SEGMENTASI OPTIC CUP DAN OPTIC DISC MENGGUNAKAN U-NET BACKBONE RESNET50

Bachtiar Riza Pratama[1], Fetty Tri Anggraeny[2], Achmad Junaidi[3]

[1,2,3] Progam Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa timur, Indonesia

[1]bachtiarrizap@gmail.com, [2] fettyanggraeny.if@upnjatim.ac.id, [3] achmadjunaidi.if@upnjatim.ac.id

.

Abstrak

Glaukoma merupakan penyakit mata serius yang dapat menyebabkan kebutaan permanen. Salah satu indikator penting dalam diagnosis glaukoma adalah nilai *Cup to Disc Ratio* (CDR), yang diperoleh dari segmentasi area *optic disc* (OD) dan *optic cup* (OC) pada citra fundus retina. Penelitian ini mengembangkan model segmentasi berbasis U-Net dengan *backbone* ResNet50 untuk mendeteksi area OD dan OC secara otomatis. Data yang digunakan adalah dataset REFUGE sebanyak 1200 citra fundus dan *mask ground truth*. Sebelum pelatihan, dilakukan tahap pra-pemrosesan yang mencakup ekstraksi ROI *optic disc* menggunakan metode *Normalized Cross-Correlation* (NCC), *resize* citra, normalisasi citra ,dan augmentasi citra. Model dievaluasi menggunakan metrik *Dice Coefficient* dan *Intersection over Union* (IoU) untuk mengukur akurasi segmentasi. Hasil segmentasi menunjukkan bahwa model menghasilkan nilai *Dice Coefficient* sebesar 0,9175 dan IoU sebesar 0,8976 untuk *optic disc*, serta *Dice Coefficient* sebesar 0,8924 dan IoU sebesar 0,8057 untuk *optic cup*. Guna memperhalus bentuk kontur, diterapkan metode *ellipse fitting* pada hasil segmentasi sebelum perhitungan *Cup to Disc Ratio*. Nilai CDR yang diperoleh kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat keparahan glaukoma.

Kata kunci: Segmentasi Citra, Optic Disc, Optic Cup, U-Net, ResNet50, Cup to Disc Ratio

1. Pendahuluan

Glaukoma merupakan salah satu penyakit mata kronis yang ditandai oleh peningkatan tekanan intraokular yang berdampak pada kerusakan progresif saraf optik. Sebagai gangguan *neurodegeneratif*, glaukoma menyebabkan perubahan struktural pada kepala saraf optik yang berujung pada penurunan fungsi penglihatan secara bertahap (Almustofa, Handayani, and Mengko 2022). Kondisi ini umumnya tidak menunjukkan gejala pada tahap awal, sehingga sering kali baru terdeteksi ketika telah memasuki stadium lanjut. Deteksi dini sangat diperlukan guna mencegah kehilangan penglihatan permanen yang tidak dapat dipulihkan (Shinde 2021).

Berdasarkan laporan Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, lebih dari 50% kasus glaukoma baru terdiagnosis pada stadium lanjut, dan sebagian besar pasien mengalami kebutaan yang bersifat permanen (Almustofa, Handayani, and Mengko 2022). Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) memperkirakan jumlah penderita glaukoma akan mencapai 111,8 juta jiwa secara global pada tahun 2040 (Veena, Muruganandham, and Kumaran 2022). Pemeriksaan fundus retina menjadi metode penting dalam proses deteksi, khususnya melalui identifikasi struktur *optic disc* (OD) dan *optic cup* (OC). Salah satu parameter utama dalam evaluasi glaukoma adalah *Cup to Disc Ratio* (CDR), yaitu rasio antara diameter vertikal OC dan OD. Secara klinis, nilai CDR < 0,3 dikategorikan sebagai normal, 0,3–0,4 sebagai glaukoma ringan, 0,4–0,7 glaukoma sedang, dan > 0,7 mengindikasikan glaukoma berat (Virbukaite, Bernataviciene, and Imbrasiene 2024).

Penentuan nilai CDR yang akurat bergantung pada segmentasi yang tepat terhadap area OD dan OC pada citra fundus retina (Bernabe et al. 2021). Berbagai pendekatan segmentasi telah dikembangkan, termasuk metode konvensional seperti *region growing* dan *thresholding*, hingga pendekatan berbasis pembelajaran mesin (Octavian et al. 2024). Arsitektur U-Net, yang merupakan bagian dari *Convolutional Neural Network* (CNN), telah menjadi pilihan utama dalam segmentasi citra medis karena kemampuannya dalam mempertahankan informasi spasial melalui struktur *encoder–decoder* dan mekanisme *skip connection* (Tulsani, Kumar, and Pathan 2021). Namun demikian, U-Net dasar memiliki keterbatasan dalam mengekstraksi fitur halus pada citra dengan batas objek yang tumpang tindih atau kontras rendah (Virbukaite, Bernataviciene, and Imbrasiene 2024).

Guna meningkatkan performa segmentasi, penelitian ini mengintegrasikan ResNet50 sebagai *backbone* pada arsitektur U-Net. ResNet50 dirancang dengan *residual connections* yang memungkinkan ekstraksi fitur lebih dalam dan stabil pada jaringan berlapis, sehingga dapat menangkap detail morfologi yang kompleks pada citra fundus (Shyamalee and Meedeniya 2022). Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa modifikasi U-Net dengan

backbone ResNet50 mampu meningkatkan nilai Dice Coefficient dan Intersection over Union (IoU) pada segmentasi OD dan OC secara signifikan (Virbukaite, Bernataviciene, and Imbrasiene 2024). Oleh karena itu, penggunaan backbone ini dinilai relevan untuk mendukung perhitungan CDR secara lebih akurat.

Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk memperkenalkan pendekatan baru dalam segmentasi optic cup dan optic disc menggunakan metode U-Net backbone ResNet50. Penggunaan backbone ResNet50 bertujuan untuk meningkatkan ekstraksi fitur serta mengoptimalkan kinerja segmetnasi pada citra fundus mata. Dengan hasil ini, diharapkan penelitian ini dapat berkontribusi dalam pengembangan sistem identifikasi glaukoma melalui segmentasi optic cup dan optic disc guna mendukung pencegahan kebutaan akibat glaukoma secara dini..

2. Metode

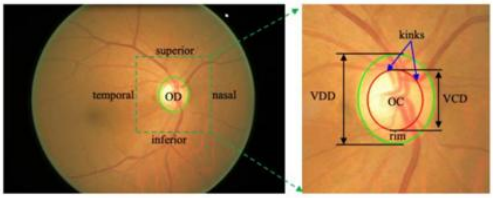
2.1 Glaukoma

Glaukoma merupakan penyakit mata kronis yang ditandai oleh peningkatan tekanan intraokular yang menyebabkan kerusakan progresif pada saraf optik. Kondisi ini sering kali tidak menunjukkan gejala pada tahap awal dan baru terdeteksi setelah terjadi gangguan penglihatan yang bersifat permanen. Secara klinis, glaukoma ditandai dengan penyempitan pada area *optic disc* dan pencekungan pada *optic cup*, yang mengakibatkan perubahan struktur kepala saraf optik (Das, Mishra, and Majumder 2024).

Jenis glaukoma yang paling umum adalah glaukoma sudut terbuka, yang terjadi akibat kerusakan pada *trabecular meshwork* yaitu struktur penyaring yang mengatur aliran *aqueous humor* dari bilik *anterior* mata. Gangguan aliran ini menyebabkan akumulasi tekanan dalam bola mata, yang selanjutnya merusak *akson* pada sel *ganglion* retina dan memicu kematian sel secara progresif serta hilangnya penglihatan secara bertahap (Mélik Parsadaniantz et al. 2020).

2.2 Optic Disc dan Optic Cup

Area *optic disc* merupakan bagian berwarna kuning terang pada retina yang menjadi lokasi keluarnya serabut saraf mata, dikenal sebagai *Optic Nerve Head* (ONH). Di dalam area ini terdapat *optic cup*, yaitu bagian yang tampak lebih terang dan cekung akibat tekanan intraokular. Pada penderita glaukoma, peningkatan tekanan ini menyebabkan pelebaran *optic cup* yang berdampak pada peningkatan rasio antara diameter *optic cup* dan *optic disc*. Rasio ini dikenal sebagai *Cup to Disc Ratio* (CDR), dan menjadi salah satu indikator utama untuk menentukan tingkat keparahan penyakit glaukoma (Heraldi, 2024). Visualisasi anatomi *optic disc* dan *optic cup* pada retina dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Optic Disc dan Optic Cup

2.3 Region Of Interest (ROI)

Region of Interest (ROI) merupakan proses pengambilan area tertentu dari sebuah citra yang dianggap paling relevan dan akan dijadikan sebagai fokus utama dalam proses analisis citra. Penerapan ROI bertujuan untuk mengeliminasi bagian-bagian citra yang tidak dibutuhkan atau tidak memiliki kontribusi signifikan terhadap tujuan analisis. Dengan memusatkan perhatian hanya pada area penting, ROI dapat mempercepat dan mempermudah proses interpretasi citra. Teknik ini umum digunakan dalam penelitian yang melibatkan citra medis, karena mampu memfokuskan analisis pada struktur atau tekstur yang esensial untuk diagnosis atau segmentasi (Ariadi et al. 2024).

2.4 Normalized Cross Correlation

Normalized Cross-Correlation (NCC) merupakan salah satu metode yang digunakan secara luas dalam pencocokan *template* pada pengolahan citra digital untuk mengukur tingkat kemiripan antara *template* dan area lokal pada citra *input*. Proses ini menghasilkan *NCC map*, yakni peta dua dimensi yang merepresentasikan nilai korelasi pada setiap koordinat (*x*,*y*) (Almustofa, Handayani, and Mengko 2022).

$$NCC(x,y) = \frac{\sum x^i y^i (T^i(x^i,y^i).I^i(x+x^i,y+y^i))}{\sqrt{\sum x^i,y^i T^i(x^i,y^i)^2 . \sum x^i,y^i I^i(x+x^i,y+,y^i)^2}} \quad (1)$$

Pada Persamaan (1), *NCC*(x,y) menyatakan nilai korelasi pada posisi (*x*,*y*) dalam citra. Notasi x^i dan y^i masing-masing mewakili pergeseran horizontal dan vertikal dari posisi pusat template terhadap citra. $T(x^i, y^i)$ menunjukkan intensitas piksel pada posisi (x^i, y^i) dari template, sedangkan $I(x + x^i, y + y^i)$ menyatakan intensitas piksel dari citra input pada lokasi yang bersesuaian dengan *template* (Almustofa, Handayani, and Mengko 2022).

2.5 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu jenis jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk menangani data berbentuk citra. CNN memiliki kemampuan dalam mendeteksi serta mengenali pola visual melalui proses pembelajaran fitur dari citra masukan. Secara struktur, CNN memiliki kemiripan dengan jaringan saraf tiruan konvensional, yaitu terdiri dari neuron-neuron yang dilengkapi dengan bobot, bias, serta fungsi aktivasi (Akbar, Rahmat, and Junaidi 2024).

Lapisan konvolusi dalam CNN terdiri dari kumpulan neuron yang membentuk filter berdimensi panjang dan lebar tertentu. Filter ini berperan dalam mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra input. Hasil dari proses ekstraksi ini akan diteruskan ke jaringan *multilayer perceptron* untuk menghasilkan output akhir berupa hasil klasifikasi atau prediksi. Secara umum, terdapat tiga proses utama dalam CNN, yaitu operasi konvolusi, *subsampling* (atau *pooling*), dan aktivasi menggunakan fungsi *Rectified Linear Unit* (ReLU) (Akbar, Rahmat, and Junaidi 2024).

2.6 U-Net

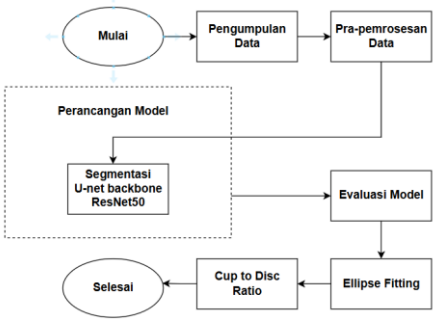
U-Net merupakan salah satu arsitektur jaringan saraf konvolusional (*Convolutional Neural Network*) yang dirancang khusus untuk tugas segmentasi citra, terutama dalam bidang medis. Arsitektur ini pertama kali diperkenalkan oleh Ronneberger et al., dan dinamakan U-Net karena strukturnya yang menyerupai huruf "U". Struktur utama U-Net terdiri dari dua komponen utama, yaitu jalur kontraksi (*encoder*) dan jalur ekspansi (*decoder*).(Shyamalee and Meedeniya 2022)

2.7 ResNet50

ResNet50 merupakan penerapan konsep *residual block* dalam jaringan *residual learning*. *Residual block* berfungsi untuk menghubungkan *input* dari blok pertama ke *output* dari blok kedua melalui operasi penjumlahan, yang memungkinkan blok ini mempelajari fungsi *residual* serta mencegah terjadinya *exploding parameters*. Arsitektur *ResNet-50* terdiri dari 50 lapisan *residual block*, yang meliputi satu lapisan *convolution*, 48 *residual block*, dan lapisan *classifier* dengan ukuran filter kecil yaitu 1 × 1 dan 3 × 3 (Desiani et al. 2021).

2.8 Kerangka Penelitian

Penelitian segmentasi *optic disc* dan *optic cup* menggunakan arsitektur U-Net dengan *backbone* ResNet50 ditunjukkan pada Gambar 2, yang terdiri atas beberapa tahapan, yaitu pengumpulan dataset, pra-pemrosesan data, perancangan model, evaluasi model, proses *ellipse fitting* pada mask hasil segmentasi, serta perhitungan *Cup to Disc Ratio* (CDR).



Gambar 2 Diagram Alir Kerangka Penelitian

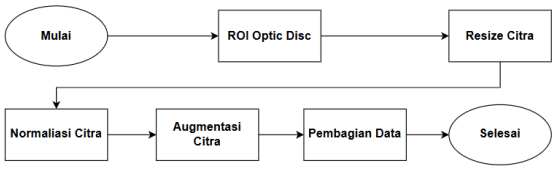
2.9 Pengumpulan Dataset

Pada penelitian ini digunakan data sekunder yang diperoleh dari dataset publik REFUGE melalui platform Kaggle. Dataset tersebut terdiri dari 1.200 citra fundus mata beserta mask optic disc dan optic cup dalam format JPG dan PNG.

2.10 Pra-pemrosesan Data

Pra-pemrosesan data dilakukan untuk menyiapkan citra fundus sebelum dimasukkan ke dalam model segmentasi. Langkah pertama adalah mengekstraksi *Region of Interest* (ROI) pada area *optic disc* menggunakan metode *Normalized Cross-Correlation* (NCC) untuk memastikan fokus hanya pada area *optic disc*. Setelah itu, citra hasil ekstraksi diubah ukurannya ke resolusi yang seragam agar sesuai dengan arsitektur masukan model.

Langkah berikutnya adalah normalisasi nilai piksel ke dalam rentang [0, 1] untuk mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan stabilitas model. Proses ini dilanjutkan dengan augmentasi citra, seperti *zoom* dan rotasi, guna meningkatkan keragaman data latih dan mencegah *overfitting*. Seluruh dataset kemudian dibagi menjadi tiga bagian, yaitu 80% untuk data pelatihan (*training*), 10% untuk validasi, dan 10% untuk pengujian (*testing)*.Tahapan pra-pemrosesan data secara lengkap ditunjukkan pada Gambar 3.

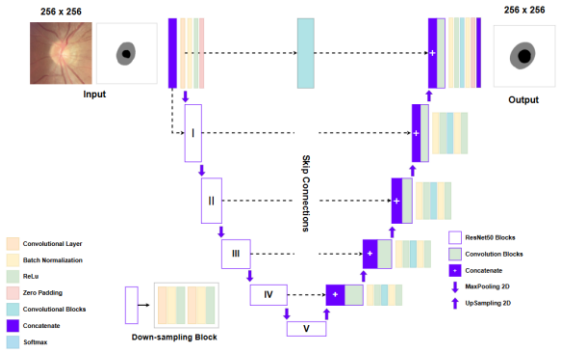


Gambar 3 Diagram Alir Pra-pemrosesan Data

2.11 Perancangan Model

Arsitektur U-Net dengan *backbone* ResNet50 terdiri atas dua bagian utama, yaitu *encoder* dan *decoder*. Model menerima *input* berupa ROI *optic disc* dari citra fundus berukuran 256 × 256 piksel. Pada bagian *encoder*, ResNet50 digunakan sebagai *feature extractor* yang mengekstraksi informasi dari fitur berlevel rendah hingga tinggi melalui kombinasi *convolution*, *batch normalization*, dan fungsi aktivasi *ReLU*. Proses *downsampling* dilakukan secara bertahap untuk menghasilkan representasi fitur yang padat dan informatif.

Pada bagian *decoder*, dilakukan proses *upsampling* untuk mengembalikan dimensi citra ke ukuran semula. *Skip connection* antara *encoder* dan *decoder* memungkinkan model mempertahankan informasi spasial penting dari *input*. Arsitektur lengkap model ditunjukkan pada Gambar 4, dengan lapisan *output* berupa *convolution* dan aktivasi *softmax* yang menghasilkan *mask* segmentasi untuk mendeteksi area *optic disc* dan *optic cup* secara otomatis.



Gambar 4 Arsitektur U-Net Backbone ResNet50

2.12 Evaluasi Model

Evaluasi terhadap performa model segmentasi dilakukan dengan menggunakan dua metrik kuantitatif, yaitu *Dice Coefficient* dan *Intersection over Union* (IoU). *Dice Coefficient* mengevaluasi derajat tumpang tindih antara area prediksi dan area *ground truth* (Virbukaite, Bernataviciene, and Imbrasiene 2024), yang secara matematis dinyatakan dalam Persamaan (2):

$$Dice\ Coefficient = \frac{2\,|A\ n\ B|}{|A|+|B|} \quad (2)$$

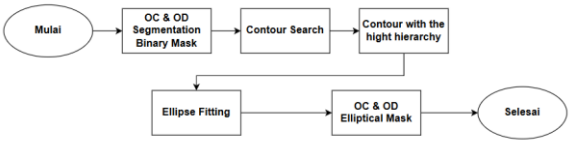
Sementara itu, IoU atau *Jaccard Index* mengukur rasio antara area irisan terhadap area gabungan antara prediksi dan *ground truth* (Alkhaldi and Alabdulathim 2024), sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (3):

$$IoU = \frac{|A\ n\ B|}{|A\ u\ B|} \quad (3)$$

Evaluasi dilakukan secara terpisah pada kelas *optic disc* dan *optic cup* untuk memperoleh gambaran performa segmentasi yang lebih terperinci. Nilai yang tinggi pada kedua metrik menunjukkan bahwa model mampu menghasilkan segmentasi yang akurat serta mendekati kondisi referensi yang diharapkan

2.13 Ellipse Fitting

Ellipse fitting digunakan untuk menyempurnakan kontur hasil segmentasi *optic disc* dan *optic cup* dengan menyesuaikan bentuk *elips* pada area yang terdeteksi. Proses ini menghasilkan representasi yang lebih teratur dan presisi, khususnya dalam pengukuran dimensi vertical (Minfei et al. 2022). Hasil *mask ellipse fitting* kemudian digunakan sebagai dasar perhitungan nilai *Cup to Disc Ratio* (CDR). Diagram alir proses ellipse fitting ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5 Diagram Alir Ellipse Fitting

2.14 Cup to Disc Ratio (CDR)

Cup to Disc Ratio (CDR) merupakan parameter yang digunakan untuk menilai proporsi antara *optic cup* dan *optic disc* pada citra fundus retina. Nilai CDR dihitung berdasarkan tinggi vertikal dari hasil *ellipse fitting* masing-masing area, yaitu *optic cup* dan *optic disc* Hubungan antara keduanya dinyatakan dalam Persamaan (4)

$$Cup\ to\ Disc\ Ratio = \frac{VCup}{VDisc} \quad (4)$$

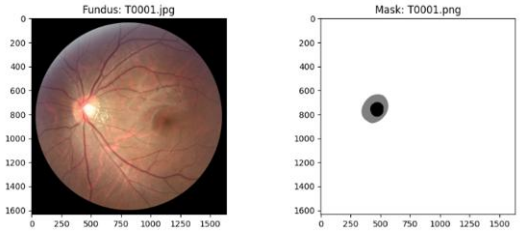
Nilai CDR yang dihasilkan kemudian digunakan untuk mengelompokkan tingkat keparahan glaukoma ke dalam kategori normal, ringan, sedang, dan berat.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Pengumpulan Dataset

Langkah awal yang dilakukan sebelum memasuki tahap pra-pemrosesan data dan pembangunan model adalah mengumpulkan data yang digunakan dalam penelitian. Dataset yang digunakan diperoleh dari situs terbuka Kaggle dengan judul "REFUGE", yang merupakan dataset publik untuk segmentasi fundus retina.

Dataset ini terdiri atas 1.200 citra fundus retina dalam format JPG dan 1.200 *mask ground truth* dalam format PNG, yang masing-masing digunakan untuk menandai area *optic disc* dan *optic cup*. Citra fundus berfungsi sebagai *input* model, sedangkan *mask ground truth* digunakan sebagai referensi kebenaran dalam proses pelatihan dan evaluasi segmentasi. Contoh citra fundus dan *mask ground truth* dapat dilihat pada Gambar 6.



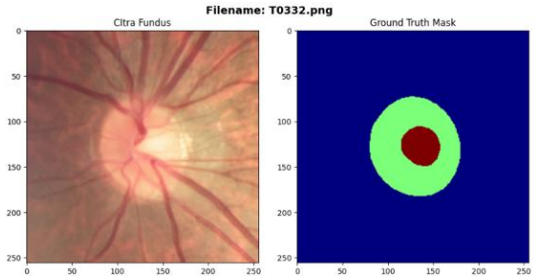
Gambar 6 Saple Dataset

3.2 Pra-pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan data diawali dengan proses ekstraksi *Region of Interest* (ROI) pada area *optic disc* menggunakan metode *Normalized Cross-Correlation* (NCC). ROI dipotong dari citra fundus dengan ukuran tetap sebesar 550 × 550 piksel, yang berfokus pada area *optic disc*. Citra hasil pemotongan kemudian diubah ukurannya menjadi 256 × 256 piksel agar sesuai dengan dimensi *input* model U-Net.

Setelah proses *resize*, citra dinormalisasi ke dalam rentang nilai [0, 1] untuk mempercepat dan menstabilkan proses pelatihan. Selanjutnya, dilakukan proses augmentasi seperti *zoom* dan rotasi untuk meningkatkan keragaman data dan mengurangi risiko *overfitting*. Dataset kemudian dibagi menjadi tiga bagian, yaitu 80% untuk pelatihan, 10% untuk

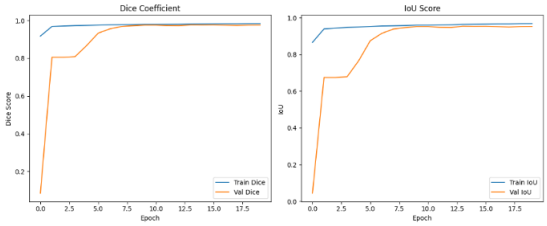
validasi, dan 10% untuk pengujian. Hasil akhir citra dan mask setelah seluruh tahap pra-pemrosesan dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7 Hasil Pra-pemrosesan Dataset

3.3 Hasil Pelatihan U-Net Backbone ResNet50

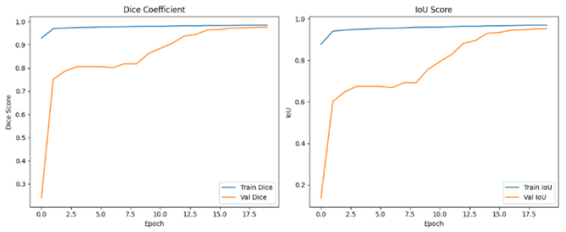
Model U-Net dengan backbone ResNet50 dilatih menggunakan dua skenario berbeda untuk membandingkan pengaruh batch size terhadap performa segmentasi. Kedua skenario sama-sama menggunakan *learning rate* sebesar 0,0001, dengan perbedaan pada nilai *batch size*, yaitu 8 pada skenario pertama dan 16 pada skenario kedua. Evaluasi performa dilakukan dengan memantau nilai *Dice Coefficient* dan IoU pada data validasi di setiap *epoch* selama proses pelatihan.



Gambar 8 Grafik Pelatihan Skenario Pertama

Gambar 8 menunjukkan grafik performa pelatihan model U-Net dengan backbone ResNet50 pada skenario ketiga. Berdasarkan grafik *Dice Coefficient*, nilai pada data pelatihan sudah tinggi sejak awal dan terus meningkat secara bertahap hingga mendekati nilai maksimum. Pada data validasi, nilai Dice mengalami peningkatan signifikan dari nilai awal sebesar 0.0855 hingga mencapai nilai tertinggi sebesar 0.9759 pada epoch ke-16, lalu cenderung stabil di atas 0.95 hingga akhir pelatihan.

Pola serupa juga terlihat pada grafik metrik *Intersection over Union* (IoU). Nilai IoU pada data pelatihan meningkat secara konsisten, sedangkan pada data validasi meningkat dari 0.0447 hingga mencapai nilai tertinggi sebesar 0.9529 pada epoch ke-16. Nilai tersebut dianggap sebagai performa optimal karena setelahnya tidak terjadi peningkatan signifikan dan grafik validasi mulai menunjukkan kestabilan. Stabilitas kedua metrik pada fase akhir pelatihan serta keselarasan kurva pelatihan dan validasi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dalam melakukan segmentasi area *optic disc* dan *optic cup* pada skenario ini. Proses pelatihan dilakukan di lingkungan *Google Colab* menggunakan *TensorFlow 2.14* dan *Python 3.10* dengan dukungan *GPU NVIDIA Tesla T4*.



Gambar 9 Grafik Pelatihan Skenario Kedua

Sementara itu, Gambar 9 menampilkan grafik pelatihan model U-Net dengan *backbone* ResNet50 pada skenario kedua dengan *batch size* sebesar 16. Berdasarkan grafik *Dice Coefficient*, nilai pada data pelatihan menunjukkan kestabilan tinggi sejak awal pelatihan dan terus meningkat hingga mendekati angka maksimum. Pada data validasi, *Dice Coefficient* mengalami peningkatan bertahap dan mencapai nilai tertinggi sebesar 0.9756 pada epoch ke-20. Titik ini dianggap sebagai performa optimal karena setelahnya nilai metrik tidak mengalami peningkatan yang signifikan dan cenderung stabil. Tren ini mengindikasikan bahwa model berhasil mempelajari pola segmentasi dengan baik tanpa penurunan performa yang berarti.

Pola yang sama terlihat pada grafik *IoU Score*. Nilai IoU pada data validasi meningkat secara konsisten sepanjang proses pelatihan dan mencapai nilai maksimum sebesar 0.9523 pada epoch ke-20. Stabilitas peningkatan pada kedua metrik ini menunjukkan bahwa model mampu melakukan generalisasi yang baik terhadap data uji, meskipun menggunakan konfigurasi *learning rate* yang tinggi. Seluruh proses pelatihan pada skenario ini dilakukan di lingkungan *Google Colab* menggunakan *TensorFlow 2.14* dan *Python 3.10* dengan dukungan *GPU NVIDIA Tesla T4*.

3.4 Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan untuk mengukur performa segmentasi model U-Net dengan *backbone* ResNet50 pada dua skenario pelatihan yang berbeda. Penilaian dilakukan terhadap dua area target, yaitu *optic disc* dan *optic cup*, menggunakan metrik *Dice Coefficient* dan *Intersection over Union* (IoU). Evaluasi ini bertujuan untuk menilai akurasi spasial segmentasi berdasarkan tingkat tumpang tindih antara mask prediksi dan ground truth.

Tabel 1 Evaluasi Model

	Optic Disc		Optic Cup	
	Dice Coef	IoU	Dice Coef	IoU
Skenario Pertama	0.9175	0.8976	0.8924	0.8057
Skenario Kedua	0.9165	0.8458	0.8876	0.7980

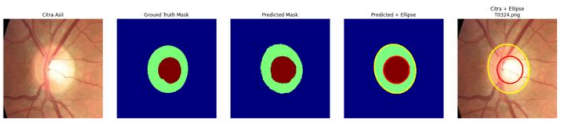
Hasil evaluasi pada Tabel 1 menunjukkan bahwa skenario pertama menghasilkan performa yang lebih unggul dibandingkan skenario kedua pada semua

metrik evaluasi. Model pada skenario pertama memperoleh nilai *Dice Coefficient* sebesar 0,9175 dan IoU sebesar 0,8976 untuk segmentasi *optic disc*, serta *Dice Coefficient* sebesar 0,8924 dan IoU sebesar 0,8057 untuk segmentasi *optic cup*.

Meskipun perbedaan antar skenario relatif kecil, hasil ini mengindikasikan bahwa penggunaan *batch size* yang lebih kecil menghasilkan segmentasi yang lebih stabil dan presisi, terutama dalam menangkap kontur area target secara spasial. Hal ini memperkuat asumsi bahwa pemilihan hyperparameter pelatihan dapat berdampak langsung terhadap akurasi segmentasi pada jaringan U-Net.

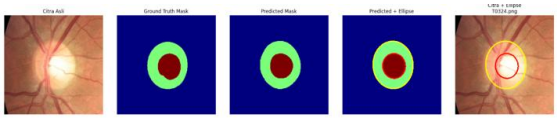
3.5 Ellipse Fitting

Ellipse fitting diterapkan pada hasil segmentasi model terbaik, yaitu model dari skenario pertama, untuk menyempurnakan kontur area *optic disc* dan *optic cup*. Proses ini bertujuan memperoleh representasi geometris yang lebih stabil dan sesuai dengan bentuk anatomi sebenarnya, sehingga akurasi pengukuran vertikal dapat ditingkatkan. *Ellipse fitting* dilakukan dengan menyesuaikan bentuk elips pada area hasil segmentasi masing-masing kelas berdasarkan kontur terbesar yang terdeteksi.



Gambar 10 Ellipse Fitting Skenario Pertama

Gambar 10 menunjukkan hasil segmentasi dan *ellipse fitting* dari model U-Net dengan *backbone* ResNet50 pada skenario pertama. Urutan gambar dari kiri ke kanan mencakup citra fundus asli, *mask ground truth*, *mask* prediksi model, hasil prediksi dengan kontur *elips*, dan *overlay elips* pada citra fundus. Berdasarkan visualisasi, *elips* yang terbentuk mengikuti kontur area *optic disc* dan *optic cup* dengan baik, menunjukkan bahwa segmentasi yang dihasilkan model cukup akurat dan stabil. Kontur *elips optic disc* (kuning) dan *optic cup* (merah) tampak sejajar dan proporsional dengan bentuk anatomi aslinya



Gambar 11 Ellipse Fitting Skenario Kedua

Gambar 11 menampilkan hasil segmentasi dan *ellipse fitting* pada model U-Net dengan *backbone* ResNet50 untuk skenario kedua. Susunan gambar serupa dengan skenario pertama, yang mencakup citra fundus asli, *mask ground truth*, *mask* prediksi, hasil prediksi dengan kontur *elips*, dan *overlay elips* pada citra fundus. Secara visual, *elips optic disc* dan *optic cup* berhasil terbentuk, namun terdapat sedikit deviasi pada kontur *optic cup* dibandingkan dengan *ground truth*.

Meskipun segmentasi masih tergolong baik, akurasi kontur optic cup terlihat kurang halus, yang kemungkinan disebabkan oleh prediksi model yang tidak sepenuhnya konsisten pada area dengan batas kabur. Hal ini mencerminkan hasil evaluasi numerik sebelumnya, di mana skenario kedua menunjukkan performa yang sedikit lebih rendah dibandingkan skenario pertama. Dengan demikian, kualitas segmentasi yang dihasilkan model turut memengaruhi presisi proses *ellipse fitting*, khususnya pada area yang lebih sensitif seperti *optic cup*.

3.6 Perhitungan Cup to Disc Ratio

Setelah proses segmentasi dan ellipse fitting selesai dilakukan, tahap berikutnya adalah menghitung nilai *Cup to Disc Ratio* (CDR) dari setiap citra hasil segmentasi. Nilai CDR dihitung secara otomatis berdasarkan tinggi vertikal dari *elips optic cup* dan *optic disc* yang dihasilkan oleh metode *ellipse fitting*, sebagaimana dijelaskan pada Persamaan (3). Hasil perhitungan CDR ini digunakan untuk menentukan tingkat keparahan glaukoma ke dalam empat kategori: normal, ringan, sedang, dan berat.

Pada skenario pertama menunjukkan distribusi tingkat keparahan glaukoma berdasarkan nilai CDR yang diperoleh dari 120 data uji menggunakan model dari skenario pertama. Berdasarkan hasil klasifikasi, tidak ditemukan citra dengan kategori mata normal. Sebanyak 19 citra dikategorikan sebagai glaukoma ringan, 95 citra sebagai glaukoma sedang, dan 6 citra sebagai glaukoma parah.

Sementara itu, skenario kedua memperlihatkan hasil klasifikasi tingkat keparahan glaukoma berdasarkan nilai CDR dari model skenario kedua pada 120 data uji. Hasil perhitungan menunjukkan bahwa 4 citra diklasifikasikan sebagai normal, 29 citra sebagai glaukoma ringan, 84 citra sebagai glaukoma sedang, dan 3 citra termasuk dalam kategori glaukoma parah. Distribusi ini mengindikasikan bahwa mayoritas citra uji berada dalam kategori glaukoma sedang, dengan sebagian kecil berada pada kategori ringan, normal, maupun parah.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan, model U-Net dengan *backbone* ResNet50 mampu melakukan segmentasi *optic disc* dan *optic cup* dengan baik, dengan nilai *Dice Coefficient* tertinggi sebesar 0,9756 dan IoU sebesar 0,9523 pada skenario terbaik. Proses *ellipse fitting* berhasil memperhalus kontur segmentasi, sehingga mendukung perhitungan nilai *Cup to Disc Ratio* (CDR) secara presisi. Hasil klasifikasi glaukoma berdasarkan CDR menunjukkan mayoritas data uji berada pada kategori glaukoma sedang, yang konsisten dengan hasil segmentasi model.

Selain itu, peneliti juga menyarankan untuk melakukan fine-tuning pada backbone dan

menggunakan optimasi *hyperparameter* otomatis seperti *grid search* atau *Bayesian optimization* serta mempertimbangkan menggunakan backbone arsitektur yang lain seperti EfficientNet dan DenseNet.

Daftar Pustaka:

Akbar, Refansya Rachmad, Basuki Rahmat, and Achmad Junaidi. 2024. "NEURAL NETWORK PADA TRANSLITERASI AKSARA JAWA KE AKSARA LATIN DENGAN PENERAPAN." 12(3): 4414–22.

Alkhaldi, Nora A., and Ruqayyah E. Alabdulathim. 2024. "Optimizing Glaucoma Diagnosis with Deep Learning-Based Segmentation and Classification of Retinal Images." *Applied Sciences (Switzerland)* 14(17). doi:10.3390/app14177795.

Almustofa, A. N., A. Handayani, and T. L.R. Mengko. 2022. "Optic Disc and Optic Cup Segmentation on Retinal Image Based on Multimap Localization and U-Net Convolutional Neural Network." *Journal of Image and Graphics(United Kingdom)* 10(3): 109–15. doi:10.18178/joig.10.3.109-115.

Ariadi, Kuncoro, Fetty Tri Anggraeny, Andreas Nugroho Sihananto, Universitas Pembangunan, Nasional Veteran, Jawa Timur, Telinga Normal, et al. 2024. "MENGKLASIFIKASIKAN CITRA INFEKSI TELINGA." 8(6): 11342–47.

Bernabe, Omar, Elena Acevedo, Antonio Acevedo, Ricardo Carreno, and Sandra Gomez. 2021. "Classification of Eye Diseases in Fundus Images." *IEEE Access* 9: 101267–76. doi:10.1109/ACCESS.2021.3094649.

Das, Smita, Madhusudhan Mishra, and Swanirbhar Majumder. 2024. "Identification of Glaucoma from Retinal Fundus Images Using Deep Learning Model, MobileNet." *ECTI Transactions on Computer and Information Technology* 18(3): 371–80. doi:10.37936/ecti-cit.2024183.256182.

Desiani, Anita, Bambang Suprihatin, Sugandi Yahdin, Ajeng I Putri, and Fathur R Husein. 2021. "Bi - Path Architecture of CNN Segmentation and Classification Method for Cervical Cancer Disorders Based on Pap - Smear Images." 48(3).

Mélik Parsadaniantz, Stéphane, Annabelle Réaux-le Goazigo, Anaïs Sapienza, Christophe Habas, and Christophe Baudouin. 2020. "Glaucoma: A Degenerative Optic Neuropathy Related to Neuroinflammation?" *Cells* 9(3): 1–14. doi:10.3390/cells9030535.

Minfei, Liang, Gan Yidong, Chang Ze, Wan Zhi, Schlangen Erik, and Šavija Branko. 2022. "Microstructure-Informed Deep Convolutional Neural Network for Predicting Short-Term Creep Modulus of Cement Paste." *Cement and Concrete Research* 152(August 2021). doi:10.1016/j.cemconres.2021.106681.

Octavian, Octavian, Ahmad Badruzzaman, Muhammand Yusuf Ridho, and Bayu Distiawan Trisedya. 2024. "Enhancing Weighted Averaging for CNN Model Ensemble in Plant Diseases Image Classification." *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)* 8(2): 272–79. doi:10.29207/resti.v8i2.5669.

Shinde, Rutuja. 2021. "Glaucoma Detection in Retinal Fundus Images Using U-Net and Supervised Machine Learning Algorithms." *Intelligence-Based Medicine* 5: 100038. doi:10.1016/j.ibmed.2021.100038.

Shyamalee, Thisara, and Dulani Meedeniya. 2022. "Glaucoma Detection with Retinal Fundus Images Using Segmentation and Classification." *Machine Intelligence Research* 19(6): 563–80. doi:10.1007/s11633-022-1354-z.

Tulsani, Akshat, Preetham Kumar, and Sumaiya Pathan. 2021. "Automated Segmentation of Optic Disc and Optic Cup for Glaucoma Assessment Using Improved UNET ++ Architecture." *Biocybernetics and Biomedical Engineering* 41(2): 819–32. doi:10.1016/j.bbe.2021.05.011.

Veena, H N, A Muruganandham, and T Senthil Kumaran. 2022. "A Novel Optic Disc and Optic Cup Segmentation Technique to Diagnose Glaucoma Using Deep Learning Convolutional Neural Network over Retinal Fundus Images." *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences* 34(8): 6187–98. doi:10.1016/j.jksuci.2021.02.003.

Virbukaite, Sandra, Jolita Bernataviciene, and Daiva Imbrasiene. 2024. "Glaucoma Identification Using Convolutional Neural Networks Ensemble for Optic Disc and Cup Segmentation." *IEEE Access* 12(April): 82720–29. doi:10.1109/ACCESS.2024.3412185.

Halaman ini sengaja dikosongkan