

**SEGMENTASI SEMANTIK PEMBULUH DARAH CITRA RETINA
MENGUNAKAN ARSITEKTUR KOMBINASI *U-NET*, *DEEPLABV3+*,
DAN *ATTENTION GATE***

SKRIPSI

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana
di Jurusan Matematika pada Fakultas MIPA**

Oleh :

Dina Suzzete Sitorus

08011382126082



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS SRIWIJAYA**

2025

HALAMAN PENGESAHAN

**SEGMENTASI SEMANTIK PEMBULUH DARAH CITRA RETINA
MENGUNAKAN ARSITEKTUR KOMBINASI *U-NET* DAN *DOUBLE
ATTENTION GATE***

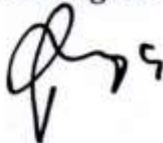
SKRIPSI

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana
di Jurusan Matematika pada Fakultas MIPA**

Oleh

**DINA SUZZETE SITORUS
NIM. 08011382126082**

Pembimbing Kedua



**Prof. Yulia Resti, S.Si., M.Si., Ph.D.
NIP. 197307191997022001**

**Indralaya, 09 Januari 2025
Pembimbing Utama**



**Dr. Andta Desiani, S.Si., M.Kom.
NIP. 197712112003121002**

**Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika**



**Dr. Dian Cahyawati Sukanda, S.Si., M.Si.
NIP. 197303212000122001**

HALAMAN PERNYATAAN KARYA ILMIAH

Yang beranda tangan di bawah ini:

Nama Mahasiswa : Dina Suzzete Sitorus
NIM : 08011382126082
Jurusan : Matematika
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri dan karya ilmiah ini belum pernah diajukan sebagai pemenuhan persyaratan untuk memperoleh gelar kesarjanaan strata satu (S1) dari Universitas Sriwijaya maupun perguruan tinggi lain. Semua informasi yang dimuat dalam skripsi ini berasal dari penulis lain baik yang dipublikasikan atau telah diberikan penghargaan dengan mengutip nama sumber penulis secara benar. Semua isi dari skripsi ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab saya sebagai penulis.

Demikianlah surat pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Indralaya, 09 Januari 2025
Penulis



Dina Suzzete Sitorus
NIM. 08011382126082

HALAMAN PERSEMBAHAN

Kupersembahkan skripsi ini untuk:

Tuhan Yang Maha Esa,

Mama dan Bapakku tercinta,

Abangku tercinta,

Keluarga besar Op. S Sitorus dan keluarga besar Op. L Baringbing,

Semua Dosenku,

Teman-teman baikku,

Almamaterku

Motto:

*“Yesaya 65:24 Maka sebelum mereka memanggil, Aku sudah menjawabnya;
ketika mereka sedang berbicara, Aku sudah mendengarkannya”*

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis sampaikan kepada Tuhan Yang Maha Esa karena atas berkat dan kasih karunia-Nya penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul “Segmentasi Semantik Pembuluh Darah Citra Retina Menggunakan Arsitektur Kombinasi *U-Net*, *DeepLabV3+*, dan *Attention Gate*”. Skripsi ini ditulis sebagai salah satu syarat memperoleh gelar sarjana *sains* pada program studi Matematika di Fakultas MIPA Universitas Sriwijaya.

Penulis menyadari bahwa dalam proses penyusunan skripsi ini merupakan proses pembelajaran yang sangat berharga dan tidak lepas dari kekurangan serta keterbatasan. Pada kesempatan ini dengan segala rasa hormat dan kerendahan hati, penulis mengucapkan banyak terima kasih kepada:

1. Kedua orang tua penulis Bapak **Merkel Tulus Pandopotan Sitorus** dan Mama **Repelita Baringbing, S.Pd.K**, Abang penulis **Gideon Sitorus, S.P**, serta **keluarga besar Sitorus dan Baringbing** yang senantiasa memberikan dukungan, doa, dan kasih sayang serta perhatiannya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
2. Bapak **Prof.Hermansyah S.Si., M.Si., Ph.D** selaku Dekan Fakultas MIPA Universitas Sriwijaya.
3. Ibu **Dr. Dian Cahyawati Sukanda, M.Si** selaku Ketua Jurusan Matematika dan Ibu **Des Alwine Zayanti, S.Si., M.Si.** selaku Sekretaris Jurusan Matematika yang telah membimbing dan mengarahkan dalam urusan akademik selama menempuh perkuliahan di Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya.

4. Ibu **Dr. Anita Desiani, S.Si., M.Kom** selaku Dosen Pembimbing Pertama dan Ibu **Prof. Yulia Resti, S.Si., M.Si., Ph.D** selaku Dosen Pembimbing Kedua yang telah bersedia meluangkan waktu, tenaga, dan pikiran untuk memberikan bimbingan, arahan dan didikan yang berharga selama pembuatan skripsi, perlombaan dan proses perkuliahan.
5. Ibu **Irmeilyana, S.Si., M.Si** dan Bapak **Dr. Evi Yuliza, S.Si., M.Si** selaku Dosen Pembahas yang telah memberikan waktu, tenaga, dan saran, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
6. Ibu **Dr. Ir. Herlina Hanum, M.Si** selaku Dosen Pembimbing Akademik yang telah bersedia meluangkan waktu, tenaga, dan memberikan bimbingan selama proses perkuliahan.
7. **Kakak-kakak tingkat komputasi angkatan 2019 dan 2020** yang telah membantu dan membagikan ilmunya kepada penulis, serta teman-teman seperjuangan **Komputasi 2021** yang telah memberikan dukungan selama proses penyusunan skripsi.
8. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu, semoga semua kebaikan yang telah diberikan mendapatkan balasan dari Tuhan Yang Maha Esa.

Semoga skripsi ini dapat menambah pengetahuan dan bermanfaat bagi mahasiswa/i Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Sriwijaya dan semua pihak yang membutuhkan.

Indralaya, Januari 2025

Penulis

**SEGMENTASI SEMANTIK PEMBULUH DARAH CITRA RETINA
MENGUNAKAN ARSITEKTUR KOMBINASI *U-NET*, *DEEPLABV3+*,
DAN *ATTENTION GATE***

**By:
Dina Suzzete Sitorus
08011382126082**

ABSTRACT

The blood vessels in the retina are a system of blood vessels that function as deliverers of oxygen and nutrients. The blood vessels of the retina are divided into two parts, namely arteries and veins. Abnormalities in both blood vessels can indicate various diseases in the retina. Abnormal blood vessels can be analyzed in digital retinal images with image segmentation. This research performs semantic segmentation that produces three features, namely arterial, venous, and background blood vessels. The segmentation architecture used in this research is a combination of U-Net, DeepLabV3+, and Attention gate architectures. The use of DeepLabV3+ in the decoder aims to generate fewer parameters and extract features without reducing image resolution. The addition of Attention gate to the skip connection in the U-Net encoder aims to select important and unimportant features. The average performance results on accuracy, sensitivity, specificity, f1-score, and IoU are good enough in segmenting 96.32%, 79.11%, 91.96%, 80.97%, and 69.86%. Labeling results on the background label show that the accuracy, specificity, f1-score, and IoU values are good enough to segment above 95%, while the specificity is still at 77%. On arteries and veins labeling, the accuracy and specificity values are good enough to segment above 95%. However, the performance values on sensitivity, f1-score, and IoU are still below 95%. This is because there are very few features in arteries and veins to perform segmentation, so improvements are needed in this architecture to get sensitivity, f1-score, and IoU values above 95%.

Keywords: Attention Gate, DeepLabV3+, Vessel Blood, U-Net, Segmentation

**SEGMENTASI SEMANTIK PEMBULUH DARAH CITRA RETINA
MENGUNAKAN ARSITEKTUR KOMBINASI *U-NET*, *DEEPLABV3+*,
DAN *ATTENTION GATE***

**By:
Dina Suzzete Sitorus
08011382126082**

ABSTRAK

Pembuluh darah pada retina merupakan sistem pembuluh darah yang berfungsi sebagai pengirim oksigen dan nutrisi. Pembuluh darah retina terbagi menjadi dua bagian, yaitu arteri dan vena. Ketidaknormalan pada kedua pembuluh darah dapat menunjukkan berbagai penyakit pada retina. Pembuluh darah yang tidak normal dapat dilakukan analisis pada citra retina digital dengan segmentasi citra. Penelitian ini melakukan segmentasi semantik yang menghasilkan tiga fitur, yaitu pembuluh darah arteri, vena, dan *background*. Arsitektur segmentasi yang digunakan pada penelitian ini adalah kombinasi arsitektur *U-Net*, *DeepLabV3+*, dan *Attention gate*. Penggunaan *DeepLabV3+* pada *decoder* bertujuan untuk menghasilkan parameter yang sedikit dan mengekstraksi fitur tanpa mengurangi resolusi citra. Penambahan *Attention gate* pada *skip connection* di *encoder U-Net* bertujuan untuk melakukan pemilihan fitur penting dan tidak penting. Hasil rata-rata kinerja pada akurasi, sensitivitas, spesifisitas, *f1-score*, dan IoU sudah cukup baik dalam melakukan segmentasi sebesar 96,32%, 79,11%, 91,96%, 80,97%, dan 69,86%. Hasil per label pada *label background* menunjukkan nilai akurasi, spesifisitas, *f1-score*, dan IoU sudah cukup baik dalam melakukan segmentasi diatas 95%, sedangkan spesifisitas masih di 77%. Pada label arteri dan vena nilai akurasi dan spesifisitas sudah cukup baik untuk melakukan segmentasi diatas 95%. Namun, nilai kinerja pada sensitivitas, *f1-score*, dan IoU masih dibawah 95%. Hal ini disebabkan karena fitur-fitur pada arteri dan vena sangat sedikit untuk melakukan segmentasi, sehingga diperlukannya perbaikan pada arsitektur ini untuk mendapatkan nilai sensitivitas, *f1-score*, dan IoU diatas 95%.

Kata Kunci: *Attention Gate*, *DeepLabV3+*, Pembuluh Darah Retina, *U-Net*, Segmentasi

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERNYATAAN KARYA ILMIAH	iii
HALAMAN PERSEMBAHAN	iv
KATA PENGANTAR	v
ABSTRACT	vii
ABSTRAK	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABLE	xi
DAFTAR GAMBAR	xii
BAB I PENDAHULUAN	1
1. 1 Latar Belakang	1
1. 2 Rumusan Masalah	6
1. 3 Pembatasan Masalah	6
1. 4 Tujuan	6
1. 5 Manfaat	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	Error! Bookmark not defined.
2.1 Retina	Error! Bookmark not defined.
2.2 Citra Digital.....	Error! Bookmark not defined.
2.3 Segmentasi Citra.....	Error! Bookmark not defined.
2.4 Preprocessing Data.....	Error! Bookmark not defined.
2.4.1 Augmentasi Data.....	Error! Bookmark not defined.
2.4.2 CLAHE	Error! Bookmark not defined.
2.4.3 Patch.....	Error! Bookmark not defined.
2.5 Convolutional Neural Network (CNN).	Error! Bookmark not defined.
2.5.1 Convolution Layer	Error! Bookmark not defined.
2.5.2 Batch Normalization	Error! Bookmark not defined.
2.5.3 Fungsi Aktivasi Rectified Linear Unit (ReLU).....	Error! Bookmark not defined.
2.5.4 Depthwise Separable Convolution.....	Error! Bookmark not defined.
2.5.5 Atrous Convolution.....	Error! Bookmark not defined.
2.5.6 Spatial Pyramid Pooling.....	Error! Bookmark not defined.

2.5.7	Average Pooling.....	Error! Bookmark not defined.
2.5.8	Upsampling	Error! Bookmark not defined.
2.6	U-Net.....	Error! Bookmark not defined.
2.7	DeepLabV3+.....	Error! Bookmark not defined.
2.8	Fungsi Aktivasi Sigmoid	Error! Bookmark not defined.
2.9	Attention Gate.....	Error! Bookmark not defined.
2.10	Concatenate.....	Error! Bookmark not defined.
2.11	Fungsi Aktivasi Softmax	Error! Bookmark not defined.
2.12	Loss Function: Categorical Cross-Entropy.....	Error! Bookmark not defined.
2.13	Optimization Function: Adaptive Moment Estimation (ADAM)	Error! Bookmark not defined.
2.14	Confusion Matrix.....	Error! Bookmark not defined.
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		Error! Bookmark not defined.
3.1	Tempat.....	Error! Bookmark not defined.
3.2	Waktu.....	Error! Bookmark not defined.
3.3	Alat.....	Error! Bookmark not defined.
3.4	Tahapan Penelitian	Error! Bookmark not defined.
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....		Error! Bookmark not defined.
4.1	Hasil	Error! Bookmark not defined.
4.1.1	Deskripsi Dataset.....	Error! Bookmark not defined.
4.1.2	Preprocessing Data.....	Error! Bookmark not defined.
4.1.3	Arsitektur Kombinasi U-Net, DeepLabV3+, dan Attention gate	Error! Bookmark not defined.
4.1.4	Perhitungan Manual	Error! Bookmark not defined.
4.1.5	<i>Training</i> Data.....	Error! Bookmark not defined.
4.1.6	Testing	Error! Bookmark not defined.
4.1.7	Evaluasi	Error! Bookmark not defined.
4.2	Pembahasan.....	Error! Bookmark not defined.
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		Error! Bookmark not defined.
5.1	Kesimpulan.....	Error! Bookmark not defined.
5.2	Saran	Error! Bookmark not defined.
DAFTAR PUSTAKA		80

DAFTAR TABLE

Tabel 2.1 <i>Confusion matrix</i>	31
Tabel 2.2 Kategori Evaluasi Kinerja Model	32
Tabel 4.1 Sampel citra retina <i>dataset DRIVE</i>	41
Tabel 4.2 Perbandingan citra retina, <i>ground truth</i> , dan hasil segmentasi	67
Tabel 4.3 <i>Confusion matrix</i> dari proses <i>testing</i> data	68
Tabel 4.4 Hasil nilai evaluasi kinerja pada setiap label	76
Tabel 4.5 Perbandingan hasil rata-rata evaluasi kinerja dengan peneliti lain	77

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Pembuluh darah arteri dan vena pada mata.....	7
Gambar 2.2 Ilustrasi <i>convolution layer</i>	11
Gambar 2.3 Fungsi aktivasi ReLU.....	14
Gambar 2.4 Ilustrasi <i>depthwise separable convolution</i>	15
Gambar 2.5 Ilustrasi <i>atrous convolution</i>	17
Gambar 2.6 Ilustrasi proses SPP	19
Gambar 2.7 Ilustrasi <i>average pooling</i>	20
Gambar 2.8 Ilustrasi <i>upsampling</i>	21
Gambar 2.9 Ilustrasi arsitektur <i>U-Net</i>	22
Gambar 2.10 Arsitektur <i>DeepLabV3+</i>	23
Gambar 2.11 Ilustrasi arsitektur MobileNet.....	24
Gambar 2.12 Fungsi <i>sigmoid</i>	25
Gambar 2.13 Ilustrasi Modul <i>Attention Gate</i>	26
Gambar 2.14 Ilustrasi penerapan <i>concatenate</i>	28
Gambar 4.1 Segmentasi pembuluh darah arteri dan vena citra retina.....	41
Gambar 4.2 <i>Preprocessing</i> data menggunakan metode augmentasi.....	43
Gambar 4.3 <i>Preprocessing</i> data menggunakan metode clahe	44
Gambar 4.4 <i>Preprocessing</i> data menggunakan metode <i>patch</i>	44
Gambar 4.5 Arsitektur kombinasi <i>u-net</i> , <i>deeplabv3+</i> , dan <i>attention gate</i>	45
Gambar 4.6 Ilustrasi proses <i>convolution layer</i> 1×1 pada matriks T	56
Gambar 4.7 Ilustrasi proses <i>convolution layer</i> 1×1 pada matriks T	57
Gambar 4.8 Grafik hasil <i>loss training</i>	64
Gambar 4.9 Grafik hasil akurasi <i>training</i>	65

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pembuluh darah merupakan bagian pada retina yang berfungsi sebagai pengirim oksigen dan nutrisi (Sabbaghi *et al.*, 2021). Pembuluh darah retina terbagi menjadi dua bagian, yaitu arteri dan vena (Sabbaghi *et al.*, 2021). Arteri merupakan pembuluh darah yang berfungsi sebagai pengangkut darah yang beroksigen dari jantung ke seluruh jaringan retina (Burns *et al.*, 2021). Vena adalah pembuluh darah yang berfungsi untuk mengangkut darah yang deoksigenasi dari jaringan retina ke jantung (Labib, 2023). Ketidaknormalan pada pembuluh darah dapat menunjukkan berbagai penyakit pada retina (Sabbaghi *et al.*, 2021). Pelebaran pada arteri vena menunjukkan penyakit *diabetic retinopathy* dan penyempitan pada vena menunjukkan penyakit hipertensi retinopati serta *atherosclerosis* (Zhou *et al.*, 2022).

Ketidaknormalan pada pembuluh darah dapat dilakukan analisis pada citra retina digital dengan melakukan segmentasi citra (Desiani *et al.*, 2022). Segmentasi citra merupakan proses pemisahan fitur berdasarkan kelompok piksel-piksel *homogen* sesuai dengan kelasnya (Y. Yu *et al.*, 2023). Segmentasi citra pada pembuluh darah dapat dilakukan dengan metode manual, namun memerlukan tenaga ahli, waktu yang lama, dan hasil akurasi yang tidak konsisten (Hu *et al.*, 2021). Berbeda dengan metode manual, metode otomatis pada segmentasi citra dapat dilakukan secara otomatis, waktu yang efisien, dan hasil akurasi yang konsisten (Hu *et al.*, 2021). Segmentasi citra dengan metode otomatis terbagi menjadi dua bagian, yaitu segmentasi biner dan semantik. Segmentasi biner merupakan segmentasi yang menghasilkan dua fitur, sedangkan segmentasi

semantik merupakan segmentasi yang menghasilkan tiga fitur (Zhou *et al.*, 2021). Segmentasi citra dengan metode otomatis memanfaatkan *deep learning*.

Deep learning merupakan jaringan saraf tiruan dengan banyak lapisan yang dapat melakukan segmentasi citra menggunakan metode *Convolution Neural Network* (CNN) (X. Liu *et al.*, 2021; Sun *et al.*, 2019). Menurut Gertsvolf *et al.*, (2024) CNN merupakan metode *deep learning* yang mampu memproses data dalam bentuk matriks $m \times n$. Arsitektur dasar CNN yang digunakan untuk segmentasi citra adalah *U-Net* yang terdiri dari dua bagian, yaitu *encoder* dan *decoder* (Desiani *et al.*, 2024). Bagian *encoder U-Net* berfungsi untuk mengekstrak informasi dan mengurangi resolusi citra secara bertahap (Diakogiannis *et al.*, 2020). Bagian *decoder U-Net* berfungsi untuk mengembalikan ukuran resolusi pada fitur citra (Desiani *et al.*, 2023).

Hemelings *et al.*, (2019) menerapkan modifikasi *U-Net* menggunakan *fully convolutional networks* pada segmentasi semantik pembuluh darah retina menghasilkan akurasi dan spesifisitas 95%. Namun, hasil sensitivitas pada penelitian ini dibawah 95%. Morano *et al.*, (2021) menerapkan *Multi-segmentation U-Net* pada segmentasi semantik pembuluh darah retina menghasilkan akurasi dan spesifisitas 95%. Namun, hasil sensitivitas pada penelitian ini dibawah 95%. Morano *et al.*, (2024) menerapkan kombinasi arsitektur *U-Net*, *module module stacking*, dan *recursive refinement approaches* (RRWNet) pada segmentasi semantik pembuluh darah retina menghasilkan akurasi dan spesifisitas 95%. Namun, hasil sensitivitas pada penelitian ini dibawah 95%.

Menurut Gu *et al.*, (2024), bagian *encoder U-Net* merupakan penyumbang parameter terbanyak sekitar lebih dari 31 juta yang disebabkan oleh operasi

convolution layer tanpa filter dilakukan secara berulang-ulang. Hal ini dapat menyebabkan model menjadi *overfitting* karena model terlalu banyak belajar pada pola yang sama (Dishar dan Muhammed, 2023). *Encoder U-Net* juga memiliki lapisan *downsampling* yang menggunakan operasi *max pooling* untuk mengurangi resolusi citra (Otsuzuki *et al.*, 2020). *Max pooling* merupakan metode operasi yang digunakan untuk mengambil nilai maksimum dan mengabaikan nilai minimum pada sub area citra (Otsuzuki *et al.*, 2020). Penggunaan *max pooling* dapat menyebabkan hilangnya detail dalam fitur yang memiliki nilai minimum (Z. Liu *et al.*, 2022).

DeepLabV3+ merupakan arsitektur untuk melakukan segmentasi semantik yang memiliki dua bagian, yaitu *encoder* dan *decoder* (Li *et al.*, 2023). *Encoder DeepLabV3+* memiliki dua lapisan, yaitu lapisan *backbone* dan lapisan *Atrous Spatial Pyramid Pooling* (ASPP) (H. Zhang dan Hui, 2021). Lapisan *backbone DeepLabV3+* menggunakan arsitektur klasifikasi, yaitu *MobileNet* (Hung *et al.*, 2019). Arsitektur *MobileNet* merupakan arsitektur yang menghasilkan parameter paling sedikit dibandingkan dengan arsitektur *U-Net* sebesar 2,11 juta parameter (Sandler *et al.*, 2018; Hung *et al.*, 2019; Jia *et al.*, 2023). Hal ini disebabkan karena penggunaan teknik *Depthwise Separable Convolution* yang dapat bekerja pada setiap *channel input* tanpa mempengaruhi *channel* lainnya (Huang *et al.*, 2020). Lapisan ASPP merupakan sebuah modul yang bekerja dengan cara menangkap fitur citra dari berbagai skala dengan menggunakan parameter *dilatation rate* tanpa mengurangi resolusi citra (Hesamian *et al.*, 2019). *Dilatation rate* merupakan parameter yang berfungsi menentukan jarak antara elemen-elemen kernel dengan menyisipkan nilai 0 diantara elemen kernel (Chen *et al.*, 2024). Sathananthavathi

dan Indumathi, (2021), menggunakan modifikasi arsitektur *U-Net* dengan lapisan ASPP *DeepLabV3+* menghasilkan akurasi, spesifisitas, dan *dice* diatas 95%. Namun, penelitian ini hanya melakukan segmentasi biner. Tang *et al.*, (2022), menggunakan arsitektur *DeepLabV3+* untuk segmentasi semantik, tetapi hasil akurasi, sensitivitas, spesifisitas, IoU, dan *f1-score* masih dibawah 95%.

Hasil dari proses *encoder DeepLabV3+* akan diteruskan pada bagian *decoder DeepLabV3+* tanpa melakukan pemanggilan fitur-fitur sebelumnya (Peng *et al.*, 2024). Hal ini dapat menyebabkan hilangnya informasi penting yang diperlukan dalam segmentasi. Meskipun *decoder U-Net* konvensional dibandingkan *decoder DeepLabV3*, *decoder U-Net* mampu melakukan pemanggilan fitur-fitur yang mungkin saja penting tetapi terlewatkan oleh proses konvolusi menggunakan *skip connection* (Le *et al.*, 2020). *Skip connections* merupakan lapisan yang digunakan untuk menghubungkan hasil rekonstruksi fitur dari *encoder U-Net* ke *decoder U-Net* (Kamath *et al.*, 2023). Namun, pemanggilan fitur-fitur sebelumnya juga memiliki risiko yang terpanggilnya fitur yang tidak penting. Salah satu modul yang dapat melakukan pemilihan fitur penting dan tidak penting adalah menggunakan modul *Attention gate* (Le *et al.*, 2020).

Attention gate merupakan modul bekerja dengan melakukan penggabungan pada 2 *input* yang telah dilakukan proses konvolusi 1×1 dan proses 2 fungsi aktivasi (Tong *et al.*, 2021). Hal ini menyebabkan modul *Attention gate* dapat melakukan pemilihan pada fitur penting dengan memberikan bobot yang lebih besar dan mengurangi bobot pada fitur tidak penting (H. Lv *et al.*, 2022). You *et al.*, (2023), melakukan penelitian dengan mengkombinasikan modul *Attention gate* dan *U-Net* pada segmentasi semantic pembuluh darah citra retina, menghasilkan

akurasi dan spesifisitas diatas 95%. Namun, penelitian ini hanya melakukan segmentasi biner dan hasil sensitivitas serta *f1-score* masih dibawah 95%. Lv *et al.*, (2020), melakukan kombinasi arsitektur *U-Net*, *Attention Gate* dengan menggunakan *atrous convolution* menghasilkan akurasi dan spesifisitas diatas 95%. Namun, penelitian ini melakukan segmentasi biner dan hasil sensitivitas masih dibawah 95%.

Penelitian ini mengusulkan arsitektur kombinasi arsitektur *U-Net*, *DeepLabV3+*, dan *Attention gate* untuk segmentasi semantik citra retina. *U-Net*, *DeepLabV3+* *Attention gate* merupakan modifikasi pada bagian *encoder* dan *decoder* arsitektur *U-Net*. Pada bagian *encoder U-Net* dimodifikasi menggunakan *encoder* arsitektur *DeepLabV3+*. Bagian *encoder* arsitektur *DeepLabV3+* memiliki lapisan *Backbone* dan *ASPP* untuk mampu mengurangi jumlah parameter dan mempertahankan resolusi citra. Pada bagian *decoder U-Net* ditambahkan modul *Attention gate*. Penggunaan modul *Attention gate* dapat mengidentifikasi fitur yang relevan dengan memberikan nilai bobot yang lebih besar pada fitur yang relevan daripada fitur yang tidak relevan. Hal ini menyebabkan menyebabkan berkurangnya resiko *overlapping* dan informasi detail citra yang didapat lebih akurat. Penelitian ini akan melakukan segmentasi semantik pada citra retina untuk mendapatkan fitur pembuluh darah arteri dan vena. Metode evaluasi untuk mengukur keberhasilan arsitektur *U-Net*, *DeepLabV3+*, dan *Attention gate* dalam penelitian ini terdiri atas akurasi, sensitivitas, spesifisitas, *f1-score*, dan *IoU*.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah pada penelitian ini antara lain, yaitu bagaimana hasil penerapan metode kombinasi arsitektur *U-Net*, *DeepLabV3+*, dan *Attention Gate* dalam segmentasi semantik pembuluh darah citra retina?

1.3 Pembatasan Masalah

Pembatasan masalah dalam penelitian ini, yaitu antara lain:

1. Melakukan segmentasi pada 3 fitur, yaitu *background*, pembuluh darah arteri, dan pembuluh darah vena.
2. Metode evaluasi kinerja yang digunakan pada segmentasi semantik pembuluh darah citra retina, yaitu akurasi, sensitivitas, spesifisitas, *f1-score*, dan *IoU*.

1.4 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mendapatkan arsitektur baru dengan memodifikasi *encoder U-Net* menggunakan *encoder* arsitektur *DeepLabV3+* dan menambahkan modul *Attention gate* pada *decoder U-Net*.

1.5 Manfaat

Adapun manfaat penelitian ini adalah membantu para ahli dalam melakukan segmentasi pembuluh darah arteri dan vena secara otomatis dengan menggunakan arsitektur kombinasi *U-Net*, *DeepLabV3+*, dan *Attention Gate*. Hasil yang diperoleh lebih konsisten dapat membantu para ahli dapat melakukan analisis pada citra retina.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahamed, P., Kundu, S., Khan, T., Bhateja, V., Sarkar, R., dan Mollah, A. F. (2020). Handwritten arabic numerals recognition using convolutional neural network. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, *11*, 5445–5457.
- Alawad, M., Aljouie, A., Alamri, S., Alghamdi, M., Alabdulkader, B., Alkanhal, N., dan Almazroa, A. (2022). Machine learning and deep learning techniques for optic disc and cup segmentation--a review. *Clinical Ophthalmology*, *747*–*764*.
- Arya, V., Choubey, H., Sharma, S., Chen, T. Y., dan Lee, C. C. (2022). Image enhancement and features extraction of electron microscopic images using sigmoid function and 2D-DCT. *IEEE Access*, *10*, 76742–76751.
- Bretz, C. A., Simmons, A. B., Kunz, E., Ramshekar, A., Kennedy, C., Cardenas, I., dan Hartnett, M. E. (2020). Erythropoietin receptor signaling supports retinal function after vascular injury. *American Journal of Pathology*, *190*(3), 630–641.
- Burns, S. A., Elsner, A. E., dan Gast, T. J. (2021). Imaging the retinal vasculature. *Annual Review of Vision Science*, *7*, 129–153.
- Campos, G. F. C., Mastelini, S. M., Aguiar, G. J., Mantovani, R. G., Melo, L. F. de, dan Barbon, S. (2019). Machine learning hyperparameter selection for contrast limited adaptive histogram equalization. *Eurasip Journal on Image and Video Processing*, *2019*(1), 1–2.
- Chang, H. C., Yu, L. W., Liu, B. Y., dan Chang, P. C. (2024). Classification of the implant-ridge relationship utilizing the MobileNet architecture. *Journal of Dental Sciences*, *19*(1), 411–418.
- Chen, L., Gu, L., dan Fu, Y. (2024). Frequency-adaptive dilated convolution for semantic segmentation. *2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 3414–3425.
- Cheng, B., Girshick, R. B., Doll'ar, P., Berg, A. C., dan Kirillov, A. (2021). Boundary IoU: improving object-centric image segmentation evaluation. *2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 15329–15337.
- Cho, E., Chang, T. W., dan Hwang, G. (2022). Data preprocessing combination to improve the performance of quality classification in the manufacturing process. *Electronics (Switzerland)*, *11*(3), 1–15.
- Dai, Y., Li, C., Su, X., Liu, H., & Li, J. (2023). Multi-scale depthwise separable convolution for semantic segmentation in street–road scenes. *Remote Sensing*, *15*(10), 1–18.

- Darenoh, N. V., Prasetyo, Y., Alfarakh, M. G., dan Sari, Y. A. (2018). Segmentasi semantik citra dengan convolutional neural network menggunakan arsitektur U-Net. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 30, 2.
- Desiani, A., Erwin, Suprihatin, B., Wahyudi, Y., Cahyono, E. S., dan Arhami, M. (2022). BVU-Net: A U-Net modification by VGG-Batch Normalization for retinal blood vessel segmentation. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 15(6), 303–314.
- Desiani, A., Irmeilyana, Zayanti, D. A., Utama, Y., Arhami, M., Affandi, A. K., Sasongko, M. A., dan Ramayanti, I. (2024). Data augmentation and U-Net CNN for accurate nuclei segmentation on pap smear images. *Journal of Electronics, Electromedical Engineering, and Medical Informatics*, 6(3), 264–275.
- Desiani, A., Kresnawati, E. S., Arhami, M., Resti, Y., Eliyati, N., Yahdin, S., Charisa, T. J., dan Nawawi, M. (2023). Majority voting as ensemble classifier for cervical cancer classification. *Science and Technology Indonesia*, 8(1), 84–92.
- Desiani, A., Priyanta, S., Ramayanti, I., Suprihatin, B., Rio Halim, M., Geovani, D., dan Rayani, I. (2023). Multi-Stage CNN: u-net and xcep-dense of glaucoma detection in retinal images. *Journal of Electronics, Electromedical Engineering, and Medical Informatics*, 5(4), 211–222.
- Diakogiannis, F. I., Waldner, F., Caccetta, P., dan Wu, C. (2020). ResUNet-a: a deep learning framework for semantic segmentation of remotely sensed data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 162(January), 94–114.
- Dishar, H. K., dan Muhammed, L. A. (2023). A review of the overfitting problem in convolution neural network and remedy approaches. *Journal of Al-Qadisiyah for Computer Science and Mathematics*, 15(2), 155–165.
- Doğan, Y. (2024). Which pooling method is better: Max, Avg, or Concat (Max, Avg). *Communications Faculty of Sciences University of Ankara Series A2-A3 Physical Sciences and Engineering*, 66(1), 95–117.
- Du, C., Wang, Y., Wang, C., Shi, C., dan Xiao, B. (2020). Selective feature connection mechanism: Concatenating multi-layer cnn features with a feature selector. *Pattern Recognition Letters*, 129, 108–114.
- Fostiropoulos, I., dan Boehm, B. (2022). Implicit feature decoupling with depthwise quantization. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022-June*, 396–405.
- Gertsvolf, D., Horvat, M., Aslam, D., Khademi, A., dan Berardi, U. (2024). A U-net convolutional neural network deep learning model application for

- identification of energy loss in infrared thermographic images. *Applied Energy*, 360, 122696.
- Gu, Y., Ren, C., Chen, Q., Bai, H., Huang, Z., dan Zou, L. (2024). A Conditionally Parameterized Feature Fusion U-Net for Building Change Detection. *Sustainability*, 16(21), 9232.
- Guo, M., Xue, D., Li, P., dan Xu, H. (2020). Vehicle pedestrian detection method based on spatial pyramid pooling and attention mechanism. *Information (Switzerland)*, 11(12), 1–15.
- Hao, S., Cui, Y., dan Wang, J. (2021). Segmentation scale effect analysis in the object-oriented method of high-spatial-resolution image classification. *Sensors*, 21(23), 1–17.
- Hemelings, R., Elen, B., Stalmans, I., Van Keer, K., De Boever, P., & Blaschko, M. B. (2019). Artery–vein segmentation in fundus images using a fully convolutional network. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 76, 101636.
- Hesamian, M. H., Jia, W., He, X., dan Kennedy, P. J. (2019). Atrous convolution for binary semantic segmentation of lung nodule. In *ICASSP 2019 - 2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)* (pp. 1015–1019).
- Hu, J., Wang, H., Cao, Z., Wu, G., Jonas, J. B., Wang, Y. X., dan Zhang, J. (2021). Automatic artery/vein classification using a Vessel-Constraint Network for multicenter fundus images. *Frontiers in Cell and Developmental Biology*, 9, 1–15.
- Huang, W., Wang, J., Xin, X., Wan, X., dan Li, M. (2020). Channel-modulated multibranch convolutional neural network. *2020 Chinese Automation Congress (CAC)*, 1854–1859.
- Hung, K., Zhang, Z., dan Jiang, J. (2019). Real-time image super-resolution using recursive depthwise separable convolution network. *IEEE Access*, 7, 99804–99816.
- Jenkinson, E., dan Arandjelović, O. (2024). Whole slide image understanding in pathology: what is the salient scale of analysis? *BioMedInformatics*, 4(1), 489–518.
- Jia, X., Shen, T., dan He, Y. (2023). Improving the semantic segmentation algorithm of DeepLabv3+. *2023 IEEE 6th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC)*, 6, 1730–1734.
- Kamath, A., Willmann, J., Andratschke, N., dan Reyes, M. (2023). Do we really need that skip-connection? Understanding its interplay with task complexity. *International Conference on Medical Image Computing and Computer-*

Assisted Intervention, 302–311.

- Kesidis, A. L., Krassanakis, V., Misthos, L. M., dan Merlemis, N. (2022). PatchIT: a multipurpose patch creation tool for image processing applications. *Multimodal Technologies and Interaction*, 6(12).
- Khan, A., Sohail, A., Zahoora, U., dan Qureshi, A. S. (2020). A survey of the recent architectures of deep convolutional neural networks. *Artificial Intelligence Review*, 53(8), 5455–5516.
- Labib, B. A. (2023). Vascular variations: brush up on the fundamental differences between arteries, veins and capillaries and how each feeds the eye. *Review of Optometry*, 160(5), 26–28.
- Le, T., Khanh, B., Dao, D., Ho, N., dan Yang, H. (2020). Enhancing u-net with spatial-channel attention gate for abnormal tissue segmentation in medical imaging. *Applied Sciences*, 10(17), 5729.
- Lee, H., Choo, H., Le, D.-T., dan Bum, J. (2023). Chest radiographs enhancement with contrast limited adaptive histogram. *2023 17th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication (IMCOM)*, 1–2.
- Lee, Y. (2023). The cNN: the architecture behind artificial intelligence development. *Journal of Student Research*, 12(4), 1–12.
- Lei, Y., He, X., Yao, J., Wang, T., Wang, L., Li, W., Curran, W. J., Liu, T., Xu, D., dan Yang, X. (2021). Breast tumor segmentation in 3D automatic breast ultrasound using Mask scoring R-CNN. *Medical Physics*, 48(1), 204–214.
- Li, J., Ren, Z., dan Zhou, L. (2023). Semantic segmentation of rice disease images based on DeepLabV3+. *2023 International Conference on Image, Algorithms and Artificial Intelligence (ICIAAI 2023)*, 399, 935–947.
- Liu, X., Song, L., Liu, S., dan Zhang, Y. (2021). A review of deep-learning-based medical image segmentation methods. *Sustainability*, 13(3), 1224.
- Liu, Y., Bai, X., Wang, J., Li, G., Li, J., dan Lv, Z. (2024). Image semantic segmentation approach based on DeepLabV3 plus network with an attention mechanism. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 127, 107260.
- Liu, Z., Chen, X., Zhou, S., Yu, H., Guo, J., dan Liu, Y. (2022). DUPnet: water body segmentation with Dense Block and multi-scale spatial pyramid pooling for remote sensing images. *Remote Sensing*, 14(21), 5567.
- Lv, H., Chen, J., Pan, T., Zhang, T., Feng, Y., dan Liu, S. (2022). Attention mechanism in intelligent fault diagnosis of machinery: A review of technique and application. *Measurement*, 199, 111594.
- Lv, Y., Ma, H., Li, J., dan Liu, S. (2020). Attention guided U-Net with astrous convolution for accurate retinal vessels segmentation. *IEEE Access*, 8, 32826–

32839.

- Ma, W., Yu, S., Ma, K., Wang, J., Ding, X., dan Zheng, Y. (2019). Multi-task neural networks with spatial activation for retinal vessel segmentation and artery/vein classification. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 11764 LNCS, 769–778.
- Maharana, K., Mondal, S., dan Nemade, B. (2022). A review: data pre-processing and data augmentation techniques. *Global Transitions Proceedings*, 3(1), 91–99.
- Maiyanti, S. I., Desiani, A., Lamin, S., Puspitashati, Arhami, M., Gofar, N., dan Cahyana, D. (2023). Rotation-gamma correction augmentation on cnn-dense block for soil image classification. *Applied Computer Science*, 19(3), 96–115.
- Moposita, T., Trojman, L., Crupi, F., Lanuzza, M., dan Vladimirescu, A. (2022). Voltage-to-voltage sigmoid neuron activation function design for artificial neural networks. *2022 IEEE 13th Latin American Symposium on Circuits and Systems, LASCAS 2022*, 1–4.
- Morano, J., Aresta, G., dan Bogunović, H. (2024). RRWNet: recursive refinement network for effective retinal artery/vein segmentation and classification. *Expert Systems with Applications*, 256, 124970.
- Morano, J., Hervella, Á. S., Novo, J., dan Rouco, J. (2021). Simultaneous segmentation and classification of the retinal arteries and veins from color fundus images. *Artificial Intelligence in Medicine*, 118, 102116.
- Msonda, P., Uymaz, S. A., dan Karaağaç, S. S. (2020). Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for automatic tuberculosis diagnosis. *Traitement Du Signal*, 37(6), 1075–1084.
- Muhammad, A., Shamshad, F., dan Bae, S. H. (2023). Adversarial attacks and batch normalization: a batch statistics perspective. *IEEE Access*, 11, 96449–96459.
- Murphy, T. I., Douglass, A. G., van Wijngaarden, P., dan Armitage, J. A. (2024). Programmatically localizing diabetic retinopathy features in 45-degree retinal Photographs Using Anatomical Colocation. *Journal of Clinical Medicine*, 13(3), 807.
- Nethaji, V., dan Shanmugasundaram, A. P. (2020). The analysis and manipulation of a digitized image processing. *ACCENTS Transactions on Image Processing and Computer Vision*, 6(18), 17–22.
- Otsuzuki, T., Hayashi, H., Zheng, Y., dan Uchida, S. (2020). Regularized pooling. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 12397, 241–254.
- Peña, L. E. R., Calderon, H. A., dan Carsteanu, A. A. (2022). Digital image

- processing in C++ in SEM images. *Microscopy and Microanalysis*, 28, 2186–2188.
- Peng, H., Xiang, S., Chen, M., Li, H., dan Su, Q. (2024). DCN-Deeplabv3+: a novel road segmentation algorithm based on improved deeplabv3+. *IEEE Access*, 12, 87397–87406.
- Polat, H. (2022). Multi-task semantic segmentation of CT images for COVID-19 infections using DeepLabV3+ based on dilated residual network. *Physical and Engineering Sciences in Medicine*, 45(2), 443–455.
- Purwono, Ma'arif, A., Rahmani, W., Fathurrahman, H. I. K., Frisky, A. Z. K., dan Haq, Q. M. U. (2022). Understanding of convolutional neural network (CNN): a review. *International Journal of Robotics and Control Systems*, 2(4), 739–748.
- Sabbaghi, H., Daftarian, N., Hassanpour, K., Fekri, S., Nourinia, R., Suri, F., Kheiri, B., Yaseri, M., Rajabpour, M., Sheibani, K., dan Ahmadi, H. (2021). Retinal vascular abnormalities in different types of inherited retinal dystrophies assessed by optical coherence tomography angiography. *Journal of Current Ophthalmology*, 33(2), 189–196.
- Saini, D., dan Malik, R. (2021). Image Data Augmentation techniques for Deep Learning -A Mirror Review. *2021 9th International Conference on Reliability, Infocom Technologies and Optimization (Trends and Future Directions) (ICRITO)*, 1–5.
- Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., dan Chen, L. C. (2018). MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 4510–4520.
- Santra, A. K., dan Christy, C. J. (2012). Genetic algorithm and confusion matrix for document clustering. *International Journal of Computer Science Issues (IJCSI)*, 9(1), 322.
- Saqib, S. M., Iqbal, M., Zubair Asghar, M., Mazhar, T., Almogren, A., Ur Rehman, A., dan Hamam, H. (2024). Cataract and glaucoma detection based on transfer learning using MobileNet. *Heliyon*, 10(17), 36759.
- Sathananthavathi, V., dan Indumathi, G. (2021). Encoder enhanced atrous (EEA) unet architecture for retinal blood vessel segmentation. *Cognitive Systems Research*, 67, 84–95.
- Shi, J., Dang, J., Cui, M., Zuo, R., Shimizu, K., Tsunoda, A., dan Suzuki, Y. (2021). Improvement of damage segmentation based on pixel-level data balance using vgg-unet. *Applied Sciences*, 11(2), 518.
- Soomro, T. A., Afifi, A. J., Zheng, L., Soomro, S., Gao, J., Hellwich, O., dan Paul, M. (2019). Deep learning models for retinal blood vessels segmentation: a

- review. *IEEE Access*, 7, 71696–71717.
- Sreedhar, P. S. S., dan Nandhagopal, N. (2021). Image fusion-the pioneering technique for real-time image processing applications. *Journal of Computational and Theoretical Nanoscience*, 18, 1208–1212.
- Stojnev, D., dan Stojnev Ilić, A. (2020). Preprocessing Image Data for Deep Learning. *International Scientific Conference on Information Technology and Data Related Research*, 312–317.
- Sun, H., Liu, Z., Wang, G., Lian, W., dan Ma, J. (2019). Intelligent analysis of medical big data based on deep learning. *IEEE Access*, 7, 142022–142037.
- Suri, J. S., Bhagawati, M., Agarwal, S., Paul, S., Pandey, A., Gupta, S. K., Saba, L., Paraskevas, K. I., Khanna, N. N., Laird, J. R., Johri, A. M., Kalra, M. K., Fouda, M. M., Fatemi, M., dan Naidu, S. (2023). UNet deep learning architecture for segmentation of vascular and non-vascular images: a microscopic look at unet components buffered with pruning, explainable artificial intelligence, and bias. *IEEE Access*, 11, 595–645.
- Susetianingtias, D. T., Madenda, S., Rodiah, dan Fitrianingih. (2018). *Pengolahan Citra Fundus Diabetik Retinopati Edisi 2* (Edisi 2, Issue September 2022). Gunadarma.
- Tang, M. C. S., Teoh, S. S., dan Ibrahim, H. (2022). Retinal vessel segmentation from fundus images using DeepLabv3+. *2022 IEEE 18th International Colloquium on Signal Processing & Applications (CSPA)*, 377–381.
- Tarawneh, A. S., Hassanat, A. B., Elkhadiri, I., Chetverikov, D., dan Almohammadi, K. (2020). Automatic gamma correction based on root-mean-square-error maximization. *2020 International Conference on Computing and Information Technology (ICCIT-1441)*, 1–5.
- Taye, M. M. (2023). Theoretical understanding of convolutional neural network: concepts, architectures, applications, future directions. *Comput.*, 11, 52.
- Ting, Y. S., Teng, Y. F., dan Chiueh, T. D. (2021). Batch normalization processor design for convolution neural network training and inference. *Proceedings - IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, 13–16.
- Tong, X., Wei, J., Sun, B., Su, S., Zuo, Z., dan Wu, P. (2021). ASCU-Net: attention gate, spatial and channel attention u-net for skin lesion segmentation. *Diagnostics*, 11(3), 501.
- Valero-Carreras, D., Alcaraz, J., dan Landete, M. (2023). Comparing two SVM models through different metrics based on the confusion matrix. *Computers & Operations Research*, 152, 106131.
- Wang, S.-H., dan Sakk, E. (2023). The effect of activation function choice on the performance of convolutional neural networks. *Journal of Emerging*

Investigators, 6(2), 1–9.

- Wang, Y., Liu, J., Mistic, J., Mistic, V. B., Lv, S., dan Chang, X. (2019). Assessing optimizer impact on DNN model sensitivity to adversarial examples. *IEEE Access*, 7, 152766–152776.
- Xia, Z., dan Kim, J. (2020). Mixed spatial pyramid pooling for semantic segmentation. *Applied Soft Computing Journal*, 91, 106209.
- Yan, Y., dan Zhang, D. (2021). Multi-scale u-like network with attention mechanism for automatic pancreas segmentation. *PLoS One*, 16(5), e0252287.
- You, Z., Yu, H., Xiao, Z., Peng, T., dan Wei, Y. (2023). CAS-UNet: a retinal segmentation method based on attention. *Electronics (Switzerland)*, 12(15).
- Yu, S. (2023). An agent-based framework for policy simulation: modeling heterogeneous behaviors with modified sigmoid function and evolutionary training. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 10(4), 1901–1913.
- Yu, Y., Wang, C., Fu, Q., Kou, R., Huang, F., Yang, B., Yang, T., dan Gao, M. (2023). Techniques and challenges of image segmentation: a review. *Electronics (Switzerland)*, 12(5), 1199.
- Zhang, H., dan Hui, J. (2021). A new semantic segmentation network with FPFN and Dense ASPP. *2021 International Conference on Control, Automation and Information Sciences (ICCAIS)*, 799–804.
- Zhou, Y., Wagner, S. K., Chia, M. A., Zhao, A., Woodward-Court, P., Xu, M., Struyven, R., Alexander, D. C., dan Keane, P. A. (2022). AutoMorph: automated retinal vascular morphology quantification via a deep learning pipeline. *Translational Vision Science and Technology*, 11(7), 1–14.
- Zhou, Y., Xu, M., Hu, Y., Lin, H., Jacob, J., Keane, P. A., dan Alexander, D. C. (2021). Learning to address intra-segment misclassification in retinal imaging. *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention--MICCAI 2021: 24th International Conference, Strasbourg, France, September 27--October 1, 2021, Proceedings, Part I* 24, 482–492.