

**SEGMENTASI PEMBULUH DARAH PADA CITRA RETINA  
MENGGUNAKAN KOMBINASI ARSITEKTUR  
*VISUAL GEOMETRY GROUP (VGG)-UNET***

**SKRIPSI**

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

**Oleh:**

**YOGI WAHYUDI  
08011181722009**



**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS SRIWIJAYA  
2021**

## HALAMAN PENGESAHAN

### SEGMENTASI PEMBULUH DARAH PADA CITRA RETINA MENGGUNAKAN KOMBINASI ARSITEKTUR *VISUAL GEOMETRY GROUP (VGG)-UNET*

#### SKRIPSI

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

Oleh

**YOGI WAHYUDI**

NIM. 08011181722009

Pembimbing Kedua

Drs. Endro Setyo Cahyono, M.Si  
NIP. 196409261990021002

Indralaya, September 2021  
Pembimbing Utama

Anita Desiani, M.Kom  
NIP. 197712112003122002

Mengetahui,  
Ketua Jurusan Matematika



Drs. Sugandi Yahdin, M.M  
NIP. 195807271986031003

## **HALAMAN PERSEMBAHAN**

*Kupersembahkan skripsi ini untuk :*

*Yang Maha Kuasa Allah Subhanahu Wa Ta'ala*

*Kedua Orangtuaku Tersayang*

*Kakak dan adikku Tercinta,*

*Keluarga Besarku Tersayang*

*Semua Guru dan Dosenku*

*Sahabat-sahabatku Tercinta*

*Almamaterku*

Motto

*"Tidak masalah seberapa lambat kau berjalan asalkan kau tidak berhenti."*

*-Confucius*

## KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakakatuh

Dengan mengucapkan Alhamdulillah, segala puji bagi Allah *Subhanahu Wa Ta'ala* atas limpahan rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "**Segmentasi Pembuluh Darah pada Citra Retina Menggunakan Kombinasi Arsitektur Visual Geometry Group (VGG)-UNet**" ini dapat berjalan dengan baik dan sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana Sains bidang Studi Matematika di Fakultas MIPA Universitas Sriwijaya.

Dengan segala hormat dan kerendahan hati penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya dan perhargaan yang tulus penulis sampaikan kepada kedua orang tua tercinta, yaitu **Ayah Harmidi** dan **Mama Rusnaini** yang telah menuntun, mendidik, mengajari, menasehati, memberi semangat, dan tidak pernah lelah berdoa yang tebaik untuk anaknya. Penulis juga menyampaikan ucapan terima kasih dan perhargaan kepada :

1. Bapak **Drs. Sugandi Yahdin, M.M**, selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Sriwijaya yang telah membimbing dan mengarahkan usrusan akademik kepada penulis selama belajar di Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya.
2. Ibu **Dr. Dian Cahyawati Sukanda, M.Si** selaku Sekretaris Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Sriwijaya yang telah membimbing dan mengarahkan usrusan akademik

kepada penulis selama belajar di Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya.

3. Ibu **Anita Desiani, M.Kom** selaku Dosen Pembimbing Utama yang telah bersedia meluangkan waktu, tenaga, pikiran untuk memberikan bimbingan dan pengarahan dengan penuh perhatian, pengertian, dan kesabaran sehingga skripsi ini dapat diselesaikan.
4. Bapak **Drs. Endro Setyo Cahyono, M.Si** selaku Dosen Pembimbing Kedua yang telah bersedia meluangkan waktu, tenaga, pikiran untuk memberikan bimbingan dan pengarahan dengan penuh perhatian, pengertian, dan kesabaran sehingga skripsi ini dapat diselesaikan.
5. Ibu **Oki Dwipurwani, M.Si**, ibu **Dr. Evi Yuliza, M.Si**, dan ibu **Eka Susanti, M.Sc** selaku Dosen Pembahas dan Pengaji yang telah memberikan tanggapan, kritik, dan saran yang sangat bermanfaat untuk perbaikan dan penyelesaian skripsi ini.
6. Ibu **Dr. Herlina Hanum, M.Si**, selaku Dosen Pembimbing Akademik yang sangat baik telah memberikan saran, membimbing, membantu, dan mengarahkan urusan akademik penulis setiap semester.
7. **Seluruh Dosen di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam** yang telah memberikan ilmu yang bermanfaat, nasehat serta bimbingan selama penulis menjalani perkuliahan.
8. Pak **Irwansyah** selaku admin dan Ibu **Hamidah** selaku Pegawai tata usaha Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam yang telah membantu penulis selama perkuliahan.

9. Kakak dan Adikku **Yola Febriandini** dan **Fido Yuanda**, serta keluarga besarku yang selalu menanti kepulanganku terima kasih untuk kasih sayang, motivasi, dukungan, perhatian, dan do'a yang selalu dipanjatkan selama ini untuk keberhasilanku. Serta orang spesial **Chairu Nisa Apriyani** untuk waktunya, semangat, canda tawa, nasihat dan doanya sampai saat ini.
10. Sahabatku di bangku sekolah, **Dwi, Tiara, Danil, Reza, Rendi, Diah, Adi** dan sahabatku di bangku perkuliahan **Ajeng, Filda, Calista, Abu, Fathona, Ussy, April, Friska, Depianna, Okta, Deasty, Fretti, Anabil, Carolin, Gibran, Za'im, Rian** untuk suka duka yang dilalui bersama, dan terima kasih telah menerima dan memaklumi kekurangan penulis selama ini.
11. Tim **PHP2D (Wahyu, Azwar, Abu, Nisa, Dwi, Henny, Muti, Rifa, Indri, Mega, Carolin, Alga, Clarita, Mira, Yulfita)** yang telah menjadi keluarga kedua selama di Desa Beti sampai saat ini.
12. Teman, Kakak, dan Adik **Asisten Laboratorium Komputasi Tahun 2018-2020** untuk pengalaman, dukungan, dan bantuan yang telah diberikan selama dalam lingkungan organisasi.
13. Tim bimbingan skripsi **Kak Ilham, Kak Fathur** atas bantuan dan kerjasamanya selama proses penyusunan skripsi ini.
14. Kakak-kakak tingkat angkatan **2015, 2016**, dan seluruh teman-teman angkatan **2017**, serta adik-adik tingkat angkatan **2018**, dan **2019** atas bantuan selama perkuliahan.
15. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu yang telah memberikan bantuan dalam menyelesaikan skripsi ini hanya ucapan terima

kasih yang dapat penulis berikan. Semoga segala kebaikan yang diberikan mendapatkan balasan dari Allah *Subhanahu Wa Ta'ala*.

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

Wassalamu'alaikum warahmatullahi wabarakatuh.

Indralaya, September 2021

Penulis

**SEGMENTATION OF BLOOD VESSELS IN RETINAL IMAGES  
USING A COMBINATION OF THE VISUAL GEOMETRY GROUP  
(VGG)-UNET ARCHITECTURE**

By:

**Yogi Wahyudi  
08011181722009**

**ABSTRACT**

One of the processes in retinal image processing is retinal blood vessel segmentation. The retinal blood vessel segmentation process can use available datasets, one of which is the DRIVE dataset. The number of datasets and the size of the image used in the segmentation process will affect the performance of a method. One method that has strong ability when trained with large datasets is the Convolutional Neural Network (CNN). The main capability of CNN lies in its architecture where the oldest architecture that is often used is UNet, but UNet has a weakness that is it has a large number of parameters. This will have an impact on the execution time carried out to be long. Another CNN-based architecture is the Visual Geometry Group (VGG). The VGG architecture has fewer parameters than UNet so that the execution time will be faster than UNet, but VGG is more often used in the image classification process than segmentation. The segmentation process carried out in this study using the combination of the advantages VGG and UNet architectures obtained quite good results. The results of the model performance obtained are 95% accuracy, 77% sensitivity, 96% specificity, 73% F-1 Score and 58% IoU. Based on these results, it shows that the combination of the VGG-UNet architecture in predicting retinal blood vessels and the results of black objects (background) is quite good, but fine retinal blood vessels have not been detected correctly.

Keywords: Retinal blood vessels, segmentation, CNN method, UNet architecture, VGG architecture

**SEGMENTASI PEMBULUH DARAH PADA CITRA RETINA  
MENGGUNAKAN KOMBINASI ARSITEKTUR  
VISUAL GEOMETRY GROUP (VGG)-UNET**

Oleh:

**Yogi Wahyudi  
08011181722009**

**ABSTRAK**

Salah satu proses pada pengolahan citra retina adalah segmentasi pembuluh darah retina. Proses segmentasi pembuluh darah retina dapat menggunakan dataset yang telah tersedia, salah satunya adalah dataset DRIVE. Jumlah dataset dan ukuran citra yang digunakan dalam proses segmentasi akan mempengaruhi kinerja suatu metode. Salah satu metode yang memiliki kemampuan kuat ketika dilatih dengan dataset yang besar adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). Kemampuan utama CNN terletak pada arsitekturnya dimana arsitektur tertua yang sering digunakan adalah *UNet*, namun *UNet* memiliki kelemahan yaitu mempunyai jumlah parameter yang banyak. Hal ini akan berdampak pada waktu eksekusi yang dilakukan menjadi lama. Arsitektur lain yang berbasis CNN adalah *Visual Geometry Group* (VGG). Arsitektur VGG memiliki parameter lebih sedikit daripada *UNet* sehingga waktu eksekusi akan lebih cepat dari *UNet*, namun VGG lebih sering digunakan dalam proses klasifikasi gambar dibandingkan segmentasi. Proses segmentasi yang dilakukan pada penelitian ini dengan menggunakan penggabungan dari kelebihan arsitektur VGG dan *UNet* diperoleh hasil yang cukup baik. Hasil kinerja model yang didapatkan yaitu akurasi 95%, sensitivitas 77%, spesifisitas 96%, *F-1 Score* 73% dan *IoU* 58%. Berdasarkan hasil tersebut menunjukan bahwa kombinasi arsitektur *VGG-UNet* dalam memprediksi pembuluh darah retina dan hasil objek yang berwarna hitam (*background*) sudah cukup baik, namun pembuluh darah retina yang halus belum terdeteksi dengan benar.

Kata Kunci: Pembuluh darah retina, segmentasi, metode CNN, arsitektur *UNet*, arsitektur VGG

## DAFTAR ISI

<b>HALAMAN PENGESAHAN .....</b>	<b>ii</b>
<b>HALAMAN PERSEMAHAN .....</b>	<b>iii</b>
<b>KATA PENGANTAR.....</b>	<b>iv</b>
<b>ABSTRACT .....</b>	<b>viii</b>
<b>ABSTRAK .....</b>	<b>ix</b>
<b>DAFTAR ISI.....</b>	<b>x</b>
<b>DAFTAR TABEL .....</b>	<b>xii</b>
<b>DAFTAR GAMBAR.....</b>	<b>xiii</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN.....</b>	<b>1</b>
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	4
1.3. Pembatasan Masalah.....	4
1.4. Tujuan .....	4
1.5. Manfaat .....	4
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....</b>	<b>5</b>
2.1. Retina .....	5
2.2. Pengolahan Citra Digital.....	6
2.3. Perbaikan Citra .....	8
2.4. <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> .....	9
2.4.1. <i>Convolutional Layer</i> .....	9
2.4.2. Fungsi Aktivasi.....	11
2.4.3. <i>Batch Normalization</i> .....	12
2.4.4. <i>Max Pooling</i> .....	13
2.4.5. <i>Upsampling</i> .....	14
2.4.6. <i>Concatenate</i> .....	15
2.4.7. <i>Loss Function: Binary Cross Entropy</i> .....	16
2.5. <i>UNet</i> .....	16
2.6. <i>Visual Geometry Group (VGG)</i> .....	18
2.7. <i>Confusion Matrix</i> .....	19
<b>BAB III METODE PENELITIAN .....</b>	<b>22</b>
3.1. Tempat .....	22
3.2. Waktu.....	22
3.3. Alat.....	22
3.4. Metode .....	23
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>26</b>
4.1. Deskripsi Data.....	26
4.2. <i>Pre-processing</i> .....	29
4.3. Segmentasi Citra.....	30
4.4. Implementasi Penggabungan Arsitektur VGG dan <i>UNet</i> .....	44
4.5. <i>Training Data</i> .....	47
4.6. <i>Testing</i> .....	50
4.7. Evaluasi.....	54

4.8. Analisa dan Interpretasi Hasil.....	57
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN .....</b>	<b>59</b>
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>60</b>

## **DAFTAR TABEL**

Tabel 2.1. <i>Confusion matrix</i> pada segmentasi pembuluh darah retina .....	19
Tabel 2.2. Kategori nilai evaluasi kinerja model .....	21
Tabel 4.1. Data latih dan data uji pada dataset DRIVE .....	26
Tabel 4.2. Perbandingan citra asli, <i>ground truth</i> dan hasil segmentasi pada data uji DRIVE .....	51
Tabel 4.3. Hasil <i>confusion matrix</i> yang didapatkan pada proses <i>testing</i> .....	53
Tabel 4.4. Hasil evaluasi kinerja model arsitektur pada data uji DRIVE .....	56
Tabel 4.5. Perbandingan hasil kinerja pada penelitian ini dengan penelitian lain	57

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Bagian-bagian retina .....	5
Gambar 2.2. Representasi citra digital .....	6
Gambar 2.3. Representasi model RGB .....	7
Gambar 2.4. Representasi <i>convolutional layer</i> .....	10
Gambar 2.5. Representasi fungsi aktivasi .....	11
Gambar 2.6. Representasi <i>max pooling</i> .....	14
Gambar 2.7. Representasi <i>upsampling</i> .....	15
Gambar 2.8. Representasi <i>concatenate</i> .....	15
Gambar 2.9. Contoh arsitektur <i>UNet</i> dengan <i>input</i> berukuran $572 \times 572$ .....	17
Gambar 2.10. Contoh arsitektur VGG .....	18
Gambar 4.1. Citra hasil dari <i>pre-processing</i> .....	29
Gambar 4.2. Proses partisi matriks menjadi beberapa submatriks .....	38
Gambar 4.3. Hasil proses <i>concatenate</i> .....	40
Gambar 4.4. Arsitektur <i>VGG-UNet</i> .....	44
Gambar 4.5. Hasil beberapa proses <i>traning data</i> pada model <i>VGG-UNet</i> yang dilakukan pada <i>software Anaconda</i> .....	48
Gambar 4.6. Grafik akurasi model yang didapatkan selama proses <i>training</i> .....	49
Gambar 4.7. Grafik <i>loss</i> yang didapatkan selama proses <i>training</i> .....	50

## **BAB I**

### **PENDAHULUAN**

#### **1.1. Latar Belakang**

Retina adalah lapisan pada bagian belakang bola mata yang terdiri dari jutaan sel saraf atau *fotoreseptron* yang bereaksi terhadap cahaya (Maison, Lestari and Luthfi, 2019). Struktur pembuluh darah retina dapat membantu dalam mendeteksi berbagai penyakit mata, salah satunya adalah *Diabetic Retinopathy* (DR) (Samuel and Veeramalai, 2020). DR adalah kelainan pada mata manusia yang disebabkan oleh penyakit diabetes yang tidak diobati, dimana pembuluh darah retina rusak dan bocor sehingga menyebabkan gangguan penglihatan dan bahkan kebutaan (Kaur and Mann, 2020).

Selama ini pendekatan pembuluh darah retina dilakukan secara manual oleh dokter spesialis mata melalui citra retina yang diambil dari kamera fundus. Hasil citra yang didapatkan biasanya memiliki kualitas gambar yang cukup rendah dan masih terdapat *noise*, sehingga menyulitkan dokter spesialis mata dalam mendekripsi penyakit pada retina (Monteiro and Sarmento, 2020). Dalam hal ini dibutuhkanlah sistem diagnosis retina secara otomatis dengan bantuan komputer yang dapat dikembangkan untuk membantu dokter mata dalam melakukan diagnosis retina yang lebih efisien dan akurat (Ali, Zaki and Hussain, 2019).

Salah satu sistem otomatis dalam mendekripsi kelainan pada pembuluh darah retina adalah dengan melakukan segmentasi pembuluh darah pada citra retina. Menurut Jiang *et al.* (2018) proses segmentasi pembuluh darah retina dilakukan

untuk mengambil fitur pembuluh darah retina saja sedangkan untuk fitur lain yang berada disekitarnya seperti *exudate* dan *optic disc* dijadikan sebagai *background*.

Proses segmentasi pembuluh darah retina umumnya dilakukan dengan memanfaatkan dataset yang ada, dataset yang sering dipakai adalah *Digital Retinal Images for Vessel Extraction* (DRIVE) dan *Structured Analysis of the Retina* (STARE) (Aslani and Sarnel, 2016). Menurut Hamwood *et al.* (2018) kinerja suatu metode dipengaruhi oleh banyaknya data latih yang digunakan dan ukuran citra yang diterapkan. Salah satu metode segmentasi yang mempunyai kemampuan kuat jika dilatih dengan dataset yang besar adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) (Desiani *et al.*, 2021). Kemampuan utama CNN terletak pada arsitekturnya, salah satu arsitektur yang sering digunakan dalam segmentasi biomedis adalah *UNet* (Ronneberger, Fischer and Brox, 2015).

Bentuk arsitektur U adalah alasan dibalik namanya, huruf U berisi dua jalur. Jalur kiri disebut *encoder* (lapisan kontrak) dan jalur kanan disebut *decoder* (lapisan perluasan). Proses jalur *encoder* digunakan untuk mengurangi ukuran matriks masukan dengan cara menambah jumlah *feature maps*, sedangkan di jalur *decoder* mengembalikan matriks ke ukuran aslinya dengan meminimalkan jumlah *feature maps* sehingga gambar dapat tersegmentasi (Pravitasari *et al.*, 2020).

Penelitian-penelitian yang menggunakan *UNet* dalam segmentasi pembuluh darah retina antara lain: Melinsca, Prentasic and Loncaric (2015) dengan dataset DRIVE menghasilkan nilai akurasi 94%, sensitivitas 72%, dan spesifisitas 97%. Selanjutnya Fu *et al.* (2016) dengan dataset DRIVE menghasilkan nilai sensitivitas 72% dan akurasi 94%, sementara dengan dataset STARE 71%, dan

95%. Kemudian Soomro *et al.* (2018) dengan dataset DRIVE menghasilkan nilai akurasi 95%, sensitivitas 73%, dan spesifisitas 94%. Terlihat bahwa pada ketiga penelitian tersebut tidak menghitung nilai ukuran kinerja performa yang lainnya seperti *Intersection over Union (IoU)* dan *F-1 Score*. Selain itu, nilai sensitivitasnya juga masih cukup rendah, hal ini terjadi akibat arsitektur *UNet* memiliki kelemahan yaitu parameter yang banyak berjumlah jutaan, sehingga berdampak pada waktu eksekusinya yang lama dan pada beberapa komputer dengan spesifikasi yang terbatas tidak dapat dijalankan (Pravitasari *et al.*, 2020).

Salah satu arsitektur lain yang memiliki lapisan parameter lebih sedikit daripada *UNet* adalah *Visual Geometry Group (VGG)*. Arsitektur VGG memiliki kelebihan dari arsitektur *UNet* yaitu parameternya hanya berjumlah ratusan ribu dan bobot dari parameternya mudah didapatkan, sehingga berdampak pada waktu eksekusi yang lebih cepat dari arsitektur *UNet* (Pravitasari *et al.*, 2020). Namun sayangnya arsitektur VGG sering digunakan pada proses klasifikasi gambar bukan segmentasi, dari kelemahan dan kelebihan kedua arsitektur maka pada penelitian ini akan dilakukan pengembangan model yang baru. Proses pengembangan model ini menggunakan penggabungan dari kelebihan arsitektur VGG dan arsitektur *UNet*, sehingga didapatkan arsitektur yang baru yaitu arsitektur *VGG-UNet*. Proses kombinasi Arsitektur *VGG-UNet* diharapkan dapat menjadikan salah satu alternatif dalam proses segmentasi pembuluh darah retina yang digunakan untuk mendiagnosa penyakit DR.

## 1.2. Rumusan Masalah

Bagaimana menerapkan kombinasi arsitektur VGG dan *UNet* untuk segmentasi pembuluh darah retina.

## 1.3. Pembatasan Masalah

Pembatasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian yang dilakukan hanya membahas hasil segmentasi pembuluh darah retina menggunakan arsitektur *VGG-UNet* dan tidak membahas tahapan perbaikan citra maupun klasifikasi.
2. Ukuran evaluasi kinerja model yang digunakan dalam penelitian ini yaitu nilai Akurasi, Sensitivitas, Spesifisitas, *F-1 Score* dan *Intersection over Union (IoU)* yang didapat dari hasil segmentasi pembuluh darah retina.

## 1.4. Tujuan

Untuk menerapkan kombinasi arsitektur VGG dan *UNet* dalam memperoleh hasil segmentasi pembuluh darah retina yang lebih akurat.

## 1.5. Manfaat

Manfaat pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Dapat dijadikan sebagai referensi bagi pihak yang akan melakukan suatu penelitian mengenai segmentasi pembuluh darah retina.
2. Dapat memperoleh hasil segmentasi pembuluh darah retina yang lebih akurat dengan menggunakan kombinasi arsitektur *VGG-UNet*.

## DAFTAR PUSTAKA

- Albawi, S., Mohammed, T. A. and Al-Zawi, S. (2018) ‘Understanding of a convolutional neural network’, *International Conference on Engineering and Technology, ICET 2017*, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICEngTechnol.2017.8308186.
- Ali, A., Zaki, W. M. D. W. and Hussain, A. (2019) ‘Retinal Blood Vessel Segmentation from Retinal Image using B-COSFIRE and Adaptive Thresholding’, *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 13(3), pp. 1199–1207. doi: 10.11591/ijeecs.v13.i3.pp1199-1207.
- Aslani, S. and Sarnel, H. (2016) ‘A New Supervised Retinal Vessel Segmentation Method Based on Robust Hybrid Features’, *Biomedical Signal Processing and Control*, 30, pp. 1–12. doi: 10.1016/j.bspc.2016.05.006.
- Desiani, A. et al. (2019) ‘Naive Bayes Classifier for Infant Weight Prediction of Hypertension Mother’, *Journal of Physics: Conference Series*, 1282(1). doi: 10.1088/1742-6596/1282/1/012005.
- Desiani, A. et al. (2021) ‘Bi-path Architecture of CNN Segmentation and Classification Method for Cervical Cancer Disorders Based on Pap-smear Images’, *IAENG International Journal of Computer Science*, 48(3).
- Desiani, A. et al. (2021) ‘Handling the Imbalanced Data with Missing Value Elimination SMOTE in the Classification of the Relevance Education Background with Graduates Employment’, 10(2), pp. 346–354. doi: 10.11591/ijai.v10.i2.pp346-354.
- Desiani, A. et al. (2021) ‘Variasi Thresholding untuk Segmentasi Pembuluh Darah Citra Retina’, *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika JEPIN*, 7(2), pp. 255–262.
- Fu, H. et al. (2016) ‘Retinal Vessel Segmentation Via Deep Learning Network And Fully-Connected Conditional Random Fields’, in *2016 IEEE 13th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, pp. 698–701.
- Gonzalez, R. C. and Woods, R. E. (2008) *Digital Image Processing*. Third Edit. United States of America: Pearson Prentice Hall.
- Hamwood, J. et al. (2018) ‘Effect of Patch Size and Network Architecture on a Convolutional Neural Network Approach for Automatic Segmentation of OCT Retinal Layers’, *Biomedical Optics Express*, 9(7), p. 3049. doi: 10.1364/boe.9.003049.
- Ioffe, S. and Szegedy, C. (2015) ‘Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift’, in *Proceedings of the 32 nd International Conference on Machine Learning*. France: JMLR: W&CP, pp. 448–456.
- Islam, M. M. et al. (2020) ‘Artificial Intelligence in Ophthalmology: A Meta-

- Analysis of Deep Learning Models for Retinal Vessels Segmentation’, *Journal of Clinical Medicine*, 9(4), p. 1018. doi: 10.3390/jcm9041018.
- Jadon, S. (2020) ‘A Survey of Loss Functions for Semantic Segmentation’, in *2020 IEEE Conference on Computational Intelligence in Bioinformatics and Computational Biology, CIBCB 2020*. Via del Mar, Chile: IEEE. doi: 10.1109/CIBCB48159.2020.9277638.
- Jiang, Z. et al. (2018) ‘Retinal Blood Vessel Segmentation using Fully Convolutional Network with Transfer Learning’, *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 68(July 2017), pp. 1–15. doi: 10.1016/j.compmedimag.2018.04.005.
- Kaur, S. and Mann, K. S. (2020) ‘Retinal Vessel Segmentation using an Entropy-Based Optimization Algorithm’, *International Journal of Healthcare Information Systems and Informatics*, 15(2), pp. 61–79. doi: 10.4018/IJHISI.2020040105.
- Maison, Lestari, T. and Luthfi, A. (2019) ‘Retinal Blood Vessel Segmentation using Gaussian Filter’, in *Journal of Physics: Conference Series*. Institute of Physics Publishing. doi: 10.1088/1742-6596/1376/1/012023.
- Majeed, S. H. and Isa, N. A. M. (2020) ‘Iterated Adaptive Entropy-Clip Limit Histogram Equalization for Poor Contrast Images’, *IEEE Access*, 8, pp. 144218–144245. doi: 10.1109/ACCESS.2020.3014453.
- Melinsca, M., Prentasic, P. and Loncaric, S. (2015) ‘Retinal Vessel Segmentation using Deep Neural Networks’, *VISAPP 2015 - 10th International Conference on Computer Vision Theory and Applications; VISIGRAPP, Proceedings*, 1, pp. 577–582. doi: 10.5220/0005313005770582.
- Memari, N. et al. (2019) ‘Retinal Blood Vessel Segmentation by Using Matched Filtering and Fuzzy C-means Clustering with Integrated Level Set Method for Diabetic Retinopathy Assessment’, *Journal of Medical and Biological Engineering*, 39(5), pp. 713–731. doi: 10.1007/s40846-018-0454-2.
- Mishra, S. et al. (2016) ‘Regularized discriminant analysis for multi-sensor decision fusion and damage detection with Lamb waves’, *Sensors and Smart Structures Technologies for Civil, Mechanical, and Aerospace Systems 2016*, 9803(March), p. 98032H. doi: 10.1117/12.2217959.
- Monteiro, M. and Sarmento, A. (2020) ‘A HW/SW System to Detect Druses in Retinal Fundus Image for The Diagnostic of Age Related Macular Degeneration’, in *Proceedings - IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems*. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., pp. 297–302. doi: 10.1109/CBMS49503.2020.00063.
- Nagasato, D. et al. (2019) ‘Deep-Learning Classifier with Ultrawide-Field Funduophthalmoscopy for Detecting Branch Retinal Vein Occlusion’, *International Journal of Ophthalmology*, 12(1), pp. 94–99. doi: 10.18240/ijo.2019.01.15.

- Nikolic, M., Tuba, E. and Tuba, M. (2016) ‘Edge Detection in Medical Ultrasound Images Using Adjusted Canny Edge Detection Algorithm’, *IEEE*.
- Ortiz, A. *et al.* (2019) ‘Retinal Blood Vessel Segmentation by Multi-channel Deep Convolutional Autoencoder’, *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 771, pp. 37–46. doi: 10.1007/978-3-319-94120-2\_4.
- Pravitasari, A. A. *et al.* (2020) ‘UNet-VGG16 With Transfer Learning for MRI-Based Brain Tumor Segmentation’, *Telkomnika (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 18(3), pp. 1310–1318. doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v18i3.14753.
- Rejani, R., Murugan, D. and Krishnan, V. D. (2015) ‘Pixel Pattern Based Steganography on Images’, *ICTACT Journal on Image and Video Processing*, 5(3), pp. 991–997. doi: 10.21917/ijivp.2015.0146.
- Ronneberger, O., Fischer, P. and Brox, T. (2015) ‘U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation’, *Springer International Publishing*. doi: 10.1007/978-3-319-24574-4.
- Samuel, P. M. and Veeramalai, T. (2020) ‘Review on Retinal Blood Vessel Segmentation - An Algorithmic Perspective’, *International Journal of Biomedical Engineering and Technology*, 34(1), pp. 75–105. doi: 10.1504/IJBET.2020.110362.
- Sekou, T. B. *et al.* (2019) ‘From Patch to Image Segmentation Using Fully Convolutional Networks-Application to Retinal Images’, *arXiv*.
- Shi, J. *et al.* (2021) ‘Improvement of Damage Segmentation Based on Pixel-Level Data Balance using VGG-UNet’, *Applied Sciences (Switzerland)*, 11(2), pp. 1–17. doi: 10.3390/app11020518.
- Simonyan, K. and Zisserman, A. (2015) ‘Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition’, in *3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015 - Conference Track Proceedings*. University of Oxford: arXiv, pp. 1–14.
- Soomro, T. A. *et al.* (2018) ‘Strided U-Net Model: Retinal Vessels Segmentation using Dice Loss’, *2018 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications, DICTA 2018*, pp. 1–8. doi: 10.1109/DICTA.2018.8615770.
- Soomro, T. A. *et al.* (2019) ‘Deep Learning Models for Retinal Blood Vessels Segmentation: A Review’, *IEEE Access*, 7, pp. 71696–71717. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2920616.
- Sule, O. and Viriri, S. (2020) ‘Enhanced Convolutional Neural Networks for Segmentation of Retinal Blood Vessel Image’, in *2020 Conference on Information Communications Technology and Society, ICTAS 2020 - Proceedings*. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. doi: 10.1109/ICTAS47918.2020.9233996.

- Thanh, D. N. H. *et al.* (2019) ‘Blood Vessels Segmentation Method for Retinal Fundus Images based on Adaptive Principal Curvature and Image Derivative Operators’, *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 42(2/W12), pp. 211–218. doi: 10.5194/isprs-archives-XLII-2-W12-211-2019.
- Vega, R. *et al.* (2015) ‘Retinal Vessel Extraction using Lattice Neural Networks with Dendritic Processing’, *Computers in Biology and Medicine*, 58, pp. 20–30. doi: 10.1016/j.combiomed.2014.12.016.
- Vostatek, P. (2018) *Blood Vessel Segmentation in The Analysis of Retinal and Diaphragm Images*. Czech Technical University.
- Wang, C. *et al.* (2020) ‘Adversarial Convolutional Network for Esophageal Tissue Segmentation on OCT Images’, *IEEE Access*, 11(6), pp. 3095–3110. doi: 10.1109/ACCESS.2020.3041767.
- Yahdin, S. *et al.* (2019) ‘Pattern Recognition for Study Period of Student in Mathematics Department with C4.5 Algorithm Data Mining Technique at the Faculty of Mathematics and Natural Science Universitas Sriwijaya’, *Journal of Physics: Conference Series*, 1282(1). doi: 10.1088/1742-6596/1282/1/012014.
- Yahdin, S. *et al.* (2021) ‘Application of the Relief-f Algorithm for Feature Selection in the Prediction of the Relevance Education Background with the Graduate Employment of the Universitas Sriwijaya’, *Computer Engineering and Applications (Comengapp)*, 10(2), pp. 71–80.