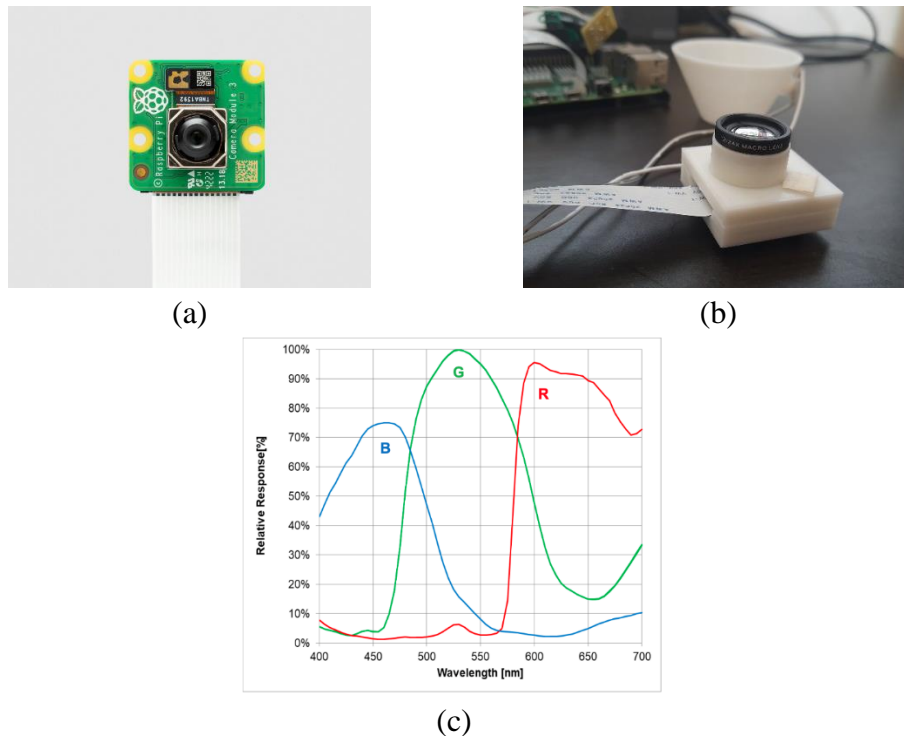
**Gambar 3.1.** Diagram alir sistem

### 3.2.1. Modul Kamera

Penelitian yang dilakukan Dimauro *et al* [19] memanfaatkan kamera iPhone 4S dengan resolusi 8MP dan kamera Huawei P7 dengan resolusi kamera utama 13MP. Sementara itu penelitian Anggraeni *et al* [38] memanfaatkan kamera utama 13MP dari Asus ZenFone 2 Laser. Di sisi lain, penelitian terbaru lain oleh Dimauro *et al* pada tahun 2023 [31] memanfaatkan kamera Samsung S6 dan lensa makro dengan perbesaran 10 kali. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini memanfaatkan modul kamera 3 tipe standar dari raspberry pi dengan resolusi 12MP yang terlihat seperti pada Gambar 3.2 (a) yang memanfaatkan sensor kamera dari Sony IMX708.

Di sisi lain, perangkat keras pada penelitian tugas akhir ini juga akan dilengkapi dengan lensa makro. Penggunaan lensa makro dilakukan untuk memperoleh resolusi gambar yang baik sehingga warna dari konjungtiva palpebral dapat dianalisis lebih baik. Penelitian yang dilakukan oleh Dimauro *et al* [19], [36] memanfaatkan kamera makro dengan spesifikasi 10x perbesaran. Dari hasil analisis produk pasar, lensa makro dengan spesifikasi serupa jarang ditemui. Berdasarkan hal tersebut, dipilih lensa makro dengan spesifikasi 12x perbesaran untuk melengkapi kamera dari Raspberry Pi seperti pada Gambar 3.2 (b).

Tabel 3.1 menunjukkan perbandingan perangkat keras yang digunakan pada penelitian ini dan yang digunakan pada dataset [39]. Dengan adanya perbedaan perangkat yang digunakan, nantinya data primer pada penelitian ini belum bisa dibandingkan langsung dengan penelitian lain yang menggunakan perangkat berbeda.



**Gambar 3.2.** (a) Modul kamera 3 Raspberry Pi [40], (b) lensa makro, dan (c) sensitivitas spektral dari kamera

**Tabel 3.1.** Perbandingan spesifikasi kamera pada penelitian ini dan dataset

Specification	Dataset	Proposed Method
Camera	Samsung S6 Camera	Raspberry Pi Camera Module v3
Sensor	Sony IMX240	Sony IMX708
Resolution	16 MP	12 MP
Apertur	f/1.9	f/1.8
Focal Length	26 mm	4.74 mm
Auto Focus	Yes	Yes
Spectral Sensitivity	Not Defined	R : 90% G : 100% B : 75%
Macro Lens	10x	12x

### 3.2.2. Raspberry Pi

Penelitian yang dilakukan oleh Bevilacqua et al [35] memanfaatkan Raspberry Pi Model 3B untuk mengakuisisi dan melakukan proses olah gambar. Dengan pertimbangan tahun dilakukannya penelitian dan jenis komputasi yang digunakan pada penelitian tugas akhir ini, Raspberry Pi Model 4B dengan memori 4 GB digunakan sebagai *mini-processing tools* untuk melakukan segmentasi citra konjungtiva mata secara otomatis serta melakukan komputasi untuk estimasi hemoglobin. Model *machine learning* untuk segmentasi akan di latih menggunakan PC/komputer biasa, mengingat keterbatasan memori dan komputasi dari Raspberry Pi.

### 3.2.3. Desain Light Spacer

Komponen *light spacer* di desain sedemikian rupa seperti yang terlihat pada Gambar 2.8. Untuk merancang komponen ini, diperlukan pembuatan komponen lampu terlebih dahulu sebagai sumber pencahayaan selama akuisisi gambar. Desain pencahayaan dapat memanfaatkan *mini LED cob* yang dihubungkan ke *power supply*.

Penggunaan komponen *light spacer* ini dilakukan untuk menstandarisasi alat akuisisi gambar sehingga tidak terdampak oleh pencahayaan lingkungan. Penggunaan alat akuisisi yang distandarisasi ini juga menyebabkan tidak perlunya kalibrasi ulang hasil gambar yang diperoleh, sehingga lebih mempersingkat waktu. Pada penelitian lain yang tidak memanfaatkan komponen *light spacer* misalnya [41], perlu dilakukan kalibrasi gambar digital menggunakan *gray card*. Gambar digital akan diproses ulang melalui komputer dengan cara menyesuaikan warna *gray card*.

## 3.3. Rancangan Perangkat Lunak

### 3.3.1. Dataset

Dataset dari IEEE Dataport [39] akan digunakan sebagai sumber utama untuk melakukan pelatihan terhadap metode segmentasi otomatis. Data ini memuat

218 gambar konjungtiva mata. Semua gambar dari dataset telah dilengkapi dengan gambar yang telah tersegmentasi secara manual oleh dokter (palpebral, forniks, dan konjungtiva palpebral + forniks) yang berguna untuk menilai kinerja algoritma segmentasi. Setiap gambar disertai informasi penting seperti nilai Hb yang diukur di laboratorium, usia, dan jenis kelamin pasien dan telah tercantum dalam file csv.

Semua gambar yang ada pada dataset ini diambil dengan kamera *smartphone* Samsung S6 dengan resolusi kamera utama 16 MP, dilengkapi dengan perangkat khusus untuk memperbesar gambar, menstandarisasi pencahayaan, dan menghilangkan pengaruh cahaya sekitar. Semua gambar diambil pada jarak yang sama dan dengan pencahayaan lampu LED yang sama pula.

Dataset dibagi ke dalam 2 folder utama, folder untuk data pasien Italia dan folder untuk data pasien India. Di dalam folder Italia, terdapat 123 folder terpisah untuk masing-masing subjek, di mana masing-masing folder subjek berisikan 4 file JPG dan PNG. Keempat file tersebut merupakan gambar mata original, gambar konjungtiva forniks, gambar konjungtiva palpebral, dan gambar konjungtiva forniks + konjungtiva palpebral.

Khusus untuk pasien dengan nomor folder 1, 35, 54, 58, 75 dan 109 hanya dilengkapi 2 gambar, yaitu gambar original dan gambar konjungtiva palpebral saja dikarenakan area konjungtiva forniksnya tidak terekspos. Dan khusus untuk pasien dengan nomor folder 93, pasien tidak memiliki data rekaman nilai Hb. Serupa dengan folder Italia, folder untuk pasien India berisikan 95 folder data pasien dan 1 file excel berisikan informasi penting. Semua gambar dari kedua negara ini diambil dalam format RGB dan dengan ukuran 1067 x 800 pixel. Gambar 3.4 memuat persebaran jenis kelamin pada dataset.

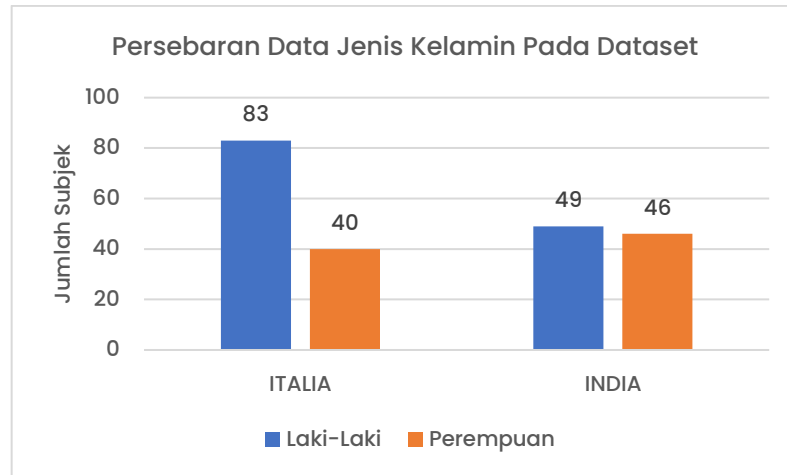
*Ground truth masking* yang digunakan pada penelitian ini adalah area konjungtiva palpebral dan konjungtiva forniks (keseluruhan konjungtiva mata). Hal ini dilakukan karena area keseluruhan konjungtiva mata memberikan nilai yang lebih baik dalam hal pendeteksian level Hb. Gambar 3.5 merupakan ilustrasi gambar mata yang diambil dan perbandingan dari masing-masing jenis konjungtiva mata-nya ada pada Gambar 3.6.



**Gambar 3.3.** Desain *light spacer*

### 3.3.2. Pre-Processing Citra

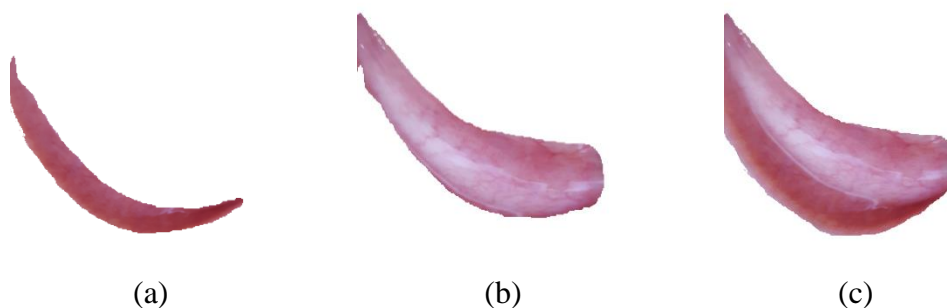
Penurunan dan normalisasi resolusi citra perlu dilakukan pada data *training* untuk mengoptimalkan waktu pelatihan dan menurunkan penggunaan memori yang dipakai. Resolusi citra akan diturunkan ke ukuran  $512 \times 682$  dan diterapkan ke citra original maupun citra hasil *masking*.



**Gambar 3.4.** Data persebaran jenis kelamin pada dataset



**Gambar 3.5.** Dataset gambar mata yang digunakan



**Gambar 3.6.** *Ground truth* segmentasi (a) konjungtiva palpebral, (b) forniks, dan (c) forniks + palpebral

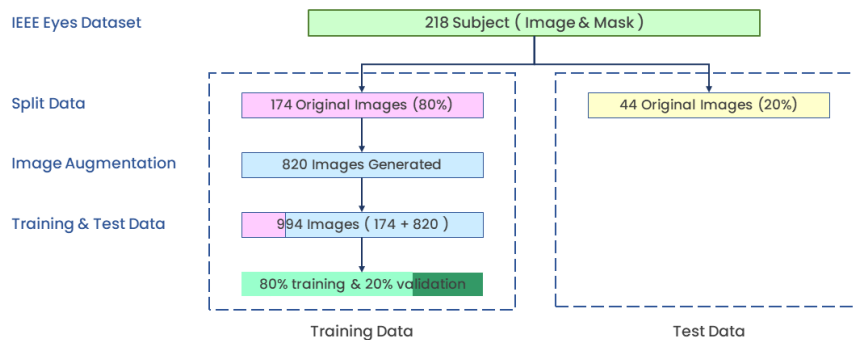
Di sisi lain, proses augmentasi juga perlu dilakukan untuk meningkatkan jumlah data pelatihan segmentasi. Beberapa teknik seperti *horizontal flipping*, *angular rotation* (antara  $-45^\circ$  sampai  $45^\circ$  dengan penambahan sudut  $5^\circ$ ), *gaussian blur*, dan *brightness addition*. Proses augmentasi hanya dilakukan pada data pelatihan seperti yang terlihat pada Gambar 3.7. Total ada 820 gambar baru hasil augmentasi. Sehingga keseluruhan jumlah gambar yang digunakan sebagai data pelatihan dan data validasi adalah 994 gambar – original dan *masking*.

Pada tahap ini juga dilakukan proses konversi *masking* ke dalam format biner – 0 dan 1. Hal ini dilakukan untuk menyederhanakan kelas gambar ke dalam *background* (label 0) dan objek yang di deteksi (label 1). Tahap konversi biner ini juga memberikan dampak efisiensi yang lebih baik selama pelatihan karena memerlukan komputasi yang jauh lebih kecil daripada penyimpanan *masking* dalam format RGB.

### 3.3.3. Metode Segmentasi Dengan UNBCSM Termodifikasi

Arsitektur U-Net *based conjunctiva segmentation model* (UNBCSM) yang dikembangkan oleh Kasiviswanathan *et al* [18] pada tahun 2020 digunakan sebagai model untuk melakukan segmentasi otomatis terhadap konjungtiva mata. Model akan dilatih dan diuji cobakan terhadap dataset gambar mata. Arsitektur UNBCSM akan terdiri dari 6 layer yang setiap operasi dalam layer nya dijelaskan dalam Gambar 3.8. Sementara gambaran arsitektur yang lebih umum dapat dilihat pada Gambar 3.9.

Terdapat beberapa modifikasi yang dilakukan pada arsitektur model UNBCSM ini. Pada layer modul 1 (LM 1) misalnya, 2 blok *zero-padding* dihilangkan untuk menyesuaikan ukuran gambar yang digunakan pada penelitian ini. LM 1 dirancang dengan 1 layer *max-pooling* untuk mengurangi sensitivitas model terhadap lokasi spesifik dari objek yang sedang dideteksi, sambil tetap mempertahankan konteks keseluruhan dari gambar. Dengan mengurangi sensitivitas terhadap lokasi, model lebih cenderung memahami fitur umum dan konteks keseluruhan dari objek yang ingin dideteksi, bukan hanya terpaku pada detail-detail spesifik di lokasi tertentu.

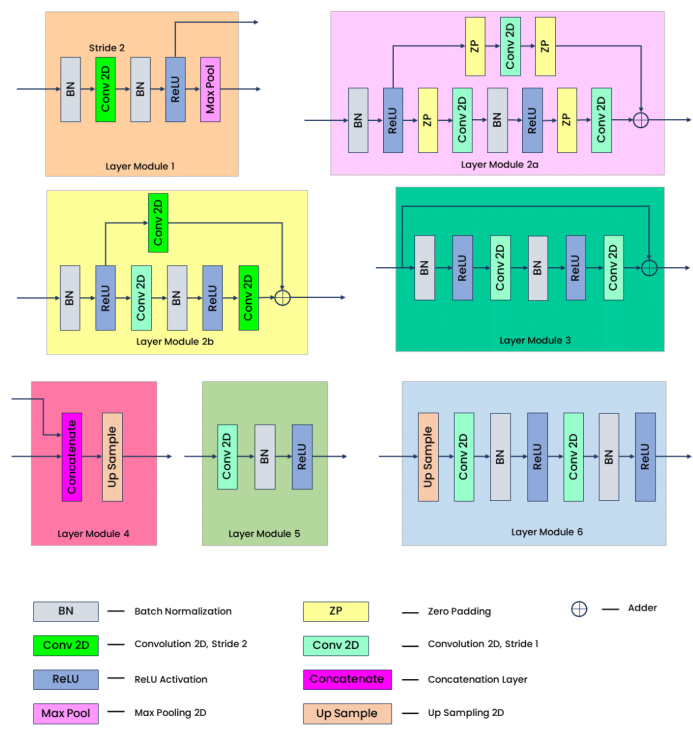


**Gambar 3.7.** Pembagian dataset *training* dan *testing*

Layer modul 2 (LM 2) berisikan 2 sub-modul, 2a dan 2b. LM 2a berperan sebagai *identity block* dan memanfaatkan konvolusi dengan jumlah *stride* = 1. Sementara LM 2b tersusun atas kombinasi konvolusi dengan *stride* = 1 dan *stride* = 2. Pada penelitian ini ditambahkan 2 blok *zero-padding* pada LM 2a dan penghapusan 2 blok *zero-padding* pada LM 2b dan LM 3. Penghapusan dan penambahan beberapa blok *zero-padding* di layer tertentu ini dilakukan untuk menjaga ukuran data tetap sesuai dan mengurangi efek konvolusi tepi yang dapat menyebabkan distorsi. Selain itu, modifikasi modul 4 dari model dilakukan dengan mendahulukan layer konkatenasi. Hasil konkatenasi dengan *skip features* tersebut kemudian diteruskan ke tahap *up sampling* pada decoder.

Model UNBCSM dimulai dari tahapan *down sampling* dan kumpulan layer konvolusi untuk melakukan fungsi segmentasi – memisahkan bagian objek dan latar belakang. Informasi tersebut kemudian disimpan dalam *model weight* dan diteruskan untuk proses *up sampling* di sisi kanan Gambar 3.9. Proses *up sampling* akan menata ulang pixel berdasarkan informasi tersimpan sehingga kembali ke ukuran awal. Layer modul 4, 5, dan 6 di sisi kanan bertanggung jawab terhadap proses *up sampling* ini meliputi normalisasi, dan fungsi aktivasi. Layer output tersusun atas konvolusi akhir dan fungsi aktivasi sigmoid.

Model segmentasi ini memiliki luaran akhir berupa *segmentation map* yang memprediksi kelas pixel – termasuk ke dalam *background* atau tidak. Hasil *segmentation map* ini dapat diolah lebih lanjut sehingga bisa diperoleh gambar prediksi konjungtiva mata dalam format RGB.



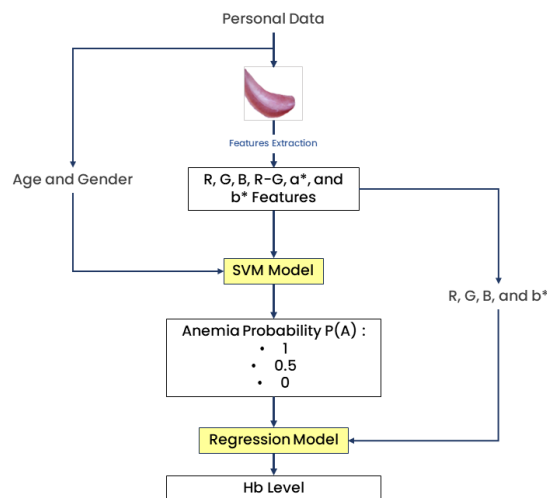
**Gambar 3.8.** Detail masing-masing layer modul



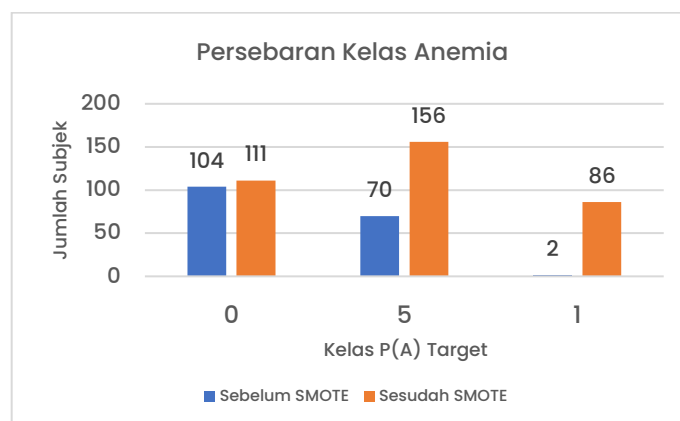


Model SVM ini dilatih dengan 8 fitur yang diperoleh dari 174 data subjek. Labelling dari 174 data tersebut dilakukan secara manual dengan memperhatikan level Hb asli subjek dan mengklasifikasikannya ke dalam 3 kelas seperti yang tertera pada tabel 3.2. Label  $P(A) = 1$  diberikan kepada subjek dengan kategori anemia *severe*,  $P(A) = 5$  untuk subjek dengan kategori anemia *moderate*, dan  $P(A) = 0$  untuk kategori subjek normal.

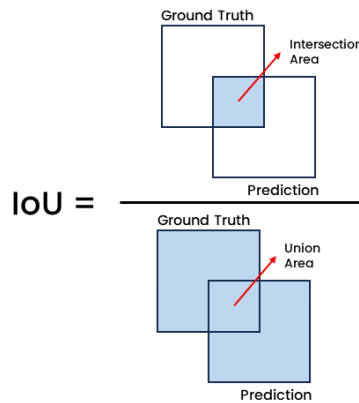
Namun, sedikitnya jumlah subjek yang termasuk ke dalam kategori *severe anemia* menyebabkan ketidakseimbangan dataset. Hal ini terpampang pada Gambar 3.11. Ketidakseimbangan ini nantinya akan mempengaruhi hasil prediksi model SVM yang akan dilatih. Untuk mengatasi hal tersebut digunakan metode SMOTE (*Synthetic Minority Oversampling Technique*) kepada kelas yang memiliki jumlah data paling sedikit. Metode SMOTE akan membuat data baru yang didasarkan pada persebaran data asli yang ada. Gambar 3.11 merupakan representasi jumlah data pelatihan SVM setelah dilakukan SMOTE. Data terbaru inilah yang akan digunakan sebagai data pelatihan untuk model SVM nantinya.



**Gambar 3.10.** Penentuan  $P(A)$



**Gambar 3.11.** Persebaran data  $P(A)$



**Gambar 3.12.** Ilustrasi perhitungan IoU

Keluaran dari model SVM yang telah dilatih berupa  $P(A)$  akan digabungkan dengan fitur  $R$ ,  $G$ ,  $B$ , dan  $b^*$  ke dalam regresi. Dengan memanfaatkan model regresi nilai  $H_b$  bisa diestimasi.

### 3.4. Pengujian Sistem

Untuk mengevaluasi sistem yang diajukan, ada beberapa parameter yang harus di evaluasi seperti evaluasi hasil segmentasi serta evaluasi algoritma estimasi hemoglobin. Hal ini dilakukan dengan tujuan untuk mengetahui performansi dari sistem yang dirancang.

#### 3.4.1. Evaluasi Hasil Segmentasi

Hasil segmentasi konjungtiva mata akan dievaluasi dengan metode IoU (*Intersection over Union*). Skor IoU mendefinisikan area tumpang tindih (*overlapping*) antara hasil prediksi dan *ground truth* segmentasi dibandingkan dengan area gabungan antara hasil prediksi dan *ground truth* [18]. Gambar 3.12 merupakan ilustrasi perhitungan IoU dan perhitungan untuk menentukan skor IoU terdapat di Persamaan (3.2). Skor IoU memiliki rentang hasil dari 0 – 1, yang mana 1 merepresentasikan bahwa *overlapping* pixel antara 2 objek adalah 100%.

$$IoU\ Score = \frac{G \cap P}{G \cup P} \quad (3.2)$$

#### 3.4.2. Evaluasi Algoritma Estimasi Hemoglobin

Berdasarkan batas antara normal dan anemia seperti pada Tabel 3.2, dataset akan di beri label normal, *moderate anemia*, dan *severe anemia* untuk kemudian di evaluasi hasil perhitungannya dalam bentuk akurasi seperti pada persamaan (3.3).

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3.3)$$

Selain itu, hasil prediksi Hemoglobin akan dibandingkan dengan label dari masing-masing data. Error prediksi terhadap nilai sebenarnya akan dihitung menggunakan Persamaan (3.3) yang merepresentasikan nilai *mean absolute error*.

### 3.4.3. Skenario Pengambilan Data

Semua data primer dari total 12 subjek akan diakuisisi menggunakan perangkat yang telah dirancang. Proses pengambilan gambar akan dilakukan dengan light spacer yang telah dilengkapi sumber pencahayaan, sehingga semua gambar diambil dengan keadaan dan kondisi cahaya lingkungan yang sama.

Sistem perangkat keras yang sudah dirancang akan diuji coba terhadap data sebenarnya. Perangkat akan diujikan terhadap total 12 subjek perempuan atau laki-laki berusia 17 - 25 tahun yang memiliki kondisi mata normal dan sehat. Masing-masing subjek akan diambil citra konjungtiva matanya (kiri dan kanan) melalui perangkat keras yang telah dibuat dan akan diambil sampel darahnya melalui Hb meter *easytouch* gcHb di saat yang bersamaan sebagai *golden standard* pengukuran anemia. Selama pengambilan data, sangat memungkinkan untuk melakukan pengambilan gambar berulang jika citra yang diambil belum sesuai, area konjungtiva mata tidak terekspos secara maksimal.

### 3.4.4. Uji Validasi

Terdapat beberapa hal yang perlu divalidasi untuk memastikan sistem sudah berjalan dengan benar. Nantinya, akan dilakukan uji validasi dengan metode *curve fitting* untuk mengetahui relasi antara nilai rata-rata pixel RGB dengan nilai Hb pada masing – masing subjek primer.

Data gambar dan data konsentrasi Hemoglobin yang sudah diperoleh akan dibandingkan sebagai bentuk uji validasi sistem. Error dihitung dengan menghitung selisih konsentrasi Hemoglobin dari citra dan konsentrasi Hemoglobin dari Hb meter. Nilai error akan dihitung dan di rata – rata sesuai dengan Persamaan (3.3). Dengan  $n$  adalah jumlah subjek,  $A$  adalah hasil pengukuran dengan Hb meter, dan  $B$  adalah hasil pengukuran dengan citra konjungtiva mata.

$$MAE = \frac{\sum |e|}{n} = \frac{\sum_{n=0}^n |A - B|}{n} \quad (3.3)$$

Metode lain yang akan digunakan sebagai dasaran untuk menguji dan mengevaluasi kemampuan sistem adalah Bland-Altman. Dengan metode ini, sumbu X merepresentasikan rata-rata dari kedua pengukuran (Persamaan 3.4), sedangkan sumbu Y merepresentasikan selisih/error antara 2 pengukuran (Persamaan 3.5). Sumbu Y pada grafik akan dipisahkan oleh rata-rata error yang diperoleh. Nantinya grafik ini akan memberikan informasi apakah hasil pengukuran masih berada dalam *limit of agreement* atau tidak. Dengan  $a$  adalah hasil

pengukuran Hb meter dalam g/dL dan  $b$  adalah hasil prediksi Hb oleh sistem dalam g/dL.

$$Mean = \frac{a + b}{2} \quad (3.4)$$

$$Error = a - b \quad (3.5)$$

## BAB IV PENGUJIAN SISTEM

### 4.1. Hasil Sistem Perangkat Keras

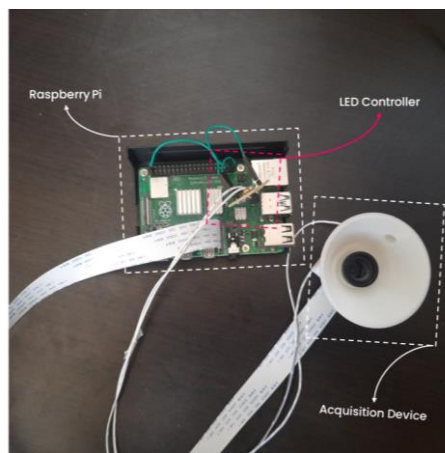
Gambar 4.1 merupakan visualisasi dari perangkat yang digunakan untuk mengakuisisi gambar mata pada subjek. Perangkat tersebut tersusun atas Raspberry Pi sebagai pengolah data dan piranti pengambil gambar. Piranti pengambil gambar secara detail tersusun atas modul kamera Raspberry Pi v3, lensa makro dengan perbesaran 12x, dan perangkat *spacer* yang dilengkapi LED sebagai sumber pencahayaan saat pengambilan citra seperti tertera pada Gambar 4.2.

### 4.2. Pengujian Perangkat Akuisisi Gambar

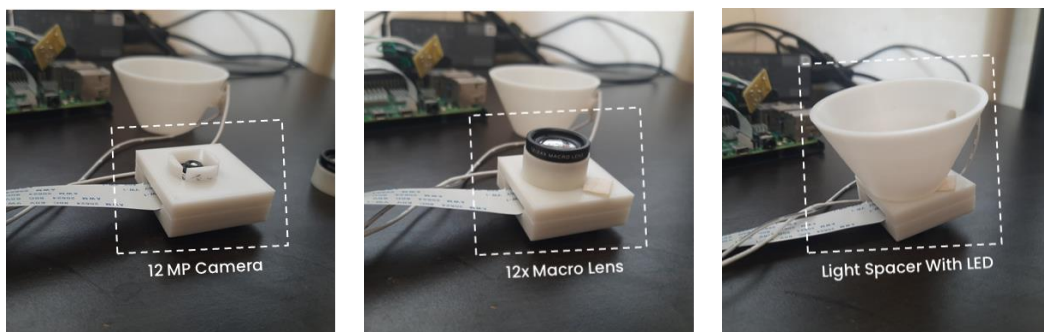
Terdapat beberapa hal yang harus dipastikan untuk menguji perangkat akuisisi gambar yang dirancang pada penelitian ini sudah sesuai. Perangkat akuisisi gambar yang telah dirancang nantinya akan melewati pengujian konsistensi dan pengujian reproduksibilitas.

#### 4.2.1. Pengujian Konsistensi dan Reproduksibilitas Kamera

Uji konsistensi bertujuan untuk memastikan bahwa perangkat kamera memberikan hasil yang sama atau serupa setiap kali digunakan di bawah kondisi



**Gambar 4.1.** Perangkat akuisisi data











**Gambar 4.2.** Penyusun perangkat kamera



yang sama. Sedangkan uji reproduksibilitas bertujuan untuk memastikan bahwa perangkat kamera memberikan hasil yang sama atau serupa ketika digunakan di bawah kondisi yang berbeda. Dua lokasi berbeda digunakan untuk menguji reproduksibilitas kamera.

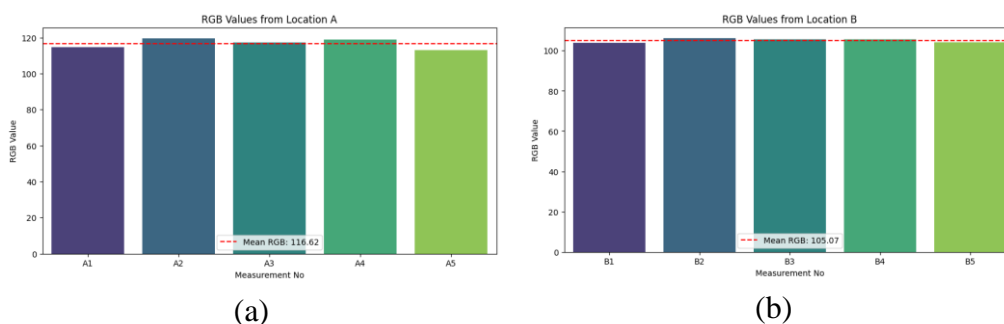
Dalam pengujian ini, akan diambil 10 gambar berulang terhadap objek yang sama. Variabel kontrol dalam pengujian ini adalah nilai ISO dari kamera, *brightness* kamera, dan *brightness* LED. Selain itu, untuk menjaga pengujian konsistensi, semua gambar dalam pengujian ini diambil oleh satu orang yang sama.

Nilai RGB dari 10 gambar akan dihitung dan di rata-rata untuk kemudian dibandingkan konsistensinya dengan memantau nilai standar deviasi. Tabel 4.1 memberikan informasi mengenai gambar yang diambil, nilai rata-rata RGB, dan lokasi pengambilan gambar. Selain itu representasi dalam bentuk grafik bar juga ditampilkan pada Gambar 4.3 (a) dan (b) untuk masing-masing lokasi pengambilan data.

**Tabel 4.1.** Hasil pengujian konsistensi reproduksibilitas

Lok/No	Gambar	Rerata RGB	Lok/No	Gambar	Rerata RGB
A1		114,51	B1		103,87
A2		119,52	B2		106,16
A3		117,38	B3		105,73
A4		118,73	B4		105,47

Lok/No	Gambar	Rerata RGB	Lok/No	Gambar	Rerata RGB
A5		112,97	B5		96,12



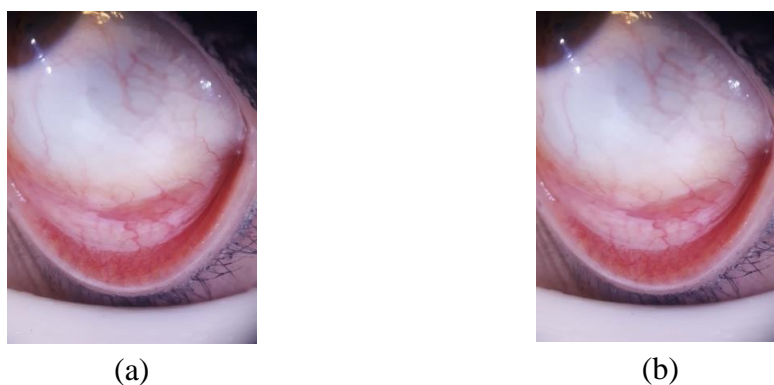
**Gambar 4.3.** Hasil uji konsistensi dan reproduksibilitas

### 4.3. Pengujian Model Segmentasi UNBCSM

#### 4.3.1. Pengujian Pre-Processing Citra

Seperti yang telah di sampaikan pada Sub-Bab 3.3.2, tahapan *pre-processing* diawali dengan normalisasi ukuran citra original dan citra *masking* menjadi  $512 \times 682$ . Hal ini perlu dilakukan pada data *training* untuk mengoptimalkan waktu pelatihan dan menurunkan penggunaan memori yang dipakai. Gambar 4.4 merupakan perbandingan antara resolusi asli dari dataset ( $2988 \times 3984$ ) dan gambar yang telah di normalisasi ukurannya ( $512 \times 682$ ).

Ukuran  $512 \times 682$  lebih dipilih karena tetap menjaga rasio dari gambar asli. Dengan begitu, tidak ada data dari dataset yang hilang akibat adanya *cropping*. Jika data di normalisasi dalam rasio lain – 1:1 misalnya, maka akan ada *data loss* pada gambar. Penggunaan rasio 1:1 juga menyebabkan adanya penyesuaian ulang mengenai area mana yang harus di pilih untuk diteruskan ke pada model.



**Gambar 4.4.** Perbandingan gambar (a) Sebelum dan (b) Setelah di normalisasi

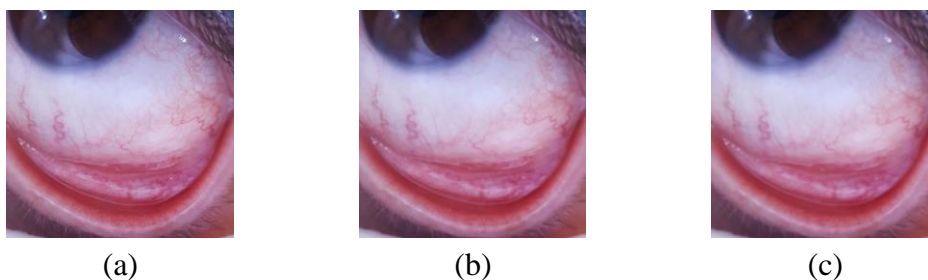
Setelah di normalisasi ukuran pixelnya, data akan diteruskan ke tahapan augmentasi. Total ada 4 augmentasi data yang dilakukan, yaitu *horizontal flipping*, *angular rotation* (antara  $-45^\circ$  sampai  $45^\circ$  dengan penambahan sudut  $5^\circ$ ), *gaussian blur*, dan *brightness addition*. Semua tahapan augmentasi ini dilakukan secara *random* simultan terhadap 174 data gambar original dan gambar *masking*.

Metode *gaussian blur* dilakukan 2 kali pada gambar untuk menghasilkan efek blur yang bervariasi. Metode *gaussian blur* 1 dilakukan dengan ukuran kernel  $5 \times 5$  dan standar deviasi 0. Sedangkan metode *gaussian blur* 2 dilakukan dengan ukuran kernel  $5 \times 5$  dan standar deviasi 2. Gambar 4.5 merupakan perbandingan antara (a) gambar original, (b) *gaussian blur* 1, dan (c) *gaussian blur* 2. Gambar 4.5 merupakan hasil *zooming* dari citra original, sehingga dampak blur nya bisa terlihat dengan jelas.

Selain dilakukan *gaussian blur*, metode augmentasi pada penelitian ini juga memanfaatkan penambahan *brightness* secara acak pada data pelatihan. Setiap gambar pada data pelatihan akan menerima nilai *brightness* secara acak – mulai dari 0.6 hingga 1.4. Setiap angka mewakili penurunan atau kenaikan *brightness* dari gambar. Angka 0.6 menunjukkan adanya penurunan kecerahan sebanyak 40% dan angka 1.4 menunjukkan kenaikan kecerahan sebanyak 40%. Sedangkan nilai 1 merepresentasikan nilai kecerahan asli dari gambar. Gambar 4.6 merupakan perbandingan antara citra dengan (a) nilai kecerahan 0.6 dan (b) nilai kecerahan 1.4.

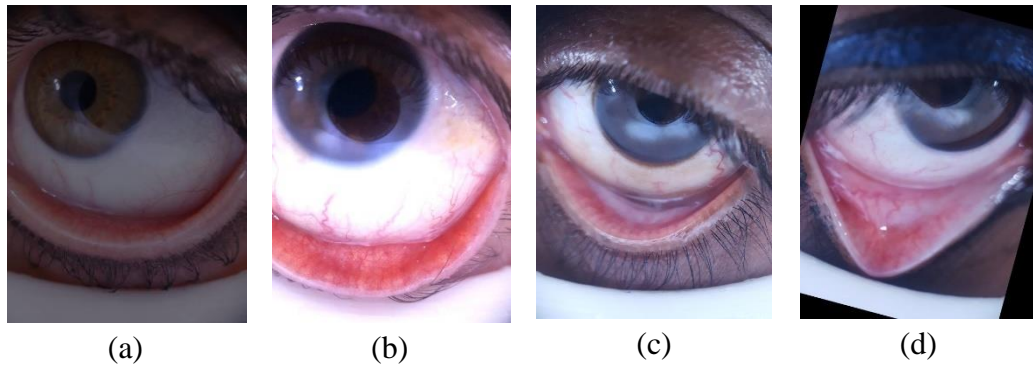
Dan yang terakhir adalah augmentasi data dengan metode *horizontal flipping* dan *angular rotation* menghasilkan citra seperti pada Gambar 4.6 (c) dan Gambar 4.6 (d).

Setelah semua data pelatihan melewati tahapan normalisasi pixel dan augmentasi data, berikutnya data *ground truth mask* akan dikonversi ke dalam bentuk biner. Hal ini dilakukan karena data asli yang tersedia dalam dataset masih berada dalam format RGB. Dengan format RGB, labeling dari data akan menjadi kompleks karena tidak adanya kelas yang seragam. Masing-masing pixel akan memiliki nilai yang berbeda meskipun keduanya merupakan area konjungtiva mata. Oleh karenanya dilakukan penyederhanaan label menjadi 0 dan 1 – 0 untuk *background* dan 1 untuk konjungtiva mata. Selain mempermudah proses labeling, tahapan ini juga mengurangi kebutuhan komputasi dari model. Gambar 4.7 merupakan perbandingan antara *ground truth mask* RGB dan *ground truth mask* biner.



**Gambar 4.5.** Hasil *gaussian blur*





**Gambar 4.6.** Hasil augmentasi (a) *brightness* 0.6, (b) *brightness* 1.4, (c) *horizontal flipping*, dan (d) *angular rotation*



**Gambar 4.7.** *Ground truth masking* (a) RGB dan (b) Biner

#### 4.3.2. Pengujian Model UNBCSM

Model UNBCSM yang digunakan sebagai metode segmentasi konjungtiva mata menerapkan arsitektur yang ada di Gambar 3.8 dan 3.9. Secara keseluruhan, model yang telah dirancang ini memiliki total 26.652.781 parameter yang tersusun atas 26.635.367 *trainable parameters* dan 17.414 *non-trainable parameters*.

Selama proses pelatihan model, terdapat beberapa metode yang diatur tetap diantaranya adalah penggunaan *learning rate scheduler*. Dengan metode ini, kecepatan pembelajaran dapat diatur berbeda untuk masing-masing epoch. Selain itu, parameter yang dipantau untuk mengetahui ketepatan model dalam mensegmentasi konjungtiva mata adalah IoU (*Intersection over Union*) dan Dice Score. Parameter ini dianggap lebih tepat digunakan karena tujuan model adalah melakukan segmentasi.

Model dilatih menggunakan cloud GPU P5000 dengan kapasitas 30 GB RAM, 8 CPU, dan 16 GB GPU. Masing-masing model dilatih dengan epoch yang bervariasi, mulai dari 95 hingga 120 epoch. Setelah melalui proses *training*, model akan dievaluasi menggunakan data validasi dan data *testing* untuk mengetahui kemampuan model dalam mensegmentasi konjungtiva mata. Hasil evaluasi tersebut kemudian digunakan sebagai parameter dasar untuk melakukan *tuning* ulang terhadap model sehingga bisa mencapai kemampuan maksimalnya.

Tahapan *hyperparameter tuning* yang pertama kali disesuaikan adalah pengaturan LR – *learning rate*. Tahapan ini merupakan tahapan yang paling penting seperti dikutip pada buku *Deep Learning* [42] yang menyatakan bahwa jika hanya

mempunya sedikit waktu untuk melakukan *hyperparameter tuning*, sesuaikan (*tune*) *learning rate*. Tabel 4.2 merupakan perbandingan pelatihan model pada beberapa kondisi LR.

**Tabel 4.2.** Hasil tuning learning rate

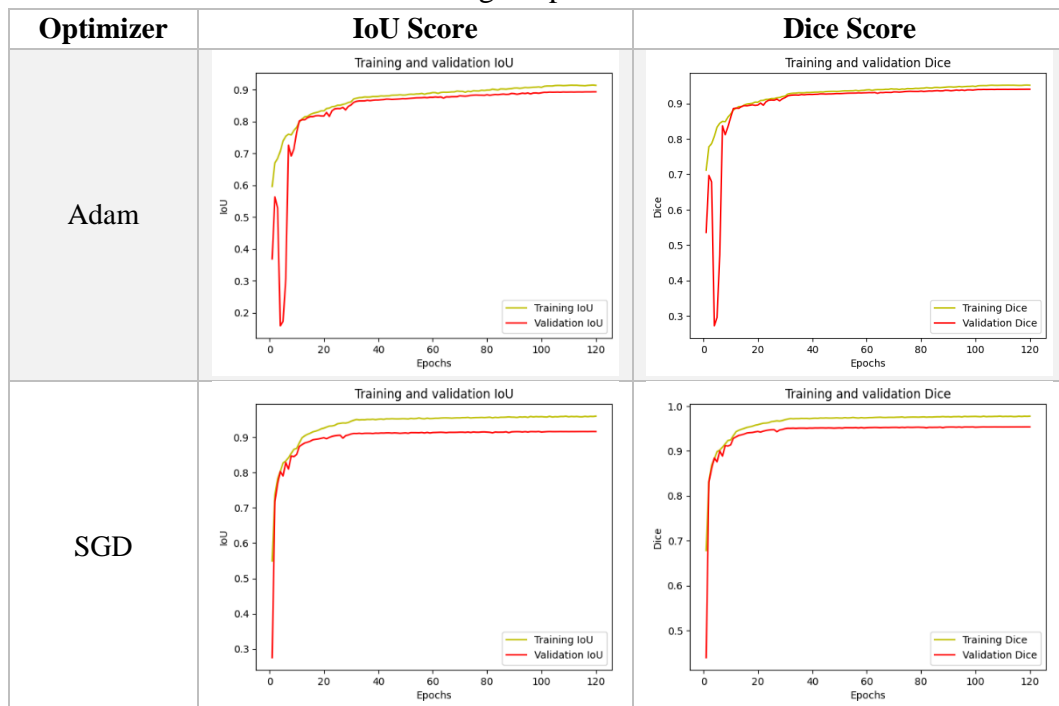
No	Learning Rate	Grafik IoU
1	epoch < 10: 0.001 epoch < 20: 0.0001 epoch < 80: 0.00001 epoch else: 0.000001	
2	epoch < 10: 0.01 epoch < 20: 0.001 epoch < 80: 0.0001 epoch else: 0.00001	
3	epoch < 10: 0.01 epoch < 30: 0.001 epoch < 100: 0.0001 epoch else: 0.00001	

Dari beberapa percobaan yang dilakukan selama *tuning* LR, diperoleh bahwa model mulai bekerja dengan stabil pada kisaran epoch 60 – 100. Sehingga model akhir yang dipilih pada penelitian ini memanfaatkan nilai epoch sebesar 120 untuk menjaga konvergensi model dan terlihat tidak terjadi penurunan performa baik pada data pelatihan dan data validasi.

Setelah mendapatkan nilai LR yang paling sesuai terhadap model, tahapan *tuning* berikutnya berlanjut pada nilai epoch dan jenis optimizer. Ada 2 jenis *optimizer* yang diuji cobakan pada penelitian ini, Adam dan SGD (*Stochastic Gradient Descent*). Tabel 4.3 merupakan perbandingan antara grafik IoU dan grafik Loss dari kedua *optimizer*.

Setelah nilai LR dan *optimizer* terbaik diperoleh, barulah nilai *batch size* dari model disesuaikan. Sebagai tambahan, semua model yang dilatih pada Tabel 4.2 menggunakan nilai *batch size* 4 dan Tabel 4.3 menggunakan nilai *batch size* 8. Tabel 4.4 di bawah ini merupakan perbandingan hasil IoU dan Dice Score dari beberapa *batch size*.

**Tabel 4.3.** Perbandingan optimizer Adam dan SGD



**Tabel 4.4.** Perbandingan nilai *batch size*

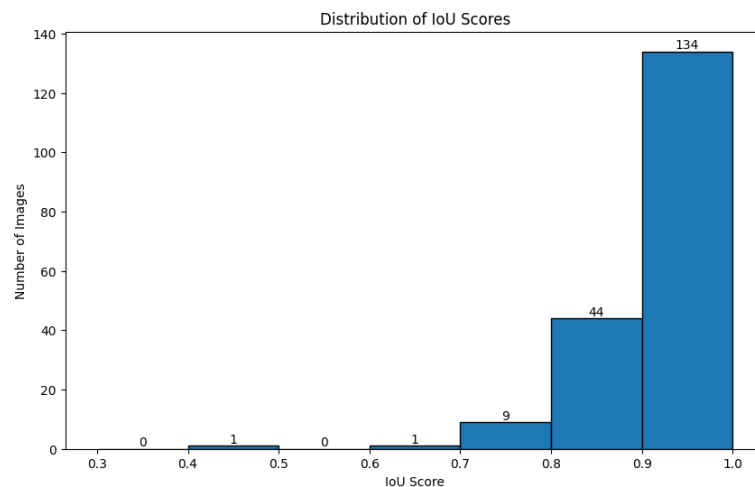
Batch Size	IoU Score (Training)	Dice Score (Training)
4	0.966	0.982
8	0.958	0.977

**Tabel 4.5.** Parameter model UNBCSM

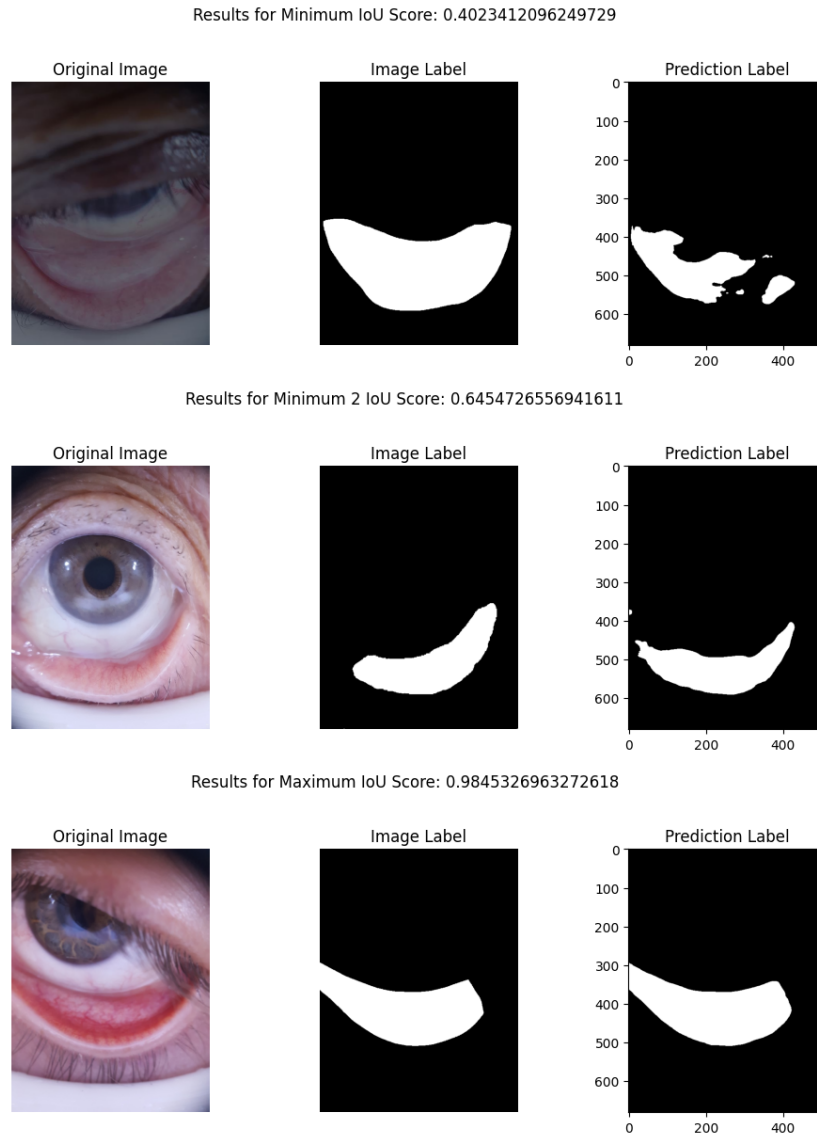
Parameter	Value
LR	epoch < 10: 0.01 epoch < 30: 0.001 epoch < 100: 0.0001 epoch else: 0.00001
Epoch	120
Optimizer	SGD
Batch Size	4
Loss	Jacard Coefficient Loss
IoU Training	0.966
IoU Validation	0.921
IoU Testing	0.822
Min IoU Validation	0.402
Max IoU Validation	0.984
Dice Training	0.982
Dice Validation	0.95
Dice Testing	0.902

Setelah dilakukan proses *hyperparameter tuning*, model dengan nilai IoU terbaik memiliki parameter seperti pada Tabel 4.5. Dengan rerata nilai IoU pada data pelatihan dan validasi masing-masing sebesar 96% dan 92%.

Untuk mengetahui kemampuan model lebih baik, dilakukan pengecekan mengenai nilai IoU terkecil dan terbesar pada data validasi. Nilai IoU terkecil pada model yang telah dirancang adalah 0.402 dan nilai IoU terbesarnya ada pada angka 0.984. Masing-masing hasil IoU pada citra ini ditampilkan seperti pada Gambar 4.9. Selain itu juga diberikan visualisasi grafik yang menggambarkan distribusi nilai IoU pada data validasi, tertera pada Gambar 4.8.



**Gambar 4.8.** Distribusi nilai IoU pada data validasi



**Gambar 4.9.** Nilai IoU terkecil dan terbesar pada data validasi

#### 4.4. Pengujian Metode Ekstraksi Fitur

##### 4.4.1. Pre-Processing Untuk Ekstraksi Fitur

Sebelum melakukan tahapan ekstraksi fitur, dilakukan *bright spot denoising* pada citra konjungtiva mata. Penemuan *bright spot* pada gambar nantinya dapat mempengaruhi hasil fitur yang diperoleh. Tahapan *bright spot denoising* ini telah banyak dilakukan pada penelitian sebelumnya [43]. Nilai dari *bright spot* akan akan digantikan oleh rata-rata pixel tetangganya yang bukan *bright spot*. Hal ini dilakukan secara berulang pada masing-masing chanel RGB sehingga bisa diperoleh citra baru yang bebas dari *bright spot*.

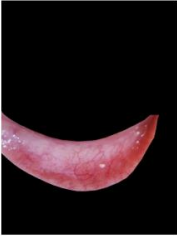
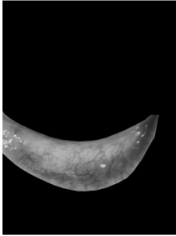

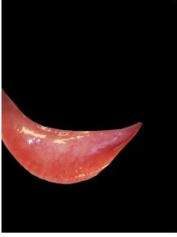
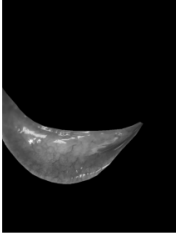

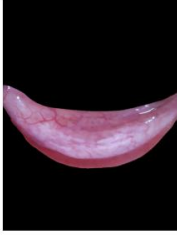
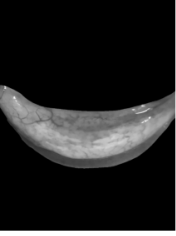

Dikarenakan jumlah pixel yang ada di dalam *bright spot* relatif sangat kecil, maka penggunaan nilai *cluster* lebih dari 4 akan menyebabkan pengelompokan area *bright spot* menjadi tidak efisien. Sebelum melakukan K-Means Clustering, gambar konjungtiva perlu di konversi ke dalam format *grayscale* terlebih dahulu. Metode

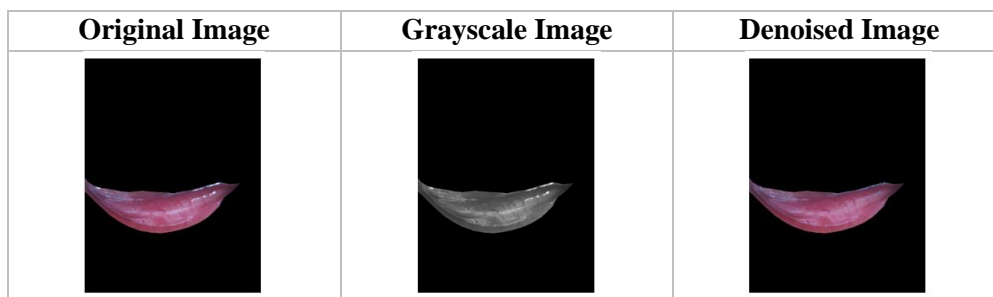
K-Means dengan 3 *cluster* kemudian dijalankan. Ada dua kriteria terminasi yang digunakan, pertama proses pengklasteran akan otomatis berhenti ketika nilai iterasi telah mencapai 100. Kedua, proses pengklasteran akan dihentikan ketika nilai epsilon kurang dari 0.2 (sangat kecil). Nilai epsilon ini menyatakan perubahan dalam posisi pusat kelompok (*centroid*), sehingga ketika pergeseran posisi *centroid* nya sudah cukup kecil, maka dapat dianggap algoritma sudah melakukan pengelompokan dengan baik. Fungsi ini dijalankan sebanyak 10 kali untuk memastikan hasil yang terbaik pada pusat kluster (*centroid*) awal yang dipilih secara acak.

Setelah pengelompokan selesai, pusat klaster (*centroid*) yang paling baik akan diambil dan dikonversi ke tipe data uint8. Tiga pusat klaster ini kemudian diurutkan untuk diambil nilai terbesarnya. Nilai terbesar yang diperoleh akan ditambahkan dengan 25 pixel. Nilai inilah yang kemudian akan digunakan sebagai ambang batas (*threshold*). Dengan *threshold* yang ada, sebuah *masker* dibuat untuk mengidentifikasi piksel yang lebih terang dari ambang batas.

Posisi *bright spot* yang telah diperoleh akan diisi kembali dengan metode *inpainting* Navier-Stokes. Dengan metode ini, area *bright spot* akan diisi dengan rata-rata warna pixel tetangganya namun dengan tetap memperhatikan kontur asli dari gambar. Hasil akhirnya adalah area *bright spot* dari gambar yang telah diperbaiki dan dihaluskan. Tabel 4.6 merupakan perbandingan dari beberapa *bright spot* yang telah dihilangkan pada citra.

**Tabel 4.6.** Hasil *bright spot denoising*

Original Image	Grayscale Image	Denoised Image
		
		
		



**Tabel 4.7.** Perbandingan  $R^2$  untuk model tanpa *bright spot denoising*

Kriteria	Fitur	$R^2$
Regresi tanpa <i>bright spot denoising</i>	R, G, B	0.2
Regresi dengan <i>bright spot denoising</i>	R, G, B	0.43

Jika dibandingkan dengan kumpulan data yang tidak menggunakan *bright spot denoising*, metode ini memberikan nilai yang signifikan untuk memperbaiki kemampuan prediksi dari regresi seperti yang terlihat pada Tabel 4.7.

#### 4.4.2. Seleksi Fitur Sebagai Variabel Penentu Hb

Pengujian dan seleksi jenis fitur dilakukan menggunakan citra yang telah melalui tahapan *bright spot denoising*. Total ada 174 citra konjungtiva mata yang digunakan sebagai sampel uji coba. Semua citra tersebut akan di ekstraksi fiturnya untuk menentukan kombinasi fitur apa yang paling sesuai dan memiliki nilai korelasi  $R^2$  paling baik pada data sampel.

Total ada 7 fitur yang di ekstraksi dari gambar dan 1 fitur tambahan berupa probabilitas anemia  $P(A)$ . Nilai  $P(A)$  tersebut diperoleh dengan menggabungkan beberapa fitur menggunakan metode SVM untuk memprediksi probabilitas seseorang terkena anemia ke dalam 3 kelas – 0, 5, dan 1. Pembahasan lebih detail mengenai pengujian metode SVM ada pada Sub Bab 4.4.3.

Rerata pixel *red* (R), *green* (G), *blue* (B), pixel *red* – pixel *blue* (R – G), nilai  $a^*$ , dan nilai  $b^*$  diekstraksi sebagai penentu nilai prediksi Hb yang akan diperoleh melalui model regresi. Metode regresi linear digunakan untuk mengestimasi level Hb dari 174 data subjek tersebut. Tabel 4.8 merupakan perbandingan nilai  $R^2$  untuk berbagai kombinasi fitur yang berbeda.

Pada Tabel 4.8 nomor baris 7, pemilihan fitur didasarkan pada 4 fitur yang memiliki nilai korelasi paling tinggi. Penentuan korelasi ini dilakukan dengan metode PCC (*Pearson Correlation Coefficient*). Fitur dengan korelasi tertinggi tersebut adalah R-G,  $b^*$ ,  $a^*$ , dan R yang masing-masing memiliki nilai korelasi 0.62, 0.58, 0.35, dan 0.25.

Kemudian untuk Tabel 4.8 nomor baris 9, fitur probabilitas anemia  $P(A)$  diperoleh dengan melakukan pelabelan secara manual kepada *ground truth* Hb yang ada pada 174 data. Pemberian label di dasarkan pada rentang Hb yang ada pada Tabel 3.2. Label 0 untuk subjek normal, 5 untuk *moderate anemia*, dan 1 untuk

*severe anemia*. Dari percobaan tersebut, terlihat bahwa penambahan fitur P(A) memberi peningkatan secara signifikan pada korelasi  $R^2$ . Oleh karena itu, pada Sub Bab 4.4.3 akan diberikan pembahasan khusus mengenai penambahan fitur P(A) yang ditentukan secara otomatis melalui metode SVM.

#### 4.4.3. Pengujian Metode SVM

Untuk meningkatkan nilai nilai korelasi  $R^2$  antara data pelatihan dan data prediksi, fitur baru probabilitas anemia P(A) ditambahkan. Fitur ini didapatkan dengan memanfaatkan SVM. Total ada 8 fitur yang digunakan pada model SVM ini – usia, jenis kelamin, fitur R, fitur G, fitur B, fitur R-G, fitur a\*, dan fitur b\*. Fitur jenis kelamin disimpan dalam bentuk angka biner, 0 untuk jenis kelamin perempuan dan 1 untuk jenis kelamin laki-laki.

**Tabel 4.8.** Perbandingan nilai  $R^2$

No	Features	$R^2$ Value
1	R, G, B, R-G	0.491
2	R, G, B, a*	0.491
3	R, G, B	0.492
4	Age, R, G, B	0.497
5	R, G, B, a*, b*	0.499
6	R, G, b*	0.499
7	R, R-G, a*, b* [ PCC ]	0.499
8	R, G, B, b*	0.506
9	R, G, B, b*, P(A)	0.732

**Tabel 4.9.** Perbandingan paramter model SVM

Parameter		70:30	80:20
Linear	C = 0.1	0.87	0.90
	C = 1	0.87	0.90
	C = 2	0.87	0.90
	C = 7	0.87	0.90
Sigmoid	C = 0.1	0.43	0.39
	C = 1	0.43	0.39
	C = 2	0.43	0.39
	C = 7	0.43	0.39
Polynomial	C = 1 Degree = 2	0.85	0.86
	C = 3 Degree = 2	0.83	0.89
	C = 4 Degree = 2	0.83	0.86
	C = 1 Degree = 3	0.86	0.87



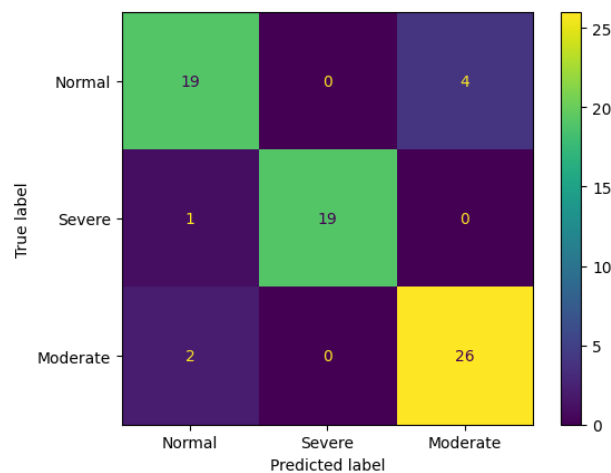
Parameter		70:30	80:20
RBF	C = 0.1	0.60	0.59
	C = 1	0.66	0.72
	C = 3	0.66	0.70

Fitur-fitur tersebut akan digunakan sebagai masukan SVM dan akan di evaluasi hasilnya berdasarkan nilai akurasi data validasi. Parameter model SVM yang menghasilkan nilai akurasi tertinggi akan digunakan sebagai model penentu P(A) kedepannya.

Model menerima 308 baris data yang kemudian di bagi ke dalam data pelatihan dan data validasi dengan berbagai perbandingan. Tabel 4.9 menunjukkan perbedaan hasil akurasi dari berbagai model SVM dengan parameter berbeda.

Setiap jenis kernel pada model SVM memiliki kegunaan yang berbeda. Parameter tambahan C atau *cost parameters* akan mencari garis *hyperplane* yang paling sesuai untuk memisahkan beberapa set data. Terdapat *trade-off* yang harus diperhatikan ketika mengontrol besar nilai C. Nilai C yang rendah memungkinkan lebih banyak kesalahan klasifikasi dalam data pelatihan, dilakukan untuk menghindari *overfitting* pada data baru. Di sisi lain, parameter C yang terlalu tinggi akan meminimalisir kesalahan klasifikasi dalam data pelatihan. Namun jika nilainya terlalu besar model dapat menjadi terlalu kompleks dan tidak bisa mengenali fitur pada data baru.

Pada penelitian ini, parameter C di optimasi untuk mendapat model terbaik berdasarkan pendekatan *trial-and-error*. Dari hasil uji coba yang ada, penggunaan kernel linear dengan nilai C = 2 pada perbandingan data 80:20 memberikan nilai akurasi validasi paling baik, yaitu sebesar 90%. Grafik *confusion matrix* untuk model ini dapat dilihat pada Gambar 4.10.



**Gambar 4.10.** Confusion matrix data validasi

#### 4.4.4. Pengujian Metode Regresi

Berdasarkan hasil uji coba jenis fitur dan jenis parameter SVM yang telah dilakukan sebelumnya, tahap pengujian deteksi level Hb dilanjutkan dengan mengujicoba beberapa jenis regresi. Model regresi dipilih karena kemampuannya untuk memprediksi parameter yang bersifat kontinyu seperti nilai Hemoglobin. Total akan ada 4 jenis regresi yang digunakan sebagai pengujian – *Linear Regression*, *Polynomial Regression*, *Decission Tree Regression*, dan *Gradient Boosting Regression*.

Masing-masing jenis regresi tersebut akan menerima masukan 5 fitur – R, G, B, b\*, dan P(A). pemilihan 5 fitur ini di dasarkan pada hasil uji coba di Tabel 4.8. Model regresi akan dilatih untuk memprediksi level Hb berdasarkan 5 fitur tersebut. Semua model di latih dengan data yang sama, yaitu data pelatihan yang telah melewati proses SMOTE.

Untuk mengetahui performa model yang terbaik, proses pengujian jenis regresi ini dilakukan pada 3 jenis data pelatihan yang dipisahkan berdasarkan jenis kelamin subjek – yaitu laki laki, perempuan, dan semua data. Sehingga proses penentuan performa terbaik bisa lebih diketahui secara mendetail. Tabel 4.10 merupakan hasil pengujian regresi terhadap data perempuan, disusul Tabel 4.11 untuk data laki-laki, dan Tabel 4.12 untuk semua data gabungan laki-laki dan perempuan.

Model regresi di evaluasi berdasarkan nilai  $R^2$  atau juga biasa dikenal sebagai koefisien determinansi. Parameter ini menjelaskan variasi dalam data. Nilainya bervariasi antara 0 sampai 1. Semakin dekat nilainya dengan 1, maka semakin baik model regresi dalam memprediksi keluaran dari model.

Untuk mempermudah proses analisis, akan ditampilkan grafik korelasi antara hasil prediksi dengan label. Pada masing-masing sub-set data hanya akan ditampilkan grafik dari model regresi yang paling baik. Visualisasi untuk masing-masing regresi tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.11 sampai Gambar 4.15.

**Tabel 4.10.** Hasil pengujian regresi untuk data perempuan

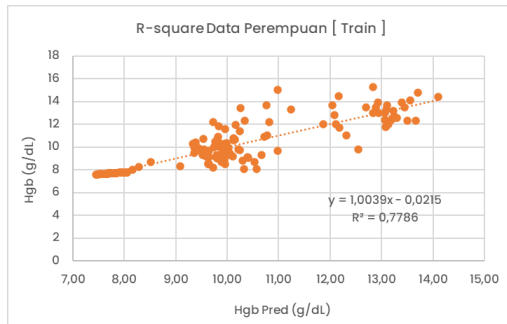
Regression Type	$R^2$		Additional Information
	Training Data	Testing Data	
Linear Regression	0.779	0.405	
Polynomial Regression	0.826	0.398	Degree = 2
Decission Tree Regression	0.991	0.268	
Gradient Boosting Regression	0.986	0.313	n_estimators = 30 learning_rate = 0.1 max_depth = 5

**Tabel 4.11.** Hasil pengujian regresi untuk data laki-laki

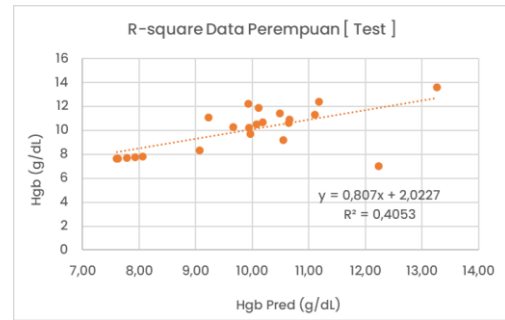
Regression Type	R <sup>2</sup>		Additional Information
	Training Data	Testing Data	
Linear Regression	0.606	0.703	
Polynomial Regression	0.643	0.718	Degree = 2
Decision Tree Regression	0.660	0.700	
Gradient Boosting Regression	0.672	0.697	n_estimators = 20 learning_rate = 0.1 max_depth = 2

**Tabel 4.12.** Hasil pengujian untuk data gabungan

Regression Type	R <sup>2</sup>		Additional Information
	Training Data	Testing Data	
Linear Regression	0.763	0.723	
Polynomial Regression	0.775	0.694	Degree = 2
Decision Tree Regression	0.975	0.558	
Gradient Boosting Regression	0.974	0.696	n_estimators = 100 learning_rate = 0.1 max_depth = 4

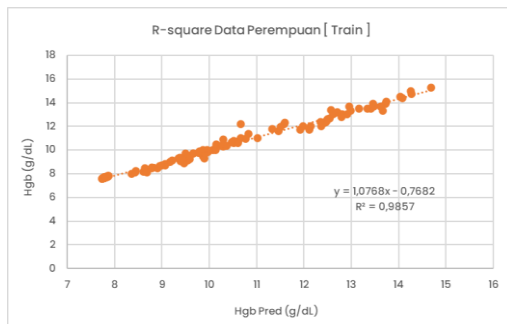


(a)

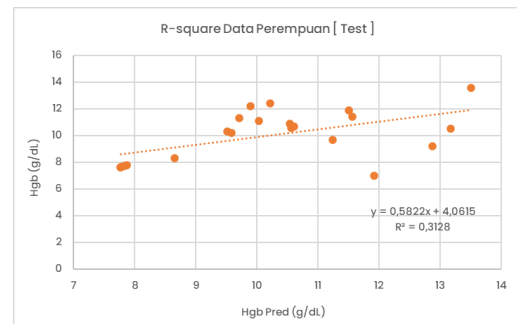


(b)

**Gambar 4.11.** R-square untuk model regresi linear pada data perempuan

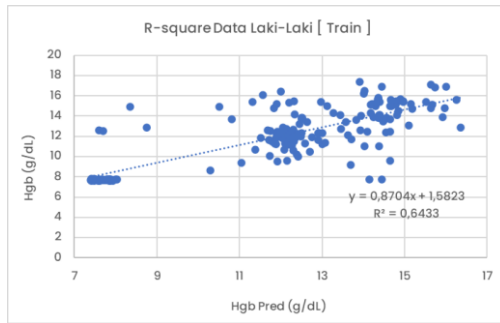


(a)

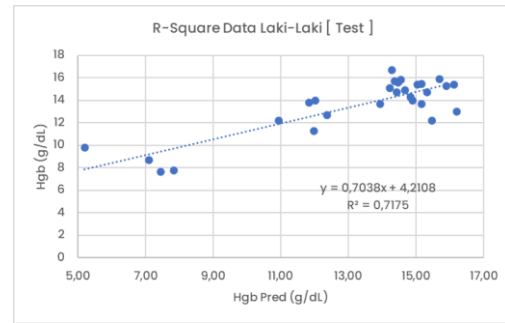


(b)

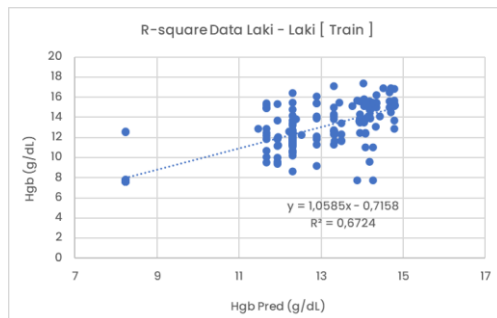
**Gambar 4.12.** R-square untuk model GBR pada data perempuan



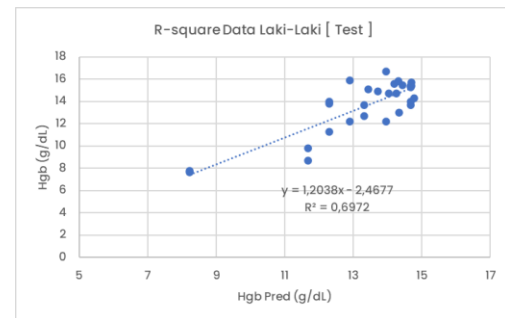
(a)



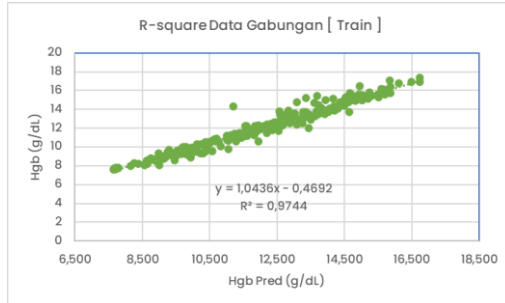
(b)

**Gambar 4.13.** R-square untuk model polynomial pada data laki-laki

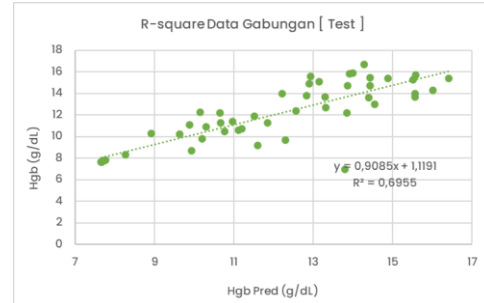
(a)



(b)

**Gambar 4.14.** R-square untuk model GBR pada data laki-laki

(a)



(b)

**Gambar 4.15.** R-square untuk model GBR pada data gabungan

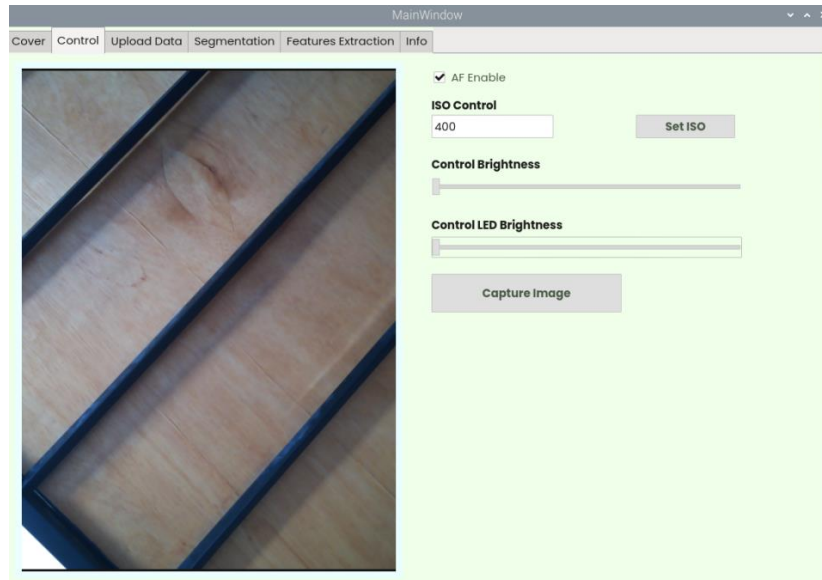
#### 4.5. Graphical User Interface (GUI)

GUI di desain untuk memudahkan penggunaan sistem yang telah dirancang. Gambar 4.16 merupakan hasil desain GUI. Pada tab *control*, pengguna dapat mengatur tingkat kecerahan gambar, kecerahan lampu LED, dan ISO yang ada pada kamera *Raspberry Pi* sekaligus memantau secara *real-time* pratinjau dari kamera. Untuk menjaga konsistensi selama pengambilan gambar, ketiga parameter tersebut akan diatur tetap selama pengambilan data primer.

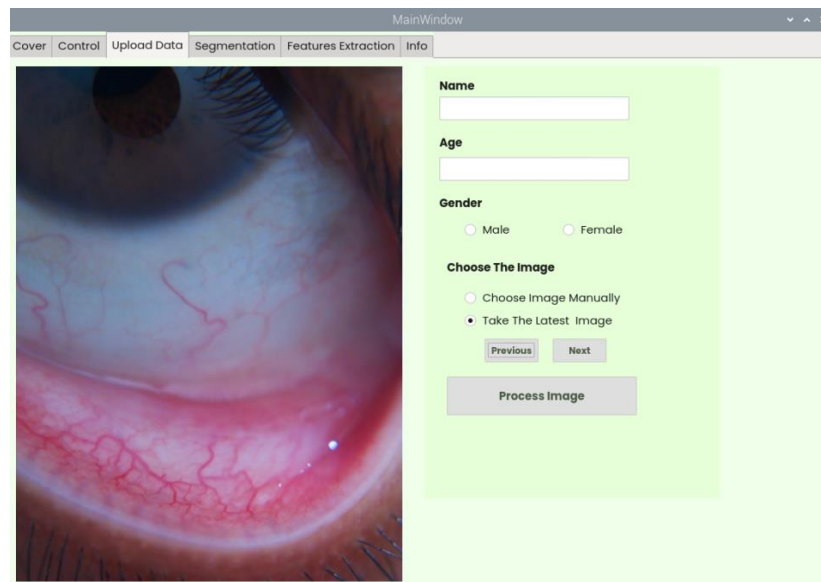
Gambar 4.17 akan berisikan data diri subjek berupa nama, usia, dan jenis kelamin. Setelah data diri dari subjek terisi, pengguna perlu mengunggah gambar mata yang telah diakuisisi sebelumnya. Gambar yang telah diunggah otomatis akan

diteruskan ke tab segmentasi seperti pada Gambar 4.18. Hasil prediksi *overlay* pada halaman ini juga otomatis tersimpan ketika tombol *Run Segmentation* ditekan.

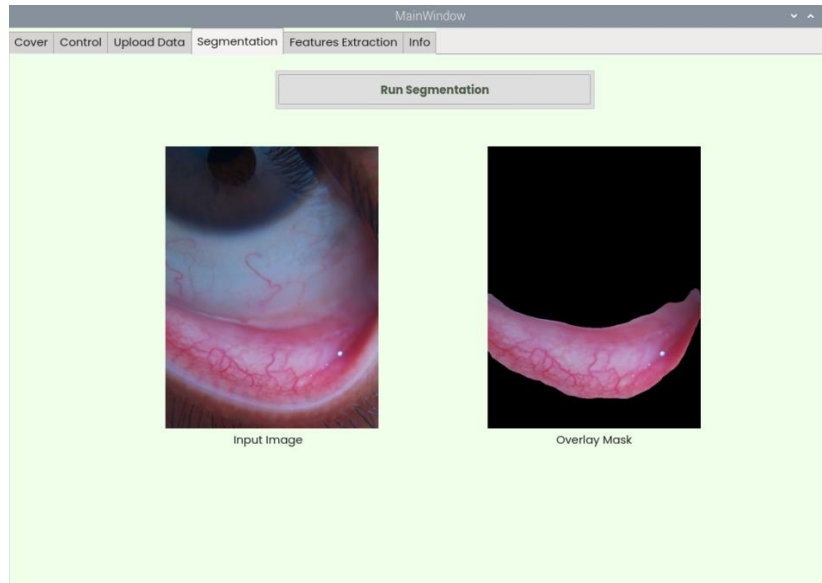
Hasil prediksi dari konjungtiva mata akan diekstraksi fiturnya seperti terlihat pada Gambar 4.19. Masing-masing fitur dari konjungtiva akan ditampilkan pada halaman ini – termasuk fitur P(A) dan hasil prediksi level Hemoglobinnya.



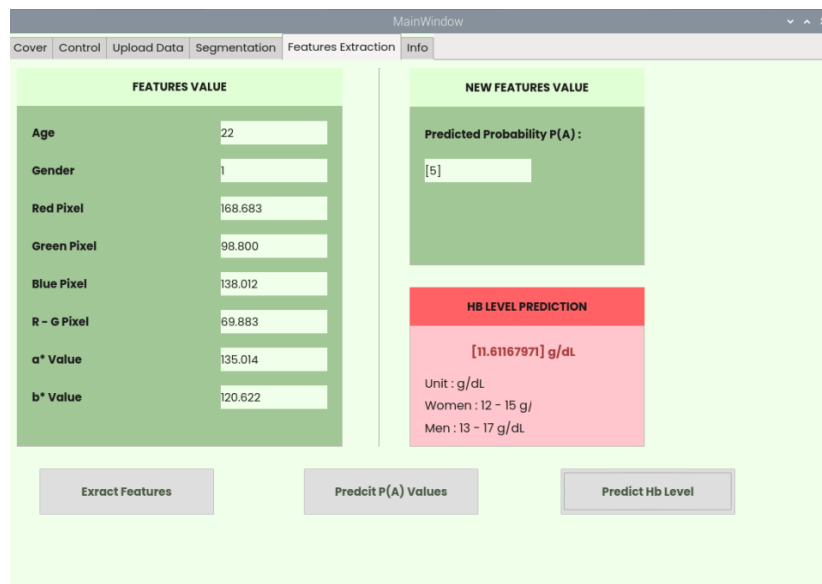
**Gambar 4.16.** Tab *Control* pada GUI



**Gambar 4.17.** Tab *Upload* pada GUI



**Gambar 4.18.** Tab *Segmentation* pada GUI



**Gambar 4.19.** Tab *Features Extraction* pada GUI

#### 4.6. Pengujian Keseluruhan Sistem

Pengujian keseluruhan sistem dilakukan untuk mengetahui performa dari sistem yang telah dirancang. Tahapan pengujian sistem diawali dengan pengambilan data primer kepada 12 subjek – 6 perempuan dan 6 laki-laki. Masing-masing subjek akan diambil gambar konjungtiva mata kanan dan kirinya menggunakan perangkat yang telah dirancang seperti pada Gambar 4.1. Selain itu, fitur lain seperti usia dan jenis kelamin subjek juga akan diinputkan pada sistem sebagai masukan model SVM nantinya.





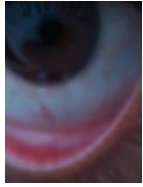
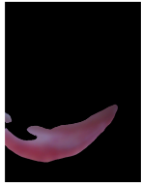




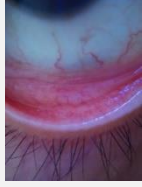

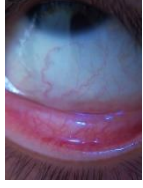


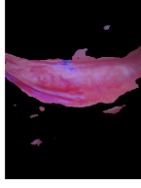




Gambar konjungtiva yang telah diakuisisi akan melewati tahapan segmentasi otomatis. Hasil segmentasi dari model UNBCSM kemudian di teruskan ke tahapan



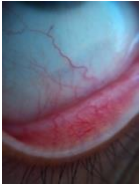

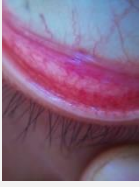


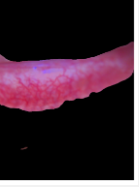
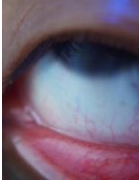
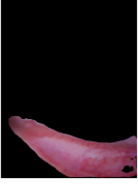
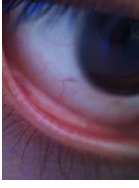








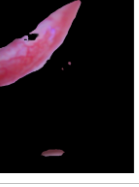
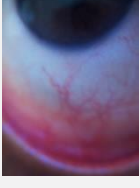



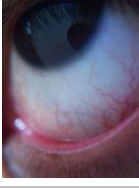
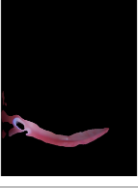


ekstraksi fitur. Total ada 8 fitur yang diperoleh setelah tahapan ini – usia, jenis kelamin, fitur R, fitur G, fitur B, fitur R-G, fitur a\*, dan fitur b\*. Semua 8 fitur ini akan diteruskan ke model SVM yang telah di latih sebelumnya. Hasilnya adalah fitur tambahan baru berupa probabilitas anemia P(A).

Fitur baru berupa probabilitas anemia P(A) akan diteruskan ke model *Gradient Boosting Regression* bersamaan dengan 4 fitur lainnya – fitur R, fitur G, fitur B, dan fitur b\*. Hasil akhir dari sistem ini adalah prediksi level Hb dari subjek.

Untuk mengetahui performa dari sistem yang telah di rancang, masing-masing subjek akan menerima perlakuan pengambilan sampel darah dengan *easytouch gCHb* sebagai *golden-standard* pengukuran anemia. Hasil pengujian segmentasi dari sistem dapat dilihat pada Tabel 4.13. Sedangkan semua fitur yang berhasil diperoleh dari 12 subjek ditambahkan pada Tabel 4.14.

**Tabel 4.13.** Hasil segmentasi untuk data primer

Subject No	Input Image (Left)	Predicted Mask (Left)	Input Image (Right)	Predicted Mask (Right)
P1				
P2				
P3				
P4				
P5				

Subject No	Input Image (Left)	Predicted Mask (Left)	Input Image (Right)	Predicted Mask (Right)
P6				
L1				
L2				
L3				
L4				
L5				
L6				

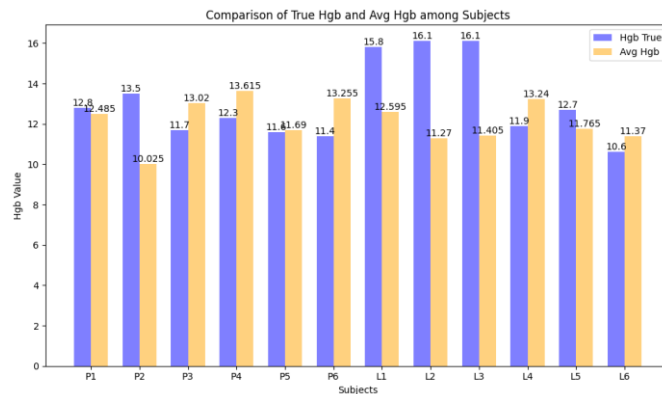
Dari hasil prediksi di Tabel 4.14, total ada 3 prediksi yang diperoleh – prediksi Hb dari mata kiri, prediksi Hb dari mata kanan, dan prediksi Hb dari rerata mata kanan kiri (Hgb Avg). Masing-masing prediksi ini akan dibandingkan dengan nilai asli Hb subjek sehingga bisa diketahui, nilai Hb mana yang paling mendekati *ground truth*. Hasil pengujian untuk masing-masing nilai Hb tertera pada Tabel 4.15. Selain itu, grafik dari hasil prediksi Hb Average juga ditampilkan pada Gambar 4.20 dengan sumbu X merepresentasikan nama subjek – P untuk



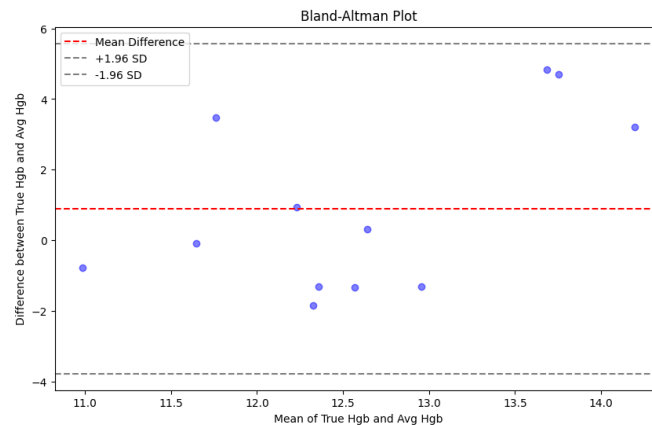
perempuan dan L untuk laki-laki. Sementara Sumbu Y menunjukkan perbandingan nilai antara rata-rata Hgb prediksi dan dan Hgb hasil *ground truth*.

**Tabel 4.14.** Hasil ekstraksi fitur dan prediksi untuk data primer

Subjek	L/R	R	G	B	R - G	a*	b*	P(A)	Hgb Pred	Hgb Avg	Hgb True
P1	L	136,137	77,9	121,11	58,23	132,05	124,53	5	13,21	12,485	12,28
	R	158,31	87,01	119,07	71,31	131,42	123,95	5	11,76		
P2	L	125,19	71,32	98,39	53,87	130,31	124,83	5	10,54	10,025	13,5
	R	89,85	48,61	95,65	41,24	131,26	126,24	5	9,51		
P3	L	146,7	72,05	106,39	74,41	133,5	121,59	5	12,7	13,02	11,7
	R	148,13	74,86	121,14	73,27	135,53	120,73	5	13,34		
P4	L	141,79	76,07	119,84	65,72	134,01	122,43	5	12,84	13,615	12,3
	R	156,11	77,1	130,62	79,01	136,86	119,9	5	14,9		
P5	L	143,71	66,54	104,04	77,17	132,88	122,53	5	13,57	11,69	11,6
	R	124,08	49,59	88,19	74,49	133,65	121,96	5	9,81		
P6	L	160,85	81,49	134,31	79,36	133,85	122,61	5	13,29	13,25	11,4
	R	137,09	68,41	91,05	68,67	133,02	121,29	5	13,22		
L1	L	123,83	76,84	128,57	96,09	138,21	117,23	5	12,62	12,595	15,8
	R	176,3	77,74	129,92	98,56	137,88	117,52	5	12,57		
L2	L	152,69	81,79	108,23	70,9	132,72	121,91	5	11,83	11,27	16,1
	R	132,82	70,76	90,1	62,05	130,97	123,87	5	10,71		
L3	L	146,71	56,62	104,84	90,09	133,42	122,27	5	12,4	11,405	16,1
	R	131,68	57,28	98,85	74,41	133,85	121,53	5	10,41		
L4	L	174,29	82,78	129,81	91,5	134,62	120,88	5	13,28	13,24	11,9
	R	177,21	93,49	136,9	83,72	132,5	123,11	5	13,2		
L5	L	130,1	61,21	95,21	68,89	134,34	120,86	5	10,27	11,765	12,7
	R	145,01	62,87	95,75	82,13	133,9	120,77	5	13,26		
L6	L	139,73	78,84	103,52	60,89	129,3	126,38	5	13,25	11,37	10,6
	R	128,67	52,91	82,98	75,77	130,53	124,89	5	9,49		



**Gambar 4.20.** Perbandingan data prediksi dan data *ground truth*



**Gambar 4.21.** Bland-Altman Plot untuk data hasil akuisisi

Hasil uji coba sistem yang tertera pada Tabel 4.14 juga direpresentasikan dalam bentuk Bland-Altman Plot di Gambar 4.21. Dari gambar tersebut dapat terlihat bahwa rata-rata perbedaan antara kedua pengukuran ada di angka 1 g/dL. Hasil titik-titik tersebar dari garis merah namun masih dalam batas garis kesepakatan menunjukkan bahwa prediksi model masih sejalan dengan hasil pengukuran *easytouch* gcHb. Namun demikian, pola dari titik-titik yang masih belum terkonsentrasi dan perbedaan antara hasil prediksi dan pengukuran yang bervariasi menunjukkan masih perlu adanya peningkatan kinerja sistem.

Dari informasi yang ada pada Tabel 4.14, dapat dilihat terdapat perbedaan prediksi antara nilai Hb dari mata kiri dan mata kanan. Untuk memastikan hasil pengujian dan menentukan penyebab dari perbedaan tersebut, dilakukan pengambilan data ulang pada 3 subjek baru. Masing-masing subjek akan diambil citra konjungtiva mata nya dengan prosedur sebagai berikut – konjungtiva mata kiri, konjungtiva mata kanan, konjungtiva mata kanan, dan konjungtiva mata kiri.

**Tabel 4.15.** Akurasi prediksi dari sistem

Tipe Prediksi	Akurasi (%)	MAE (g/dL)	Confusion Matrix									
Hgb Left	0.25	2.19	<p>Confusion Matrix Hb Left</p> <table border="1"> <tr> <td>True label \ Predicted label</td> <td>Normal</td> <td>Moderate Anemia</td> </tr> <tr> <td>Normal</td> <td>2</td> <td>4</td> </tr> <tr> <td>Moderate Anemia</td> <td>5</td> <td>1</td> </tr> </table>	True label \ Predicted label	Normal	Moderate Anemia	Normal	2	4	Moderate Anemia	5	1
True label \ Predicted label	Normal	Moderate Anemia										
Normal	2	4										
Moderate Anemia	5	1										
Hgb Right	0.25	2.47	<p>Confusion Matrix Hb Right</p> <table border="1"> <tr> <td>True label \ Predicted label</td> <td>Normal</td> <td>Moderate Anemia</td> </tr> <tr> <td>Normal</td> <td>1</td> <td>5</td> </tr> <tr> <td>Moderate Anemia</td> <td>4</td> <td>2</td> </tr> </table>	True label \ Predicted label	Normal	Moderate Anemia	Normal	1	5	Moderate Anemia	4	2
True label \ Predicted label	Normal	Moderate Anemia										
Normal	1	5										
Moderate Anemia	4	2										

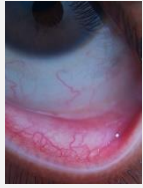



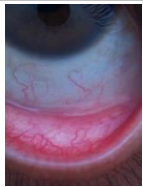



Tipe Prediksi	Akurasi (%)	MAE (g/dL)	Confusion Matrix												
Hgb Average	0.42	2.01	<p>Confusion Matrix Hb Average</p> <table border="1"> <tr> <td></td> <td>Normal</td> <td>Moderate Anemia</td> </tr> <tr> <td>Normal</td> <td>2</td> <td>4</td> </tr> <tr> <td>Moderate Anemia</td> <td>3</td> <td>3</td> </tr> <tr> <td></td> <td>Normal</td> <td>Moderate Anemia</td> </tr> </table>		Normal	Moderate Anemia	Normal	2	4	Moderate Anemia	3	3		Normal	Moderate Anemia
	Normal	Moderate Anemia													
Normal	2	4													
Moderate Anemia	3	3													
	Normal	Moderate Anemia													

Total akan diperoleh 4 citra untuk masing-masing subjek. Selain itu juga akan dilakukan 2 kali pengukuran dengan easytouch gcHb – di awal dan diakhir pengambilan gambar. Tabel 4.16 dan Tabel 4.17 menunjukkan hasil segmentasi untuk ketiga subjek baru dan hasil ekstraksi fitur nya.

Dari hasil segmentasi yang ada pada Tabel 4.16, terlihat bahwa model segmentasi masih dapat mengenali area konjungtiva mata kanan dan kiri dengan cukup baik.

**Tabel 4.16.** Hasil segmentasi untuk 3 subjek baru

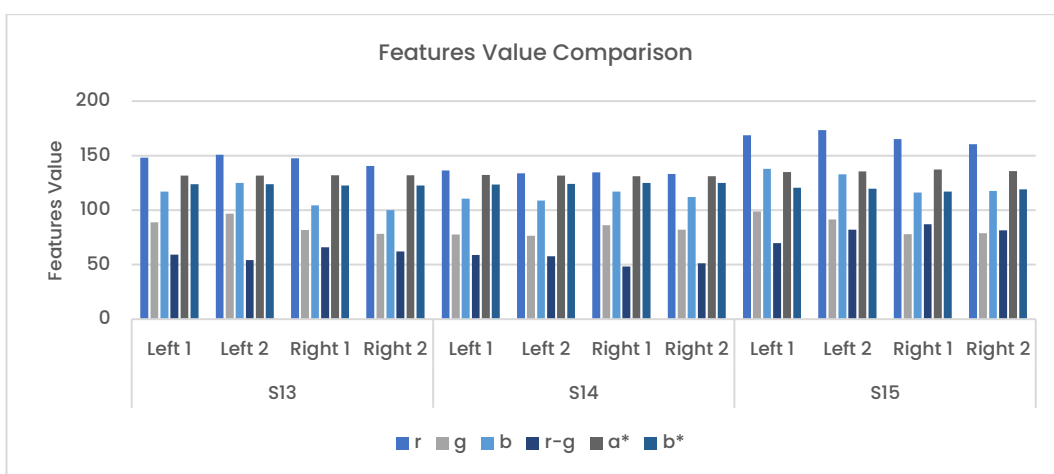
Subject No	Input Image (Left)	Predicted Mask (Left)	Input Image (Right)	Predicted Mask (Right)
S13				
S14				

Subject No	Input Image (Left)	Predicted Mask (Left)	Input Image (Right)	Predicted Mask (Right)
S15				
				

Tabel 4.17. Ekstraksi fitur 3 subjek baru

Subjek	L/R	R	G	B	R - G	a*	b*	P(A)	Hgb Pred	Hgb Avg	Hgb True
S13-1	L	148,04	88,89	117,16	59,15	131,7	123,68	5	11,98	12,25	10,3
	R	147,56	81,69	104,27	65,86	132,14	122,46	5	12,52		
S13-2	L	150,75	96,63	124,87	54,11	131,82	123,74	5	9,57	11,47	10,1
	R	140,56	78,38	100	62,18	131,96	122,71	5	13,37		
S14-1	L	136,49	77,63	110,48	58,85	132,23	123,53	5	11,64	11,72	10
	R	134,52	86,21	116,95	48,3	131,18	124,89	5	11,8		
S14-2	L	133,9	76,35	108,89	57,55	131,68	124,14	5	11,95	12,05	10,5
	R	133,17	81,93	111,90	51,23	131,07	124,83	5	12,16		
S15-1	L	168,68	98,79	138,01	69,88	135,03	120,58	5	11,61	12,01	11,7
	R	165,07	78,07	116,15	86,99	137,19	117,12	5	12,42		
S15-2	L	144,32	76,6	111,1	67,72	134,68	120,62	5	12,43	12,9	12,5
	R	173,29	91,36	132,78	81,93	135,59	119,6	5	13,06		

Hgb avg pada Tabel 4.17 merupakan nilai rata-rata dari hasil prediksi mata kanan dan mata kiri. Tabel ini dirancang untuk mengetahui mengapa nilai prediksi Hb dari mata kanan dan kiri seseorang bisa berbeda. Gambar 4.22 menunjukkan visualisasi dari Tabel 4.17.



Gambar 4.22. Perbandingan hasil ekstraksi fitur untuk 3 subjek baru

## BAB V PEMBAHASAN

### 5.1. Pembahasan Hasil Pengujian Perangkat Akuisisi Gambar

Dari data hasil pengujian yang telah dilakukan, Tabel 4.1 menjelaskan hasil uji konsistensi dan uji reproduksibilitas pada kamera. Objek yang sama diambil di dua lokasi yang berbeda dan dihitung rata-rata RGB nya untuk masing-masing gambar. Dari hasil pengujian yang dilakukan, rata-rata RGB di lokasi A adalah 116.2 dengan standar deviasi 2.50. Sedangkan rata-rata RGB di lokasi B adalah 105.07 dengan standar deviasi 0.91. Nilai standar deviasi yang kecil ini menunjukkan kamera sudah cukup konsisten dalam mengambil citra objek yang sama di kondisi lingkungan yang sama pula. Di sisi lain, untuk uji reproduksibilitas terlihat ada perbedaan rata-rata sekitar 11 pixel untuk 2 lokasi yang berbeda meskipun telah menggunakan *light spacer* khusus. Meskipun rata-rata perbedaan ini cukup kecil, untuk menghindari kesalahan deteksi yang tidak diinginkan, semua subjek akan diambil citra nya dalam kondisi dan lokasi yang sama. Penggambaran data lebih detail dapat dilihat pada Gambar 4.3 (a) dan 4.3 (b).

### 5.2. Pembahasan Hasil Pengujian Model Segmentasi UNBCSM

Dari hasil pengujian model UNBCSM yang telah dilatih dan divalidasi pada 755 dan 189 data, dapat terlihat bahwa pengaturan *learning rate* di awal pelatihan sangat mempengaruhi proses belajar dari model. Pada Tabel 4.2 baris ke-1 terlihat bahwa pengaturan *learning rate* yang terlalu kecil di awal (0.001) dapat menyebabkan model tidak bisa melakukan pembelajaran sama sekali. Bahkan setelah 2 sampai 3 epoch awal selama pelatihan, hasil IoU dari model akan langsung turun ke 0 sampai proses pelatihan selesai dan tidak mengalami peningkatan sama sekali. Hal ini terjadi karena pengaturan *learning rate* yang terlalu kecil menyebabkan proses pembelajaran menjadi sangat lambat atau bahkan ketidakmampuan untuk belajar sama sekali [44]. Untuk mengatasi masalah tersebut, nilai *learning rate* pada model ini dinaikkan menjadi 0.01 dan akan diturunkan secara gradual selama proses *training* berlangsung dengan menggunakan *learning rate scheduler*. Dengan kontrol *learning rate* seperti ini, dapat terlihat hasil model pembelajaran mengalami peningkatan yang signifikan seperti pada Tabel 4.2 baris ke-2 dan baris ke-3.

Di sisi lain, perbedaan jumlah epoch pada Tabel 4.2 baris ke-2 dan baris ke-3 juga memiliki sedikit perbedaan kestabilan pembelajaran. Kurva pembelajaran pada baris ke-2 terlihat sedikit beresilasi pada 20 epoch pertama. Sedangkan pada baris ke-3, kurva pembelajarannya terlihat sedikit lebih stabil jika dibandingkan dengan grafik pada baris ke-2. Oleh karena itu, tipe *learning rate* yang ada pada Tabel 4.2 baris ke-3 dipilih sebagai laju pembelajaran dari model UNBCSM.

Nilai LR tersebut diteruskan ke tahapan penentuan *optimizer*. Terdapat 2 jenis *optimizer* yang digunakan sebagai perbandingan – Adam dan SGD. Dengan

*optimizer* Adam, terlihat model UNBCSM mengalami osilasi yang cukup besar selama 40 epoch pertama. Di sisi lain penggunaan *optimizer* SGD menghasilkan model yang lebih stabil bahkan sebelum mencapai 20 epoch. Visualisasi kedua *optimizer* ini dapat dilihat pada Tabel 4.3. Jika ditelaah lebih lanjut, *optimizer* SGD selain lebih stabil juga memberikan nilai IoU validasi yang jauh lebih tinggi daripada *optimizer* Adam – 92% untuk SGD dan 89% untuk Adam. Oleh karena itu *optimizer* SGD lebih dipilih sebagai parameter pelatihan untuk model UNBCSM ini.

Dengan konfigurasi LR dan *optimizer* yang telah diperoleh, tahapan *tuning* berlanjut ke pemilihan *batch size*. *Batch size* 4 dan 8 dibandingkan untuk dilihat nilai mana yang dapat memberikan performa terbaik pada model. Dari hasil uji coba pada Tabel 4.4, terlihat *batch size* 4 memberikan nilai yang paling baik dalam hal IoU dan Dice. Oleh karena itu Tabel 4.5 digunakan sebagai parameter akhir dari model yang memberikan nilai IoU *training* dan *validation* sebesar 96% dan 92%.

Gambar 4.9 memberikan visualisasi terkait hasil segmentasi terkecil dan terbesar dari data validasi. Terlihat bahwa model UNBCSM memiliki nilai IoU terkecil sebesar 0.40 dan nilai IoU maksimal 0.98. Dalam hal segmentasi semantik, model dinilai sudah baik ketika nilai IoU nya berada di atas 50% [18]. Meskipun demikian, dapat dilihat pada distribusi hasil IoU pada Gambar 4.8, hanya ada 1 citra yang memberikan nilai IoU di bawah 0.5. Dapat dilihat pula bahwa citra yang memberikan nilai IoU 0.4 merupakan citra hasil augmentasi *brightness*, menyebabkan citra menjadi sangat gelap dan model kesusahan untuk melakukan segmentasi konjungtiva. Dari hasil distribusi IoU pada Gambar 4.8, sekitar 70% dari citra validasi memiliki nilai IoU di atas 0.9. Mengimplikasikan bahwa model sudah bekerja dengan sangat baik dalam mensegmentasi konjungtiva mata.

### 5.3. Pembahasan Hasil Pengujian Ekstraksi Fitur

Sebelum tahapan ekstraksi fitur, dilakukan proses *bright spot denoising* pada citra untuk menghilangkan area terang yang berisikan pantulan cahaya dari lampu. Dari hasil uji coba yang ada, metode K-Means Clustering memiliki kemampuan untuk menghilangkan *bright spot* dengan cukup baik. Selain itu ketika data sebelum *bright spot* dan sesudah *bright spot* dibandingkan, terlihat bahwa data sesudah *bright spot* memiliki kemampuan prediksi yang lebih baik seperti yang dilampirkan pada Tabel 4.7.

Dari hasil uji coba pemilihan fitur pada Tabel 4.8, terlihat bahwa fitur R, G, B, b\*, dan P(A) memiliki nilai  $R^2$  terbesar 0.785. Kombinasi fitur ini terlihat lebih baik jika dibandingkan dengan fitur sama tanpa P(A) yang memiliki nilai korelasi  $R^2$  sebesar 0.506 – Tabel 4.8 baris ke-8. Berdasarkan hasil pengujian ini, dibuatlah model SVM untuk memprediksi fitur baru probabilitas anemia P(A) secara otomatis.

Model SVM dilatih dengan 8 fitur utama yaitu, usia, jenis kelamin, fitur R, fitur G, fitur B, fitur R-G, fitur a\*, dan fitur b\*. Berbagai parameter jenis kernel dan *cost*

*parameter* di atur sedemikian rupa sebagaimana terlihat pada Tabel 4.9. Model terbaik untuk prediksi P(A) diperoleh dari parameter kernel linear dengan nilai *cost parameter* 2. Dengan akurasi validasi sebesar 90%, visualisasi *confusion matrix* untuk model ini dapat dilihat pada Gambar 4.10. Dari hasil *confusion matrix* tersebut, terlihat bahwa model masih beberapa kali salah memprediksi fitur normal sebagai data fitur *moderate anemia*.

Tahapan pengujian dilanjutkan ke fase pengujian model regresi. Total ada 4 jenis regresi yang dibandingkan – *Linear Regression, Polynomial Regression, Decission Tree Regression, dan Gradient Boosting Regression*. Masukan dari model regresi ini adalah 5 fitur R, G, B, b\*, dan P(A). Untuk menentukan regresi mana yang lebih baik, hasil  $R^2$  untuk data *training* dan *testing* telah ditampilkan pada Tabel 4.10 hingga Tabel 4.12. Visualisasi grafik korelasi untuk model regresi tertentu juga ditunjukkan pada Gambar 4.11 sampai Gambar 4.15.

Pada Tabel 4.10 regresi terbaik pada data perempuan di peroleh dari metode *Linear Regression* dan *Gradient Boosting Regression (GBR)*. Pada data *training*, terlihat metode GBR memiliki nilai  $R^2$  tertinggi 0.98. Namun jika dilihat pada data *testing*, metode *Linear Regression* mengungguli metode GBR dengan nilai  $R^2$  0.4. Berdasarkan persebaran data *testing* yang lebih baik di Gambar 4.11, metode regresi linear dirasa lebih sesuai pada data perempuan.

Pada Tabel 4.11 untuk data laki-laki, model regresi terbaik didapati pada metode regresi polynomial dan GBR. Visualisasi prediksi dari kedua metode regresi tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.13 dan Gambar 4.14. Meskipun terlihat memiliki nilai  $R^2$  lebih baik daripada metode GBR, metode polynomial pada Gambar 4.13 (b) terlihat memiliki satu kesalahan error prediksi – nilai Hb 10 g/dL diprediksi menjadi 5 g/dL.

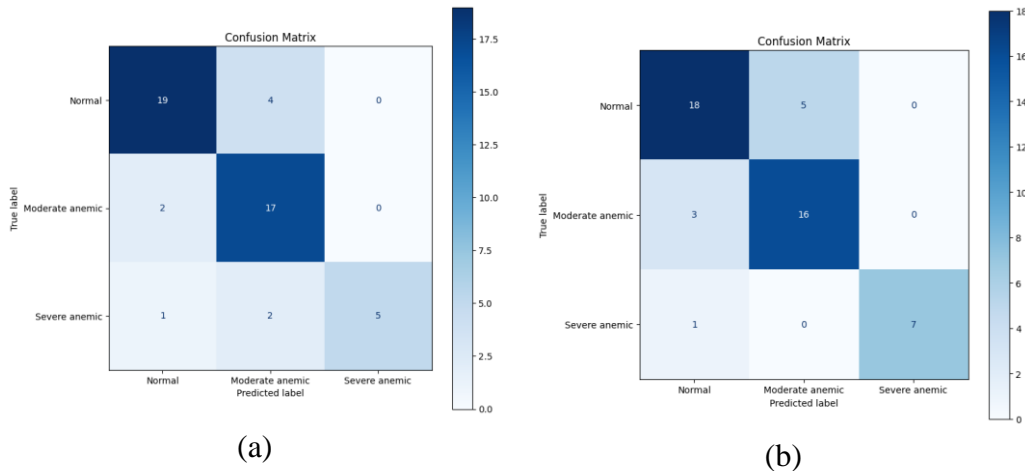
Dan yang terakhir, Gambar 4.15 merupakan visualisasi dari Tabel 4.12 untuk model regresi GBR. Dari semua model regresi yang diuji coba, model ini memiliki kemampuan cukup konsisten dalam hal prediksi data *training* dan data *testing* dengan nilai  $R^2$  sebesar 0.696. Nilai  $R^2$  *testing* pada metode ini terlihat lebih kecil daripada model regresi linear. Oleh karena itu, untuk melakukan penentuan model, dilakukan cek akurasi untuk kedua model ini – regresi linear dan GBR.

**Tabel 5.1.** *Classification report* regresi linear pada data gabungan

Class	Precision	Recall	F1Score	Support
Normal	0.86	0.83	0.84	23
Moderate Anemic	0.74	0.89	0.81	19
Severe Anemic	1.00	0.62	0.77	8
Accuracy			0.82	50
Macro Avg	0.87	0.78	0.81	50
Weighted Avg	0.84	0.82	0.82	50

**Tabel 5.2.** Classification report GBR pada data gabungan

Class	Precision	Recall	F1Score	Support
Normal	0.82	0.78	0.80	23
Moderate Anemic	0.76	0.84	0.80	19
Severe Anemic	1.00	0.88	0.93	8
Accuracy			0.82	50
Macro Avg	0.86	0.83	0.84	50
Weighted Avg	0.83	0.82	0.82	50



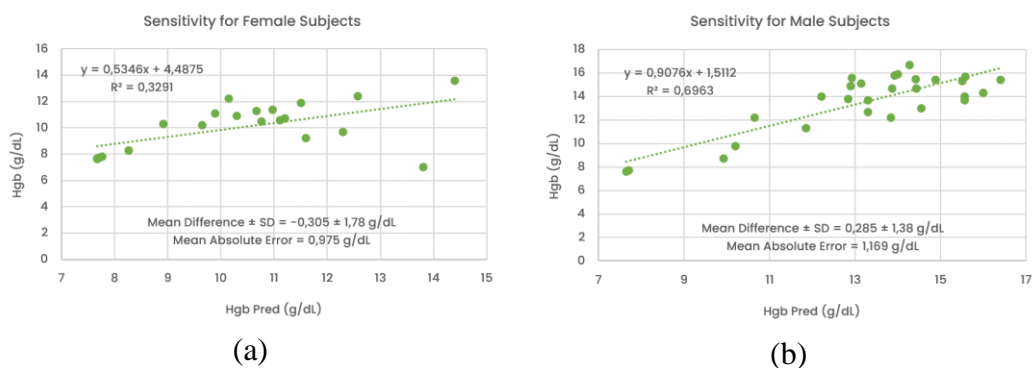
**Gambar 5.1.** Confusion matrix (a) regresi linear dan (b) GBR

Dari hasil perbandingan pada Tabel 5.1 dan Tabel 5.2, terlihat bahwa model GBR memiliki nilai *recall* yang lebih baik (0.88 vs 0.62) menunjukkan bahwa model GBR memiliki kemampuan lebih baik dalam mengidentifikasi kasus *severe anemic*. Di sisi lain model GBR juga memiliki nilai *macro avg* yang lebih baik pada data *recall* (0.83 vs 0.78), mengimplikasikan bahwa model ini memberikan performa yang baik di semua kelas secara keseluruhan.

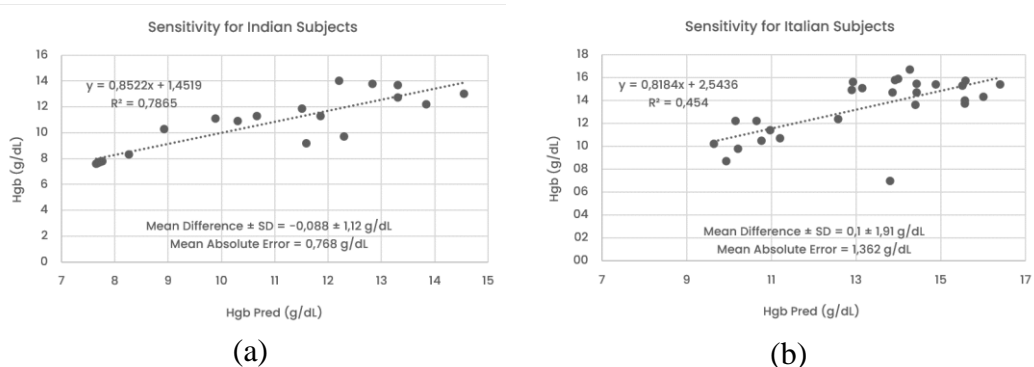
Oleh karena itu, meskipun kedua model tersebut memiliki nilai akurasi yang sama yaitu 82%, model GBR lebih dipilih sebagai model akhir yang akan digunakan untuk memprediksi level Hb. Selain itu, dari sisi perbandingan nilai MAE, model GBR memiliki nilai error yang lebih kecil jika dibandingkan dengan model regresi linear – 1.08 g/dL vs 1.11 g/dL. Performa kedua model regresi ditampilkan dalam bentuk *confusion matrix* seperti pada Gambar 5.1 (a) dan (b).

Berdasarkan model GBR yang telah dipilih tersebut, dilakukan pengujian sensitivitas model terhadap usia dan gender dari subjek. Pengujian ini dilakukan pada data *testing*, dengan total 22 subjek perempuan dan 28 subjek laki-laki. Gambar 5.2 (a) merupakan hasil pengujian terhadap data perempuan sedangkan Gambar 5.2 (b) adalah hasil pengujian untuk data laki-laki. Dari informasi yang ada pada gambar, dapat diketahui bahwa meskipun model GBR dilatih untuk data gabungan laki-laki dan perempuan, model masih memiliki nilai bias yang sedikit lebih besar untuk data perempuan daripada laki-laki – tidak begitu signifikan.





**Gambar 5.2.** Mean difference untuk (a) perempuan dan (b) laki-laki



**Gambar 5.3.** Mean difference untuk etnis (a) India dan (b) Italia

Hal ini juga ditemui pada penelitian Young *et al* [45] yang menguji beberapa perangkat non-invasif kepada 289 subjek. Riset tersebut menunjukkan bahwa semua perangkat non-invasif yang diuji memberikan nilai bias yang lebih besar pada laki-laki daripada perempuan. Perbedaan kesimpulan pada tugas akhir ini dan Young *et al* [45] dapat terjadi akibat perbedaan jumlah subjek yang digunakan. Penelitian [45] menggunakan jumlah sampel yang lebih besar, karakteristik demografi yang lebih beragam (*Asian, African, Latino*), dan rentang usia yang lebih luas (10 bulan – 65 tahun).

Untuk sub-group etnis, nilai *mean difference* dibandingkan untuk subjek yang berasal dari India dan Italia seperti tertera pada Gambar 5.3. Dari hasil pengujian yang ada, diketahui perbedaan etnis dan warna kulit tidak menghasilkan bias yang signifikan, -0.088 dan 0.1 untuk subjek India dan Italia. Hal ini sejalan dengan riset yang dilakukan oleh Shabaninejad *et al* [46] menunjukkan bahwa tidak ada perbedaan signifikan antara subjek dari etnis Asia (-0.22), Eropa (0.03), dan Amerika (-0.26) dengan total 2000 subjek.

Dalam hal usia, penelitian tugas akhir ini belum bisa mengamati dan membandingkan bias antara data anak-anak (<18 tahun) dan orang dewasa. Hal ini dikarenakan dataset yang digunakan pada penelitian ini hanya memiliki rentang usia 20 – 82 tahun. Tetapi, berdasarkan uji coba yang dilakukan di [45], tiga perangkat non-invasif memberikan nilai bias yang lebih besar untuk orang dewasa

daripada anak-anak, yaitu  $-1.1 \pm 2.1$  g/dL untuk orang dewasa dan  $0.3 \pm 1.7$  g/dL untuk anak-anak.

#### 5.4. Pembahasan Hasil Pengujian Keseluruhan Sistem

Pengujian keseluruhan sistem dilakukan pada 6 subjek perempuan dan 6 subjek laki-laki. Masing-masing subjek akan diambil gambar konjungtiva mata kanan dan mata kirinya untuk kemudian diteruskan kepada sistem. Hasil prediksi segmentasi yang telah dirancang dapat dilihat pada Tabel 4.13. Dari tabel tersebut dapat dilihat bahwa model segmentasi telah cukup baik dalam mengenali dan mensegmentasi area konjungtiva mata. Untuk beberapa citra mata yang terlalu gelap, atau konjungtiva mata nya tidak begitu terekspos, terlihat model segmentasi masih mengalami kesalahan segmentasi di pixel-pixel tertentu. Selain itu, beberapa kesalahan deteksi pada pixel di Subjek P4 dan L4 menunjukkan bahwa model segmentasi yang dirancang juga mengamati fitur warna dan bentuk dari konjungtiva. Berdasarkan hal tersebut, sangat disarankan untuk memanfaatkan model segmentasi ini pada subjek yang memiliki keadaan mata normal. Jika diaplikasikan dengan subjek yang memiliki kondisi mata merah misalnya, maka model akan kurang maksimal dalam mengenali area konjungtiva mata.

Hasil ekstraksi fitur untuk semua subjek dapat dilihat pada Tabel 4.14. Dikarenakan ada 3 prediksi Hb yang dihasilkan oleh sistem, Tabel 4.15 merangkum informasi penting seperti akurasi, MAE, dan *confusion matrix* dari masing-masing prediksi Hb. Dari informasi yang tertera pada tabel, terlihat bahwa nilai rata-rata Hb dari mata kanan dan kiri memiliki nilai akurasi paling baik dan nilai MAE paling kecil – 42% dan 2.01 g/dL.

Perbedaan hasil implementasi pada data subjek dan data pelatihan ini bisa saja diakibatkan oleh perbedaan perangkat akuisisi yang digunakan. Model regresi yang dipilih dilatih berdasarkan dataset sekunder, kemudian model yang sama diaplikasikan pada subjek dengan perangkat akuisisi yang berbeda. Perbedaan jenis kamera dan *ambience light* dapat menjadi faktor penyebab perbedaan akurasi antara dataset dan data subjek.

Pengujian pada 3 subjek baru juga dilakukan pada penelitian ini untuk mengetahui mengapa terjadi perbedaan hasil prediksi antara mata kanan dan mata kiri dari 1 subjek yang sama. Prosedur pengambilan data untuk ketiga subjek tersebut telah di tuliskan di Sub Bab 4.6.

Dari Tabel 4.17 dapat diamati bahwa hasil prediksi *golden standard easytouch gCHb* memiliki selisih perbedaan sebesar 0.2, 0.5, dan 0.7 g/dL untuk masing-masing subjek S13, S14, dan S15. Meskipun di ambil dari subjek yang sama, perbedaan hasil pengukuran pertama dan kedua ini dapat disebabkan oleh beberapa faktor. Termasuk di antaranya adalah akibat adanya pemijatan yang dilakukan pada jari sebelum dilakukannya pengambilan darah kapiler. Proses memijat jari ini menyebabkan adanya pergerakan cairan interstisial (cairan di antara sel-sel) ke dalam aliran darah kapiler. Sebab itu, pengenceran sampel darah terjadi

menyebabkan meningkatnya volume cairan di dalamnya tanpa meningkatkan jumlah sel darah merah sesungguhnya. Itulah mengapa, jumlah sel darah merah terlihat lebih sedikit akibat meningkatnya volume cairan tubuh, meskipun jumlah sel darah merah dalam sampel nya tetap sama [47].

Meskipun demikian, perbedaan hasil perhitungan pertama dan kedua untuk Hgb True masih dapat diterima. Seperti yang dibahas pada penelitian [48], [49] menunjukkan bahwa tidak terdapat perbedaan statistisik yang signifikan antara perhitungan Hb menggunakan *easytouch gHb* dan metode cyanmethemoglobin dan pada penelitian [46] yang menunjukkan bahwa batas signifikan untuk nilai perbedaan Hb ada di angka 1 g/dL.

Dari hasil analisis data pada Tabel 4.17 dan Gambar 4.22, terdapat beberapa hal yang dapat menyebabkan perbedaan nilai prediksi antara mata kanan dan mata kiri. Pada tabel hasil segmentasi, dapat diamati bahwa luas area segmentasi antara mata kiri dan mata kanan sedikit berbeda. Perbedaan luasan area konjungtiva mata ini dapat diakibatkan oleh beberapa hal, diantaranya tubuh manusia yang memang tidak semuanya simetris (Tabel 4.13 baris L2), dan hasil prediksi konjungtiva mata yang kurang maksimal seperti terlihat pada Tabel 4.17 baris S14. Pada konjungtiva mata, tingkat warna kemerahan ditentukan oleh banyaknya oksigen yang bersirkulasi di pembuluh darah kapiler. Ketidaksimetrisan persebaran pembuluh darah kapiler antara mata kanan dan mata kiri juga dapat menyebabkan perbedaan hasil prediksi antara mata kanan dan mata kiri. Oleh karena itu, pada penelitian ini dipertimbangkan untuk mengambil hasil prediksi dari rerata kedua konjungtiva mata tersebut.

Di sisi lain, perbedaan luasan area konjungtiva mata ini juga disebabkan oleh perbedaan *angle* kamera saat pengambilan gambar. Perbedaan *angle* ini terjadi akibat adanya proses penyesuaian fokus kamera ke mata masing-masing subjek – menyebabkan adanya perbedaan luas area konjungtiva seperti yang terjadi pada Tabel P6, P5, L4, dan L6. Selain itu, perbedaan *angle* juga menyebabkan perbedaan posisi pantulan cahaya yang diterima oleh konjungtiva mata kanan dan kiri, menyebabkan hasil ekstraksi fitur yang sedikit berbeda, meskipun tidak terjadi perubahan signifikan pada warna konjungtiva mata.

Dari hasil perhitungan berulang yang dilakukan, diketahui bahwa warna pembuluh darah di konjungtiva mata tidak mengalami perubahan yang signifikan dalam rentang waktu yang pendek (2-5 menit). Ini dapat terjadi karena perubahan komposisi eritrosit memang tidak dapat berubah dalam waktu singkat kecuali mengalami keadaan ekstrim seperti kehilangan darah saat mengalami luka. Hal ini tersampaikan pada Tabel 5.3 yang menunjukkan selisih nilai fitur di mata kiri pertama dan mata kiri kedua dan Tabel 5.4 yang menunjukkan selisih nilai fitur di mata kanan pertama dan mata kanan kedua. Masing-masing tabel menunjukkan sedikit perbedaan intensitas antara pengukuran pertama dan kedua.

**Tabel 5.3.** Selisih nilai fitur untuk mata kiri

Subjek Ke	r	g	b	r-g	a*	b*
S13	2,71	7,74	7,71	5,04	0,12	0,06
S14	2,59	1,28	1,59	1,3	0,55	0,61
S15	4,61	7,43	5,23	12,05	0,56	0,98

**Tabel 5.4.** Selisih nilai fitur untuk mata kanan

Subjek Ke	r	g	b	r-g	a*	b*
S13	7	3,31	4,27	3,68	0,18	0,25
S14	1,35	4,28	5,049	2,93	0,11	0,06
S15	4,49	0,91	1,46	5,4	1,43	1,98

### 5.5. Perbandingan Dengan Penelitian Sebelumnya

Pada penelitian ini dikembangkan sebuah sistem otomatisasi segmentasi konjungtiva mata sebagai masukan dari moder regresi untuk memprediksi nilai Hemoglobin dari seseorang. Tabel 5.5 merangkum hasil perbandingan metode segmentasi dengan penelitian-penelitian sebelumnya.

Meskipun penelitian ini mengutip arsitektur dari Kasiviswanathan *et al* [18], terdapat beberapa modifikasi pada modul 1, 2a, 2b, 3, dan 4 seperti yang telah dibahas pada Sub Bab 3.3.3. Selain itu, semua parameter yang digunakan selama pelatihan model segmentasi di penelitian ini berbeda dengan yang telah dilakukan oleh Kasiviswanathan *et al* [18]. Sehingga berikut merupakan perbandingan dari beberapa metode segmentasi yang telah dilakukan sebelumnya.

**Tabel 5.5.** Perbandingan metode segmentasi konjungtiva otomatis dengan peneltian sebelumnya

Penulis	Dataset	Metode Segmentasi	Akurasi Segmentasi
Ghosal <i>et al</i> [17] 2021	Personal dataset	Semi-otomatis	–
Kasiviswanathan <i>et al</i> [18] 2020	Personal Dataset (Same Acquisition Device)	UNBCSM	85.7%
Chen <i>et al</i> [37] 2022	Personal Dataset	<i>Mask</i> R-CNN	67.8%
Hu <i>et al</i> [34] 2023	Personal Dataset	<i>Mask</i> R-CNN	82.6%.
Proposed Method	IEEE Eyes-Defy Dataset	Modifikasi UNBCSM	92,12%

Dari sisi segmentasi model, terlihat bahwa penelitian ini mengungguli beberapa penelitian sebelumnya dengan nilai IoU yang paling baik untuk data validasi. Sebagai parameter pembandingan tambahan, Tabel 5.6 memuat perbandingan parameter yang ada pada penelitian ini dan pada penelitian [18].

Dari sisi ekstraksi fitur, Tabel 5.7 merupakan beberapa perbandingan dengan penelitian terdahulu. Jika dibandingkan dengan penelitian yang dilakukan oleh Chen *et al* [37] dan Hu *et al* [34], penelitian dengan fitur dan metode yang diajukan untuk tugas akhir ini memiliki nilai korelasi dan error yang lebih kecil. Menunjukkan bahwa metode yang digunakan sudah cukup baik. Selain itu riset yang dilakukan oleh Hu *et al* [34] juga menggunakan beberapa metode regresi lain seperti *linear regression*, *decision tree regression*, dan *gradient boosting regression*. Perbandingan nilai korelasi untuk ketiga metode ini tertera pada Tabel 5.8. Dari tabel tersebut dapat diamati bahwa fitur yang dipilih pada penelitian ini dapat mengungguli hasil dari penelitian yang digunakan oleh Hu *et al* [34].

**Tabel 5.6.** Perbandingan parameter [18] dan penelitian yang diajukan

<b>Model Parameters</b>	<b>Kasiviswanathan <i>et al</i> [18]</b>	<b>Proposed Method</b>
Activation Function	Sigmoid	Sigmoid
Batch Size	16	4
Optimizer	-	SGD
Epochs	100	120
Metrics	IoU Score	IoU Score, Dice Score
Loss	bce_Jaccard Loss	Jaccard Loss
Learning Rate	epoch < 10: 0.001 epoch < 20: 0.0001 epoch < 80: 0.00001 epoch else: 0.000001	epoch < 10: 0.01 epoch < 30: 0.001 epoch < 100: 0.0001 epoch else: 0.00001
No. of Trainable Parameters	24,438,804	26,635,367
Training IoU	96%	96.6%
Validation IoU	85.7%	92.1%
Minimum Validation IoU	0.661	0.402
Maximum Validation IoU	0.928	0.984

**Tabel 5.7.** Perbandingan hasil ekstraksi fitur

<b>Penulis</b>	<b>Dataset</b>	<b>Perangkat</b>	<b>Fitur</b>	<b>Metode</b>	<b><math>R^2</math></b>	<b>MAE</b>
Ghosal <i>et al</i> [17] 2021	Personal Dataset	Smartphone Camera	R, G, B	Regresi Logistik	0.82	0.9

Penulis	Dataset	Perangkat	Fitur	Metode	$R^2$	MAE
Chen <i>et al</i> [37] 2022	Personal Dataset	Smartphone Camera	-	MobileNetV3 + SE	0.505	1.52
Hu <i>et al</i> [34] 2023	Personal Dataset	Smartphone Camera	18 features	MobileNetV3	0.503	1.6
Proposed Method	IEEE Eye Defy	Camera and Macro Lens	R, G, B, b*, P(A)	GBR	0.696	1.1

**Tabel 5.8.** Perbandingan hasil  $R^2$  pada berbagai regresi

Metode Regresi	Hu <i>et al</i> [34]	Proposed Method
Linear Regression	0.300	0.723
Decission Tree Regression	0.262	0.558
Gradient Boosting Regression	0.296	0.696

## BAB VI KESIMPULAN

### 6.1. Kesimpulan

Dalam penelitian ini, telah dikembangkan dan diuji sebuah model segmentasi dan prediksi yang bertujuan untuk mendeteksi anemia melalui analisis citra konjungtiva mata. Beberapa tahapan penting dalam penelitian ini meliputi proses tuning parameter, pengujian batch size, *bright spot denoising*, ekstraksi fitur, dan pengujian model regresi. Dengan konfigurasi *learning rate* (LR), *optimizer* dan *batch size* seperti pada Tabel 4.5, model memberikan performa terbaik dengan nilai *Intersection over Union* (IoU) training dan validasi masing-masing sebesar 96% dan 92% yang mana memiliki nilai yang lebih baik daripada penelitian sebelumnya. Hasil segmentasi menunjukkan nilai IoU terkecil sebesar 0.40 dan nilai IoU maksimal 0.98, di mana sekitar 70% dari citra validasi memiliki nilai IoU di atas 0.9, yang mengindikasikan model bekerja sangat baik dalam mensegmentasi konjungtiva mata.

Sebelum ekstraksi fitur, dilakukan proses *bright spot denoising* menggunakan metode K-Means Clustering yang terbukti efektif menghilangkan area terang akibat pantulan cahaya. Hasil dari *bright spot denoising* akan di ekstraksi fiturnya untuk diteruskan ke model SVM. Model SVM dilatih menggunakan 8 fitur utama dengan parameter kernel linear dan *cost parameter* 2 untuk memprediksi fitur P(A), mencapai akurasi validasi sebesar 90%.

Fitur terbaik yang digunakan untuk melatih data dipilih berdasarkan nilai  $R^2$  di Tabel 4.8. Implementasi fitur tersebut terhadap dataset menghasilkan nilai  $R^2$  data pelatihan sebesar 0.974 dan pengujian 0.696 untuk model *Gradient Boosting Regression* dan nilai MAE sebesar 1.1 g/dL. Dari hasil uji coba langsung pada data primer yang diakuisisi pada 12 subjek, diketahui bahwa model yang telah dirancang memiliki rata-rata error sebesar 2.01 g/dL.

### 6.2. Saran

Kedepannya terdapat beberapa aspek yang dapat dikembangkan dari penelitian Tugas Akhir ini. Pertama adalah mengoptimalkan jenis fitur yang digunakan untuk model regresi sehingga bias dari prediksi level Hemoglobin menjadi lebih rendah. Selain itu, metode segmentasi otomatis juga dapat dioptimalkan untuk bisa memprediksi area konjungtiva mata dengan citra yang kurang kontras atau memiliki kecerahan rendah. Pengembangan perangkat keras juga dapat dilakukan dengan cara membuat desain sistem yang lebih *compact*. Selain itu, pembuatan dataset baru juga memungkinkan untuk dilakukan sehingga data-data yang dilatih untuk model segmentasi dan prediksi kedepannya telah memiliki fitur-fitur citra yang sesuai dengan perangkat akuisisi yang digunakan.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] C. M. Chaparro and P. S. Suchdev, “Anemia epidemiology, pathophysiology, and etiology in low- and middle-income countries,” *Ann N Y Acad Sci*, vol. 1450, no. 1, pp. 15–31, Aug. 2019, doi: 10.1111/nyas.14092.
- [2] WHO and VMNIS, “Haemoglobin concentrations for the diagnosis of anaemia and assessment of severity.” Accessed: Sep. 18, 2023. [Online]. Available:  
[https://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/85839/WHO\\_NMH\\_NHD\\_MNM\\_11.1\\_eng.pdf](https://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/85839/WHO_NMH_NHD_MNM_11.1_eng.pdf)
- [3] “Anaemia in women and children.” Accessed: Sep. 18, 2023. [Online]. Available:  
[https://www.who.int/data/gho/data/themes/topics/anaemia\\_in\\_women\\_and\\_children](https://www.who.int/data/gho/data/themes/topics/anaemia_in_women_and_children)
- [4] B. Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan, “Laporan Riset Kesehatan Dasar (RISKESDAS) tahun 2013 dalam bentuk angka,” 2013.
- [5] - Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan, “Laporan Nasional Riskesdas 2018,” *Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan*, p. 674, 2018, Accessed: Sep. 18, 2023. [Online]. Available:  
[http://labdata.litbang.kemkes.go.id/images/download/laporan/RKD/2018/Laporan\\_Nasional\\_RKD2018\\_FINAL.pdf](http://labdata.litbang.kemkes.go.id/images/download/laporan/RKD/2018/Laporan_Nasional_RKD2018_FINAL.pdf)
- [6] A. Kesarwani, S. Das, M. Dalui, D. R. Kisku, B. Sen, S. Roy, and A. Basu, “Non-invasive anaemia detection by examining palm pallor: A smartphone-based approach,” *Biomed Signal Process Control*, vol. 79, p. 104045, Jan. 2023, doi: 10.1016/j.bspc.2022.104045.
- [7] S. F. Clark, “Iron Deficiency Anemia,” *Nutrition in Clinical Practice*, vol. 23, no. 2, pp. 128–141, Apr. 2008, doi: 10.1177/0884533608314536.
- [8] S. Grantham-McGregor and C. Ani, “A Review of Studies on the Effect of Iron Deficiency on Cognitive Development in Children,” *J Nutr*, vol. 131, no. 2, pp. 649S-668S, Feb. 2001, doi: 10.1093/jn/131.2.649S.
- [9] B. Lozoff, F. Corapci, M. J. Burden, N. Kaciroti, R. Angulo-Barroso, S. Sazawal, and M. Black, “Preschool-Aged Children with Iron Deficiency Anemia Show Altered Affect and Behavior,” *J Nutr*, vol. 137, no. 3, pp. 683–689, Mar. 2007, doi: 10.1093/jn/137.3.683.
- [10] J. C. McCann and B. N. Ames, “An overview of evidence for a causal relation between iron deficiency during development and deficits in cognitive or behavioral function,” *Am J Clin Nutr*, vol. 85, no. 4, pp. 931–945, Apr. 2007, doi: 10.1093/ajcn/85.4.931.
- [11] J. L. Beard and J. R. Connor, “Iron status and neural functioning,” *Annu Rev Nutr*, vol. 23, no. 1, pp. 41–58, Jul. 2003, doi: 10.1146/annurev.nutr.23.020102.075739.



- [12] J. Beard, “Iron Deficiency Alters Brain Development and Functioning,” *J Nutr*, vol. 133, no. 5, pp. 1468S-1472S, May 2003, doi: 10.1093/jn/133.5.1468S.
- [13] K. M. Rasmussen, “Is There a Causal Relationship between Iron Deficiency or Iron-Deficiency Anemia and Weight at Birth, Length of Gestation and Perinatal Mortality?,” *J Nutr*, vol. 131, no. 2, pp. 590S-603S, Feb. 2001, doi: 10.1093/jn/131.2.590S.
- [14] S. WB, T. JR, T. EG, and W. E, “Plasmapheresis for meningococemia with disseminated intravascular coagulation,” *N Engl J Med*, vol. 300, no. 22, pp. 1277–1278, May 1979, doi: 10.1056/nejm197905313002220.
- [15] A. Karnad and T. R. Poskitt, “The Automated Complete Blood Cell Count: Use of the Red Blood Cell Volume Distribution Width and Mean Platelet Volume in Evaluating Anemia and Thrombocytopenia,” *Arch Intern Med*, vol. 145, no. 7, pp. 1270–1272, Jul. 1985, doi: 10.1001/ARCHINTE.1985.00360070150025.
- [16] M. K. Hasan, M. H. Aziz, M. I. I. Zarif, M. Hasan, M. Hashem, S. Guha, R. R. Love, and S. Ahamed, “Noninvasive Hemoglobin Level Prediction in a Mobile Phone Environment: State of the Art Review and Recommendations,” *JMIR Mhealth Uhealth*, vol. 9, no. 4, p. e16806, Apr. 2021, doi: 10.2196/16806.
- [17] S. Ghosal, D. Das, V. Udutalapally, A. K. Talukder, and S. Misra, “sHEMO: Smartphone Spectroscopy for Blood Hemoglobin Level Monitoring in Smart Anemia-Care,” *IEEE Sens J*, vol. 21, no. 6, pp. 8520–8529, Mar. 2021, doi: 10.1109/JSEN.2020.3044386.
- [18] S. Kasiviswanathan, T. B. Vijayan, L. Simone, and G. Dimauro, “Semantic segmentation of conjunctiva region for non-invasive anemia detection applications,” *Electronics (Switzerland)*, vol. 9, no. 8, pp. 1–13, Aug. 2020, doi: 10.3390/electronics9081309.
- [19] G. Dimauro, D. Caivano, and F. Girardi, “A New Method and a Non-Invasive Device to Estimate Anemia Based on Digital Images of the Conjunctiva,” *IEEE Access*, vol. 6, pp. 46968–46975, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2867110.
- [20] Y.-M. Chen and S.-G. Miaou, “A Kalman Filtering and Nonlinear Penalty Regression Approach for Noninvasive Anemia Detection with Palpebral Conjunctiva Images,” *J Healthc Eng*, vol. 2017, pp. 1–11, 2017, doi: 10.1155/2017/9580385.
- [21] S. Collings, O. Thompson, E. Hirst, L. Goossens, A. George, and R. Weinkove, “Non-Invasive Detection of Anaemia Using Digital Photographs of the Conjunctiva,” *PLoS One*, vol. 11, no. 4, p. e0153286, Apr. 2016, doi: 10.1371/journal.pone.0153286.
- [22] Frederic. Martini, M. J. Timmons, and R. B. Tallitsch, *Human anatomy*. Pearson Benjamin Cummings, 2012.

- [23] “Conjunctiva: Anatomy, Function & Common Conditions.” Accessed: Oct. 30, 2023. [Online]. Available: <https://my.clevelandclinic.org/health/body/24329-conjunctiva>
- [24] C. L. Shumway, M. Motlagh, and M. Wade, “Anatomy, Head and Neck, Eye Conjunctiva,” *StatPearls*, Aug. 2022, Accessed: Oct. 09, 2023. [Online]. Available: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK519502/>
- [25] Y. Takahashi, A. Watanabe, H. Matsuda, Y. Nakamura, T. Nakano, K. Asamoto, H. Ikeda, and H. Kakizaki, “Anatomy of Secretory Glands in the Eyelid and Conjunctiva,” *Ophthalmic Plast Reconstr Surg*, vol. 29, no. 3, pp. 215–219, May 2013, doi: 10.1097/IOP.0b013e3182833dee.
- [26] A. C. Wotherspoon, P. G. Isaacson, and S. Hardman-Lea, “Mucosa-associated lymphoid tissue (MALT) in the human conjunctiva,” *J Pathol*, vol. 174, no. 1, pp. 33–37, Sep. 1994, doi: 10.1002/path.1711740106.
- [27] G. J. Tortora, B. Derrickson, and J. Wiley, “ANATOMY & PHYSIOLOGY 13th Edition.”
- [28] “Epithelium: What It Is, Function & Types.” Accessed: Oct. 30, 2023. [Online]. Available: <https://my.clevelandclinic.org/health/articles/22062-epithelium>
- [29] D. P. Dutta Majumder, “Anatomy of Conjunctiva,” *eOphtha*. Accessed: Oct. 30, 2023. [Online]. Available: <https://www.eophtha.com/posts/anatomy-of-conjunctiva>
- [30] P. A. R. Meyer, “Patterns of blood flow in episcleral vessels studied by low-dose fluorescein videoangiography,” *Eye*, vol. 2, no. 5, pp. 533–546, Sep. 1988, doi: 10.1038/eye.1988.104.
- [31] G. Dimauro, M. E. Griseta, M. G. Camporeale, F. Clemente, A. Guarini, and R. Maglietta, “An intelligent non-invasive system for automated diagnosis of anemia exploiting a novel dataset,” *Artif Intell Med*, vol. 136, p. 102477, Feb. 2023, doi: 10.1016/J.ARTMED.2022.102477.
- [32] P. Jain, S. Bauskar, and M. Gyanchandani, “Neural network based non-invasive method to detect anemia from images of eye conjunctiva,” *Int J Imaging Syst Technol*, vol. 30, no. 1, pp. 112–125, Mar. 2020, doi: 10.1002/ima.22359.
- [33] T. N. Sheth, N. K. Choudhry, M. Bowes, and A. S. Detsky, “The Relation of Conjunctival Pallor to the Presence of Anemia,” 1997.
- [34] X. Hu, Y. Li, X. Shu, A. Song, H. Liang, Y. Sun, X. Wu, Y. Li, L. Tan, Z. Yang, C. Yang, L. Xu, Y. Chen, and B. Yi, “A new, feasible, and convenient method based on semantic segmentation and deep learning for hemoglobin monitoring,” *Front Med (Lausanne)*, vol. 10, Aug. 2023, doi: 10.3389/fmed.2023.1151996.
- [35] V. Bevilacqua, G. Dimauro, F. Marino, A. Brunetti, F. Cassano, A. Di Maio, E. Nasca, G. F. Trotta, F. Girardi, A. Ostuni, and A. Guarini, “A novel approach to evaluate blood parameters using computer vision techniques,”

- in *2016 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications (MeMeA)*, IEEE, May 2016, pp. 1–6. doi: 10.1109/MeMeA.2016.7533760.
- [36] G. Dimauro, A. Guarini, D. Caivano, F. Girardi, C. Pasciolla, and A. Iacobazzi, “Detecting Clinical Signs of Anaemia From Digital Images of the Palpebral Conjunctiva,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 113488–113498, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2932274.
- [37] Y. Chen, K. Zhong, Y. Zhu, and Q. Sun, “Two-stage hemoglobin prediction based on prior causality,” *Front Public Health*, vol. 10, Nov. 2022, doi: 10.3389/fpubh.2022.1079389.
- [38] M. D. Anggraeni and A. Fatoni, “Non-invasive Self-Care Anemia Detection during Pregnancy Using a Smartphone Camera,” *IOP Conf Ser Mater Sci Eng*, vol. 172, p. 012030, Feb. 2017, doi: 10.1088/1757-899X/172/1/012030.
- [39] G. Dimauro, R. Maglietta, T. Bai, and S. Kasiviswanathan, “Eyes-defy-anemia,” IEEE Dataport. Accessed: Nov. 02, 2023. [Online]. Available: <https://dx.doi.org/10.21227/t5s2-4j73>
- [40] “Raspberry Pi Documentation - Camera.” Accessed: Dec. 13, 2023. [Online]. Available: <https://www.raspberrypi.com/documentation/accessories/camera.html>
- [41] S. Suner, G. Crawford, J. McMurdy, and G. Jay, “Non-Invasive Determination of Hemoglobin by Digital Photography of Palpebral Conjunctiva,” *J Emerg Med*, vol. 33, no. 2, pp. 105–111, Aug. 2007, doi: 10.1016/j.jemermed.2007.02.011.
- [42] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep Learning*. 2016.
- [43] Y.-M. Chen, S.-G. Miaou, and H. Bian, “Examining palpebral conjunctiva for anemia assessment with image processing methods,” *Comput Methods Programs Biomed*, vol. 137, pp. 125–135, Dec. 2016, doi: 10.1016/j.cmpb.2016.08.025.
- [44] J. Raitoharju, “Convolutional neural networks,” in *Deep Learning for Robot Perception and Cognition*, Elsevier, 2022, pp. 35–69. doi: 10.1016/B978-0-32-385787-1.00008-7.
- [45] M. F. Young, K. Raines, F. Jameel, M. Sidi, S. Oliveira-Streiff, P. Nwajei, K. McGlamry, J. Ou, A. Oladele, and P. S. Suchdev, “Non-invasive hemoglobin measurement devices require refinement to match diagnostic performance with their high level of usability and acceptability,” *PLoS One*, vol. 16, no. 7, p. e0254629, Jul. 2021, doi: 10.1371/journal.pone.0254629.
- [46] H. Shabaninejad, N. Ghadimi, K. Sayehmiri, H. Hosseinifard, R. Azarfarin, and H. A. Gorji, “Comparison of invasive and noninvasive blood hemoglobin measurement in the operating room: a systematic review and meta-analysis,” *J Anesth*, vol. 33, no. 3, pp. 441–453, Jun. 2019, doi: 10.1007/s00540-019-02629-1.

- [47] K. Rooney, "Capillary Blood Sampling from the Finger," 2018, pp. 267–272. doi: 10.1007/978-1-4939-7614-0\_16.
- [48] A. Alivameita, E. Rinata, R. Afifah Yonika Yasmin, and S. Nur Saidah, "Perbedaan Hasil Pemeriksaan Hemoglobin Antara Metode Point of Care Testing Dengan Metode Sianmethemoglobin Pada Ibu Hamil," 2020.
- [49] M. Laila and A. Fitri, "Perbandingan Hasil Pemeriksaan Hemoglobin Secara Digital Terhadap Hasil Pemeriksaan Hemoglobin Secara Cyanmethemoglobin," 2021.

## LAMPIRAN

### Lampiran A. Informed Consent Subjek 1

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTTIVA MATA**

Saya, yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Amanda Sharon Purwanti Junior

Alamat: Bumi Marina Emas Barat

Kontak: -

HP : +62 822-4465-9972

*e-mail* : amandasharon2002@gmail.com

menyatakan bahwa :

- Saya bersedia untuk mengisikan data pribadi saya seperti nama, umur, data berat badan, gambar digital konjungtiva mata, dan data level Hb
- Saya bersedia untuk menjadi subjek eksperimen tugas akhir yang telah dijelaskan
- Saya bersedia untuk didokumentasikan selama proses eksperimen untuk sebagai bukti telah melakukan eksperimen.
- Saya bersedia agar data yang sudah saya isikan digunakan untuk analisis lebih lanjut

Demikian form persetujuan ini saya ini dengan sadar dan tanpa paksaan pihak manapun.

*Catatan : centang apabila pernyataan setuju*

Surabaya, 24 Juni 2024



( Amanda Sharon PJ )

**Lampiran A. Informed Consent Subjek 1**

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTTIVA MATA**

**Isi pertanyaan dengan jujur dengan menyentang salah satu pilihan jawaban !**

<b>Nama :</b> Amanda Sharon Purwanti Junior		<b>Jenis kelamin :</b> L (P)	
<b>Berat badan :</b> 60	<b>Umur :</b> 22	<b>Jawaban</b>	
<b>Pertanyaan</b>		<b>Benar</b>	<b>Salah</b>
1. Apa Anda merasa takut ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
2. Apa Anda merasa khawatir ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
3. Apa Anda merasa tegang ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
4. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
5. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat Hb meter ?			✓
6. Apa Anda merasa takut ketika pengambilan sampel darah dengan Hb meter dilakukan ?			✓

**Lampiran A. Informed Consent Subjek 2**

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTIVA MATA**

Saya, yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Novanty Shinta Nastiti

Alamat: Perumahan Dosen ITS

Kontak: -

HP : +62 815-1962-6693

*e-mail* : -

menyatakan bahwa :

- Saya bersedia untuk mengisikan data pribadi saya seperti nama, umur, data berat badan, gambar digital konjungtiva mata, dan data level Hb
- Saya bersedia untuk menjadi subjek eksperimen tugas akhir yang telah dijelaskan
- Saya bersedia untuk didokumentasikan selama proses eksperimen untuk sebagai bukti telah melakukan eksperimen.
- Saya bersedia agar data yang sudah saya isikan digunakan untuk analisis lebih lanjut

Demikian form persetujuan ini saya ini dengan sadar dan tanpa paksaan pihak manapun.

*Catatan : centang apabila pernyataan setuju*

Surabaya, 24 Juni 2024



(Novanty Shinta N. )

**Lampiran A. Informed Consent Subjek 2**

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTTIVA MATA**

**Isi pertanyaan dengan jujur dengan menyentang salah satu pilihan jawaban !**

<b>Nama :</b> Novanty Shinta Nastiti		<b>Jenis kelamin :</b> L <input type="radio"/> P <input checked="" type="radio"/>	
<b>Berat badan :</b> 49	<b>Umur :</b> 22	<b>Jawaban</b>	
<b>Pertanyaan</b>		<b>Benar</b>	<b>Salah</b>
1. Apa Anda merasa takut ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
2. Apa Anda merasa khawatir ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
3. Apa Anda merasa tegang ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
4. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
5. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat Hb meter ?			✓
6. Apa Anda merasa takut ketika pengambilan sampel darah dengan Hb meter dilakukan ?			✓



**Lampiran A. Informed Consent Subjek 3**

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTIVA MATA**

Saya, yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Anida Maura Valerina

Alamat: Keputih Gang 2B

Kontak: -

HP : +62 857-1324-5250

*e-mail* : anidamv21@gmail.com

menyatakan bahwa :

- Saya bersedia untuk mengisikan data pribadi saya seperti nama, umur , data berat badan, gambar digital konjungtiva mata, dan data level Hb
- Saya bersedia untuk menjadi subjek eksperimen tugas akhir yang telah dijelaskan
- Saya bersedia untuk didokumentasikan selama proses eksperimen untuk sebagai bukti telah melakukan eksperimen.
- Saya bersedia agar data yang sudah saya isikan digunakan untuk analisis lebih lanjut

Demikian form persetujuan ini saya ini dengan sadar dan tanpa paksaan pihak manapun.

*Catatan : centang apabila pernyataan setuju*

Surabaya, 27 Juni 2024

  
( Anida Maura )

**Lampiran A. Informed Consent Subjek 3**

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTTIVA MATA**

**Isi pertanyaan dengan jujur dengan menyentang salah satu pilihan jawaban !**

<b>Nama :</b> Anida Maura Valerina		<b>Jenis kelamin :</b> L (P)	
<b>Berat badan :</b> 75	<b>Umur :</b> 22	<b>Jawaban</b>	
<b>Pertanyaan</b>		<b>Benar</b>	<b>Salah</b>
1. Apa Anda merasa takut ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
2. Apa Anda merasa khawatir ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
3. Apa Anda merasa tegang ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
4. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
5. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat Hb meter ?			✓
6. Apa Anda merasa takut ketika pengambilan sampel darah dengan Hb meter dilakukan ?			✓

**Lampiran A. Informed Consent Subjek 4**

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTIVA MATA**

Saya, yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Verrent Ulayya Ans

Alamat: Kost Merak Keputih

Kontak: -

HP : +62 822-3291-7007

*e-mail* : ulayyaverrent@gmail.com

menyatakan bahwa :

- Saya bersedia untuk mengisikan data pribadi saya seperti nama, umur , data berat badan, gambar digital konjungtiva mata, dan data level Hb
- Saya bersedia untuk menjadi subjek eksperimen tugas akhir yang telah dijelaskan
- Saya bersedia untuk didokumentasikan selama proses eksperimen untuk sebagai bukti telah melakukan eksperimen.
- Saya bersedia agar data yang sudah saya isikan digunakan untuk analisis lebih lanjut

Demikian form persetujuan ini saya ini dengan sadar dan tanpa paksaan pihak manapun.

*Catatan : centang apabila pernyataan setuju*

Surabaya, 24 Juni 2024



( Verrent Ulayya Ans )

**Lampiran A. Informed Consent Subjek 4**

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTTIVA MATA**

**Isi pertanyaan dengan jujur dengan menyentang salah satu pilihan jawaban !**

<b>Nama :</b> Verrent Ulayya Ans		<b>Jenis kelamin :</b> L <input type="radio"/> P <input checked="" type="radio"/>	
<b>Berat badan : 50</b>	<b>Umur : 22</b>	<b>Jawaban</b>	
<b>Pertanyaan</b>		<b>Benar</b>	<b>Salah</b>
1. Apa Anda merasa takut ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
2. Apa Anda merasa khawatir ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
3. Apa Anda merasa tegang ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
4. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
5. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat Hb meter ?			✓
6. Apa Anda merasa takut ketika pengambilan sampel darah dengan Hb meter dilakukan ?			✓

## Lampiran A. Informed Consent Subjek 5

### FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN (INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTTIVA MATA

Saya, yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Nautika Darliyana Purwanto

Alamat: Kost Merak Keputih

Kontak: -

HP : +62 853-3636-7536

*e-mail* : nautikadarliyana1730@gmail.com

menyatakan bahwa :

- Saya bersedia untuk mengisikan data pribadi saya seperti nama, umur, data berat badan, gambar digital konjungtiva mata, dan data level Hb
- Saya bersedia untuk menjadi subjek eksperimen tugas akhir yang telah dijelaskan
- Saya bersedia untuk didokumentasikan selama proses eksperimen untuk sebagai bukti telah melakukan eksperimen.
- Saya bersedia agar data yang sudah saya isikan digunakan untuk analisis lebih lanjut

Demikian form persetujuan ini saya ini dengan sadar dan tanpa paksaan pihak manapun.

*Catatan : centang apabila pernyataan setuju*

Surabaya, 24 Juni 2024

  
(Nautika Darliyana)

**Lampiran A. Informed Consent Subjek 5**

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTTIVA MATA**

**Isi pertanyaan dengan jujur dengan menyentang salah satu pilihan jawaban !**

<b>Nama :</b> Nautika Darliyana Purwanto		<b>Jenis kelamin :</b> L (P)	
<b>Berat badan :</b> 67	<b>Umur :</b> 22	<b>Jawaban</b>	
<b>Pertanyaan</b>		<b>Benar</b>	<b>Salah</b>
1. Apa Anda merasa takut ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
2. Apa Anda merasa khawatir ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
3. Apa Anda merasa tegang ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
4. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
5. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat Hb meter ?			✓
6. Apa Anda merasa takut ketika pengambilan sampel darah dengan Hb meter dilakukan ?			✓

**Lampiran A. Informed Consent Subjek 6**

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTIVA MATA**

Saya, yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Rahmania Putri Mafita Gusti

Alamat: Sidoarjo

Kontak: -

HP : +62 895-2317-4978

*e-mail* : -


menyatakan bahwa :

- Saya bersedia untuk mengisikan data pribadi saya seperti nama, umur, data berat badan, gambar digital konjungtiva mata, dan data level Hb
- Saya bersedia untuk menjadi subjek eksperimen tugas akhir yang telah dijelaskan
- Saya bersedia untuk didokumentasikan selama proses eksperimen untuk sebagai bukti telah melakukan eksperimen.
- Saya bersedia agar data yang sudah saya isikan digunakan untuk analisis lebih lanjut

Demikian form persetujuan ini saya ini dengan sadar dan tanpa paksaan pihak manapun.

*Catatan : centang apabila pernyataan setuju*

Surabaya, 25 Juni 2024

  
( Rahmania Putri )

**Lampiran A. Informed Consent Subjek 6**

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTTIVA MATA**

**Isi pertanyaan dengan jujur dengan menyentang salah satu pilihan jawaban !**

<b>Nama :</b> Rahmania Putri Mafita Gusti		<b>Jenis kelamin :</b> L (P)	
<b>Berat badan : 37</b>	<b>Umur : 22</b>	<b>Jawaban</b>	
<b>Pertanyaan</b>		<b>Benar</b>	<b>Salah</b>
1. Apa Anda merasa takut ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
2. Apa Anda merasa khawatir ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
3. Apa Anda merasa tegang ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
4. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
5. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat Hb meter ?			✓
6. Apa Anda merasa takut ketika pengambilan sampel darah dengan Hb meter dilakukan ?			✓



**Lampiran A. Informed Consent Subjek 7**

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTIVA MATA**

Saya, yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : R.M Tejo Rifqi Hananto

Alamat: Puncak Kertajaya Surabaya

Kontak: -

HP : +62 813-1356-8703

*e-mail* : rifqihananto50@gmail.com

menyatakan bahwa :

- Saya bersedia untuk mengisikan data pribadi saya seperti nama, umur , data berat badan, gambar digital konjungtiva mata, dan data level Hb
- Saya bersedia untuk menjadi subjek eksperimen tugas akhir yang telah dijelaskan
- Saya bersedia untuk didokumentasikan selama proses eksperimen untuk sebagai bukti telah melakukan eksperimen.
- Saya bersedia agar data yang sudah saya isikan digunakan untuk analisis lebih lanjut

Demikian form persetujuan ini saya ini dengan sadar dan tanpa paksaan pihak manapun.

*Catatan : centang apabila pernyataan setuju*

Surabaya, 24 Juni 2024

  
( Tejo Rifqi H. )

**Lampiran A. Informed Consent Subjek 7**

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTTIVA MATA**

**Isi pertanyaan dengan jujur dengan menyentang salah satu pilihan jawaban !**

<b>Nama :</b> R.M Tejo Rifqi Hananto		<b>Jenis kelamin :</b> Ⓛ/ P	
<b>Berat badan :</b> 45	<b>Umur :</b> 21	<b>Jawaban</b>	
<b>Pertanyaan</b>		<b>Benar</b>	<b>Salah</b>
1. Apa Anda merasa takut ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
2. Apa Anda merasa khawatir ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
3. Apa Anda merasa tegang ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
4. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
5. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat Hb meter ?			✓
6. Apa Anda merasa takut ketika pengambilan sampel darah dengan Hb meter dilakukan ?			✓

**Lampiran A. Informed Consent Subjek 8**

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTTIVA MATA**

Saya, yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : M Thariq Afif

Alamat: Keputih, Surabaya

Kontak: -

HP : +62 811-6135-999

*e-mail* : -

menyatakan bahwa :

- Saya bersedia untuk mengisikan data pribadi saya seperti nama, umur , data berat badan, gambar digital konjungtiva mata, dan data level Hb
- Saya bersedia untuk menjadi subjek eksperimen tugas akhir yang telah dijelaskan
- Saya bersedia untuk didokumentasikan selama proses eksperimen untuk sebagai bukti telah melakukan eksperimen.
- Saya bersedia agar data yang sudah saya isikan digunakan untuk analisis lebih lanjut

Demikian form persetujuan ini saya ini dengan sadar dan tanpa paksaan pihak manapun.

*Catatan : centang apabila pernyataan setuju*

Surabaya, 24 Juni 2024



( M . THARIQ AFIF )

**Lampiran A. Informed Consent Subjek 8**

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTTIVA MATA**

**Isi pertanyaan dengan jujur dengan menyentang salah satu pilihan jawaban !**

<b>Nama :</b> M Thariq Afif		<b>Jenis kelamin :</b> Ⓐ/ P	
<b>Berat badan : 60</b>	<b>Umur : 22</b>	<b>Jawaban</b>	
<b>Pertanyaan</b>		<b>Benar</b>	<b>Salah</b>
1. Apa Anda merasa takut ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
2. Apa Anda merasa khawatir ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
3. Apa Anda merasa tegang ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
4. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
5. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat Hb meter ?			✓
6. Apa Anda merasa takut ketika pengambilan sampel darah dengan Hb meter dilakukan ?			✓

**Lampiran A. Informed Consent Subjek 9**

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTIVA MATA**

Saya, yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : M Yasir

Alamat: Keputih, Surabaya

Kontak: -

HP : -

*e-mail* : -

menyatakan bahwa :

- Saya bersedia untuk mengisikan data pribadi saya seperti nama, umur , data berat badan, gambar digital konjungtiva mata, dan data level Hb
- Saya bersedia untuk menjadi subjek eksperimen tugas akhir yang telah dijelaskan
- Saya bersedia untuk didokumentasikan selama proses eksperimen untuk sebagai bukti telah melakukan eksperimen.
- Saya bersedia agar data yang sudah saya isikan digunakan untuk analisis lebih lanjut

Demikian form persetujuan ini saya ini dengan sadar dan tanpa paksaan pihak manapun.

*Catatan : centang apabila pernyataan setuju*

Surabaya, 24 Juni 2024

  
( M. YASIR )

**Lampiran A. Informed Consent Subjek 9**

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTTIVA MATA**

**Isi pertanyaan dengan jujur dengan menyentang salah satu pilihan jawaban !**

<b>Nama :</b> M Yasir		<b>Jenis kelamin :</b> Ⓕ/ P	
<b>Berat badan : 60</b>	<b>Umur : 21</b>	<b>Jawaban</b>	
<b>Pertanyaan</b>		<b>Benar</b>	<b>Salah</b>
1. Apa Anda merasa takut ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
2. Apa Anda merasa khawatir ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
3. Apa Anda merasa tegang ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
4. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
5. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat Hb meter ?			✓
6. Apa Anda merasa takut ketika pengambilan sampel darah dengan Hb meter dilakukan ?			✓

**Lampiran A. Informed Consent Subjek 10**

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTIVA MATA**

Saya, yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Ariq Dreiki Hajjanto

Alamat: Keputih, Surabaya

Kontak: -

HP : -

*e-mail* : -

menyatakan bahwa :

- Saya bersedia untuk mengisikan data pribadi saya seperti nama, umur , data berat badan, gambar digital konjungtiva mata, dan data level Hb
- Saya bersedia untuk menjadi subjek eksperimen tugas akhir yang telah dijelaskan
- Saya bersedia untuk didokumentasikan selama proses eksperimen untuk sebagai bukti telah melakukan eksperimen.
- Saya bersedia agar data yang sudah saya isikan digunakan untuk analisis lebih lanjut

Demikian form persetujuan ini saya ini dengan sadar dan tanpa paksaan pihak manapun.

*Catatan : centang apabila pernyataan setuju*

Surabaya, 25 Juni 2024



( Ariq Dreiki H )

**Lampiran A. Informed Consent Subjek 10**

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTTIVA MATA**

**Isi pertanyaan dengan jujur dengan menyentang salah satu pilihan jawaban !**

<b>Nama :</b> Ariq Dreiki Hajjanto		<b>Jenis kelamin :</b> Ⓛ/ P	
<b>Berat badan :</b> 55	<b>Umur :</b> 22	<b>Jawaban</b>	
<b>Pertanyaan</b>		<b>Benar</b>	<b>Salah</b>
1. Apa Anda merasa takut ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
2. Apa Anda merasa khawatir ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
3. Apa Anda merasa tegang ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
4. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
5. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat Hb meter ?			✓
6. Apa Anda merasa takut ketika pengambilan sampel darah dengan Hb meter dilakukan ?			✓



**Lampiran A. Informed Consent Subjek 11**

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTIVA MATA**

Saya, yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Firdausa Sonna Anggara Resta

Alamat: Jl Arsitektur Blok H2

Kontak: -

HP : +62-821-3984-2039

*e-mail* : anggarafirsa@gmail.com

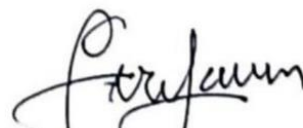
menyatakan bahwa :

- Saya bersedia untuk mengisikan data pribadi saya seperti nama, umur, data berat badan, gambar digital konjungtiva mata, dan data level Hb
- Saya bersedia untuk menjadi subjek eksperimen tugas akhir yang telah dijelaskan
- Saya bersedia untuk didokumentasikan selama proses eksperimen untuk sebagai bukti telah melakukan eksperimen.
- Saya bersedia agar data yang sudah saya isikan digunakan untuk analisis lebih lanjut

Demikian form persetujuan ini saya ini dengan sadar dan tanpa paksaan pihak manapun.

*Catatan : centang apabila pernyataan setuju*

Surabaya, 26 Juni 2024

  
( Firdausa Sonna Anggara Resta )

**Lampiran A. Informed Consent Subjek 11**

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTTIVA MATA**

**Isi pertanyaan dengan jujur dengan menyentang salah satu pilihan jawaban !**

<b>Nama :</b> Firdausa Sonna Anggara Resta		<b>Jenis kelamin :</b> Ⓐ/ P	
<b>Berat badan : 70</b>	<b>Umur : 23</b>	<b>Jawaban</b>	
<b>Pertanyaan</b>		<b>Benar</b>	<b>Salah</b>
1. Apa Anda merasa takut ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
2. Apa Anda merasa khawatir ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
3. Apa Anda merasa tegang ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
4. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
5. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat Hb meter ?			✓
6. Apa Anda merasa takut ketika pengambilan sampel darah dengan Hb meter dilakukan ?			✓

**Lampiran A. Informed Consent Subjek 12**

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTIVA MATA**

Saya, yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Afan Ghafar Al Hadad

Alamat: Jl Wonorejo No 37b

Kontak: -

HP : +62-822-4448-4262

*e-mail* : afan.alhadad01@gmail.com

menyatakan bahwa :

- Saya bersedia untuk mengisikan data pribadi saya seperti nama, umur, data berat badan, gambar digital konjungtiva mata, dan data level Hb
- Saya bersedia untuk menjadi subjek eksperimen tugas akhir yang telah dijelaskan
- Saya bersedia untuk didokumentasikan selama proses eksperimen untuk sebagai bukti telah melakukan eksperimen.
- Saya bersedia agar data yang sudah saya isikan digunakan untuk analisis lebih lanjut

Demikian form persetujuan ini saya ini dengan sadar dan tanpa paksaan pihak manapun.

*Catatan : centang apabila pernyataan setuju*

Surabaya, 26 Juni 2024

  
( Afan Ghafar Al H. )

**Lampiran A. Informed Consent Subjek 12**

**FORM PERSETUJUAN MENGIKUTI EKSPERIMEN  
(INFORMED CONSENT) TUGAS AKHIR MENGENAI SISTEM  
DETEKSI ANEMIA NON-INVASIF BERDASARKAN  
KONSENTRASI HEMOGLOBIN MELALUI SEGMENTASI U-NET  
DENGAN ANALISIS WARNA KONJUNGTTIVA MATA**

**Isi pertanyaan dengan jujur dengan menyentang salah satu pilihan jawaban !**

<b>Nama :</b> Firdausa Sonna Anggara Resta		<b>Jenis kelamin :</b> Ⓛ/ P	
<b>Berat badan : 63</b>	<b>Umur : 23</b>	<b>Jawaban</b>	
<b>Pertanyaan</b>		<b>Benar</b>	<b>Salah</b>
1. Apa Anda merasa takut ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
2. Apa Anda merasa khawatir ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
3. Apa Anda merasa tegang ketika mencoba pertama kali perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
4. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat deteksi anemia non-invasif yang dirancang ?			✓
5. Apa anda merasa tidak nyaman saat dilakukan pengambilan data dengan perangkat Hb meter ?			✓
6. Apa Anda merasa takut ketika pengambilan sampel darah dengan Hb meter dilakukan ?			✓

## **BIODATA PENULIS**



Meitha Auliana Dwi Winarsih lahir di Banyuwangi pada tanggal 12 Mei 2002. Sebelum menempuh pendidikan di Departemen Teknik Biomedik ITS, penulis belajar di SMA Negeri 1 Glenmore. Selama berkuliah penulis aktif dalam organisasi himpunan mahasiswa departemen dan lomba. Termasuk diantaranya menjadi panitia penerimaan mahasiswa baru OKKBK 2022, asisten laboratorium Instrumentasi Biomedika, lomba Program Kreativitas Mahasiswa di PIMNAS 36, dan staff departemen Pengembangan Sumber Daya Mahasiswa Tingkat Lanjut (PSDM-TL).