

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Mata adalah salah satu indera penting yang digunakan untuk melihat lingkungan sekitar (Ongko, 2013). Jika mata mengalami gangguan mungkin itu adalah gejala awal penyakit mata yang dapat menyebabkan dampak fatal. Terdapat berbagai jenis penyakit mata, termasuk katarak, penyakit retina, dan glaukoma. Glaukoma adalah kondisi yang menyebabkan kehilangan penglihatan akibat kerusakan pada saraf optik, yang mengakibatkan penyempitan lapang pandang dan akhirnya menyebabkan kebutaan. Berdasarkan data Kementerian Kesehatan tahun 2019, glaukoma merupakan penyebab kebutaan kedua yang paling umum di dunia, setelah katarak, dan menyumbang sekitar 2,78% dari seluruh kasus kebutaan di Indonesia. Jumlah orang yang terkena glaukoma meningkat setiap tahunnya. Sebagian besar penderita glaukoma baru mengetahui bahwa mereka mengidapnya setelah penyakit tersebut berkembang ke stadium serius atau telah menyebabkan kebutaan (Putri Wulandari., 2023).

Berdasarkan data WHO tahun 2023 penyakit glaukoma menyerang sekitar 60 juta orang diseluruh dunia (World Health Organization (WHO), 2023). Diperkirakan jumlah orang yang buta akibat glaukoma pada tahun 2010 adalah sekitar 60,5 juta, namun jumlah ini meningkat menjadi 76,6 juta pada tahun 2020, karena semakin banyak orang yang berusia tua. Sebagian besar, yaitu 74%, dari kebutaan karena glaukoma berasal dari jenis glaukoma sudut terbuka. Dalam kasus glaukoma sudut terbuka, saluran drainase mata secara bertahap tersumbat oleh endapan mikro yang sangat kecil selama beberapa bulan atau bahkan bertahun-tahun. Jenis glaukoma ini disebut glaukoma sudut terbuka karena saluran drainase tampak jernih ketika diperiksa dengan lampu celah pada pembesaran tinggi. Namun, drainase yang mengalir melalui saluran-saluran ini tidak berfungsi dengan baik. Pada glaukoma sudut tertutup, saluran drainase mata tersumbat karena penyempitan sudut antara iris dan kornea yang signifikan. Jenis glaukoma ini disebut sudut tertutup karena obstruksi kanal mudah diamati selama pemeriksaan. Di wilayah Asia, kebutaan akibat glaukoma lebih banyak disebabkan oleh

glaukoma sudut tertutup akut, yaitu sekitar 87%. Glaukoma juga sering terjadi pada usia di atas 40 tahun (Budiono et al., 2013).

Penyebab glaukoma dapat dibagi menjadi dua jenis, yaitu faktor intrinsik dan faktor ekstrinsik. Faktor intrinsik meliputi usia, di mana glaukoma lebih sering terjadi pada orang yang berusia di atas 40 tahun, jenis kelamin, di mana laki-laki memiliki resiko 3 kali lebih besar dibandingkan perempuan, penyakit diabetes mellitus yang meningkatkan resiko terkena glaukoma hingga 2 kali lebih tinggi, serta hipertensi yang meningkatkan risiko hingga 6 kali lebih besar. Sementara itu, faktor ekstrinsik meliputi cedera atau trauma pada mata, serta penggunaan obat-obatan yang mengandung steroid secara rutin dalam jangka waktu yang lama, yang juga bisa meningkatkan risiko terkena glaukoma (Riordan-Eva & Witcher, n.d.). Dengan berbagai faktor resiko ini, deteksi dini Glaukoma adalah langkah yang terpenting dalam menghadapi penyakit ini.

Deteksi dini memang perlu dilakukan, tetapi pada stadium lanjut dapat menyebabkan kerusakan saraf optik yang lengkap. Selain itu diagnosis klinis melibatkan pengukuran *Cup-to-Disc Ratio* (CDR) dan mengidentifikasi pandangan dari pasien tersebut. Metode diagnosis glaukoma tradisional ini yang seringkali bergantung pada penilaian subjektif dan dibatasi oleh kompleksitas yang terkait dengan deteksi dini. Selain itu deteksi dan prediksi klinis glaukoma pada tahap awal cukup menantang dan bergantung pada pengukuran yang memakan waktu oleh para ahli medis (Shanthakumari et al., 2023). Namun, di zaman sekarang, dengan kemajuan teknologi yang pesat, sudah banyak solusi yang tersedia untuk membantu mendeteksi glaukoma secara lebih akurat, objektif, dan efisien pada tahap awal. Seperti dengan menggunakan *Deep Learning* yang menawarkan alternatif yang menjanjikan untuk mengatasi permasalahan saat ini.

Penelitian menggunakan *Deep Learning* pernah dilakukan oleh Rizki Eka Mulyani (Mulyani et al., 2024) mengenai deteksi penyakit mata dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) berarsitektur VGG-19 yang memberikan akurasi 96% dalam mengklasifikasikan dan mendiagnosa penyakit mata berdasarkan citra retina. Pada penelitian ini menggunakan dataset

berkualitas tinggi yang terdiri dari 800 gambar berlabel yang mencakup delapan kategori penyakit mata.

Penelitian terhadap *Deep Learning* ini pernah dilakukan oleh Gobinath C.(Gobinath & Gopinath, 2024),yang mengusulkan segmentasi kemudian dilakukan klasifikasi dengan beberapa metode *convolutional neural network* (CNN) diantaranya yakni *VGG16* yang menjadi model yang memiliki akurasi 86% yang menjadikannya tertinggi dari beberapa model lain seperti *ResNet50*, *Inception V3*, *MobileNetV2*, *DenseNet*, dan *EfficientNetB0*. Selain itu pada segmentasi menggunakan metode *U-Net* yang berfungsi untuk memisahkan bagian penting dalam citra yakni *disk optic* dan *cup*.Lalu pada tahun 2019, Wahyudi Setiawan melakukan perbandingan arsitektur CNN untuk melakukan klasifikasi fundus retina untuk membedakan antara kondisi normal dan neovaskularisasi (Setiawan, 2020). Dalam penelitian ini, dilakukan dua skenario pengujian, yaitu tanpa optimasi dan dengan optimasi menggunakan algoritma *Gradient Descent*. Sehingga hasilnya pengukuran performa klasifikasi dengan hanya menggunakan arsitektur CNN menunjukkan akurasi 89,3% karena arsitektur *VGG19* menggunakan 47 layer yang memiliki konsep semakin banyak layer akurasi semakin baik

Alkhalidi mengembangkan model dengan menggunakan arsitektur *U-Net* dengan dikombinasikan dengan model *ResNet34* untuk melakukan segmentasi dan menggunakan beberapa model untuk melakukan klasifikasi (Alkhalidi & Alabdulathim, 2024). Model segmentasi mencapai *Mean Intersection Over Union* (mIoU) sebesar 0,98. Selain itu model klasifikasi menunjukkan kinerja yang luar biasa dengan akurasi pelatihan 99,9% dan akurasi pengujian 100% pada dataset ORIGA, lalu akurasi pelatihan 99% dan akurasi pengujian 99% pada dataset RIM ONEDL, serta akurasi pelatihan 98% dan akurasi pengujian 100% pada HRF.

Dalam proposal tugas akhir ini, diusulkan metode *U-Net* untuk melakukan segmentasi pada citra medis. Hasil akurasi *U-Net* dalam melakukan segmentasi cukup baik dibandingkan model lain pada jenis data penelitian yang sama. Akurasi yang tinggi yang telah dicapai oleh *U-Net* ini membutuhkan sumber daya yang cukup besar seperti memerlukan 31 juta parameter yang mencerminkan kompleksitas dan kebutuhan komputasi yang signifikan. Jumlah paramater yang

besar ini memungkinkan *U-Net* untuk menangkap detail yang lebih akurat dalam proses segmentasi sehingga hal ini bisa menjadi kelebihan dari model *U-Net* (Algi Fari Ramdhani et al., 2025). Selain itu, salah satu komponen dari *U-Net* yakni *skip connection* berperan penting dalam menjaga informasi detail dari encoder agar tidak hilang selama proses *downsampling*, sehingga segmentasi mampu mengenali objek dengan lebih baik. Pada penelitian ini selain melakukan segmentasi juga dilakukan klasifikasi terhadap citra fundus mata menggunakan arsitektur *Visual Geometry Group-19* (VGG-19) sebagai penentu hasil diagnosis pasien tersebut terkena glaukoma atau tidak.

1.2 Rumusan Masalah

1.2.1 Permasalahan

Penyakit glaukoma adalah penyakit mata yang merusak saraf mata dan biasanya tidak dirasakan oleh penderita hingga kerusakan pada saraf mata sudah parah (Indriana et al., 2020). Perlu dilakukan deteksi dini sehingga dapat dilakukan penanganan lebih awal dan segera dapat diobati. Maka permasalahan utama adalah bagaimana meningkatkan deteksi dini glaukoma melalui penggunaan teknologi komputer dengan *Deep Learning*.

1.2.2 Solusi Permasalahan

Pendekatan terbaik untuk mencapai sistem yang optimal adalah dengan menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan *U-Net* untuk segmentasi dan *VGG-19* untuk klasifikasi. Metode ini efektif karena *VGG-19* memiliki 19 lapisan yang sangat efisien dalam mengekstrak fitur gambar, sehingga menghasilkan hasil yang akurat. Selain itu dalam hal mencapai sensitivitas dan spesifisitas sangat bergantung dengan bagaimana model tersebut dilatih dan digunakan terutama jika dengan *Transfer Learning*.

1.2.3 Pertanyaan Penelitian

Pertanyaan yang diperlukan untuk melakukan penelitian ini sehingga mendapatkan hasil yang sesuai yaitu:

1. Berapa nilai *Intersection over Union* (IoU) dan *Dice Similarity Coefficient* (DISC) yang dihasilkan dari segmentasi citra Glaukoma menggunakan arsitektur *U-Net*?
2. Bagaimana perbandingan dari performa klasifikasi penyakit Glaukoma menggunakan arsitektur *transfer learning VGG-19* ketika menggunakan citra asli dengan citra segmentasi?

1.3 Tujuan dan Manfaat

Berikut adalah tujuan dan manfaat pada penelitian ini:

1.3.1 Tujuan Penelitian

1. Menentukan performa terbaik dari seluruh skenario eksperimen yang akan dilakukan.
2. Mengetahui bagaimana dari performa dari arsitektur *U-Net* dalam segmentasi citra penyakit Glaukoma.

1.3.2 Manfaat

1. Membantu dokter untuk melakukan deteksi dini pada penyakit glaukoma.
2. Sistem deteksi yang efektif dapat membantu dokter mata dalam mengidentifikasi penyakit glaukoma dengan lebih cepat dan akurat.
3. Membantu dalam mengembangkan pemahaman dan keterampilan dalam mengimplementasikan dengan menggunakan arsitektur *U-Net* dan *VGG-19*.

1.4 Batasan Masalah

1. *Dataset* ORIGA adalah sumber daya khusus untuk analisis glaukoma, berisi 650 citra fundus retina beresolusi tinggi, termasuk 168 citra glaukoma dan 482 citra normal. Dataset ini diambil oleh *Singapore National Eye Centre* (SNEC) dan *National University of Singapore* (NUS), *dataset* ini menyediakan label diagnostik terperinci dan informasi klinis terkait yang dilabelkan pada file *Originalist.csv*, yang berfungsi sebagai label untuk mengetahui kelas normal dan glaukoma.
2. *Dataset* yang digunakan dapat diunduh di Kaggle dengan situs :<https://www.kaggle.com/datasets/arnavjain1/glaucoma-datasets/data>

3. Metode klasifikasi yang digunakan dalam penelitian menggunakan arsitektur *transfer learning* VGG-19.
4. Menerapkan segmentasi *U-Net* untuk mengambil bagian penting pada citra yakni *Optic Disk* (OD) dan *Optic Cup* (OC).
5. Matrik evaluasi yang digunakan untuk mengetahui performa model adalah *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-Score*.
6. Proses percobaan dilakukan sebanyak dua kali, dengan membagi menjadi 2 skenario percobaan yaitu Skenario 1, dan Skenario 2 dengan Skenario 1 klasifikasi dengan hasil segmentasi citra bagian *Cup* dan *Disc*, serta Skenario 2 klasifikasi tanpa menggunakan hasil segmentasi citra bagian *Cup* dan *Disc*.