

Sistem Deteksi Dini Glaukoma Berbasis Pencitraan *Fundus*

1st Adhistry Putrina Suwandhi
S1 Teknik Telekomunikasi
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

adhistrysuwandhi@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Muhammad Fadhel Affandi Masykur
S1 Teknik Telekomunikasi
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

fadhelaaffandi@student.telkomuniversity.ac.id

3rd Muhammad Hanif Fathurrahman
S1 Teknik Telekomunikasi
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

hanipathur@student.telkomuniversity.ac.id

4th Mochammad Hilmi Susilo
S1 Teknik Telekomunikasi
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

hilmissl@student.telkomuniversity.ac.id

5th Rita Magdalena
S1 Teknik Telekomunikasi
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

ritamagdalenat@telkomuniversity.ac.id

6th Sofia Saidah
S1 Teknik Telekomunikasi
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

sofiasaidahsfi@telkomuniversity.ac.id

Abstrak — Glaukoma merupakan penyebab kebutaan permanen kedua terbanyak di dunia setelah katarak, dan menjadi ancaman serius bagi kesehatan mata, khususnya pada lansia. Penyakit ini sering berkembang tanpa gejala pada tahap awal, sehingga banyak kasus baru terdeteksi saat kondisi sudah parah dan kerusakan saraf optik bersifat permanen. Oleh karena itu, deteksi dini glaukoma menjadi sangat penting guna mencegah kebutaan yang tidak dapat dipulihkan. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi dini glaukoma berbasis teknologi *deep learning* dengan memanfaatkan *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk mengklasifikasikan citra *fundus* retina ke dalam dua kategori, normal dan glaukoma. Empat arsitektur *CNN* digunakan dan dibandingkan performanya, yaitu *ResNet50*, *EfficientNetB0*, *MobileNetV2*, dan *VGG16*, dengan pendekatan *fine-tuning hyperparameter* untuk memperoleh hasil optimal. *Dataset* yang digunakan merupakan kombinasi dari *SMDG19* serta citra tambahan yang diperoleh melalui *pantoscopic ophthalmoscope* yang terintegrasi dengan *smartphone*. Dari hasil pengujian, arsitektur *VGG16* memberikan performa terbaik dengan akurasi mencapai 86,7% dan waktu pemrosesan gambar kurang dari 5 detik. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan berpotensi menjadi alat bantu diagnosis yang cepat, efisien, dan mudah diimplementasikan, khususnya di daerah dengan keterbatasan tenaga medis dan teknologi kesehatan.

Kata Kunci: glaukoma, *deep learning*, citra *fundus*, *CNN*, deteksi dini, *VGG16*, *ophthalmoscope*

I. PENDAHULUAN

Glaukoma merupakan penyebab kebutaan kedua terbanyak di dunia, dengan lebih dari 76 juta penderita secara global pada tahun 2020 dan prevalensi tinggi pada kelompok usia di atas 40 tahun [1],[2]. Di Indonesia, penyakit ini juga menempati posisi kedua setelah katarak sebagai penyebab

kebutaan, dengan peningkatan kasus rawat jalan yang signifikan antara tahun 2021 dan 2022 [3]. Tantangan utama

penanganan glaukoma adalah sifatnya yang asimtomatik pada fase awal, menyebabkan sebagian besar pasien baru menyadari kondisi setelah terjadi kerusakan saraf optik permanen. Hal ini diperparah oleh rendahnya kesadaran masyarakat akan pemeriksaan mata rutin dan keterbatasan akses terhadap alat deteksi dini, terutama di daerah dengan fasilitas kesehatan terbatas dan biaya tinggi. Kondisi ini menciptakan masalah besar dalam aspek kesehatan, ekonomi, sosial, teknologi, edukasi, dan psikologis, di mana keterlambatan diagnosis seringkali berujung pada kebutaan ireversibel.

Mengingat urgensi deteksi dini, berbagai metode berbasis *deep learning* telah dikembangkan untuk diagnosis glaukoma melalui citra *fundus*. Penelitian sebelumnya, seperti yang dilakukan oleh Islam et al. (2022), memanfaatkan arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)* seperti *EfficientNet*, *MobileNet*, *DenseNet*, dan *GoogleNet*, dengan hasil akurasi mencapai 96,52% menggunakan *dataset fundus*. Meskipun menunjukkan potensi besar, studi tersebut menghadapi kendala *dataset* yang kecil dan tidak seimbang, sehingga berpotensi menyebabkan *overfitting* dan keterbatasan generalisasi. Pendekatan lain melibatkan optimasi model *ResNet-50* dengan *transfer learning* yang mencapai akurasi 98,48% pada *dataset* G1020, namun performanya menurun pada *dataset* lain karena praproses gambar yang kurang optimal [4]. Lebih lanjut, studi AIROGS 2024 menunjukkan penggunaan ensembel *CNN* dan *Transformer* mencapai sensitivitas 0,85, mendekati performa ahli manusia, meskipun *dataset* yang dominan berasal dari Amerika Serikat membatasi generalisasi global [5]. Meskipun kemajuan teknologi *deep learning* telah memberikan solusi awal, tantangan terkait generalisasi model, keterbatasan *dataset*, dan optimalisasi praproses gambar masih menjadi area yang memerlukan penelitian lebih lanjut.

Berdasarkan permasalahan yang ada dan analisis terhadap solusi-solusi sebelumnya, proyek ini bertujuan untuk membangun sistem deteksi dini glaukoma secara *real-time* berbasis *deep learning* menggunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN). Sistem ini dirancang untuk menganalisis citra *fundus* mata yang diambil melalui *pantoscopic ophthalmoscope* yang telah dimodifikasi agar terintegrasi dengan kamera *smartphone*. Citra yang diperoleh akan langsung diproses oleh aplikasi *mobile* yang terintegrasi dengan model *deep learning*. Solusi ini diharapkan dapat mempermudah deteksi awal glaukoma, khususnya di daerah dengan keterbatasan akses layanan kesehatan, serta membantu mencegah risiko kebutaan. Batasan penelitian ini mencakup pengembangan sistem deteksi dini glaukoma berbasis citra *fundus real-time* dengan aplikasi *mobile* yang dipasang pada *pantoscopic ophthalmoscope*, analisis citra retina menggunakan model CNN untuk klasifikasi gambar medis, dengan target akurasi minimal 80% untuk mendukung keputusan medis yang cepat dan akurat.

II. KAJIAN TEORI

Bagian ini menyajikan teori-teori dan standar yang menjadi landasan pengembangan sistem deteksi dini glaukoma berbasis *deep learning* ini. Pembahasan meliputi kerangka standar internasional yang relevan untuk perangkat medis, sistem informasi, dan kecerdasan buatan, serta teknologi inti yang mendukung fungsionalitas sistem.

A. Standar dan Regulasi Sistem Medis Digital

Pengembangan sistem deteksi dini glaukoma berbasis *smartphone* dan *deep learning* ini merujuk pada beberapa standar internasional untuk memastikan kualitas, keamanan, dan keandalan di setiap komponennya:

1. ISO 13485:2016 (Perangkat Medis)

Standar ini mengatur sistem manajemen mutu untuk perangkat medis, esensial untuk menjamin kualitas dan kepatuhan regulasi *pantoscopic ophthalmoscope* dan komponen hardware serta *software* diagnostik yang dikembangkan.

2. ISO 14971:2019 (Manajemen Risiko Perangkat Medis)

Berfokus pada identifikasi, evaluasi, dan pengendalian risiko terkait perangkat medis, standar ini krusial untuk memastikan keamanan pengguna sepanjang siklus hidup produk.

3. ISO/IEC 27001:2022 (Sistem Manajemen Keamanan Informasi)

Standar vital untuk menjaga kerahasiaan, integritas, dan ketersediaan data, terutama data medis sensitif yang diproses dan disimpan pada *smartphone* dan backend (*server/database*). Ini memastikan perlindungan informasi pasien dari akses tidak sah atau kebocoran.

4. ISO/IEC 23053:2022 (Kerangka Kerja AI/ML)

Menawarkan kerangka kerja detail untuk pengembangan sistem AI berbasis *machine learning*, mencakup proses pelatihan, validasi, dan pengujian untuk menjamin akurasi dan keandalan sistem AI. Standar ini juga relevan untuk keamanan informasi dalam pengelolaan data medis di AI.

5. ISO/TS 82304-2:2021 (Kualitas Aplikasi Kesehatan Digital)

Standar ini relevan untuk menilai kualitas dan keandalan aplikasi *mobile* kesehatan digital, mencakup aspek keamanan, perlindungan data, dan efektivitas untuk menjamin aplikasi aman dan andal bagi pengguna akhir.

B. Teknologi Inti Sistem Deteksi Glaukoma GScope

Sistem GScope mengintegrasikan beberapa teknologi kunci untuk mencapai deteksi dini glaukoma yang akurat dan praktis, yaitu:

1. Analisis Citra *Fundus*

Sistem ini memanfaatkan pemrosesan citra digital untuk menganalisis citra *fundus* mata, dengan fokus pada identifikasi indikator glaukoma seperti peningkatan rasio *cup-to-disc* dan penipisan jaringan serabut saraf optik. Pendekatan non-invasif ini terbukti efektif, bahkan dengan perangkat portabel seperti kombinasi *smartphone* dan *ophthalmoscope* sederhana.

2. *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan Augmentasi Data

Model CNN menjadi inti sistem untuk klasifikasi citra *fundus*. Untuk mengatasi keterbatasan data pelatihan dan meningkatkan generalisasi, model ini ditingkatkan menggunakan teknik augmentasi data (misalnya, rotasi, pemangkasan acak, pembalikan gambar) yang mensimulasikan keragaman input dunia nyata. Selain itu, arsitektur CNN yang telah dilatih sebelumnya (*pre-trained*) dimanfaatkan dan disesuaikan melalui fine-tuning dengan dataset glaukoma terkini, yang terbukti efektif dalam meningkatkan akurasi dan generalisasi model.

3. *Backend* dengan Supabase

Layanan *backend* sistem dibangun menggunakan Supabase, yang menyediakan fitur autentikasi dan otorisasi berbasis JWT (*JSON Web Tokens*) melalui Supabase Auth. Basis data PostgreSQL dimanfaatkan untuk menyimpan hasil diagnosis dan riwayat pengguna dengan aman, didukung oleh fitur Row-Level Security (RLS) untuk memastikan privasi data. Penggunaan Supabase memungkinkan pengelolaan data yang efisien, aman, dan skalabel tanpa perlu infrastruktur backend manual yang kompleks.

4. Integrasi *Pantoscopic Ophthalmoscope* dan *Smartphone Grip*

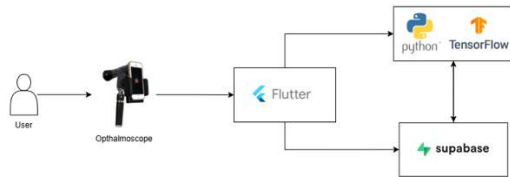
Solusi hardware yang digunakan adalah kombinasi *pantoscopic ophthalmoscope* dengan *smartphone* melalui mekanisme penjepit (*grip*) khusus. Desain ini memungkinkan pengambilan citra *fundus* yang stabil, praktis, dan akurat di lapangan, menjadikan GScope portabel dan terjangkau. Integrasi ini menghasilkan gambar retina berkualitas tinggi untuk analisis *deep learning*, mendukung skrining awal di fasilitas kesehatan primer atau daerah terpencil dengan sumber daya terbatas.

III. METODE

A. Desain Sistem

Untuk memaksimalkan solusi ini, diperlukan perancangan yang terstruktur dan menyeluruh yang mencakup seluruh arsitektur sistem dan elemen pendukungnya. Rancangan arsitektur sistem dan masing-masing subsistem disajikan berikut.

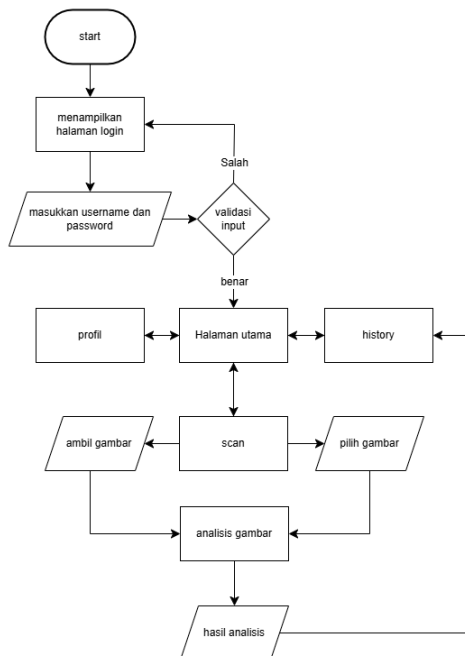
1. Arsitektur Sistem



GAMBAR 1
Arsitektur Sistem

Gambar 1 menunjukkan arsitektur sistem deteksi dini glaukoma yang terdiri dari tiga komponen utama: *hardware*, aplikasi *mobile*, dan *backend* AI. *Pantoscopic ophthalmoscope* dipasang pada *smartphone* untuk mengambil citra *fundus*, yang kemudian dikirim ke aplikasi Flutter. Aplikasi ini meneruskan gambar ke *backend* Flask, tempat model CNN berbasis TensorFlow melakukan analisis. Hasil klasifikasi (normal atau *risk*) ditampilkan kembali di aplikasi dan disimpan secara otomatis ke Supabase untuk pencatatan riwayat medis secara *real-time*.

2. Flowchart

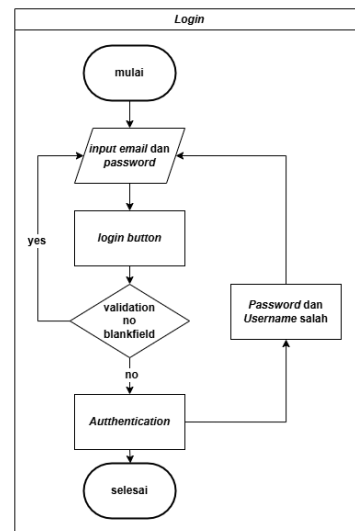


GAMBAR 2
Flowchart keseluruhan aplikasi

Gambar 2 merupakan alur kerja sistem mulai dari proses login hingga hasil analisis ditampilkan. Setelah berhasil login, pengguna diarahkan ke halaman utama yang menyediakan akses ke profil, riwayat, dan fitur analisis gambar. Pengguna dapat mengambil gambar baru atau memilih dari galeri, kemudian sistem akan

memproses dan menampilkan hasil analisis yang dapat disimpan ke dalam riwayat. Seluruh proses dirancang untuk memudahkan interaksi pengguna dan memastikan alur kerja yang efisien.

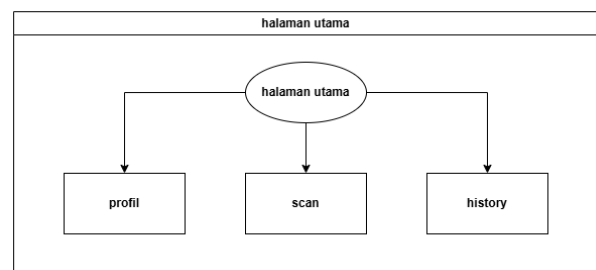
3. Halaman Log in



GAMBAR 3
Flowchart Sub-Proses menu Log in

Gambar 3 menunjukkan *flowchart* proses *log in* pada aplikasi. Proses diawali saat pengguna mengisi *email* dan *password*, lalu menekan tombol *log in*. Sistem memverifikasi kelengkapan data terlebih dahulu. Jika terdapat kolom kosong, pengguna diminta untuk melengkapi *input*. Setelah data lengkap, sistem melakukan autentikasi. Apabila *email* atau *password* tidak valid, sistem menampilkan *error message*. Jika valid, pengguna berhasil masuk dan diarahkan ke halaman utama aplikasi.

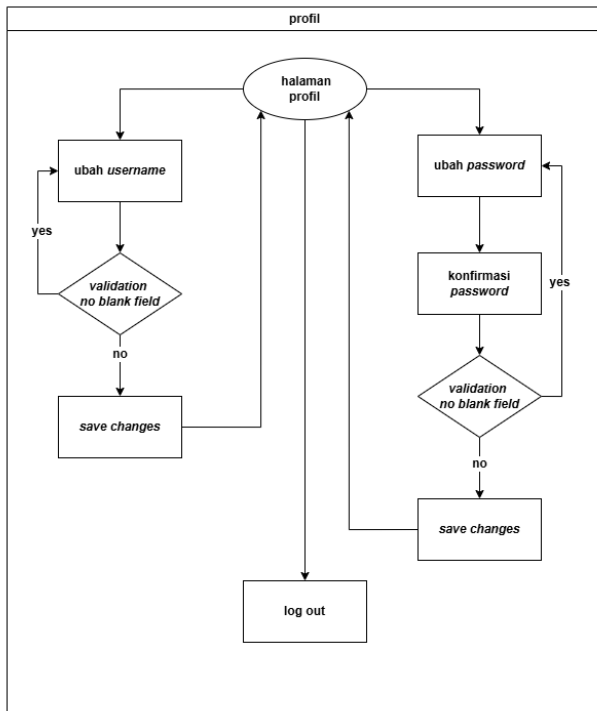
4. Halaman Utama



GAMBAR 4
Flowchart Sub-proses Halaman Utama

Gambar 4 menunjukkan *flowchart* navigasi dari halaman utama aplikasi. Dari halaman ini, pengguna dapat memilih tiga menu utama: *Profile* untuk melihat atau mengubah data pribadi, *Scan* untuk mengakses fitur deteksi, dan *History* yang menampilkan riwayat hasil pemindaian sebelumnya. Navigasi ini dirancang agar sederhana dan intuitif, memudahkan pengguna dalam mengoperasikan aplikasi.

5. Halaman Profile

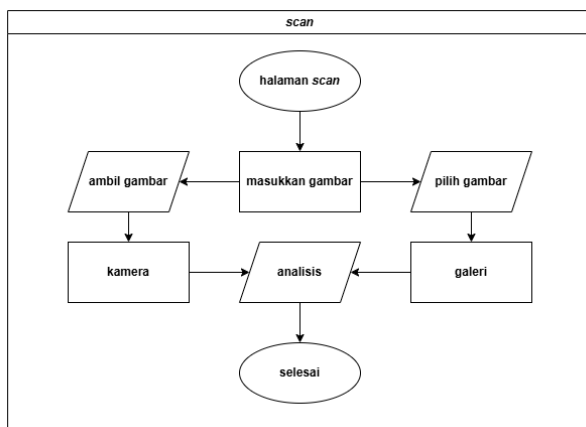


GAMBAR 5

Flowchart Sub-proses Halaman Profile

Gambar 5 menampilkan *flowchart* proses pengubahan data pengguna pada halaman profil. Pengguna dapat memperbarui *username* dengan terlebih dahulu memastikan semua kolom telah terisi. Jika ada kolom kosong, sistem akan meminta *input* dilengkapi sebelum data disimpan. Untuk mengubah *password*, pengguna diminta memasukkan password baru dan konfirmasi ulang. Sistem kemudian memverifikasi kelengkapan dan kesesuaian input. Jika valid, perubahan disimpan; jika tidak, pengguna akan diminta memperbaiki input atau dapat memilih untuk keluar (*log out*) kapan saja tanpa menyimpan perubahan.

6. Halaman Scan



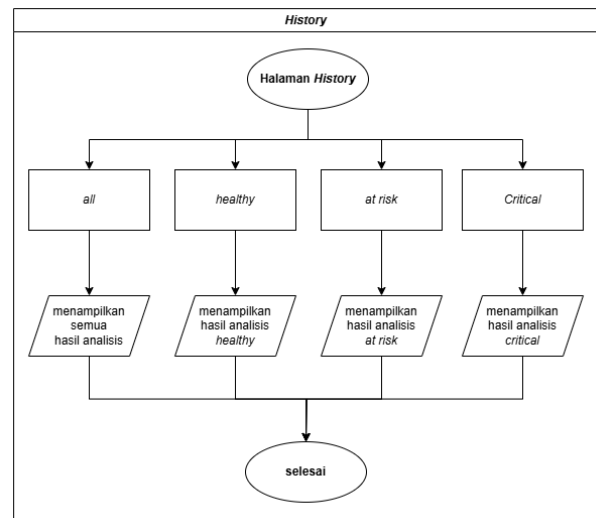
GAMBAR 6

Flowchart Sub-proses Halaman Scan

Gambar 6 merupakan alur proses pada halaman *scan*. Pengguna dapat memilih mengambil gambar

dengan kamera atau memilih dari galeri. Setelah gambar tersedia, sistem akan menjalankan proses analisis. Hasil dari analisis kemudian ditampilkan di aplikasi. *Flowchart* ini menggambarkan pilihan input dan tahapan pemrosesan gambar secara otomatis.

7. Halaman History



GAMBAR 7

Flowchart Sub-proses Halaman History

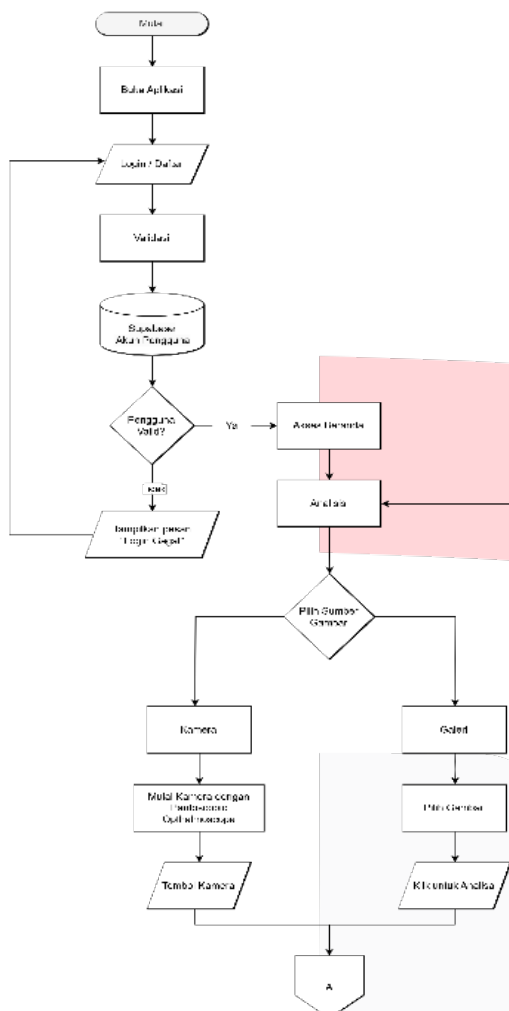
Gambar 7 merupakan alur proses pada halaman *history* dalam sebuah aplikasi. Pengguna dapat memilih untuk melihat semua hasil analisis, yang akan menampilkan semua data yang tersedia. Alternatifnya, pengguna dapat memilih untuk melihat hasil analisis berdasarkan kategori *healthy* (sehat), *at risk* (berisiko), atau *critical* (kritis). Setiap pilihan akan menampilkan hasil analisis sesuai dengan kategori yang dipilih, seperti hanya menampilkan data yang termasuk dalam kategori *healthy*, *at risk*, atau *critical*. Setelah data ditampilkan sesuai dengan pilihan kategori, proses selesai, dan pengguna dapat melanjutkan ke langkah berikutnya atau keluar dari halaman *history*.

B. Detil Implementasi

Aplikasi GScope dikembangkan menggunakan Flutter dan diuji pada perangkat laptop selama tahap pengembangan. Sistem ini menggabungkan perangkat keras (*pantoscopic ophthalmoscope + smartphone*), aplikasi *mobile*, dan model *deep learning* untuk mendeteksi glaukoma secara otomatis. *Backend* dikelola menggunakan Flask yang menghubungkan aplikasi ke model *Convolutional Neural Network* berbasis TensorFlow. Supabase digunakan untuk autentikasi, penyimpanan citra fundus, serta pencatatan riwayat pemeriksaan.

Alur kerja sistem dimulai dari pengambilan citra fundus melalui kamera *smartphone*, lalu gambar dikirim ke aplikasi Flutter untuk diteruskan ke *backend*. Model CNN memproses gambar dan mengembalikan hasil klasifikasi (*normal/glaucoma*) ke *frontend*. Data ini juga disimpan secara otomatis ke Supabase. Seluruh proses ini berjalan

secara *real-time* dan mendukung deteksi dini secara efisien, terutama di area dengan keterbatasan fasilitas medis. *Flowchart* detail implementasi disajikan berikut.



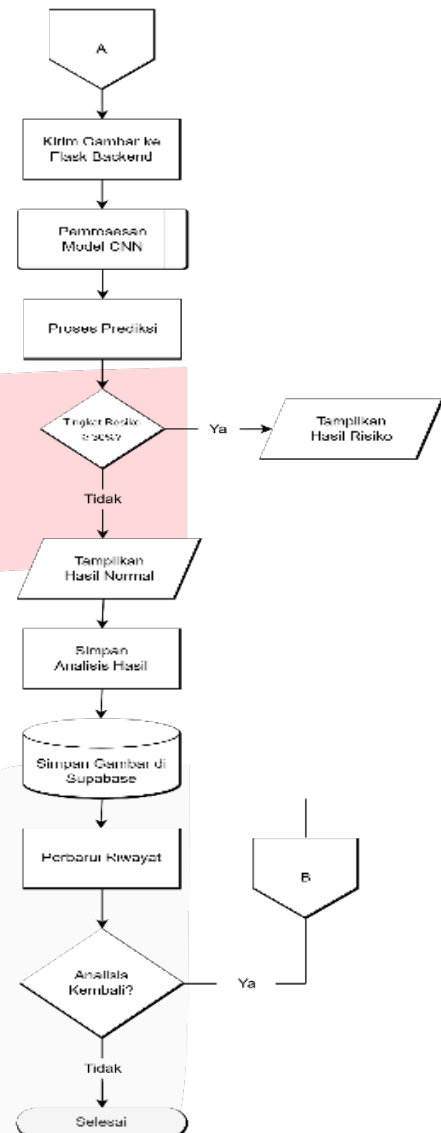
GAMBAR 8
Flowchart Detail Implementasi GScope

Berdasarkan Gambar 8, GScope menggunakan *smartphone* yang dijepitkan dengan *pantoscopic ophthalmoscope* untuk mengambil foto *fundus* mata berkualitas tinggi. Aplikasi menganalisis gambar menggunakan model *deep learning CNN* yang melakukan *preprocessing* dan ekstraksi fitur *cup-to-disc ratio* untuk menentukan status risiko glaukoma dalam tiga kategori: *Healthy*, *At Risk*, atau *Requires Attention*. Sistem memberikan *risk level* beserta *confidence level* yang menunjukkan tingkat akurasi maksimal model. GScope dilengkapi fitur riwayat pemeriksaan, validasi kualitas gambar secara *real-time*.

Gambar *fundus* yang dipilih akan dikirimkan ke *backend Flask* untuk diproses oleh model *CNN*. Model akan melakukan prediksi tingkat risiko glaukoma. Jika tingkat risiko lebih dari 30%, sistem akan menampilkan hasil risiko, sedangkan jika tidak, hasil normal akan ditampilkan kepada pengguna.

Setelah hasil ditampilkan, aplikasi menyimpan data *analisis* dan gambar *fundus* ke dalam *Supabase*, kemudian memperbarui *riwayat pemeriksaan*. Setelah itu, pengguna dapat memilih untuk melakukan *analisis* kembali atau

menyelesaikan proses. Jika memilih selesai, maka aplikasi akan kembali ke kondisi awal. Berikut Gambar 9 merupakan lanjutan *flowchart* dari Gambar 8.



GAMBAR 9
Lanjutan Flowchart Detail Implementasi GScope

1. Implementasi Hardware

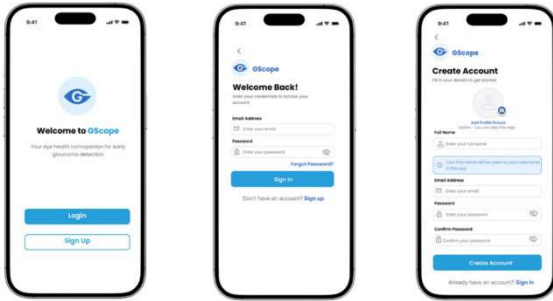
Implementasi *hardware* pada sistem GScope menggunakan kombinasi *pantoscopic ophthalmoscope* CJY800 dan kamera *smartphone* yang dipasang melalui dudukan penjepit khusus. Konfigurasi ini dirancang agar mudah digunakan di lapangan, khususnya di daerah dengan fasilitas medis terbatas.

Pengguna cukup memasang kamera secara sejajar dengan lensa *ophthalmoscope*, menyalakan lampu bawaan, lalu mengarahkan perangkat ke mata pasien untuk mengambil gambar retina. Citra fundus yang ditangkap kemudian dikirim ke aplikasi untuk dianalisis oleh model *deep learning*. Pendekatan ini memungkinkan proses skrining glaukoma secara praktis, terjangkau, dan dapat dijalankan oleh tenaga medis non-spesialis dengan pelatihan minimal.

2. Implementasi Aplikasi

Aplikasi *GScope* dikembangkan untuk memberikan pengalaman yang mudah dan informatif dalam memantau kesehatan mata, khususnya terkait risiko glaukoma. Dengan desain antarmuka yang berfokus pada kenyamanan pengguna serta dukungan teknologi *deep learning*, setiap halaman dirancang agar intuitif, responsif, dan mudah diakses. Berikut adalah penjelasan dari masing-masing tampilan utama dalam aplikasi *GScope*:

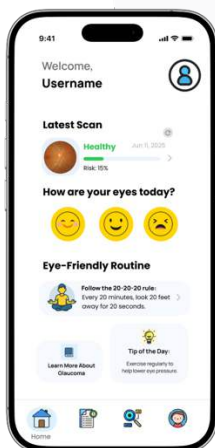
a. Halaman *Log In*



GAMBAR 10
Halaman *Log in*

Gambar 10 menampilkan halaman log in aplikasi *GScope* yang mencakup *form* autentikasi dengan input email, password, tombol *log in*, serta navigasi ke halaman registrasi. Auth Screen menghadirkan tampilan awal dengan logo, teks sambutan, dan dua tombol utama, disertai animasi transisi serta penggunaan font Poppins untuk konsistensi tampilan. *Log in Screen* dilengkapi validasi input dan *error message* spesifik guna meningkatkan keamanan dan memberi *feedback* yang jelas bagi pengguna.

b. Halaman Utama



GAMBAR 11
Halaman Menu Utama

Gambar 11 menampilkan desain antarmuka halaman utama *GScope* yang *user-friendly* dengan navigasi yang mudah diakses. Halaman ini berperan sebagai *dashboard* utama yang menyediakan fitur-fitur seperti “*Learn More About Glaucoma*”, “*Eye-Friendly Routine*”, dan “*Tip of the Day*”.

Fitur *monitoring* ditampilkan melalui *widget* “*Latest Scan*” dan bagian interaktif “*How are your eyes today?*”. Seluruh elemen dirancang agar intuitif dan responsif, mendukung akses mudah terhadap informasi dan pemantauan kesehatan mata bagi berbagai kalangan pengguna.

c. Halaman *History*



GAMBAR 12
Halaman *Scan History*

Gambar 12 menunjukkan tampilan halaman *Scan History* yang menyajikan riwayat pemeriksaan mata dalam urutan kronologis. Setiap entri memuat tanggal *scan*, gambar retina, status risiko (*Healthy/At Risk/Requires Attention*), persentase risiko, dan hasil analisis dari model *deep learning*.

Fitur ini memudahkan pengguna memantau kondisi mata secara visual dari waktu ke waktu. Detail tiap *scan* dapat diakses untuk melihat perkembangan hasil. Data disimpan secara aman di database Supabase yang terintegrasi dengan sistem autentikasi, memastikan privasi dan keteraturan data medis.

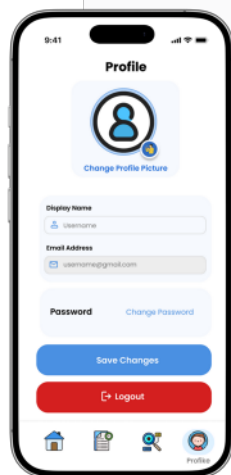
d. Halaman *Analyze*



GAMBAR 13
Halaman *Analyze*

Gambar 13 menunjukkan *interface* halaman *analyze* yang memungkinkan pengguna untuk mengunggah gambar *fundus* mata dan melakukan analisis *glaucoma* menggunakan teknologi *deep learning*. Fitur *Analyze* adalah halaman utama untuk melakukan analisis *glaucoma* dengan menggunakan teknologi *deep learning*. Halaman ini memungkinkan pengguna untuk mengunggah gambar *fundus* mata melalui dua opsi: *Take Photo* untuk mengambil foto langsung dengan mengaitkan *smartphone* pada *camera pantoscopic ophthalmoscope*, atau *Gallery* untuk memilih gambar yang sudah tersimpan di galeri. *Interface* dirancang *user-friendly* dengan menunjukkan *preview* gambar setelah diinput.

e. Halaman *Profile*



GAMBAR 14
Halaman *Profile*

Gambar 14 menunjukkan halaman *profile* pengguna yang menyediakan *interface* untuk melihat dan memperbarui informasi personal serta pengaturan akun dengan desain yang *user-friendly*. Fitur *Profile* adalah halaman pengelolaan informasi personal pengguna yang memungkinkan mereka untuk melihat dan mengedit data profil seperti nama lengkap, *email*, dan informasi akun lainnya

3. Implementasi Deep Learning

Sistem deteksi glaukoma GScope mengimplementasikan pendekatan *deep learning* untuk klasifikasi citra fundus. Empat arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang telah teruji luas dalam klasifikasi citra medis dievaluasi: ResNet50, EfficientNetB0, MobileNetV2, dan VGG16. Setiap model dikembangkan menggunakan *framework* TensorFlow dengan bahasa pemrograman Python, dan dilatih menggunakan *dataset* citra retina (fundus) yang relevan.

Pendekatan transfer learning diterapkan untuk setiap model, memanfaatkan bobot yang telah dilatih (*pre-trained weights*) pada *dataset* ImageNet. Lapisan dasar (*base model*) dari setiap arsitektur dibekukan (*frozen*) untuk memanfaatkan ekstraksi fitur yang sudah ada. Kemudian, 10 lapisan terakhir dari *base model* di-*fine-tune* agar model dapat menyesuaikan diri dengan karakteristik *dataset* glaukoma secara spesifik.

Setelah lapisan *base model*, sebuah struktur klasifikasi tambahan (*custom head*) diterapkan. Struktur ini dimulai dengan lapisan Flatten(), diikuti oleh dua lapisan Dense (256 dan 128 unit) dengan fungsi aktivasi ReLU dan regularisasi L2 untuk mencegah *overfitting*. Setiap lapisan Dense juga dilengkapi dengan lapisan Dropout (rate 0.4). Lapisan *output* menggunakan satu *Dense layer* dengan satu unit dan fungsi aktivasi sigmoid untuk klasifikasi biner (glaukoma/normal). Model dikompilasi menggunakan *loss function* binary cross-entropy.

4. Implementasi Backend

Implementasi *backend* pada sistem deteksi dini glaukoma dirancang sebagai penghubung krusial antara antarmuka pengguna (*frontend*) dan model *deep learning* yang digunakan untuk analisis citra fundus. Arsitektur *backend* ini dibangun menggunakan Flask sebagai kerangka kerja utama, terintegrasi dengan layanan Supabase untuk manajemen data dan autentikasi, serta di-*deploy* secara daring menggunakan Railway untuk distribusi berbasis *cloud*.

Sistem *backend* ini berfungsi sebagai *RESTful API* yang mengelola alur kerja deteksi glaukoma secara otomatis. Proses dimulai ketika aplikasi *frontend* mengirimkan berbagai jenis permintaan, seperti *login*, unggah citra fundus, atau permintaan riwayat pemeriksaan. Flask memproses permintaan ini, melakukan validasi, dan memanggil fungsi yang relevan. Untuk keperluan autentikasi dan manajemen data (CRUD), *backend* berinteraksi dengan Supabase. Sementara itu, untuk analisis citra, *backend* memanggil model deteksi glaukoma berbasis VGG16, yang kemudian menghasilkan *output* prediksi klasifikasi. Seluruh hasil ini dikemas dalam format JSON dan dikirim kembali ke *frontend* sebagai respons.

Dengan integrasi yang efisien ini, sistem *backend* mampu menjalankan proses deteksi secara terstruktur dan *real-time*.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Pengujian Model Deep Learning

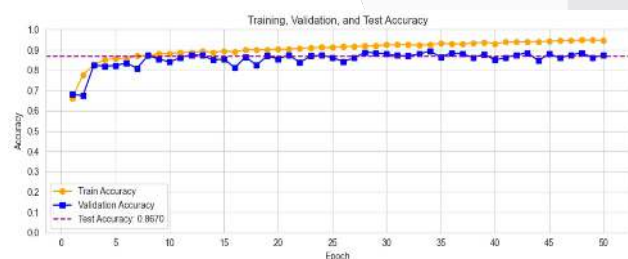
Empat arsitektur CNN—ResNet50, EfficientNetB0, MobileNetV2, dan VGG16—dievaluasi untuk klasifikasi citra fundus mata. Pelatihan model dilakukan dengan 50 *epoch*, *batch size* 32, *learning rate* 0.0001, dan *optimizer* Adam. Dari pengujian tersebut, VGG16 menunjukkan performa paling optimal, mencapai akurasi 87%, presisi 91%, *recall* 88%, dan F1-score 89%.

Model ini secara konsisten mengungguli ResNet50 dan EfficientNetB0 (keduanya 83% akurasi), sementara MobileNetV2 mencatatkan akurasi terendah (78%) dengan *recall* 68%. Selain metrik klasifikasi yang superior, VGG16 juga menunjukkan nilai *loss* terendah (0.39), mengindikasikan proses pembelajaran yang lebih stabil dan efisien. Berdasarkan hasil komparatif ini, VGG16 dipilih sebagai model utama untuk sistem deteksi dini glaukoma ini, sebagaimana dirangkum pada Tabel 1.

TABEL 1
Performa Model Deep Learning

Model	Akurasi (%)	Precision (%)	Recall (%)	F1-Score (%)
ResNet50	83	87	82	84
EfficientNetB0	83	85	81	83
MobileNetV2	78	85	68	76
VGG16	87	91	88	89

Analisis hasil kurva akurasi model VGG16 selama 50 *epoch* pelatihan disajikan pada Gambar 15.



GAMBAR 15
Grafik Akurasi Pelatihan, Validasi, dan Pengujian

Berdasarkan Gambar 15, akurasi pelatihan meningkat konsisten dan stabil di atas 90% setelah *epoch* ke-10, menunjukkan pembelajaran data yang efektif. Akurasi validasi berfluktuasi antara 80% dan 90% namun tetap stabil tanpa *overfitting* drastis, mengindikasikan kemampuan generalisasi yang baik. Akurasi pengujian (*test accuracy*) yang diperoleh adalah 0.8670 (86.7%), seperti ditunjukkan oleh garis putus-putus pada grafik. Hal ini menegaskan

bahwa model VGG16 mempertahankan kinerja yang kuat pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Dengan demikian, model VGG16 telah dikonfirmasi efektif dan diimplementasikan sebagai komponen inti dalam sistem deteksi dini glaukoma berbasis pencitraan fundus melalui aplikasi *mobile* GScope.

B. Hasil Pengujian Sistem Cloud Computing

Sistem *backend* di-deploy menggunakan platform *Railway* dan diuji dari sisi waktu respons serta kestabilan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh *endpoint API* merespons dengan waktu yang bervariasi antara 200–1500 ms. *Endpoint* utama mencatat rata-rata waktu 800–1500 ms, durasi yang wajar mengingat kompleksitas proses komputasi klasifikasi citra yang terlibat. Detail rata-rata waktu respons untuk setiap *endpoint* disajikan pada Tabel 2.

TABEL 2
Rata-rata Waktu Respons *Endpoint Backend*

Endpoint	Rata-rata Waktu Respons
/auth/signup	300–500 ms
/auth/login	250–400 ms
/scan	800–1500 ms
/scan_history (GET)	300–600 ms
/scan_history (POST)	300–550 ms
/profile (GET/PUT)	200–400 ms

C. Hasil Evaluasi Usability

Evaluasi *usability* aplikasi *mobile* GScope dilakukan menggunakan metode *System Usability Scale (SUS)*. Pengujian ini melibatkan 10 *item* pernyataan *Likert scale* 1–5, dengan responden merupakan pengguna dewasa berusia di atas 18 tahun yang telah mencoba aplikasi GScope. Hasil perhitungan menunjukkan skor rata-rata *SUS* sebesar 87. Skor ini menempatkan aplikasi GScope dalam kategori A (*Sangat Baik*), mengindikasikan bahwa aplikasi memberikan pengalaman pengguna yang memuaskan dengan antarmuka (*interface*) yang jelas dan navigasi (*navigasi*) yang intuitif. Detail skor individual responden serta rata-ratanya disajikan pada Tabel 3.

TABEL 3
Rekapitulasi Hasil Evaluasi SUS

No	Responden	Q1	...	Q10	SUS
1	Responden 1	5	...	5	125.0
...	...	...	...	...	...
30	Responden 30	3	...	3	87.5
Rata-rata					87

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pengujian, dapat disimpulkan bahwa Sistem Deteksi Dini Glaukoma Berbasis Pencitraan Fundus ini berhasil dikembangkan secara terpadu, menggabungkan teknologi *deep learning*, *mobile application*, dan *cloud computing*. Implementasi *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan model

VGG16 menunjukkan performa yang andal dalam klasifikasi citra fundus. Model ini mampu mengklasifikasikan citra ke dalam kategori *Healthy* dan *Glaucoma* dengan akurasi mencapai 87%, *precision* 0.91, *recall* 0.90, dan *loss* terendah 0.39.

Dari sisi implementasi aplikasi, sistem berhasil diintegrasikan ke dalam *platform mobile* melalui pengembangan aplikasi GScope menggunakan *Flutter*, yang dirancang dengan antarmuka (*interface*) sederhana, responsif, dan *user-friendly*. Kinerja *backend* yang di-*hosting* menggunakan layanan *Railway* terbukti efisien, memberikan waktu respons antara 200 hingga 1500 *milidetik* untuk berbagai permintaan *API*. Selain itu, evaluasi *usability* menggunakan *System Usability Scale (SUS)* menghasilkan skor rata-rata 87, yang tergolong dalam kategori A ("Sangat Baik"). Hal ini menegaskan kemudahan penggunaan aplikasi dari segi tampilan maupun navigasi. Secara keseluruhan, sistem yang dikembangkan telah memenuhi tujuan penelitian dengan menciptakan solusi deteksi dini glaukoma yang akurat, praktis, dan mudah diakses melalui perangkat *mobile*, berpotensi menjadi alternatif pemeriksaan awal yang bermanfaat luas di masyarakat.

REFERENSI

- [1] W. K. Ju, G. A. Perkins, K. Y. Kim, T. Bastola, W. Y. Choi, and S. H. Choi, "Glaucomatous optic neuropathy: Mitochondrial dynamics, dysfunction and protection in retinal ganglion cells," Jul. 01, 2023, Elsevier Ltd. doi: 10.1016/j.preteyeres.2022.101136.
- [2] Y. C. Tham, X. Li, T. Y. Wong, H. A. Quigley, T. Aung, and C. Y. Cheng, "Global prevalence of glaucoma and projections of glaucoma burden through 2040: A systematic review and meta-analysis," *Ophthalmology*, vol. 121, no. 11, pp. 2081–2090, Nov. 2014, doi: 10.1016/j.ophtha.2014.05.013.
- [3] J. Sains Riset, R. Muna, F. Hayati, and E. Mardalena, "HUBUNGAN TINGKAT PENGETAHUAN PASIEN GLAUKOMA TERHADAP TINGKAT KEPATUHAN PENGGUNAAN OBAT DI RS PERTAMEDIKA," *IJurnal Sains Riset*, vol. 13, no. 2, p. 633, 2023, doi: 10.47647/jsr.v10i12.
- [4] A. Shoukat, S. Akbar, S. A. Hassan, S. Iqbal, A. Mehmood, and Q. M. Ilyas, "Automatic Diagnosis of Glaucoma from Retinal Images Using Deep Learning Approach," *Diagnostics*, vol. 13, no. 10, May 2023, doi: 10.3390/diagnostics13101738.
- [5] C. De Vente *et al.*, "AIROGS: Artificial Intelligence for Robust Glaucoma Screening Challenge," *IEEE Trans Med Imaging*, vol. 43, no. 1, pp. 542–557, Jan. 2024, doi: 10.1109/TMI.2023.3313786.