

SEGMENTASI PEMBULUH DARAH PADA CITRA RETINA MENGUNAKAN ARSITEKTUR RESVNET

TESIS

**Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat Memperoleh Gelar
Magister**



OLEH :

**SYAFIRA DIAN RAMADHANI
09012682226004**

**PROGRAM MAGISTER ILMU KOMPUTER FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS SRIWIJAYA**

2024

LEMBAR PENGESAHAN
SEGMENTASI PEMBULUH DARAH PADA CITRA RETINA
MENGGUNAKAN ARSITEKTUR RESVNET
TESIS

Diajukan Untuk Melengkapi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Magister

OLEH :
SYAFIRA DIAN RAMADHANI
09012682226004

Palembang, November 2024

Menyetujui,

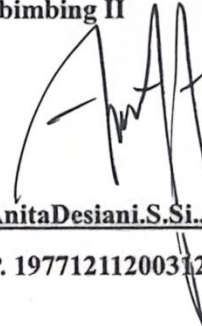
Pembimbing I



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

NIP. 197101291994121001

Pembimbing II



Dr. Anita Desiani, S.Si., M.Kom.

NIP. 197712112003122002

**Koordinator Program Studi
Magister Ilmu Komputer**



Dr. Firdaus, M.Kom.

NIP. 197801212008121003

HALAMAN PERSETUJUAN

Pada hari Jumat tanggal 15 November 2024 telah dilaksanakan ujian sidang tesis oleh Magister Ilmu Komputer Fakultas Ilmu Komputer Universitas Sriwijaya.

Nama : Syafira Dian Ramadhani
NIM : 09012682226004
Judul : Segmentasi Pembuluh Darah Pada Citra Retina Menggunakan
Arsitektur ResVNet

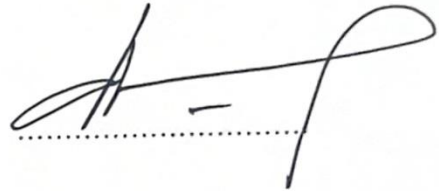
1. Ketua Penguji

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



2. Penguji I

Julian Supardi, S.Pd., M.T., Ph. D.
NIP. 197207102010121001



3. Penguji II

Dr. M. Fachrurrozi, M.T.
NIP. 198005222008121002



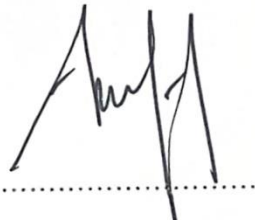
4. Pembimbing I

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

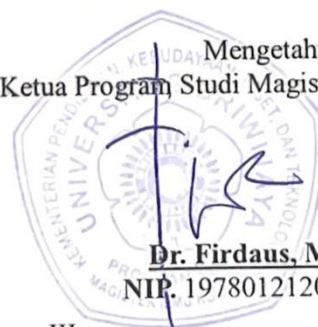


5. Pembimbing II

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



Mengetahui,
Ketua Program Studi Magister Ilmu Komputer



Dr. Firdaus, M.Kom.
NIP. 197801212008121003

LEMBAR PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Syafira Dian Ramadhani
NIM : 09012682226004
Program Studi : Magister Ilmu Komputer
Judul Tesis : Segmentasi Pembuluh Darah Citra Retina Menggunakan
Arsitektur ResVNet

Hasil Pengecekan Software iThenticate/Turnitin : 17 %

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, November 2024



Syafira Dian Ramadhani
NIM. 09012682226004

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh. Puji dan syukur penulis selalu panjatkan atas kehadiran Allah Swt yang telah melimpahkan rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis ini dengan judul **“Segmentasi Pembuluh Darah Pada Citra Retina Menggunakan Arsitekur ResVNet”**. 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, Mama Syafrina Lamin, suamiku tercinta dan saudara-saudara saya, adik saya Marwah Khairani dan Fachrurozie Irsyad, 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 Dr. Firdaus, M.Kom 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 Beby Tsabrina, Fitri Rahmadiani, Sophia Dilianti, dan Alike Fitrianka.
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, November 2024
Penulis

Syafira Dian Ramadhani
NIM. 09012682226004

Blood Vessel Segmentation in Retinal Images Using ResVNet Architecture

Syafira Dian Ramadhani (09012682226004)

Master's Department of Computer Science, Faculty of Computer Science,

Sriwijaya University

Email : 09012682226004@student.unsri.ac.id

The use of retinal images on the eye fundus is becoming an important tool in the medical world, especially for the diagnosis of eye diseases. Segmentation of blood vessels in retinal images is one of the important steps in medical analysis to detect and diagnose various eye diseases, such as diabetic retinopathy, glaucoma, and macular degeneration. Using the ResVNet method, segmentation is performed with a deep learning approach that combines the advantages of the residual network (ResNet) and V-Net, which is a U-Net-based architecture combining the strengths of ResNet and U-Net. ResNet with its residual approach allows for more effective training of very deep networks, thus capturing more complex and abstract features. The initial stage in image processing is to improve image quality by noise removal, aiming to increase accuracy in the segmentation and image extraction process. On the other hand, V-Net is designed to work effectively with medical data that has three dimensions, although in the case of retinal image segmentation, it is adapted to work on two-dimensional data. By combining ResNet and V-Net, ResVNet is able to identify important features of blood vessels in retinal images.

The image quality improvement steps in preprocessing involve grayscale, gaussian blur and clahe. The methods used for blood vessel segmentation are the residual network ResVNet (ResNet) and V-Net methods. Evaluation of the results of applying image quality enhancement and segmentation techniques using the U-Net method was performed on the DRIVE, STARE, training and testing datasets. The measurement results of blood vessel segmentation using the U-Net method on the DRIVE dataset (accuracy 96.57%, sensitivity 96.27%, precision 97.97%, and jaccard score 96.31%), STARE dataset (accuracy 96.71%, sensitivity 96.28%, precision 98.14%, and jaccard score 96.48%), Of the two datasets used, the STARE dataset obtained better results than the DRIVE dataset, where STARE showed better performance in terms of accuracy, sensitivity, precision and Jaccard score. The focus of the next research is to classify diseases on retinal images.

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

Segmentasi Pembuluh Darah Retina Menggunakan Arsitektur ResVNet

Syafira Dian Ramadhani (09012682226004)

Master's Department of Computer Science, Faculty of Computer Science,
Sriwijaya University

Email : 09012682226004@student.unsri.ac.id

Penggunaan citra retina pada fundus mata menjadi alat penting dalam dunia medis, khususnya untuk diagnosis penyakit mata. Segmentasi pembuluh darah pada citra retina merupakan salah satu langkah penting dalam analisis medis untuk mendeteksi dan mendiagnosis berbagai penyakit mata, seperti retinopati diabetik, glaukoma, dan degenerasi makula. Dengan menggunakan metode ResVNet, segmentasi dilakukan dengan pendekatan *deep learning* yang menggabungkan keunggulan dari jaringan residual (ResNet) dan V-Net, yang merupakan arsitektur berbasis U-Net menggabungkan kekuatan ResNet dan U-Net. ResNet dengan pendekatannya memungkinkan pelatihan jaringan yang sangat dalam dengan lebih efektif, sehingga dapat menangkap fitur yang lebih kompleks dan abstrak. Tahap awal dalam pengolahan citra adalah meningkatkan kualitas citra dengan penghapusan *noise*, bertujuan untuk meningkatkan *accuracy* dalam proses segmentasi dan ekstraksi gambar. Di sisi lain, V-Net dirancang untuk bekerja secara efektif dengan data medis yang memiliki dimensi tiga, meskipun pada kasus segmentasi citra retina, ini disesuaikan untuk bekerja pada data dua dimensi. Dengan menggabungkan ResNet dan V-Net, ResVNet mampu mengidentifikasi fitur-fitur penting dari pembuluh darah pada citra retina. Langkah-langkah meningkatkan kualitas citra pada preprocessing melibatkan *grayscale*, *gaussian blur* dan *clahe*. Metode yang digunakan untuk segmentasi pembuluh darah adalah metode ResVNet jaringan residual (ResNet) dan V-Net. Evaluasi hasil dari penerapan teknik peningkatan kualitas citra dan segmentasi menggunakan metode U-Net dilakukan pada dataset DRIVE, STARE, pelatihan dan pengujian. Hasil pengukuran dari segmentasi pembuluh darah menggunakan metode U-Net pada dataset DRIVE (*accuracy* 96,57%, *sensitivity* 96,27%, *precision* 97,97%, dan *jaccard score* 96,31%), dataset STARE (*accuracy* 96,71%, *sensitivity* 96,28%, *precision* 98,14%, dan *jaccard score* 96,48%), Dari kedua dataset yang digunakan dataset STARE memperoleh hasil yang lebih baik dibandingkan dataset DRIVE, dimana STARE menunjukkan performa yang lebih baik dalam hal akurasi, *sensitivity*, *precision*, dan *jaccard score*. Adapun fokus penelitian selanjutnya ialah melakukan klasifikasi penyakit pada citra retina.

Kata kunci: *CLAHE*, *U-Net*, *ResVNet*, *grayscale*, *gaussian blur*, segmentasi pembuluh darah,

DAFTAR ISI

| | |
|---------------------------------------|-------------------------------------|
| <u>HALAMAN PENGESAHAN</u> | ii |
| <u>HALAMAN PERSETUJUAN</u> | ii |
| <u>HALAMAN PERNYATAAN</u> | ii |
| KATA PENGANTAR | ii |
| ABSTRACT | ii |
| ABSTRAK | viii |
| DAFTAR ISI | ix |
| DAFTAR GAMBAR | xiii |
| DAFTAR TABEL | xiv |
| DAFTAR LAMPIRAN | xxvi |
| BAB I PENDAHULUAN | 0 |
| 1.1 Latar Belakang | 0 |
| 1.2 Rumusan dan Batasan Masalah | 3 |
| 1.2.1 Perumusan Masalah | 3 |
| 1.2.2 Batasan Masalah | 3 |
| 1.3 Tujuan dan Manfaat | 3 |
| 1.3.1 Tujuan | 3 |
| 1.3.2 Manfaat | 4 |
| 1.4 Sistematika Penulisan | 5 |
| BAB II TINJAUAN PUSTAKA | Error! Bookmark not defined. |
| 2.1 Penelitian Terdahulu | Error! Bookmark not defined. |
| 2.2 Retina | Error! Bookmark not defined. |
| 2.3 Augmentasi Data | Error! Bookmark not defined. |

| | |
|--|-------------------------------------|
| 2.3.1 Flipping | Error! Bookmark not defined. |
| 2.3.2 Grid Distortion..... | Error! Bookmark not defined. |
| 2.4 Preprocessing..... | Error! Bookmark not defined. |
| 2.4.1 Grayscale | Error! Bookmark not defined. |
| 2.4.2 Gaussian Blur | Error! Bookmark not defined. |
| 2.4.3 Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) | Error! |
| Bookmark not defined. | |
| 2.5 Unet..... | Error! Bookmark not defined. |
| 2.5.1 Convolutional <i>Layer</i> | Error! Bookmark not defined. |
| 2.5.2 Batch Normalization | Error! Bookmark not defined. |
| 2.5.3 Fungsi Aktivasi..... | Error! Bookmark not defined. |
| 2.5.4 Pooling layer..... | Error! Bookmark not defined. |
| 2.6 Residual Network (ResNet) | Error! Bookmark not defined. |
| 2.6.1 Identitas Connections | Error! Bookmark not defined. |
| 2.7 Dropout | Error! Bookmark not defined. |
| 2.8 Dice Binary Cross Entropy Loss | Error! Bookmark not defined. |
| 2.9 Confusion Matriks | Error! Bookmark not defined. |
| BAB III METODOLOGI | Error! Bookmark not defined. |
| 3.1 Pendahuluan | Error! Bookmark not defined. |
| 3.2 Lingkungan Perangkat Keras dan Perangkat Lunak | Error! Bookmark |
| not defined. | |
| 3.3 Tahapan Penelitian | Error! Bookmark not defined. |
| 3.3.1 Input Dataset..... | Error! Bookmark not defined. |
| 3.3.1.1 DRIVE..... | Error! Bookmark not defined. |
| 3.3.1.2 STARE | Error! Bookmark not defined. |
| 3.3.2 Augmentasi Data | Error! Bookmark not defined. |

| | |
|--|-------------------------------------|
| 3.3.3 Preprocessing..... | Error! Bookmark not defined. |
| 3.3.3.1 Grayscale | Error! Bookmark not defined. |
| 3.3.3.2 Gaussian blur | Error! Bookmark not defined. |
| 3.3.3.3 CLAHE | Error! Bookmark not defined. |
| 3.3.4 Segmentasi Pembuluh Darah Menggunakan Arsitektur ResVNet. | Error! Bookmark not defined. |
| 3.3.5 Evaluasi & Hasil Pengukuran Matriks..... | Error! Bookmark not defined. |
| BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.... | Error! Bookmark not defined. |
| 4.1 Pendahuluan | Error! Bookmark not defined. |
| 4.2 Augmentasi Data | Error! Bookmark not defined. |
| 4.3 Preprocessing..... | Error! Bookmark not defined. |
| 4.3.1 Grayscale | Error! Bookmark not defined. |
| 4.3.2 Gaussian Blur | Error! Bookmark not defined. |
| 4.3.3 CLAHE | Error! Bookmark not defined. |
| 4.4 Segmentasi Pembuluh Darah menggunakan Arsitektur ResVNet | Error! Bookmark not defined. |
| 4.5.1 Training | Error! Bookmark not defined. |
| 4.5.2 Testing..... | Error! Bookmark not defined. |
| 4.6. Analisis hasil | Error! Bookmark not defined. |
| BAB V KESIMPULAN & SARAN | Error! Bookmark not defined. |
| 5.1 Kesimpulan | Error! Bookmark not defined. |
| 5.2 Saran | Error! Bookmark not defined. |
| DAFTAR PUSTAKA | 6 |

DAFTAR GAMBAR

| | |
|---|-------------------------------------|
| Gambar 2.1. Struktur Dari Retina Pada Citra Fundus Retina | Error! Bookmark not defined. |
| Gambar 2.2. Ilustrasi Augmentasi Data Flipping | Error! Bookmark not defined. |
| Gambar 2.3. Ilustrasi Augmentasi Data Grid Distortion (a) Citra asli dan (b) Grid distortion | Error! Bookmark not defined. |
| Gambar 2.4. Intensitas Pada Citra Grayscale | Error! Bookmark not defined. |
| Gambar 2.5. Arsitektur U-Net | Error! Bookmark not defined. |
| Gambar 2.6. Operasi Konvolusi dengan stride =1 dan asumsi bias=0..... | Error! Bookmark not defined. |
| Gambar 2.7. Blok Residual | Error! Bookmark not defined. |
| Gambar 2.8. Modul Original ResNet dan Modul Identitas | 30 |
| Gambar 2.9. Ilustrasi Dari Konsep Dropout..... | 31 |
| Gambar 3.1. Flowchart Tahapan Pengolahan Citra Pada Segmentasi pada pembuluh darah | Error! Bookmark not defined. |
| Gambar 3.2. Contoh Input Citra DRIVE..... | Error! Bookmark not defined. |
| Gambar 3.3. Contoh Input Citra STARE | Error! Bookmark not defined. |
| Gambar 3.4. Tahapan Preprocessing | Error! Bookmark not defined. |

Gambar 3.5. Tahapan Proses Grayscale **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.6. Tahapan proses Gaussian blur **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.7. Tahapan proses CLAHE **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.8 Arsitektur ResVNet **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 3.9 Grafik Training Loss dan Validation Loss (a) DRIVE dan (b) STARE
..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.1. Grafik Training Accuracy dan Validation Accuracy (a) DRIVE dan
(b) STARE..... **Error! Bookmark not defined.**

Gambar 4.2. Grafik Training Recall dan Validation Recall (a) DRIVE dan (b)
STARE **Error! Bookmark not defined.**

DAFTAR TABEL

| | |
|--|-------------------------------------|
| Tabel 2.1. Penelitian Sebelumnya Yang Melakukan Segmentasi Pembuluh Darah Pada Citra Retina | Error! Bookmark not defined. |
| Tabel 2.2. Nilai RGB..... | Error! Bookmark not defined. |
| Tabel 2.3. Nilai Konversi RGB Ke Grayscale..... | Error! Bookmark not defined. |
| Tabel 2.4. Kategori Nilai Evaluasi Kinerja Arsitektur Yang Digunakan..... | Error! Bookmark not defined. |
| Tabel 3.1. Contoh Hasil Augmentasi Dataset..... | Error! Bookmark not defined. |
| Tabel 4.1. Jumlah Dataset Setelah Proses Augmentasi Data..... | Error! Bookmark not defined. |
| Tabel 4.2. Tabel Preprocessing Grayscale..... | Error! Bookmark not defined. |
| Tabel 4.3. Tabel Gaussian Blur..... | Error! Bookmark not defined. |
| Tabel 4.4. Detail Gambar Gaussian | Error! Bookmark not defined. |
| Tabel 4.5. Contoh Hasil Histogram Dan Citra Dari Metode Clahe | Error! Bookmark not defined. |
| Tabel 4.6. Perbandingan Pengukuran Kualitas Citra Setelah dilakukan | |

Preprocessing..... **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.7. Contoh Hasil Pengujian Segmentasi Pembuluh Darah Menggunakan Arsitektur ResVNet Dengan Menggunakan Tahapan Preprocessing Terlebih Dahulu **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.8. Contoh Hasil Pengujian Segmentasi Pembuluh Darah Menggunakan Arsitektur ResVNet Tanpa Menggunakan Tahapan Preprocessing **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.9. Hasil Confusion Matriks Dari Arsitektur ResVNet Dengan Menggunakan Tahapan Preprocessing **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.10. Hasil Pengukuran Kinerja Matriks ResVNet Dengan Menggunakan Tahapan Preprocessing **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.11. Hasil Confusion Matriks Dari Arsitektur ResVNet Dengan Menggunakan Tahapan Preprocessing.....70

Tabel 4.12. Hasil Pengukuran Kinerja Matriks ResVNet Dengan Menggunakan Tahapan Preprocessing.....71

Tabel 4.13. Perbandingan Hasil Arsitektur ResVNet yang diusulkan untuk Segmentasi Pembuluh Darah Citra Retina Pada Dataset DRIVE Dengan Penelitian Lain **Error! Bookmark not defined.**

Tabel 4.14. Perbandingan Hasil Arsitektur ResVNet Untuk Segmentasi Pembuluh Darah Citra Retina Pada Dataset STARE Dengan Penelitian Lain75

DAFTAR LAMPIRAN

| | |
|--|-------|
| Lampiran 1. Pengecekan Turnitin | xv |
| Lampiran 2. Form Konsultasi | xvi |
| Lampiran 3. Form Perbaikan Seminar..... | xviii |
| Lampiran 4. Publikasi Ilmiah..... | xix |
| <u>Lampiran 5.</u> Univesitas Sriwijaya English Proficiency Test..... | xxi |

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Citra fundus merupakan salah satu komponen yang digunakan untuk mendiagnosis suatu penyakit seperti *retinopati diabetik* (DR), *glaukoma*, hipertensi, dan penyakit lain yang berhubungan dengan mata[1]. Di dalam fundus terdapat pembuluh darah yang dapat mendiagnosis penyakit[2]. Perubahan karakteristik pembuluh darah retina merupakan indikator penting apakah seseorang menderita DR, *glaukoma*, hipertensi, atau lainnya[3]. Retina rentan terhadap berbagai penyakit yang dapat berakibat fatal jika tidak segera ditangani. Penggunaan citra saat ini sangat membantu para dokter untuk mendeteksi penyakit retina lebih cepat sehingga penyakit retina bisa segera diobati. Pemrosesan citra ialah suatu cara untuk menyelesaikan masalah citra. Pada pemrosesan citra, citra diolah menggunakan suatu metode untuk mendapatkan hasil yang diinginkan[4]. Untuk mengatasi masalah tersebut, dilakukanlah proses segmentasi otomatis untuk membantu sistem *computer-aided diagnostic* (CAD) dalam melakukan diagnosis otomatis.

Arsitektur U-Net merupakan salah satu arsitektur yang paling sering digunakan serta merupakan arsitektur yang baik dalam menghasilkan segmentasi pembuluh darah dalam bidang medis[5]. Arsitektur U-Net terdiri dari tiga bagian yaitu *encoder*, *bridge*, dan *decoder*[5]. Semua input citra melewati bagian *encoder* 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*[6]. Segmentasi pembuluh darah menggunakan arsitektur U-Net telah banyak dilakukan penelitian diantaranya peneliti E Abdel Maksoud dkk[7], adapun hasil *accuracy* yang didapatkan sebesar 95,55% sedangkan nilai *sensitivity* yang dihasilkan masih rendah yaitu 66,1%. Selanjutnya penelitian Yan Lv dkk[8] juga menggunakan arsitektur U-Net dengan mengganti *konvolusi* biasa dengan *konvolusi atrous*, adapun *accuracy* yang dihasilkan pada dataset DRIVE yaitu 95,58% dan dataset STARE sebesar 96,40% sayangnya penelitian ini tidak mengukur nilai *sensitivity*, *Accuracy* dan *jaccard score*. Lalu peneliti Di Li dkk[9] menggunakan arsitektur U-Net dengan menambahkan *residual block* pada setiap layernya, sayangnya penelitian ini masih menghasilkan nilai *sensitivity* yang cukup baik yaitu dibawah 80% dan tidak menghitung nilai *accuracy*.

Meskipun U-Net sangat efektif dalam segmentasi gambar, arsitektur ini memiliki banyak parameter yang membuatnya lebih rentan terhadap *overfitting*, terutama ketika digunakan pada dataset yang lebih kecil[10]. Bagian *bridge* pada arsitektur U-net menambah kompleksitas dan jumlah parameter jaringan, sehingga meningkatkan kebutuhan komputasi dan memori serta waktu pelatihan yang lebih lama [11]. 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[10]. Penghilangan *bridge* pada bagian U-Net dikenal dengan arsitektur V-Net. Alan Reyes-Figueroa dan Mariano Rivera[12] menerapkan arsitektur V-Net pada pengolahan segmentasi citra retina pada dataset DRIVE, penelitian ini menghasilkan akurasi yang sangat baik di atas 95%, namun tidak mengukur kinerja lainnya. Selanjutnya penelitian Sinta Bella Agustina dkk[13] juga menggunakan arsitektur V-Net dengan *mentraining* sebanyak dua kali sehingga disebut dengan arsitektur VV-Net, adapun hasil *accuracy* yang dihasilkan sangat baik diatas 96%, sayangnya nilai *precision* yang dihasilkan masih dibawah 80%. Meskipun penghilangan *bridge* dapat membuat U-Net lebih ringan, namun kehilangan *bridge* memiliki resiko terjadinya kehilangan kemampuan mengolah informasi fitur mendalam dan kompleks, mengurangi kemampuan generalisasi, dan kesulitan menangkap fitur abstrak, yang berdampak negatif pada akurasi segmentasi[14]. Untuk mengatasi masalah tersebut, Diperlukan suatu pendekatan modifikasi dari V-Net agar arsitektur V-Net mampu mempelajari fitur lebih detail dan akurat meskipun bagian *bridgenya* dihilangkan .

Penelitian ini mengusulkan arsitektur ResVNet berdasarkan Resnet untuk menangani masalah Unet secara efektif tanpa bagian *brigde*. Arsitektur ResNet, atau Residual Network memiliki kelebihan seperti pelatihan jaringan yang jauh lebih dalam dan stabil[18]. Penghapusan *bridge* dihapus pada Unet memungkinkan kesulitan dalam mempelajari detail. Oleh karena itu, perlunya menambahkan resnet kebagian *encoder* agar tetap dapat mengembalikan fitur dengan jelas. Diharapkan Resnet dapat menangani masalah gradien yang hilang dari Unet tanpa mempertahankan *bridge*, namun tetap dapat mempelajari detail citra dengan baik. Dengan demikian, diharapkan kinerja segmentasi tetap optimal.

Untuk mengevaluasi kinerja ResVNet dalam penelitian ini, arsitektur ResV-Net akan diuji pada dua dataset yaitu DRIVE dan STARE, yang merupakan dataset citra retina yang tersedia secara gratis untuk segmentasi pembuluh darah retina. Kinerja keberhasilan ResVNet dalam segmentasi pembuluh darah pada citra retina akan diukur menggunakan metrik seperti *Accuracy*, *Sensitivity*, *Precision*, dan *Jaccard score*.

1.1 Rumusan dan Batasan Masalah

1.1.1 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah untuk mengevaluasi kinerja arsitektur ResVNet dalam melakukan segmentasi pembuluh darah pada citra retina. Penelitian ini bertujuan untuk mengukur kinerja ResVNet dalam segmentasi pembuluh darah pada citra retina menggunakan metrik evaluasi seperti *accuracy*, *sensitivity*, *precision*, dan *Jaccard score*. Dengan menguji arsitektur ResVNet, yang merupakan modifikasi dari U-Net dengan penambahan ResNet pada bagian *encoder*, diharapkan dapat diperoleh segmentasi yang lebih akurat dan efisien tanpa mengorbankan kemampuan dalam mempelajari detail citra retina.

1.1.2 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini : membahas proses segmentasi pembuluh darah menggunakan arsitektur ResVNet dengan mengukur nilai *Accuracy*, *Sensitivity*, *Precision*, dan *Jaccard score*.

1.2 Tujuan dan Manfaat

1.2.1 Tujuan

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengembangkan dan mengevaluasi arsitektur ResVNet, sebuah modifikasi dari U-Net dengan penambahan ResNet pada bagian *encoder*, untuk meningkatkan kinerja segmentasi pembuluh darah retina. Penelitian ini bertujuan untuk mengukur peningkatan kinerja ResVNet dalam metrik evaluasi seperti *accuracy*, *sensitivity*, *precision*, dan *Jaccard score*, serta membandingkannya dengan

arsitektur lain dalam hal akurasi segmentasi dan kemampuan dalam menangkap fitur citra yang lebih detail dan akurat.

1.2.2 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 pada citra retina.

1.3 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 arsitektur ResVNet 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] L. Jiang *et al.*, “Retinal Vessel Segmentation Based on Self-Attention Feature Selection,” *Electronics*, vol. 13, no. 17. 2024. doi: 10.3390/electronics13173514.
- [2] N. Chen, Z. Zhu, W. Yang, and Q. Wang, “Progress in clinical research and applications of retinal vessel quantification technology based on fundus imaging,” *Front. Bioeng. Biotechnol.*, vol. 12, no. February, pp. 1–9, 2024, doi: 10.3389/fbioe.2024.1329263.
- [3] W. Zhou and B. A. Sabel, “Vascular dysregulation in glaucoma: retinal vasoconstriction and normal neurovascular coupling in altitudinal visual field defects,” *EPMA J.*, vol. 14, no. 1, pp. 87–99, 2023, doi: 10.1007/s13167-023-00316-6.
- [4] Z. Mahmood, “Digital Image Processing: Advanced Technologies and Applications,” *Appl. Sci.*, vol. 14, no. 14, p. 6051, 2024, doi: 10.3390/app14146051.
- [5] M. S. Gargari, M. H. Seyedi, and M. Alilou, “Segmentation of Retinal Blood Vessels Using U-Net++ Architecture and Disease Prediction,” *Electronics*, vol. 11, no. 21, pp. 1–16, 2022, doi: 10.3390/electronics11213516.
- [6] M. A. Djohar *et al.*, “Liver Segmentation Using Convolutional Neural Network Method with U-Net Architecture,” *J. Informatics Telecommun. Eng.*, vol. 6, no. 1, pp. 221–234, 2022, doi: 10.31289/jite.v6i1.6751.
- [7] 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. VI, pp. 15939–15960, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3052870.
- [8] 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.
- [9] 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.

- [10] Ö. Çiçek, A. Abdulkadir, S. S. Lienkamp, T. Brox, and O. Ronneberger, “3D U-net: Learning dense volumetric segmentation from sparse annotation,” *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 9901 LNCS, pp. 424–432, 2016, doi: 10.1007/978-3-319-46723-8_49.
- [11] W. Weng and X. Zhu, “INet: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 16591–16603, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3053408.
- [12] A. Reyes-Figueroa, V. H. Flores, and M. Rivera, “Deep neural network for fringe pattern filtering and normalization,” *Appl. Opt.*, vol. 60, no. 7, p. 2022, 2021, doi: 10.1364/ao.413404.
- [13] Sinta Bella Agustina, E. Erwin, A. Desiani, and T. Saputra, “Blood Vessel Segmentation in Retinal Images Using Convolutional Neural Network VV-Net Metdid,” *J. Tek. Inform.*, vol. 5, no. 1 SE-Articles, pp. 201–209, Feb. 2024, doi: 10.52436/1.jutif.2024.5.1.1723.
- [14] W. Kusakunniran *et al.*, “Deep Upscale U-Net for automatic tongue segmentation,” *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 62, no. 6, pp. 1751–1762, 2024, doi: 10.1007/s11517-024-03051-w.
- [15] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, “Deep residual learning for image recognition,” *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, vol. 2016-Decem, pp. 770–778, 2016, doi: 10.1109/CVPR.2016.90.
- [16] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, “Identity Mappings in Deep Residual Networks,” *Lect. Notes Comput. Sci.*, vol. 9914 LNCS, p. V, 2016, doi: 10.1007/978-3-319-46493-0.
- [17] C. Szegedy, S. Ioffe, V. Vanhoucke, and A. A. Alemi, “Inception-v4, inception-ResNet and the impact of residual connections on learning,” *31st AAAI Conf. Artif. Intell. AAAI 2017*, pp. 4278–4284, 2017, doi: 10.1609/aaai.v31i1.11231.
- [18] G. V. Sagar, M. R. Kumar, S. H. Ahammad, and C. Santhosh, “Image classification of intracranial tumor using deep residual learning technique,” *Multimed. Tools Appl.*, vol. 83, no. 19, pp. 57409–57427, 2024, doi: 10.1007/s11042-023-17712-9.
- [19] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, “Identity mappings in deep residual networks,” *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*,

- vol. 9908 LNCS, pp. 630–645, 2016, doi: 10.1007/978-3-319-46493-0_38.
- [20] S. Xie, R. Girshick, and P. Doll, “Aggregated Residual Transformations for Deep Neural Networks”.
- [21] G. Huang, Z. Liu, L. Van Der Maaten, and K. Q. Weinberger, “Densely connected convolutional networks,” *Proc. - 30th IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognition, CVPR 2017*, vol. 2017-Janua, pp. 2261–2269, 2017, doi: 10.1109/CVPR.2017.243.
- [22] 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.*, vol. 9, no. 6, pp. 6753–6766, 2023, doi: 10.1007/s40747-023-01095-3.
- [23] Y. Zhang, M. He, Z. Chen, K. Hu, X. Li, and X. Gao, “Bridge-Net: Context-involved U-net with *patch*-based loss weight mapping for retinal blood vessel segmentation,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 195, no. September 2021, p. 116526, 2022, doi: 10.1016/j.eswa.2022.116526.
- [24] 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.compbimed.2022.105651.
- [25] D. E. Alvarado-Carrillo and O. S. Dalmau-Cedeño, “Width Attention based Convolutional Neural Network for Retinal Vessel Segmentation,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 209, no. July, p. 118313, 2022, doi: 10.1016/j.eswa.2022.118313.
- [26] 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.
- [27] J. Zhang, Y. Zhang, Y. Jin, J. Xu, and X. Xu, “MDU-Net: multi-scale densely connected U-Net for biomedical image segmentation,” *Heal. Inf. Sci. Syst.*, vol. 11, no. 1, pp. 1–10, 2023, doi: 10.1007/s13755-022-00204-9.
- [28] 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. November 2022, 2023, doi: 10.1016/j.bspc.2022.104426.
- [29] 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.
- [30] 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.
- [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] Q. Xu, Z. Ma, N. HE, and W. Duan, “DCSAU-Net: A deeper and more compact split-attention U-Net for medical image segmentation,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 154, no. September 2022, 2023, doi: 10.1016/j.compbiomed.2023.106626.
- [33] Y. Tang, Z. Rui, C. Yan, J. Li, and J. Hu, “RESwNet for retinal small vessel segmentation,” *IEEE Access*, vol. 8, no. January 2020, pp. 198265–198274, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3032453.
- [34] S. Wangko, “Histofisiologi Retina,” *J. Biomedik*, vol. 5, no. 3, 2014, doi: 10.35790/jbm.5.3.2013.4342.
- [35] D. Juniati and A. E. Suwanda, “Klasifikasi Penyakit Mata Berdasarkan Citra Fundus Retina Menggunakan Dimensi Fraktal Box Counting Dan Fuzzy K-Means,” *Prox. J. Penelit. Mat. dan Pendidik. Mat.*, vol. 5, no. 1, pp. 10–18, 2022, doi: 10.30605/proximal.v5i1.1623.
- [36] A. Khan, K. Pin, A. Aziz, J. W. Han, and Y. Nam, “Optical Coherence Tomography Image Classification Using Hybrid Deep Learning and Ant Colony Optimization,” *Sensors*, vol. 23, no. 15, 2023. doi: 10.3390/s23156706.
- [37] C. Wang, Y. Jin, X. Chen, and Z. Liu, “Automatic Classification of Volumetric Optical Coherence Tomography Images via Recurrent Neural Network,” *Sens. Imaging*, vol. 21, no. 1, p. 32, 2020, doi: 10.1007/s11220-020-00299-y.
- [38] B. K. Triwijoyo, “Segmentasi Citra Pembuluh Darah Retina Menggunakan Metode Deteksi

- Garis Multi Skala,” *J. Matrik*, vol. 15, no. 1, p. 13, 2017, doi: 10.30812/matrik.v15i1.28.
- [39] C. Shorten and T. M. Khoshgoftaar, “A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning,” *J. Big Data*, vol. 6, no. 1, 2019, doi: 10.1186/s40537-019-0197-0.
- [40] F. Zhu, M. He, and Z. Zheng, “Data augmentation using improved cDCGAN for plant vigor rating,” *Comput. Electron. Agric.*, vol. 175, no. 51, p. 105603, 2020, doi: 10.1016/j.compag.2020.105603.
- [41] S. C. Wong, A. Gatt, V. Stamatescu, and M. D. McDonnell, “Understanding Data Augmentation for Classification: When to Warp?,” *2016 Int. Conf. Digit. Image Comput. Tech. Appl. DICTA 2016*, 2016, doi: 10.1109/DICTA.2016.7797091.
- [42] Susila, “Implementasi Edge Detection Pada Citra Grayscale Dengan Metode Operator,” *Inf. Sci. Knowl.*, vol. 12, pp. 235–240, 2017.
- [43] Dahliyusmanto, D. W. Anggara, M. S. M. Rahim, and A. W. Ismail, “The Comparison Of Grayscale Image Enhancement Techniques For Improving The Quality Of Marker In Augmented Reality,” *Int. J. Adv. Sci. Eng. Inf. Technol.*, vol. 11, no. 5, pp. 2104–2111, 2021, doi: 10.18517/IJASEIT.11.5.10990.
- [44] Y. H. Ali and R. A. Medhat, “Enhancement of principal component analysis using Gaussian blur filter,” *Iraqi J. Sci.*, vol. 59, no. 3, pp. 1509–1517, 2018, doi: 10.24996/IJS.2018.59.3B.17.
- [45] A. Verma and A. Mishra, “Image compression using gaussian smoothing filter and median filter,” *Int J Recent Innov Trends Comput Commun*, vol. 3, pp. 6344–6347, 2015.
- [46] T. Ohtani, Y. Kanai, and N. V. Kantartzis, “A 4-D subgrid scheme for the NS-FDTD technique using the CNS-FDTD algorithm with the shepard method and a gaussian smoothing filter,” *IEEE Trans. Magn.*, vol. 51, no. 3, pp. 3–6, 2015, doi: 10.1109/TMAG.2014.2360841.
- [47] 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>
- [48] Santi, “Mengubah Citra Berwarna Menjadi Gray?Scale dan Citra biner Rina,” *Teknol. Inf. Din.*, vol. 16, no. 1, pp. 14–19, 2011.

- [49] 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.
- [50] N. Siddique, S. Paheding, C. P. Elkin, and V. Devabhaktuni, “U-Net and Its Variants for Medical Image Segmentation: A Review of Theory and Applications,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 82031–82057, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3086020.
- [51] S. Cai, Y. Tian, H. Lui, H. Zeng, Y. Wu, and G. Chen, “Dense-unet: A novel multiphoton in vivo cellular image segmentation model based on a convolutional neural network,” *Quant. Imaging Med. Surg.*, vol. 10, no. 6, pp. 1275–1285, 2020, doi: 10.21037/QIMS-19-1090.
- [52] K. Azmi, S. Defit, and S. Sumijan, “Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat,” *J. Unitek*, vol. 16, no. 1, pp. 28–40, 2023, doi: 10.52072/unitek.v16i1.504.
- [53] 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.
- [54] H. N. Mhaskar and C. a Micchelli, “How to Choose an Activation Function,” *Adv. Neural Inf. Process. Syst.* 6, pp. 319–326, 1994.
- [55] 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.
- [56] Y. Boureau, J. Ponce, J. P. Fr, and Y. Lecun, “A Theoretical Analysis of Feature Pooling in Visual Recognition,” *Icml*, pp. 111–118, 2010.
- [57] 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.
- [58] 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.

- [59] 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.
- [60] A. Ridhovan and A. Suharso, “Penerapan Metode Residual Network (Resnet) Dalam Klasifikasi Penyakit Pada Daun Gandum,” *JUPI (Jurnal Ilm. Penelit. dan Pembelajaran Inform.)*, vol. 7, no. 1, pp. 58–65, 2022, doi: 10.29100/jipi.v7i1.2410.
- [61] L. Alzubaidi *et al.*, “Review of *deep learning*: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions,” *J. Big Data*, vol. 8, no. 1, p. 53, 2021, doi: 10.1186/s40537-021-00444-8.
- [62] M. Wu, J. Zhou, Y. Peng, S. Wang, and Y. Zhang, “Review of *deep learning*: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions,” in *Jurnal of Big Data*, R. Su, Y.-D. Zhang, and A. F. Frangi, Eds., Singapore: Springer Nature Singapore, 2024, pp. 352–362.
- [63] 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.
- [64] 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.
- [65] 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.
- [66] 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.
- [67] O. O. Sule, “A Survey of Deep Learning for Retinal Blood Vessel Segmentation Methods: Taxonomy, Trends, Challenges and Future Directions,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 38202–38236, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3163247.
- [68] 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.
- [69] 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.
- [70] 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.
- [71] 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.
- [72] 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>.
- [73] 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.
- [74] 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.
- [75] 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.
- [76] 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.
- [77] 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.
- [78] S. Panchal *et al.*, “Retinal Fundus Multi-Disease Image Dataset (RFMiD) 2.0: A Dataset of Frequently and Rarely Identified Diseases,” *Data*, vol. 8, no. 2, pp. 1–16, 2023, doi:

10.3390/data8020029.

- [79] Maison, T. Lestari, and A. Luthfi, “Retinal Blood Vessel Segmentation using Gaussian Filter,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1376, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1376/1/012023.
- [80] A. K. Whardana and D. Sutaji, “Segmentasi pembuluh darah pada citra retina dengan menggunakan multi-scale line detector (Msls) dan adaptive morphology,” *Regist. J. Ilm. Teknol. Sist. Inf.*, vol. 3, no. 1, pp. 49–56, 2017, doi: 10.26594/register.v3i1.716.
- [81] C. Wang, Z. Zhao, Q. Ren, Y. Xu, and Y. Yu, “Dense U-net based on *patch*-based learning for retinal vessel segmentation,” *Entropy*, vol. 21, no. 2, pp. 1–15, 2019, doi: 10.3390/e21020168.
- [82] N. K. Tomar *et al.*, “FANet: A Feedback Attention Network for Improved Biomedical Image Segmentation,” *IEEE Trans. Neural Networks Learn. Syst.*, vol. 34, no. 11, pp. 9375–9388, 2023, doi: 10.1109/TNNLS.2022.3159394.
- [83] D. Yang, G. Liu, M. Ren, B. Xu, and J. Wang, “A Multi-Scale Feature Fusion Method Based on U-Net for Retinal Vessel Segmentation,” *Entropy*, vol. 22, no. 8. 2020. doi: 10.3390/e22080811.
- [84] H.-C. Shao, C.-Y. Chen, M.-H. Chang, C.-H. Yu, C.-W. Lin, and J.-W. Yang, “Retina-TransNet: A Gradient-Guided Few-Shot Retinal Vessel Segmentation Net,” *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics*, vol. 27, no. 10, pp. 4902–4913, 2023, doi: 10.1109/JBHI.2023.3298710.
- [85] H. Ding, X. Cui, L. Chen, and K. Zhao, “MRU-NET: A U-Shaped Network for Retinal Vessel Segmentation,” *Applied Sciences*, vol. 10, no. 19. 2020. doi: 10.3390/app10196823.
- [86] Y. Zhou, Z. Chen, H. Shen, X. Zheng, R. Zhao, and X. Duan, “A refined equilibrium generative adversarial network for retinal vessel segmentation,” *Neurocomputing*, vol. 437, pp. 118–130, 2021, doi: 10.1016/j.neucom.2020.06.143.
- [87] N. Tamim, M. Elshrkawey, G. A. Azim, and H. Nassar, “Retinal blood vessel segmentation using hybrid features and multi-layer perceptron neural networks,” *Symmetry (Basel)*, vol. 12, no. 6, 2020, doi: 10.3390/SYM12060894.
- [88] Q. Jin, Z. Meng, T. D. Pham, Q. Chen, L. Wei, and R. Su, “DUNet: A deformable network for retinal vessel segmentation,” *Knowledge-Based Syst.*, vol. 178, pp. 149–162, 2019, doi:

10.1016/j.knosys.2019.04.025.