SEGMENTASI PEMBULUH DARAH PADA CITRA RETINA MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK VV-NET

OLEH :

SINTA BELLA AGUSTINA

09012682226010

PROGRAM MAGISTER ILMU KOMPUTER
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS SRIWIJAYA
2024

SEGMENTASI PEMBULUH DARAH PADA CITRA RETINA MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK VV-NET

TESIS

Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat

Memperoleh Gelar Magister

OLEH :

SINTA BELLA AGUSTINA

09012682226012

PROGRAM MAGISTER ILMU KOMPUTER
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS SRIWIJAYA

2024

LEMBAR PENGESAHAN

SEGMENTASI PEMBULUH DARAH PADA CITRA RETINA MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTION NEURAL NETWORK VV-NET

TESIS

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Magister

OLEH :
SINTA BELLA AGUSTINA
09012682226010

Palembang, April 2024

Pembimbing I,

Prof. Dr. Erwin, S.Si., M.Si.
NIP. 197101291994121001

Pembimbing II,

Dr. Anita Desiani, M.Kom.
NIP. 197712112003122002

Mengetahui,
Koordinator Program Studi Magister Ilmu Komputer

Hadipurnawan Satria, Ph.D
NIP. 198004182020121001

Dipindai dengan CamScanner

LEMBAR PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama	: Sinta Bella Agustina
NIM	: 09012682226010
Program Studi	: Magister Ilmu Komputer
Judul Tesis	: Segmentasi Pembuluh Darah Pada Citra Retina Menggunakan Metode Convolutional Neural Network VV-Net

Hasil Pengecekan Software iThenticate/Turnitin : 7%

Menyatakan bahwa laporan tesis saya merupakan hasil karya sendiri dan bukan hasil penjiplakan/plagiat. Apabila ditemukan unsur penjiplakan/plagiat dalam laporan tesis ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dari Universitas Sriwijaya sesuai dengan ketentuan yang berlaku.

Demikian, pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya dan tidak ada paksaan oleh siapapun.

Palembang, 31 Maret 2024

Sinta Bella Agustina
NIM. 09012682226010

Dipindai dengan CamScanner

HALAMAN PERSETUJUAN

Pada hari jumat tanggal 22 Maret 2024 telah dilaksanakan ujian sidang Tesis secara luring oleh Magister Ilmu Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

Nama : Sinta Bella Agustina

NIM : 09012682226010

Judul : Segmentasi Pembuluh Darah Pada Citra Retina Menggunakan Metode Convolutional Neural Network VV-Net

1. Pembimbing I

   Prof. Dr. Erwin, S.Si., M.Si. .....
   NIP. 197101291994121001

2. Pembimbing II

   Dr. Anita Desiani, M.Kom. .....
   NIP. 19772112003122002

3. Penguji I

   Prof. Dr. Ir. Bambang Tutuko, M.T. .....
   NIP. 196001121989031002

4. Penguji II

   Dr. M. Fachrurrozi, M.T. .....
   NIP. 198005222008121000

Mengetahui,
Koordinator Program Studi Magister Ilmu Komputer

Hadipurnawan Satria, Ph.D.
NIP. 198004182020121001

Dipindai dengan CamScanner

MOTTO DAN PERSEMBAHAN

"Allah tidak mengatakan hidup ini mudah. Tetapi Allah berjanji, bahwa sesungguhnya bersama kesulitan ada kemudahan" (Q.S. Al-Insyirah : 5-6)

"Setetes keringat orangtuaku, seribu langkahku untuk maju"

"orang lain tidak akan bisa paham *struggle* dan masa sulitnya kita, yang mereka ingin tahu hanya bagian *success stories*. Berjuanglan untuk diri sendiri walaupun tidak ada yang tepuk tangan. Kelak diri kita di masa depan akan sangat bangga dengan apa yang kita perjuangkan hari ini. Tetap berjuang ya!"

Tesis ini saya persembahkan untuk :

1. Sinta Bella Agustina, diri saya sendiri, terimakasih sudah berjuang dengan keras. Perjalanan melelahkan ini akan segera selesai, mari kita berjuang untuk langkah selanjutnya.
2. Pintu surgaku, Mamaku tercinta Bahya. Beliau sangat berperan penting dalam menyelesaikan program study penulis, beliau memang tidak sempat merasakan pendidikan sampai di bangku perkuliahan, namun semangat, motivasi, serta sujudnya selalu menjadi doa untuk kesuksesan anaknya.
3. Cinta pertama dan panutanku, Papaku tercinta Bastari Subroto. Terimakasih telah menemani dan membantu setiap langkah penulis. Beliau merupakan orang tersweet dengan caranya sendiri, rela meluangkan waktunya untuk menemani penulis ketika sidang kompre, always make sure everything gonna be okey for me. Beliau juga tidak sempat merasakan pendidikan sampai bangku perkuliahan, namun beliau mampu mendidik penulis, memotivasi, memberikan dukungan hingga penulis mampu menyelesaikan studinya sampai pascasarjana.
4. Kepada cinta kasih kedua kakak saya, Indra Pratama, S.T dan Ventri Anggraini Putri, S.E, terimakasih telah memberikan semangat, dukungan, dan motivasi serta terimakasih telah setia meluangkan waktunya untuk menjadi tempat dan pendengar baik penulis sampai akhirnya penulis dapat menyelesaikan tesis ini.

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh. Puji dan syukur penulis selalu panjatkan atas kehadirat Allah Swt yang telah melimpahkan rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis ini dengan judul "**Segmentasi Pembuluh Darah Pada Citra Retina Menggunakan Metode Convolution Neural Network VV-Net**". Shalawat serta salam tak lupa kita curahkan kepada junjungan kita Nabi Muhammad SAW beserta keluarga, sahabat dan para pengikutnya yang inshaAllah istiqomah hingga akhir zaman.

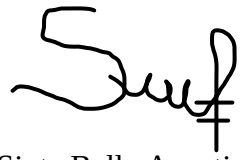
Selesainya penulisan Tesis ini tidak terlepas dari peran serta semua pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada :

1. Allah Subhanahu Wata'ala yang telah memberikan berkah serta nikmat kesehatan dan kesempatan kepada penulis dalam menyusun Tesis ini.
2. Orangtua tercinta, Papa Bastari Subroto, Mama Bahya, dan saudara-saudara saya, kakak Indra Pratama dan Ventri Anggraini Putri, beserta keluarga besar penulis yang tersayang.
3. Bapak Prof. DR. Erwin, S.Si., M.Si., selaku pembimbing I serta Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.
4. Ibu Dr. Anita Desiani, M.Kom. selaku pembimbing II.
5. Bapak Hadipurnawan Satria, Ph. D. selaku Ketua Program Studi Magister Ilmu Computer Universitas Sriwijaya.
6. Bapak Abdillahi Romadhona, S.E. selaku Admin Program Studi Magister Ilmu Komputer yang telah membantu penulis dalam hal-hal administrasi.
7. Teman-teman yang selalu menghibur diri dan menyemangati, yaitu Persia Sepriantina, Fitri Ramadhini, Maulia Aisyah, dan Paramida.
8. Teman-teman seperjuangan Program Studi Magister Ilmu Komputer Angkatan 2022.
9. Seluruh pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu, yang telah memberikan semangat serta do'a.
10. Almamater.

Penulis menyadari dalam penyusunan Tugas Akhir ini masih terdapat banyak kekurangan, karenanya penulis mengharapkan kritik dan saran untuk perbaikan. Semoga Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi siapa saja yang membacanya.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Palembang, April 2024
Penulis



Sinta Bella Agustina
NIM. 09012682226010

Blood Vessel Segmentation In Retina Image Using Convolution Neural Network VV-Net Method

Sinta Bella Agustina (09012682226010)

Master's Department of Computer Science, Faculty of Computer Science, Sriwijaya University
Email : 09012682226010@student.unsri.ac.id

The U-Net architecture has a fairly deep network. The addition of layers in the U-Net architecture network can increase the complexity of the U-Net network which can affect the training time to be longer and parameter enlargement. This study modifies U-Net by reducing the complexity of U-Net by removing the bridge part of U-Net. The removal of the bridge in U-Net is known as V-Net architecture. The removal of the bridge has the risk of underfitting. To avoid the risk of underfitting, a modification of V-Net is proposed by performing V-Net twice for blood vessel segmentation. The application of V-Net twice is referred to as VV-Net architecture. The first V-Net is used for feature extraction and the second V-Net is used to improve feature extraction so as to produce better segmentation. This study aims to determine the performance evaluation results of the VV-Net architecture. The evaluation measures used are accuracy, sensitivity, precision and Jaccard score. Tests were conducted on the DRIVE, STARE, and CHASEDB_1 datasets. The measurement results of blood vessel segmentation using VV-net on the DRIVE dataset resulted in accuracy 96.27%, sensitivity 84.38%, precision 75.95%, and Jaccard score 66.28%. On the STARE dataset, the accuracy result is 96.58%, sensitivity 82.78%, precission 76.73%, and Jaccard score 65.38%. Meanwhile, the CHASEDB_1 dataset resulted in 97.04% accuracy, 83.55% sensitivity, 76.72% precission, and 66.40% Jaccard score. Based on these results, it shows that the proposed VV-Net architecture is very good in segmenting blood vessels, indicated by accuracy values above 90%, sensitivity above 80%, and precision above 70%. The Jaccard score value is still below 70%, indicating that the proposed architecture is quite good at detecting faint blood vessel regions. Since the Jaccard score value is still below 70%, the focus of further research is to make improvements to the proposed architecture to increase the Jaccard score value.

Keywords: Retinal; Convolutional Neural Network; U-Net; V-Net; Segmentation Blood Vessels, VV-Net.

Segmentasi Pembuluh Darah Pada Citra Retina Menggunakan Metode Convolution Neural Network VV-Net

Sinta Bella Agustina (09012682226010)

Jurusan Magister Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya
Email : 09012682226010@student.unsri.ac.id

Arsitektur U-Net mempunyai jaringan yang cukup mendalam. Penambahan layer pada jaringan arsitektur U-Net dapat menambah kompleksitas pada jaringan U-Net yang dapat mempengaruhi waktu training menjadi lebih lama dan pembesaran parameter. Penelitian ini melakukan modifikasi terhadap U-Net dengan mengurangi kompleksitas yang ada pada U-Net dengan menghilangkan bagian bridge pada U-Net. Penghilangan bridge pada U-Net dikenal sebagai arsitektur V-Net. Penghilangan bridge memiliki resiko terjadinya underfitting. Untuk menghindari resiko terjadinya underfitting diusulkanlah modifikasi V-Net dengan cara melakukan V-Net sebanyak 2 kali untuk segmentasi pembuluh darah. Penerapan V-Net sebanyak dua kali disebut sebagai arsitektur VV-Net. V-Net pertama digunakan untuk ekstraksi fitur dan V-Net kedua digunakan untuk meningkatkan ekstraksi fitur sehingga menghasilkan segmentasi lebih baik. Penelitian ini bertujuan untuk mengatahui hasil evaluasi kinerja dari arsitektur VV-Net. Ukuran evaluasi yang digunakan adalah accuracy, sensitivity, precision dan Jaccard score. Pengujian dilakukan pada dataset DRIVE, STARE, dan CHASEDB_1. Hasil pengukuran dari segmentasi pembuluh darah menggunakan VV-net pada dataset DRIVE menghasilkan accuracy 96,27%, sensitivity 84,38%, precision 75,95%, dan Jaccard score 66,28%. Pada dataset STARE, mendapatkan hasil accuracy 96,58%, sensitivity 82,78%, precission 76,73%, dan Jaccard score 65,38%. Sementara itu, dataset CHASEDB_1 menghasilkan accuracy 97,04%, sensitivity 83,55%, precission 76,72%, dan Jaccard score 66,40%. Berdasarkan hasil tersebut menunjukkan bahwa arsitektur VV-Net yang diusulkan sangat baik dalam segmentasi pembuluh darah, ditunjukkan dengan nilai accuracy diatas 90%, sensitivity diatas 80%, dan precision diatas 70%. Nilai Jaccard score masih dibawah 70% mengindikasikan bahwa arsitektur yang diusulkan cukup baik dalam mendeteksi wilayah pembuluh darah samar. Kerena nilai Jaccard score masih dibawah 70%, adapun fokus penelitian selanjutnya ialah melakukan perbaikan pada arsitektur yang diusulkan untuk meningkatkan nilai Jaccard score.

Kata Kunci : Retina; Convolutional Neural Network; U-Net; V-Net; Segmentasi Pembuluh Darah; VV-Net.

DAFTAR ISI

Halaman Judul i
Halaman Pengesahan ii
Halaman Pernyataan iii
Halaman Persetujuan iv
Motto Dan Persembahan v
Kata Pengantar vi
Abstraction viii
Abstrak ix
Daftar Isi x
Daftar Gambar xiii
Daftar Tabel xiv
Daftar Lampiran xv

BAB I PENDAHULUAN
1.1. Latar Belakang 1
1.2. Rumusan dan Batasan Masalah 3
1.2.1. Perumusan Masalah 3
1.2.2. Batasan Masalah 3
1.3. Tujuan dan Manfaat 4
1.3.1. Tujuan 4
1.3.2. Manfaat 4
1.4. Sistematika Penulisan 4

BAB II TINJAUAN PUSTAKA
2.1. Penelitian Terdahulu 6
2.2. Retina 12

2.3. Augmentasi Data 13
2.3.1. Flipping 14
2.3.2. Grid Distortion 15
2.4. Preprocessing 17
2.4.1. Grayscale 17
2.4.2. Median Filter 19
2.4.3. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) 21
2.5. Convolutional Neural Network 22
2.5.1. Convolutional Layer 23
2.5.2. Batch Normalization 24
2.5.3. Fungsi Aktivasi 25
2.5.4. Pooling Layer 26
2.5.5. Fully Connected Layer 27
2.6. U-Net 29
2.7. Dropout 30
2.8. Dice Binary Cross Entropy Loss 30
2.9. Confusion Matriks 32

BAB III METODOLOGI
3.1. Pendahuluan 35
3.2. Lingkungan Perangkat Keras dan Perangkat Lunak 35
3.3. Tahapan Penelitian 35
3.3.1. Input Dataset 36
3.3.1.1. DRIVE 36
3.3.1.2. STARE 37
3.3.1.3. CHASEDB_1 38
3.3.2. Augmentasi Data 39
3.3.3. Preprocessing 40
3.3.3.1. Grayscale 41
3.3.3.2. Median Filter 41
3.3.3.3. CLAHE 42
3.3.4. Segmentasi Pembuluh Darah Menggunakan Convolutional Neural Network VV-Net 43
3.3.5. Evaluasi & Hasil Pengukuran Matriks 47

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN
4.1.Pendahuluan 48

4.2.Augmentasi Data 48
4.3.Preprocessing 49
4.3.1. Grayscale 49
4.3.2. Median Filter 51
4.3.3. CLAHE 52
4.4.Segmentasi Pembuluh Darah Menggunakan Metode Convolutional Neural Network VV-Net 53
4.5.Evaluasi & Hasil Pengukuran Matriks 55
4.5.1. Training 55
4.5.2. Testing 60
4.6.Analisis Hasil 63

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN
5.1. Kesimpulan 68
5.2. Saran 69

DAFTAR PUSTAKA 70

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Struktur Dari Retina Pada Citra Fundus Retina 13

Gambar 2.2 Ilustrasi Augmentasi Data *Flipping*..... 14

Gambar 2.3. Ilustrasi Augmentasi Data *Grid Distortion* (a) Citra asli dan (b) *Grid Distortion* 16

Gambar 2.4. Intensitas Pada Citra *Grayscale*..... 17

Gambar 2.5. Operasi Konvolusi dengan stride =1 dan asumsi bias=0..... 23

Gambar 2.6. Arsitektur U-Net..... 29

Gambar 2.7. Ilustrasi Dari Konsep Dropout..... 30

Gambar 3.1. Flowchart Tahapan Pengolahan Citra Pada Segmentasi Pembuluh Darah 36

Gambar 3.2. Contoh *Input* Citra DRIVE..... 37

Gambar 3.3. Contoh *Input* Citra STARE 38

Gambar 3.4. Contoh *Input* Citra CHASEDB_1 38

Gambar 3.5. Tahapan *Preprocessing* 40

Gambar 3.6. Tahapan Proses *Grayscale* 41

Gambar 3.7. Tahapan Proses *Median filter*..... 42

Gambar 3.8. Tahapan proses CLAHE 43

Gambar 3.9. Arsitektur VV-Net..... 44

Gambar 4.1. Grafik *Training* Loss dan *Validation* Loss (a) DRIVE, (b) STARE, dan (c) CHASEDB_1..... 56

Gambar 4.2. Grafik *Training Accuracy* dan *Validation Accuracy* (a) DRIVE, (b) STARE, dan (c) CHASEDB_1..... 57

Gambar 4.3. Grafik *Training Recall* dan *Validation Recall* (a) DRIVE, (b) STARE, dan (c) CHASEDB_1..... 59

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Penelitian Sebelumnya Yang Melakukan Segmentasi Pembuluh Darah Pada Citra Retina 7

Tabel 2.2. Nilai RGB 18

Tabel 2.3. Nilai Konversi RGB Ke *Grayscale* 19

Tabel 2.4. Contoh Pencarian Matrik Pada Citra 3x3 21

Tabel 2.5. Matrik Pada Citra 3x3 Setelah Dilakukan Median Filter 21

Tabel 2.6. Ketegori Nilai Evaluasi Kinerja Arsitektur Yang Digunakan 34

Tabel 3.1. Contoh Hasil Augmentasi Data 40

Tabel 4.1. Jumlah Dataset Setelah Proses Augmentasi Data 49

Tabel 4.2. Contoh Hasil Konversi Citra *Grayscale* 50

Tabel 4.3. Contoh Hasil *Preprocessing* Menggunakan *Median filter* 51

Tabel 4.4. Contoh Hasil Histogram Dan Citra dari Metode CLAHE 52

Tabel 4.5. Contoh Hasil Pengujian Segmentasi Pembuluh Darah Menggunakan Metode *Convolutional neural network* VV-Net 55

Tabel 4.6. Hasil Confusion Matriks 60

Tabel 4.6. Hasil Pengukuran Kinerja Matriks 61

Tabel 4.7. Perbandingan Performa VV-Net Untuk Segmentasi Pembuluh Darah Citra Retina Pada Dataset DRIVE Dengan Penelitian Lain 63

Tabel 4.8. Perbandingan Hasil VV-Net Untuk Segmentasi Pembuluh Darah Citra Retina Pada Dataset STARE Dengan Penelitian Lain 65

Tabel 4.9. Perbandingan Hasil VV-Net Untuk Segmentasi Pembuluh Darah Pada Dataset CHASEDB_1 Dengan Penelitian Lain 66

DAFTAR LAMPIRAN

LAMPIRAN 1. Source Code Python

LAMPIRAN 2. Publikasi Ilmiah

LAMPIRAN 3. Hasil Pengecekan Software Ithenticate/Turnitin

LAMPIRAN 4. Surat Rekomendasi Ujian Proposal Tesis

LAMPIRAN 5. Surat Rekomendasi Ujian Tesis

LAMPIRAN 6. Form Revisi Ujian Proposal Tesis

LAMPIRAN 7. Form Revisi Ujian Tesis

LAMPIRAN 8. Form Konsultasi Tesis

LAMPIRAN 9. SK Persetujuan Pembimbing Tesis

LAMPIRAN 10. SK Pengangkatan Pembimbing Tesis

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Retina rentan terhadap berbagai penyakit yang dapat berakibat fatal bila tidak segera ditangani, contohnya penyakit *Retinopathy Diabetic* (RD), degenerasi makula terkait usia, serta *glaucoma*[1]. Morfologi dalam pembuluh darah seperti panjang dan lebar memainkan peran penting dalam mendiagnosis penyakit mata[2]. Oleh sebab itu, analisis pembuluh darah pada retina memiliki arti yang sangat penting dalam deteksi dan diagnosis pada penyakit retina[3], [4]. Dalam menganalisis penyakit tersebut, biasanya dokter spesialis mata melakukan proses segmentasi citra medis secara manual[5]. Proses segmentasi citra medis secara manual tersebut memakan waktu yang lama, memerlukan pengetahuan ahli dan *accuracy* yang tinggi, serta pengalaman dari para ahli medis, sedangkan kemampuan pada manusia terbatas[6], [7]. Untuk mengatasi masalah tersebut, dilakukanlah proses segmentasi otomatis untuk membantu sistem *computer-aided diagnostic* (CAD) dalam melakukan diagnosis otomatis.

Metode *convolutional neural network* dalam beberapa tahun terakhir telah terjadi perkembangan yang signifikan dalam analisis citra medis[8], [9]. Metode *convolutional neural network* juga mampu menciptakan representasi fitur tingkat tinggi dengan memadukan informasi dari lapangan lokal melalui operasi konvolusi bertahap[10]. Arsitektur U-Net merupakan salah satu arsitektur *convolutional neural network* yang paling sering digunakan serta merupakan arsitektur yang baik dalam menghasilkan segmentasi pembuluh darah dalam bidang medis[9], [11], [12]. Arsitektur U-Net terdiri dari tiga bagian yaitu *encoder*, *bridge*, dan *decoder*[9],[13]. Semua *input* citra harus melewati bagian *encoder* untuk menangkap informasi dalam bentuk fitur dan bagian *decoder* digunakan untuk

mengembalikan ukuran citra seperti ukuran original citra. *Bridge* pada arsitektur U-Net terdiri dari beberapa blok yang digunakan sebagai jalur penghubung antara *encoder* dan *decoder*[13], [14]. Segmentasi pembuluh darah telah banyak dilakukan penelitian diantaranya peneliti Yan LV[15] yang menggunakan arsitektur U-Net dengan menambahkan *Attention Module* dan *atrous convolution*, akan tetapi mereka tidak menghitung *sensitivity* dan *precision*. Jihong Ouyang dkk[16] menggunakan arsitektur U-Net dengan menambahkan *dilated convolution* dan *convolution* untuk meningkatkan ekstraksi fitur pembuluh darah kecil serta mengintegrasikan *attention mechanism* dengan *skip connection* pada jaringan, Adapun hasil *accuracy* yang didapatkan sebesar 95,63% sedangkan nilai *sensitivity* dan *precision* tidak ada. Penelitian Fangfang Dong dkk[17] menggunakan arsitektur U-Net dengan menambahkan regularisasi *DropBlock* untuk mengurangi masalah *overfitting* dan modul *multi-skala fusion channel attention* (MFCA) untuk mengeksplorasi informasi, adapun hasil *sensitivity* yang didapat masih rendah 79,54% pada dataset DRIVE.

Meskipun arsitektur U-Net sangat popular pada pengolahan untuk segmentasi citra, namun arsitektur U-Net memiliki jaringan yang cukup mendalam. Penambahan *layer* pada jaringan arsitektur U-Net dapat menambah kompleksitas pada jaringan U-Net, hal tersebut dapat mempengaruhi waktu *training* yang menjadi lebih lama dan pembesaran parameter[18], [19]. Terdapat penelitian yang melakukan modifikasi terhadap U-Net untuk mengurangi kompleksitas yang ada pada U-Net, salah satunya ialah menghilangkan bagian *bridge* pada U-Net. Penghilangan *bridge* pada bagian U-Net dikenal dengan arsitektur V-Net. Alan Reyes-Figueroa dan Mariano Rivera[20] menerapkan arsitektur V-Net pada pengolahan segmentasi citra retina pada dataset DRIVE, penelitian ini menghasilkan *accuracy* yang sangat baik diatas 95% namun tidak mengukur kinerja lainnya. Meskipun penghilangan *bridge* dapat membuat U-Net lebih ringan, namun kehilangan *bridge* memiliki resiko terjadinya *underfitting*[21]. Diperlukan suatu pendekatan modifikasi dari V-Net agar

arsitektur V-Net mampu mempelajari fitur lebih detail dan akurat meskipun bagian *bridge*nya dihilangkan.

Pada penelitian ini mengusulkan arsitektur modifikasi V-Net dengan cara melakukan V-Net sebanyak dua kali untuk segmentasi pembuluh citra retina. Penerapan V-Net sebanyak dua kali ini disebut sebagai VV-Net. V-Net pertama ditujukan untuk mengektraksi fitur dan V-Net kedua ditujukan untuk meningkatkan ekstraksi fitur sehingga menghasilkan segmentasi yang lebih baik. Untuk menguji kinerja VV-Net pada penelitian ini, arsitektur VV-Net akan diuji pada tiga dataset yaitu DRIVE, STARE, dan CHASEDB_1, yaitu yang merupakan dataset citra retina yang menyediakan secara gratis untuk melakukan pengolahan pada segmentasi pembuluh darah retina. Untuk mengukur kinerja keberhasilan VV-Net dalam segmentasi pembuluh darah citra retina, penelitian ini akan mengukur hasil kinerja *accuracy*, *sensitivity*, *precision*, dan *Jaccard score*.

1.2. Rumusan dan Batasan Masalah

1.2.1. Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas, rumusan masalah dalam penelitian ini bagaimana kinerja arsitektur VV-Net dalam melakukan segmentasi pembuluh darah pada citra retina berdasarkan dengan mengukur *accuracy*, *sensitivity*, *precision* dan *Jaccard score*, sebagai arsitektur yang lebih valid dalam memperoleh segmentasi pembuluh darah pada citra retina.

1.2.2. Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini : pertama, hanya membahas proses segmentasi pembuluh darah menggunakan metode *Convolutional neural network* VV-Net dengan mengukur nilai *accuracy*, *sensitivity*, *precision*, dan *Jaccard score*. Kedua, Penelitian ini hanya selesai

pada tahap perbaikan citra dan segmentasi tetapi tidak pada tahap klasifikasi.

1.3. Tujuan dan Manfaat

1.3.1. Tujuan

Penelitian ini bertujuan mengukur kinerja arsitektur VV-Net dalam melakukan segmentasi pembuluh darah pada citra retina berdasarkan dengan mengukur *accuracy*, *sensitivity*, *precision*, dan *Jaccard score*.

1.3.2. Manfaat

Manfaat yang ingin dicapai pada pembahasan segmentasi pembuluh darah ini ialah sebagai berikut :

1. Dapat memperoleh arsitektur alternatif yang lebih akurat dalam melakukan segmentasi pembuluh darah pada citra retina.
2. Dapat digunakan sebagai referensi bagi pihak lain yang akan melakukan segmentasi pembuluh darah citra retina

1.4. Sistematika Penulisan

Adapun sistematika penulisan dalam proposal penelitian ini adalah sebagai berikut:

BAB I. PENDAHULUAN

Pada bab I akan berisikan latar belakang masalah, tujuan dan manfaat serta metodologi penelitian dan sistematika penulisan.

BAB II. TINJAUAN PUSTAKA

Pada Bab II akan berisi dasar teori dan *literatur review* segmentasi pembuluh darah yang diteliti oleh peneliti lain dengan menggunakan metode yang beragam. Pada bab ini juga akan memaparkan kelemahan dari metode yang digunakan oleh peneliti lain.

BAB III. ANALISIS DAN PERANCANGAN

Pada Bab III akan membahas analisis dan perancangan sistem segmentasi pembuluh darah pada citra retina. Perancangan terdiri dari perancangan proses utama dan desain aplikasi. Adapun proses utamanya yaitu : *input* dataset, augmentasi dataset, *preprocessing*, segmentasi pembuluh darah, dan evaluasi.

BAB IV. IMPLEMENTASI PENGUJIAN

Pada Bab IV membahas proses implementasi perangkat lunak menggunakan metode *Convolutional neural network* untuk mendapatkan hasil segmentasi pembuluh darah.

BAB V. KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab V berisi kesimpulan dari bab-bab sebelumnya mengenai hasil dari segmentasi pembuluh darah. Pada bab ini juga akan berisi saran yang diharapkan dapat digunakan untuk penelitian selanjutnya.

DAFTAR PUSTAKA

[1] J. Lin, X. Huang, H. Zhou, Y. Wang, and Q. Zhang, "Stimulus-guided adaptive transformer network for retinal blood vessel segmentation in fundus images," *Med. Image Anal.*, vol. 89, p. 102929, 2023, doi: https://doi.org/10.1016/j.media.2023.102929.

[2] P. Tomlins and S. Shah, "Clinical ophthalmology: a self-sssessment companion," *Br. J. Ophthalmol.*, vol. 92, no. 3, pp. 441–441, 2008, doi: 10.1136/bjo.2007.132159.

[3] Z. Fan, "A Hierarchical Image Matting Model for Blood Vessel Segmentation in Fundus Images," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 28, no. 5, pp. 2367–2377, 2019, doi: 10.1109/TIP.2018.2885495.

[4] K. Hu *et al.*, "Retinal vessel segmentation of color fundus images using multiscale convolutional neural network with an improved cross-entropy loss function," *Neurocomputing*, vol. 309, pp. 179–191, 2018, doi: 10.1016/j.neucom.2018.05.011.

[5] A. K. Shukla, R. K. Pandey, and R. B. Pachori, "A fractional filter based efficient algorithm for retinal blood vessel segmentation," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 59, p. 101883, 2020, doi: 10.1016/j.bspc.2020.101883.

[6] O. Ramos-Soto *et al.*, "An efficient retinal blood vessel segmentation in eye fundus images by using optimized top-hat and homomorphic filtering," *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 201, p. 105949, 2021, doi: https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2021.105949.

[7] A. Desiani, Erwin, B. Suprihatin, F. Efriliyanti, M. Arhami, and E. Setyaningsih, "VG-DropDNet A Robust Architecture for Blood Vessels Segmentation on Retinal Image," *IEEE Access*, vol. 10, no. September, pp. 1–1, 2022, doi: 10.1109/access.2022.3202890.

[8] D. R. Sarvamangala and R. V. Kulkarni, "Convolutional neural networks in medical image understanding: a survey," *Evol. Intell.*, vol. 15, no. 1, pp. 1–22, 2022, doi: 10.1007/s12065-020-00540-3.

[9] V. Popat, "GA-based U-Net architecture optimization applied to retina blood vessel segmentation," *IJCCI 2020 - Proceedings of the 12th International Joint Conference on Computational Intelligence*. pp. 192–199, 2020. [Online]. Available: https://api.elsevier.com/content/abstract/scopus_id/85103844037

[10] Q. Qin and Y. Chen, "A review of retinal vessel segmentation for fundus image analysis," *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 128, no. November 2023, p. 107454, 2024, doi: 10.1016/j.engappai.2023.107454.

[11] C. Chen, J. H. Chuah, R. Ali, and Y. Wang, “Retinal vessel segmentation using deep learning: A review,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 111985–112004, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3102176.

[12] O. O. Sule, “A Survey of Deep Learning for Retinal Blood Vessel Segmentation Methods: Taxonomy, Trends, Challenges and Future Directions,” *IEEE Access*, vol. 10, no. mild, pp. 38202–38236, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3163247.

[13] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, “U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation BT - Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015,” 2015, pp. 234–241.

[14] M. A. Al-masni and D. H. Kim, “CMM-Net: Contextual multi-scale multi-level network for efficient biomedical image segmentation,” *Sci. Rep.*, vol. 11, no. 1, pp. 1–18, 2021, doi: 10.1038/s41598-021-89686-3.

[15] Y. Lv, H. Ma, J. Li, and S. Liu, “Attention Guided U-Net with Atrous Convolution for Accurate Retinal Vessels Segmentation,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 32826–32839, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2974027.

[16] J. Ouyang, S. Liu, H. Peng, H. Garg, and D. N. H. Thanh, “LEA U-Net: a U-Net-based deep learning framework with local feature enhancement and attention for retinal vessel segmentation,” *Complex Intell. Syst.*, 2023, doi: 10.1007/s40747-023-01095-3.

[17] F. Dong, D. Wu, C. Guo, S. Zhang, B. Yang, and X. Gong, “CRAUNet: A cascaded residual attention U-Net for retinal vessel segmentation,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 147, no. February, p. 105651, 2022, doi: 10.1016/j.compbiomed.2022.105651.

[18] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, “U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation,” 2015, pp. 234–241.

[19] Z. Zhang, C. Wu, S. Coleman, and D. Kerr, “DENSE-INception U-net for medical image segmentation,” *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 192, p. 105395, 2020, doi: 10.1016/j.cmpb.2020.105395.

[20] A. Reyes-Figueroa and M. Rivera, “W–net: A Convolutional Neural Network for Retinal Vessel Segmentation,” in *Pattern Recognition*, 2021, pp. 355–368. doi: 10.1007/978-3-030-77004-4_34.

[21] Z. Su, W. Li, Z. Ma, and R. Gao, “An improved U-Net method for the semantic segmentation of remote sensing images,” *Appl. Intell.*, vol. 52, no. 3, pp. 3276–3288, 2022, doi: 10.1007/s10489-021-02542-9.

[22] A. Desiani, Erwin, B. Suprihatin, and S. B. Agustina, “a Robust Techniques of Enhancement and Segmentation Blood Vessels in Retinal Image Using Deep Learning,” *Biomed. Eng. - Appl. Basis Commun.*, vol. 34, no. 4, pp. 1–9, 2022, doi: 10.4015/S1016237222500193.

[23] D. E. Alvarado-Carrillo and O. S. Dalmau-Cedeño, “Width Attention based Convolutional Neural Network for Retinal Vessel Segmentation,” *Expert*

Syst. Appl., vol. 209, p. 118313, 2022, doi: 10.1016/j.eswa.2022.118313.

[24] V. Sathananthavathi and G. Indumathi, "Encoder Enhanced Atrous (EEA) Unet architecture for Retinal Blood vessel segmentation," *Cogn. Syst. Res.*, vol. 67, pp. 84–95, 2021, doi: 10.1016/j.cogsys.2021.01.003.

[25] E. Abdelmaksoud, S. El-Sappagh, S. Barakat, T. Abuhmed, and M. Elmogy, "Automatic Diabetic Retinopathy Grading System Based on Detecting Multiple Retinal Lesions," *IEEE Access*, vol. 9, no. Vl, pp. 15939–15960, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3052870.

[26] O. Sule, "Enhanced Convolutional Neural Networks for Segmentation of Retinal Blood Vessel Image," *2020 Conference on Information Communications Technology and Society, ICTAS 2020 - Proceedings*. 2020. doi: 10.1109/ICTAS47918.2020.233996.

[27] J. Li, G. Gao, L. Yang, and Y. Liu, "GDF-Net: A multi-task symmetrical network for retinal vessel segmentation," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 81, no. August 2022, p. 104426, 2023, doi: 10.1016/j.bspc.2022.104426.

[28] M. E. Gegundez-Arias, D. Marin-Santos, I. Perez-Borrero, and M. J. Vasallo-Vazquez, "A new deep learning method for blood vessel segmentation in retinal images based on convolutional kernels and modified U-Net model," *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 205, p. 106081, 2021, doi: 10.1016/j.cmpb.2021.106081.

[29] P. Yin, R. Yuan, Y. Cheng, and Q. Wu, "Deep Guidance Network for Biomedical Image Segmentation," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 116106–116116, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3002835.

[30] X. Guo *et al.*, "Retinal vessel segmentation combined with generative adversarial networks and dense U-net," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 194551–194560, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3033273.

[31] L. Li, M. Verma, Y. Nakashima, H. Nagahara, and R. Kawasaki, "IterNet: Retinal image segmentation utilizing structural redundancy in vessel networks," *Proc. - 2020 IEEE Winter Conf. Appl. Comput. Vision, WACV 2020*, pp. 3645–3654, 2020, doi: 10.1109/WACV45572.2020.9093621.

[32] Y. Tang, Z. Rui, C. Yan, J. Li, and J. Hu, "RESwNet for retinal small vessel segmentation," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 198265–198274, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3032453.

[33] Y. Liu, J. Shen, L. Yang, G. Bian, and H. Yu, "ResDO-UNet: A deep residual network for accurate retinal vessel segmentation from fundus images," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 79, no. P1, p. 104087, 2022, doi: 10.1016/j.bspc.2022.104087.

[34] R. Liu, W. Pu, H. Nan, and Y. Zou, "Retina image segmentation using the three-path Unet model," *Sci. Rep.*, vol. 13, no. 1, pp. 1–13, 2023, doi: 10.1038/s41598-023-50141-0.

[35] M. L. Rasmussen *et al.*, "Retinal vascular geometry and its association to

microvascular complications in patients with type 1 diabetes: the Danish Cohort of Pediatric Diabetes 1987 (DCPD1987)," *Graefe's Arch. Clin. Exp. Ophthalmol.*, vol. 255, no. 2, pp. 293–299, 2017, doi: 10.1007/s00417-016-3454-3.

[36] A. Triantafyllou, B. Al-Diri, P. Anyfanti, A. Hunter, and S. Douma, "7D.08: DETECTING HYPERTENSIVE RETINOPATHY USING RETINAL VASCULAR GEOMETRY," *J. Hypertens.*, vol. 33, 2015, [Online]. Available: https://journals.lww.com/jhypertension/fulltext/2015/06001/7d_08__detecting_hypertensive_retinopathy_using.275.aspx

[37] T. Y. Wong *et al.*, "Guidelines on Diabetic Eye Care: The International Council of Ophthalmology Recommendations for Screening, Follow-up, Referral, and Treatment Based on Resource Settings," *Ophthalmology*, vol. 125, no. 10, pp. 1608–1622, 2018, doi: 10.1016/j.ophtha.2018.04.007.

[38] S. W. Franklin and S. E. Rajan, "Computerized screening of diabetic retinopathy employing blood vessel segmentation in retinal images," *Biocybern. Biomed. Eng.*, vol. 34, no. 2, pp. 117–124, 2014, doi: 10.1016/j.bbe.2014.01.004.

[39] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "ImageNet classification with deep convolutional neural networks," *Commun. ACM*, vol. 60, no. 6, pp. 84–90, 2017, doi: 10.1145/3065386.

[40] A. Abdulrahman and S. Varol, "A Review of Image Segmentation Using MATLAB Environment," *8th Int. Symp. Digit. Forensics Secur. ISDFS 2020*, pp. 8–12, 2020, doi: 10.1109/ISDFS49300.2020.9116191.

[41] C. Saravanan, "Color image to grayscale image conversion," *2010 2nd Int. Conf. Comput. Eng. Appl. ICCEA 2010*, vol. 2, pp. 196–199, 2010, doi: 10.1109/ICCEA.2010.192.

[42] Erwin, A. Safmi, A. Desiani, B. Suprihatin, and Fathoni, "The Augmentation Data of Retina Image for Blood Vessel Segmentation Using U-Net Convolutional Neural Network Method," *Int. J. Comput. Intell. Appl.*, vol. 21, no. 1, pp. 1–17, 2022, doi: 10.1142/S1469026822500043.

[43] Y. Zhu and C. Huang, "An Improved Median Filtering Algorithm for Image Noise Reduction," *Phys. Procedia*, vol. 25, pp. 609–616, 2012, doi: 10.1016/j.phpro.2012.03.133.

[44] K. Verma, B. Kumar Singh, and A. S. Thokec, "An enhancement in adaptive median filter for edge preservation," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 48, no. C, pp. 29–36, 2015, doi: 10.1016/j.procs.2015.04.106.

[45] R. S. C. Boss, K. Thangavel, and D. A. P. Daniel, "Automatic Mammogram image Breast Region Extraction and Removal of Pectoral Muscle," vol. 4, no. 5, 2013, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1307.7474

[46] G. Yadav, S. Maheshwari, and A. Agarwal, "Contrast limited adaptive histogram equalization based enhancement for real time video system,"

Proc. 2014 Int. Conf. Adv. Comput. Commun. Informatics, ICACCI 2014, pp. 2392–2397, 2014, doi: 10.1109/ICACCI.2014.6968381.

[47] J. Yang, L. Zhang, X. Tang, and M. Han, "CodnNet: A lightweight CNN architecture for detection of COVID-19 infection," *Appl. Soft Comput.*, vol. 130, p. 109656, 2022, doi: 10.1016/j.asoc.2022.109656.

[48] Y. Bengio, P. Simard, and P. Frasconi, "Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 5, no. 2, pp. 157–166, 1994, doi: 10.1109/72.279181.

[49] X. Glorot and Y. Bengio, "Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks," *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 9, pp. 249–256, 2010.

[50] C. S. Sergey Ioffe, "Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift," *Proc. 32nd Int. Conf. Mach. Learn.*, vol. 37, pp. 448–456, 2015, doi: 10.1080/17512786.2015.1058180.

[51] S. H. Wang *et al.*, "Multiple sclerosis identification by 14-layer convolutional neural network with batch normalization, dropout, and stochastic pooling," *Front. Neurosci.*, vol. 12, no. NOV, pp. 1–11, 2018, doi: 10.3389/fnins.2018.00818.

[52] H. N. Mhaskar and C. a Micchelli, "How to Choose an Activation Function," *Adv. Neural Inf. Process. Syst. 6*, pp. 319–326, 1994, [Online]. Available: http://papers.nips.cc/paper/874-how-to-choose-an-activation-function.pdf%5Cnfiles/2354/Mhaskar ? Micchelli - 1994 - How to Choose an Activation Function.pdf%5Cnfiles/2355/874-how-to-choose-an-activation-function.html

[53] V. Nair and G. E. Hinton, "Rectified linear units improve Restricted Boltzmann machines," *ICML 2010 - Proceedings, 27th Int. Conf. Mach. Learn.*, no. 3, pp. 807–814, 2010.

[54] Y. Boureau, J. Ponce, J. P. Fr, and Y. Lecun, "A Theoretical Analysis of Feature Pooling in Visual Recognition," *Icml*, pp. 111–118, 2010, [Online]. Available: https://www.di.ens.fr/sierra/pdfs/icml2010b.pdf

[55] T. Wang, D. J. Wu, A. Coates, and A. Y. Ng, "End-to-end text recognition with convolutional neural networks," in *Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012)*, 2012, pp. 3304–3308.

[56] F. H. Hamker, "Predictions of a model of spatial attention using sum- and max-pooling functions," *Neurocomputing*, vol. 56, no. 1–4, pp. 329–343, 2004, doi: 10.1016/j.neucom.2003.09.006.

[57] S. Aich and I. Stavness, "Global sum pooling: A generalization trick for object counting with small datasets of large images," *IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. Work.*, vol. 2019-June, pp. 73–82, 2019.

[58] K. Liu, G. Kang, N. Zhang, and B. Hou, “Breast Cancer Classification Based on Fully-Connected Layer First Convolutional Neural Networks,” *IEEE Access*, vol. 6, no. c, pp. 23722–23732, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2817593.

[59] G. E. Hinton, N. Srivastava, A. Krizhevsky, I. Sutskever, and R. R. Salakhutdinov, “Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors,” *arXiv Prepr. arXiv1207.0580*, pp. 1–18, 2012, [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1207.0580

[60] N. Srivastava, G. Hinton, A. Krizhevsky, I. Sutskever, and R. Salakhutdinov, “Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting,” *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 15, pp. 1929–1958, 2014.

[61] D. Warde-Farley, I. J. Goodfellow, A. Courville, and Y. Bengio, “An empirical analysis of dropout in piecewise linear networks,” *2nd Int. Conf. Learn. Represent. ICLR 2014 - Conf. Track Proc.*, pp. 1–10, 2014.

[62] J. Hertz, A. Krogh, R. G. Palmer, and H. Horner, “Introduction to the Theory of Neural Computation,” *Phys. Today*, vol. 44, no. 12, p. 70, Dec. 1991, doi: 10.1063/1.2810360.

[63] J. Zhang, Y. Zhang, and X. Xu, “Pyramid U-Net for Retinal Vessel Segmentation,” in *ICASSP 2021 - 2021 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 2021, pp. 1125–1129. doi: 10.1109/ICASSP39728.2021.9414164.

[64] A. Atapour-Abarghouei and T. P. Breckon, “Monocular Segment-Wise Depth: Monocular Depth Estimation Based on a Semantic Segmentation Prior,” *Proc. - Int. Conf. Image Process. ICIP*, vol. 2019-Septe, pp. 4295–4299, 2019, doi: 10.1109/ICIP.2019.8803551.

[65] S. Lian, L. Li, G. Lian, X. Xiao, Z. Luo, and S. Li, “A Global and Local Enhanced Residual U-Net for Accurate Retinal Vessel Segmentation,” *IEEE/ACM Trans. Comput. Biol. Bioinforma.*, vol. 18, no. 3, pp. 852–862, 2021, doi: 10.1109/TCBB.2019.2917188.

[66] J. Ma *et al.*, “Loss odyssey in medical image segmentation,” *Med. Image Anal.*, vol. 71, p. 102035, 2021, doi: https://doi.org/10.1016/j.media.2021.102035.

[67] Y. Zhang, S. Liu, C. Li, and J. Wang, “Rethinking the Dice Loss for Deep Learning Lesion Segmentation in Medical Images,” *J. Shanghai Jiaotong Univ.*, vol. 26, no. 1, pp. 93–102, 2021, doi: 10.1007/s12204-021-2264-x.

[68] Y. Peng, D. Yu, and Y. Guo, “MShNet: Multi-scale feature combined with h-network for medical image segmentation,” *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 79, no. P2, p. 104167, 2023, doi: 10.1016/j.bspc.2022.104167.

[69] D. Li, D. A. Dharmawan, B. P. Ng, and S. Rahardja, “Residual U-Net for Retinal Vessel Segmentation,” in *2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 2019, pp. 1425–1429. doi: 10.1109/ICIP.2019.8803101.

[70] Z. Lin *et al.*, “A high resolution representation network with multi-path scale for retinal vessel segmentation,” *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 208, p. 106206, 2021, doi: 10.1016/j.cmpb.2021.106206.

[71] S. Sunkari *et al.*, “A refined ResNet18 architecture with Swish activation function for Diabetic Retinopathy classification,” *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 88, no. PA, p. 105630, 2024, doi: 10.1016/j.bspc.2023.105630.

[72] E. Fernandez-Moral, R. Martins, D. Wolf, and P. Rives, “A New Metric for Evaluating Semantic Segmentation: Leveraging Global and Contour *Accuracy*,” *IEEE Intell. Veh. Symp. Proc.*, vol. 2018-June, no. Iv, pp. 1051–1056, 2018, doi: 10.1109/IVS.2018.8500497.

[73] S. Mishra, O. A. Vanli, F. W. Huffer, and S. Jung, “Regularized discriminant analysis for multi-sensor decision fusion and damage detection with Lamb waves,” in *Proc.SPIE*, Apr. 2016, vol. 9803, p. 98032H. doi: 10.1117/12.2217959.

[74] A. Imran, J. Li, Y. Pei, J. J. Yang, and Q. Wang, “Comparative Analysis of Vessel Segmentation Techniques in Retinal Images,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 114862–114887, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2935912.