

**PENERAPAN METODE *ENSEMBLE LEARNING*
PADA HASIL *SEGNET* DAN *RESNET*
MENGUNAKAN TEKNIK *WEIGHTED VOTING*
UNTUK SEGMENTASI CITRA RETINA**

SKRIPSI

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar
Sarjana Sains Bidang Studi Matematika**

Oleh:

MUHAMMAD SUEDARMIN

08011381924105



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

2023

LEMBAR PENGESAHAN

**PENERAPAN METODE *ENSEMBLE LEARNING*
PADA HASIL *SEGNET* DAN *RESNET*
MENGUNAKAN TEKNIK *WEIGHTED VOTING*
UNTUK SEGMENTASI CITRA RETINA**

SKRIPSI

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh
Gelar Sarjana Matematika**

Oleh :

MUHAMMAD SUEDARMIN

NIM. 08011381024105

Indralaya, Agustus 2023

Pembimbing Kedua



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

NIP. 197712112003122002

Pembimbing Utama



Dr. Bambang Suprihatin, S.Si., M.Si

NIP. 197101261994121001

Mengetahui,

an. Ketua

Sekretaris Jurusan Matematika



Dr. Dian Cahyawati S. S.Si., M.Si

NIP. 197303212000122001

PERNYATAAN KEASLIAN KARYA ILMIAH

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama Mahasiswa : Muhammad Suedarmin

NIM : 08011381924105

Fakultas/Jurusan : MIPA/Matematika

Menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri dan karya ilmiah ini belum pernah diajukan sebagai pemenuhan persyaratan untuk memperoleh gelar kesarjanaan sarjana satu (S1) dari Universitas Sriwijaya maupun perguruan tinggi lain.

Semua informasi yang dimuat dalam skripsi ini berasal dari penulis lain baik yang dipublikasikan atau tidak telah diberikan penghargaan dengan mengutip nama sumber penulis secara benar. Semua isi dari skripsi ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab saya sebagai penulis.

Demikianlah surat pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Indralaya, Agustus 2023



Penulis

LEMBAR PERSEMBAHAN

Kupersembahkan skripsi ini untuk:

Yang Maha Kuasa Allah Subhanahu Wa Ta'ala,

Suri Tauladan Nabi Muhammad Shallallahu 'Alaihi Wa Sallam,

Kedua orang tuaku tersayang,

Kakak Perempuan dan Dua Adik Laki-lakiku,

Keluarga besarku,

Semua guru dan dosenku,

Sahabat-sahabatku,

Almamaterku,

Diriku sendiri.

Motto

*"Jika kenyamanan menjadi salah satu syarat dalam memperjuangkan impian mu,
maka jadikanlah rasa tidak nyaman yang kamu rasakan menjadi kenyamanan
sehingga yang dirasakan bukan sebagai beban, melainkan suatu hal yang sangat
dirimu nikmati dalam menjalankannya."*

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Allah Subhanahu wa Ta'ala yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "Penerapan Metode *Ensemble Learning* pada Hasil *SegNet* dan *ResNet* menggunakan Teknik *Weighted Voting* Untuk Segmentasi Citra Retina" Sebagai Salah Satu Syarat Memperoleh Gelar Sarjana Sains Bidang Studi Matematika di Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Sriwijaya.

Penulis menyadari bahwa proses pembuatan skripsi ini merupakan proses pembelajaran yang sangat berharga serta tak lepas dari kekurangan dan keterbatasan. Dengan segala hormat dan kerendahan hati, penulis mengucapkan terima kasih dan penghargaan kepada:

1. Kepada kedua orang tuaku tercinta, **Sarimin** dan **Suparti**, yang tak pernah lelah mendidik, menasehati, membimbing, mendukung dan terus mendoakan penulis. Terima kasih atas segala perjuangan dan pengorbanan hingga detik ini dan sampai kapanpun.
2. Kepada semua keluarga yang berada di kota rantau, terkhusus keluarga Bapak **Agus Suyatno** dan Ibu **Suprapti**, yang berada dekat dengan posisi penulis selama masa perjalanan akademik. Terima kasih atas segala dukungan, keramahan, dan kehangatan yang tak ternilai.
3. Bapak **Prof. Hermansyah, M.Si. Ph.D** selaku Dekan FMIPA Universitas Sriwijaya yang telah memimpin penyelenggaraan pendidikan, penelitian, pengabdian pada masyarakat dan lain-lain.

4. Bapak **Drs. Sugandi Yahdin, M.M** selaku Ketua Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya yang telah memberikan arahan dan motivasi kepada penulis selama proses perkuliahan.
5. Ibu **Dr. Dian Cahyawati Sukanda, M.Si** selaku Sekretaris Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya yang telah mengarahkan urusan akademik kepada penulis.
6. Ibu **Sri Indra Maiyanti, S.Si., M.Si** selaku dosen pembimbing akademik yang telah meluangkan waktu, tenaga, serta pikiran untuk memberikan bimbingan dan arahan selama perjalanan perkuliahan ini.
7. Bapak **Dr.Bambang Suprihatin, S.Si., M.Si** selaku dosen pembimbing utama yang telah bersedia meluangkan waktu, tenaga, pikiran untuk memberikan bimbingan selama proses pembuatan skripsi ini dengan penuh pengertian kepada penulis.
8. Ibu **Dr. Anita Desiani, S.Si., M.Kom** selaku dosen pembimbing kedua skripsi yang telah bersedia meluangkan waktu, tenaga, pikiran untuk memberikan bimbingan, pengarahan dan didikan berharga selama proses pembuatan skripsi dan perjalanan perkuliahan ini.
9. Bapak **Drs. Endro Setyo Cahyono, M.Si** dan Ibu **Dra. Ning Eliyati, M.Pd** selaku dosen pembahas pertama dan kedua yang telah memberikan tanggapan, kritik, dan saran untuk perbaikan dan penyelesaian skripsi ini.
10. Ibu **Des Alwine Zayanti, S.Si., M.Si** dan Ibu **Indrawati, S.Si., M.Si** selaku ketua dan sekretaris sidang skripsi yang telah mengurus serta memandu jalannya sidang dari awal hingga akhir penyelesaian skripsi ini.

11. **Seluruh Dosen dan Guru** yang telah memberikan ilmu yang bermanfaat, nasihat, motivasi, serta bimbingan hingga saat ini.
12. Bapak **Irwanyah** selaku admin dan **Ibu Hamidah** selaku pegawai tata usaha Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya yang telah membantu penulis selama perkuliahan.
13. Rekan-rekan **TA Komputasi 19** selaku teman satu bimbingan dan terima kasih atas segala hal yang telah diberikan kepada penulis selama masa menempuh ilmu di bidang Komputasi.
14. Untuk Serendifity Fams, **Putra, Kris, Jimmy, Budi, Fauzi, Dino, Gusnadi, Septa, Meigia, Icha, Novi, Nisa, Iwa, Tia** untuk canda tawa dan dukungannya.
15. Matematika **Angkatan 2019** yang telah kebersamai selama masa menempuh perkuliahan.
16. Kakak-kakak tingkat **Angkatan 2017 dan 2018** serta adik-adik tingkat **Angkatan 2020 dan 2021**, terima kasih atas segala kebaikan dan bantuan.
17. Semua Pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu. Semoga segala kebaikan yang diberikan mendapat balasan terbaik dari Allah Subhanahu Wa Ta'ala.

Semoga skripsi ini dapat menambah pengetahuan dan bermanfaat bagi Mahasiswa/Mahasiswi Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya dan semua pihak yang membutuhkan.

Indralaya, 31 Juli 2023

Penulis

**APPLICATION OF THE ENSEMBLE LEARNING METHOD
TO SEGNET AND RESNET RESULTS
USING THE WEIGHTED VOTING TECHNIQUES
FOR RETINA IMAGE SEGMENTATION**

**By :
MUHAMMAD SUEDARMIN
NIM. 08011381924105**

ABSTRACT

Detection of exudate on retinal images in an effort to diagnose Diabetic Retinopathy can be done by image segmentation using the Convolutional Neural Network (CNN). The CNN method has been developed in the medical world. Architectures that are often used to perform image segmentation include SegNet and ResNet. Several studies have proposed the Ensemble Learning method to combine the performance results of the several basic models used. In this study, the implementation of Ensemble Learning was carried out on the segmentation results of the SegNet and ResNet architectures using the Weighted Voting technique on retinal image datasets in detecting Diabetic Retinopathy. The stages of the research carried out included data collection, pre-processing, training of each basic model, implementing the Ensemble Learning Weighted Voting technique by selecting the largest weight in the predictions of the predictions of each model, evaluation, analysis and interpretation of the results, and drawing conclusions. The results of the study using retinal image data obtained an accuracy value of 99.06%, a sensitivity of 70.63%, a specificity of 99.71%, an F1-Score of 77.09% and an IoU of 62.73%. Based on the results obtained, the implementation of Ensemble Learning on the results of SegNet and ResNet segmentation using the Weighted Voting technique is able to properly segment exudate on retinal images.

Keywords: *SegNet, ResNet, Ensemble Learning, Weighted Voting, Retina Image*

**PENERAPAN METODE *ENSEMBLE LEARNING*
PADA HASIL *SEGNET* DAN *RESNET*
MENGUNAKAN TEKNIK *WEIGHTED VOTING*
UNTUK SEGMENTASI CITRA RETINA**

**Oleh :
MUHAMMAD SUEDARMIN
NIM. 08011381924105**

ABSTRAK

Deteksi eksudat pada citra retina dalam upaya mendiagnosa penyakit *DiabeticRetinopathy* dapat dilakukan dengan segmentasi citra menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN). Metode CNN banyak dikembangkan pada dunia medis. Arsitektur yang sering digunakan untuk melakukan segmentasi citra diantaranya *SegNet* dan *ResNet*. Beberapa penelitian mengusulkan metode *Ensemble Learning* untuk menggabungkan hasil kinerja dari beberapa model dasar yang digunakan. Pada penelitian ini dilakukan implementasi *Ensemble Learning* pada hasil segmentasi dari arsitektur *SegNet* dan *ResNet* menggunakan teknik *Weighted Voting* pada dataset citra retina dalam mendeteksi penyakit *Diabetic Retinopathy*. Tahapan penelitian yang dilakukan diantaranya pengumpulan data, *pre-processing*, *training* dari setiap model dasar, mengimplementasi *Ensemble Learning* teknik *Weighted Voting* dengan memilih bobot terbesar pada prediksi dari prediksi masing-masing model, evaluasi, analisis dan interpretasi hasil, serta pengambilan kesimpulan. Hasil penelitian dengan menggunakan data citra retina yaitu diperoleh nilai akurasi sebesar 99,06 %, sensitivitas sebesar 70,63 %, spesifisitas sebesar 99,71 %, *F1-Score* sebesar 77,09 % dan IoU sebesar 62,73 %. Berdasarkan hasil yang diperoleh, maka implementasi *Ensemble Learning* pada hasil segmentasi *SegNet* dan *ResNet* menggunakan teknik *Weighted Voting* mampu melakukan segmentasi eksudat pada citra retina dengan baik.

Kata Kunci: *SegNet*, *ResNet*, *Ensemble Learning*, *Weighted Voting*, Citra Retina

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	ii
LEMBAR PERSEMBAHAN	iii
KATA PENGANTAR.....	iv
ABSTRACT.....	vii
ABSTRAK	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR.....	xii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	4
1.3 Pembatasan Masalah	4
1.4 Tujuan	5
1.5 Manfaat	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	6
2.1 Citra Digital.....	6
2.2 Eksudat Retina	6
2.3 <i>Pre-processing</i> Citra	7
a <i>Green Channel</i>	7
b <i>Contrast Stretching</i>	7
2.4 Segmentasi Citra	8
2.5 <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	8
2.5.1 <i>Convolutional Layer</i>	9
2.5.2 <i>Batch Normalization</i>	10
2.5.3 <i>Rectified Linear Unit (ReLU)</i>	11
2.5.4 <i>Max Pooling</i>	12
2.5.5 <i>UpSampling Layer</i>	12
2.5.6 <i>Concatenate Layer</i>	13
2.5.7 Fungsi Aktivasi <i>Sigmoid</i>	13
2.5.8 <i>Ensemble Learning (EL)</i>	14
2.5.9 <i>Loss Function: Binary Cross Entropy</i>	14

2.5.10	<i>Adaptive Momen Estimation (Adam)</i>	15
2.6	<i>SegNet</i>	16
2.7	<i>ResNet</i>	17
2.8	<i>Confusion Matrix</i>	18
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		21
3.1	Tempat.....	21
3.2	Waktu	21
3.3	Alat.....	21
3.4	Tahap Penelitian.....	21
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		26
4.1	Deskripsi Data.....	26
4.2	<i>Pre-processing</i>	27
4.3	Operasi Manual pada <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	27
4.3.1	<i>Padding Same</i>	28
4.3.2	Operasi Konvolusi	28
4.3.3	<i>Batch Normalization</i>	30
4.3.4	<i>Rectified Linear Unit (ReLU)</i>	33
4.3.5	<i>Max Pooling</i>	34
4.3.6	<i>UpSampling</i>	35
4.3.7	<i>Concatenate</i>	35
4.3.8	<i>Sigmoid</i>	36
4.3.9	<i>Weighted Voting</i>	36
4.3.10	<i>Loss Function: Binary Cross Entropy</i>	37
4.3.11	<i>Adaptive Momen Estimation (Adam)</i>	39
4.4	Implementasi Arsitektur.....	41
4.4.1	<i>SegNet</i>	41
4.4.2	<i>ResNet</i>	45
4.4.3	<i>Ensemble Learning</i>	50
4.5	Analisis dan Interpretasi Hasil	54
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		57
5.1	Kesimpulan	57
5.2	Saran.....	57
DAFTAR PUSTAKA		58

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. <i>Confusion Matrix</i>	18
Tabel 2.2. Kategori Evaluasi Kinerja Model	20
Tabel 4.1. Data Sampel Citra pada Dataset citra retina	26
Tabel 4.2. <i>Confusion Matrix</i> pada <i>testing</i> arsitektur <i>SegNet</i>	43
Tabel 4.3. <i>Confusion Matrix</i> pada <i>testing</i> arsitektur <i>ResNet</i>	48
Tabel 4.4. <i>Confusion Matrix</i> pada <i>testing Ensemble Learning</i>	52
Tabel 4.5. Perbandingan Hasil Segmentasi dari setiap Model.....	54
Tabel 4.6. Perbandingan Hasil Evaluasi dengan Penelitian Lainnya.....	55

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Eksudat pada Retina	7
Gambar 2.2. Proses Konvolusi.....	9
Gambar 2.3. Ilustrasi <i>Max Pooling</i>	12
Gambar 2.4. Ilustrasi <i>UpSampling Layer</i>	13
Gambar 2.5. Arsitektur <i>SegNet</i>	16
Gambar 2.6. <i>Residual Block</i> Arsitektur <i>ResNet</i>	17
Gambar 3.1. Ilustrasi Tahap Penelitian	25
Gambar 4.1. Segmentasi Eksudat pada Citra Retina.....	27
Gambar 4.2. Hasil <i>Pre-processing</i>	27
Gambar 4.3. Grafik Akurasi dan Validasi Akurasi Arsitektur <i>SegNet</i>	41
Gambar 4.4. Grafik <i>Loss</i> dan Validasi <i>Loss</i> Arsitektur <i>SegNet</i>	42
Gambar 4.5. Perbandingan Hasil Segmentasi Arsitektur <i>SegNet</i>	43
Gambar 4.6. Grafik Akurasi dan Validasi Akurasi Arsitektur <i>ResNet</i>	46
Gambar 4.7. Grafik <i>Loss</i> dan Validasi <i>Loss</i> Arsitektur <i>ResNet</i>	46
Gambar 4.8. Perbandingan Hasil Segmentasi Arsitektur <i>ResNet</i>	47
Gambar 4.9. Grafik Akurasi dan Validasi Akurasi <i>Ensemble Learning</i>	50
Gambar 4.10. Grafik <i>Loss</i> dan Validasi <i>Loss Ensemble Learning</i>	51
Gambar 4.11. Perbandingan Hasil Segmentasi <i>Ensemble Learning</i>	51

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Diabetic Retinopathy adalah komplikasi diabetes mellitus yang paling sering terjadi dan tetap menjadi penyebab utama kehilangan penglihatan secara global (Kropp *et al.*, 2023). *Diabetic Retinopathy* ditandai dengan keberadaan satu atau beberapa lesi pada retina yang disebut eksudat. Eksudat dapat digambarkan seperti bintik-bintik kuning yang berbentuk tidak beraturan yang muncul pada retina (Jena *et al.*, 2023). Eksudat biasanya memiliki batas yang tajam dan lebih terang dari latar belakang retina. Diagnosis dini penyakit ini sangat penting untuk pencegahan kehilangan penglihatan dengan melakukan segmentasi. Segmentasi merupakan teknik yang digunakan untuk memisahkan objek yang diteliti dari latar belakang. Segmentasi yang dilakukan secara manual memerlukan ketelitian yang tinggi dan memakan waktu yang cukup lama terutama dengan jumlah data yang besar, sehingga diperlukan algoritma segmentasi otomatis (Alqazzaz *et al.*, 2019). Penerapan *Convolutional Neural Network* (CNN) dapat membantu tenaga medis dalam melakukan deteksi eksudat dengan cepat dan akurat.

CNN merupakan model paling populer dari jaringan saraf dalam untuk pengenalan gambar (Erwin *et al.*, 2022). CNN dapat melakukan deteksi dan pengenalan objek dari suatu gambar digital (Hashemi, 2019). Terdapat beberapa arsitektur CNN yang dapat digunakan untuk melakukan segmentasi, salah satunya yaitu *SegNet*. *SegNet* merupakan jaringan saraf konvolusi berdasarkan *encoder-*

decoder untuk segmentasi piksel, arsitektur ini diusulkan oleh *Computer Vision and Robotics Group* di University of Cambridge. Arsitektur *SegNet* memiliki urutan lapisan *encoder non-linier* dan *decoder* yang sesuai dengan setiap lapisan (Brahmbhatt and Rajan, 2019).

Beberapa penelitian yang telah dilakukan menggunakan arsitektur *SegNet* seperti yang dilakukan oleh Brahmbhatt and Rajan (2019) yang menerapkan arsitektur *SegNet* untuk segmentasi lesi kulit menghasilkan kinerja *Intersection over Union* (IoU) sebesar 92% tetapi tidak mengukur kinerja lainnya. Gad *et al.* (2020) menerapkan arsitektur *SegNet* untuk segmentasi jalur *real-time* ke berbagai kondisi jalan dan cuaca. Penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 91,83% namun tidak mengukur kinerja lainnya. Weng *et al.* (2020) melakukan segmentasi area perairan berdasarkan citra satelit. Penelitian ini menghasilkan akurasi, *F1-Score*, dan IoU diatas 94% namun tidak mengukur sensitivitas dan spesifisitas. Arsitektur ini memiliki banyak jumlah kernel konvolusi sehingga menyebabkan arsitektur ini memiliki banyak parameter yang menyebabkan *vanishing gradient* yang mampu menimbulkan proses *training* berlangsung lebih lama (Weng *et al.*, 2020). Berbeda dengan *SegNet*, *ResNet* memiliki Arsitektur yang memanfaatkan *skip connection* dan waktu eksekusi yang lebih cepat (Furusho and Ikeda, 2020). Arsitektur *ResNet* memiliki *skip connection* sehingga tidak perlu menggabungkan layer yang ada.

ResNet dapat didefinisikan sebagai arsitektur yang mampu mencapai akurasi yang lebih baik dan kesalahan pelatihan yang lebih rendah dengan kedalaman model (B. Lin *et al.*, 2018). Beberapa penelitian yang menggunakan

arsitektur *ResNet* seperti yang dilakukan oleh Lin *et al.* (2018) menerapkan beberapa model *DeepTongue* dengan arsitektur *ResNet* untuk segmentasi lidah dan menghasilkan akurasi dan IoU diatas 90% tanpa mengukur kinerja lainnya. Abdelhafiz *et al.* (2019) melakukan segmentasi dalam Mammografi pada citra payudara menghasilkan akurasi 95%, sensitivitas 94%, spesifisitas 96%, *F1-Score* 93% dan tidak mengukur IoU. Sert *et al.* (2019) melakukan segmentasi menggunakan *ResNet* untuk segmentasi tumor otak menghasilkan akurasi 95% namun tidak mengukur kinerja lainnya. Penggunaan arsitektur *ResNet* yang lebih dalam dapat menyebabkan overfitting. Berbagai teknik diterapkan guna untuk menggabungkan kelebihan dari beberapa arsitektur diantaranya dengan menggunakan *Ensemble Learning*.

Ensemble Learning merupakan proses penting dari pembelajaran mesin yang bertujuan untuk membangun model dengan kinerja prediksi yang lebih baik. *Ensemble Learning* menggabungkan prediksi dari beberapa algoritma pembelajaran. Salah satu teknik dalam *Ensemble Learning* yaitu *Weighted Voting* yang mengkombinasikan *output* dari beberapa algoritma dengan pembobotan yang optimal (Onan *et al.*, 2016). Beberapa penelitian yang menggunakan *Ensemble Learning* diantaranya Huang and Chen (2020) menggunakan *Ensemble Learning* berdasarkan algoritma *Self-Adaptive* untuk mendeteksi berita palsu menghasilkan akurasi sebesar 99,4%. Zilly, Buhmann and Mahapatra (2016) menggunakan *Entropy Sampling* dan *Ensemble Learning* untuk segmentasi optic cup dan optic disk yang menghasilkan akurasi 94,1%, spesifisitas 95,6% dan sensitivitas 92,3%. Ribeiro, Lopes and Silva (2019) melakukan segmentasi

pembuluh retina menggunakan *Ensemble Learning* menghasilkan akurasi 9,57%, sensitivitas 7,89%, dan spesifisitas 9,82%.

Penelitian ini akan menerapkan *Ensemble Learning* dalam pendeteksian eksudat pada citra retina. Hasil akhir yang diperoleh digunakan untuk mengetahui terjadinya *Diabetic Retinopathy* pada kornea mata. Untuk mengevaluasi hasil akhir yang didapat menggunakan *Ensemble Learning* dengan pengambilan keputusan berdasarkan teknik *Weighted Voting* pada hasil segmentasi eksudat dari masing-masing arsitektur *SegNet* dan *ResNet* diukur berdasarkan nilai evaluasi yang diantaranya yaitu akurasi, sensitivitas, spesifisitas, *F1-Score*, dan IoU.

1.2 Perumusan Masalah

Rumusan masalah dari penelitian ini adalah bagaimana menerapkan metode *Ensemble Learning* dengan menggunakan teknik *Weighted Voting* pada hasil segmentasi eksudat dari arsitektur *SegNet* dan *ResNet* untuk memberikan hasil yang lebih akurat berdasarkan ukuran evaluasi kinerja pada citra retina berupa akurasi, sensitivitas, spesifisitas, *F1-Score*, dan IoU.

1.3 Pembatasan Masalah

Beberapa batasan masalah pada penelitian ini adalah:

1. Penelitian ini hanya membahas penerapan metode *Ensemble Learning* menggunakan teknik *Weighted Voting* pada hasil segmentasi eksudat dari arsitektur *SegNet* dan *ResNet*.
2. Ukuran evaluasi kinerja pada segmentasi ini menggunakan akurasi, sensitivitas, spesifisitas, *F1-Score*, dan IoU.

1.4 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah memberikan alternatif arsitektur dengan menerapkan metode *Ensemble Learning* pada hasil segmentasi dari arsitektur *SegNet* dan *ResNet* menggunakan teknik *Weighted Voting* untuk memperoleh hasil segmentasi eksudat pada citra retina yang lebih akurat berdasarkan ukuran evaluasi kinerja segmentasi berupa akurasi, sensitivitas, spesifisitas, *F1-Score*, dan IoU.

1.5 Manfaat

Manfaat penelitian ini yaitu sebagai berikut:

1. Dapat digunakan sebagai referensi penelitian terkait segmentasi eksudat retina.
2. Dapat digunakan untuk memproses klasifikasi penyakit eksudat.
3. Dapat digunakan untuk mengidentifikasi keberadaan eksudat berdasarkan citra retina yang diperoleh.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdelhafiz, D., Yang, C., Sheida, N., Bi, J. and Ammar, R. (2019) 'Residual Deep Learning System for Mass Segmentation and Classification in Mammography', in *International Conference on Bioinformatics*, pp. 475–484.
- Alqadi, Z., Khrisat, M., Hindi, A. and Dwairi, M.O. (2020) 'Features Analysis of RGB Color Image Based on Wavelet Packet Information', *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*, 9(3), pp. 149–156.
- Alqazzaz, S., Sun, X., Yang, X. and Nokes, L. (2019) 'Automated Brain Tumor Segmentation on Multi-Modal MR Image Using SegNet', *Computational Visual Media*, 5(2), pp. 209–219.
- Astuti, T. and Setiawan, G.A. (2021) 'Image Analysis of Diabetic Retinopathy Disease Based on Artificial Neural Network Algorithms', *Masa Berlaku Mulai*, 1(3), pp. 201–209.
- Benzamin, A. and Chakraborty, C. (2018) 'Detection of Hard Exudates in Retinal Fundus Images Using Deep Learning', in *International Conference on Informatics, Electronics and Vision*. IEEE, pp. 465–469.
- Bindhu, V. (2019) 'Biomedical Image Analysis using Semantic Segmentation', *Journal of Innovative Image Processing (JIIP)*, 01(02), pp. 91–101.
- Brahmbhatt, P. and Rajan, S.N. (2019) 'Skin Lesion Segmentation using SegNet with Binary Cross- Entropy', in *Artificial Intelligence and Speech Technology*, pp. 14–15.
- C. Ortega, J.H.J., Lagman, A.C., Q. Natividdad, L.R., Bantug, Emilsa, T., Resurreccion, M.R. and Manado, L.O. (2020) 'Analysis of Performance of Classification Algorithms in Mushroom Poisonous Detection using Confusion Matrix Analysis', *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 9(1.3), pp. 451–456.
- Chen, T., Cai, Z., Zhao, X., Chen, C., Liang, X., Zou, T. and Wang, P. (2020) 'Pavement Crack Detection and Recognition using The Architecture of SegNet', *Journal of Industrial Information Integration*, 18(1), pp. 100–144.
- Desiani, A., Erwin, Suprihatin, B., Yahdin, S., Putri, A.I. and Husein, F.R. (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), pp. 1–9.
- Dharavath, K., Talukdar, F.A. and Laskar, R.H. (2014) 'Improving Face Recognition Rate with Image Preprocessing', *Indian Journal of Science*

and Technology, 7(8), pp. 1170–1175.

- Dharmawan, D.A. and Listyalina, L. (2019) ‘Retinal Blood Vessel Segmentation as a Tool to Detect Diabetic Retinopathy’, *Journal of Electrical Technology UMY*, 3(2), pp. 44–49.
- Erwin, Putra, H.K., Suprihatin, B. and Ramadhini, F. (2022) ‘A Hybrid Clahe-Gamma Adjustment and Densely Connected U-Net for Retinal Blood Vessel Segmentation using Augmentation Data’, *Engineering Letters*, 30(2), pp. 94–102.
- Fan, Z., Lin, H., Li, C., Su, J., Bruno, S. and Loprencipe, G. (2022) ‘Use of Parallel ResNet for High-Performance Pavement Crack Detection and Measurement’, *Sustainability (Switzerland)*, 14(3), pp. 1–21.
- Fauzi, A. and Lubis, L.E. (2023) ‘Optimization of Retinal Blood Vessel Segmentation Based on Gabor Filters and Particle Swarm Optimization’, *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 29(3), pp. 1590–1596.
- Fei, C., Wen, J., Han, L., Huang, B. and Yan, C. (2022) ‘Optimizable Image Segmentation Method with Superpixels and Feature Migration for Aerospace Structures’, *Aerospace*, 9(8).
- Furusho, Y. and Ikeda, K. (2020) ‘Theoretical Analysis of Skip Connections and Batch Normalization from Generalization and Optimization Perspectives’, *Transactions on Signal and Information Processing*, 9(9), pp. 1–7.
- Gad, G.M., Annaby, A.M., Negied, N.K. and Darweesh, M.S. (2020) ‘Real-Time Lane Instance Segmentation Using SegNet and Image Processing’, in *Novel Intelligent and Leading Emerging Sciences*, pp. 253–258.
- Hagenmuller, P., Chambon, G., Lesaffre, B., Flin, F. and Naaim, M. (2013) ‘Energy-Based Binary Segmentation of Snow Microtomographic’, 59(217), pp. 859–873.
- Hashemi, M. (2019) ‘Enlarging smaller images before inputting into convolutional neural network : zero - padding vs . interpolation’, *Journal of Big Data*, 6(1), pp. 1–13.
- Huang, Y.F. and Chen, P.H. (2020) ‘Fake News Detection using An Ensemble Learning Model Based on Self-Adaptive Harmony Search Algorithms’, *Expert Systems with Applications*, 148, pp. 1–35.
- Jena, P.K., Khuntia, B., Palai, C., Nayak, M., Mishra, T.K. and Mohanty, S.N. (2023) ‘A Novel Approach for Diabetic Retinopathy Screening Using Asymmetric Deep Learning Features’, *Big Data and Cognitive Computing*, 7(1), pp. 1–16.

- Karthikeyan, M.P. and Mary Anita, E.A. (2023) ‘IM-EDRD from Retinal Fundus Images Using Multi-Level Classification Techniques’, *Intelligent Automation and Soft Computing*, 35(1), pp. 567–580.
- Kropp, M., Golubnitschaja, O., Mazurakova, A., Koklesova, L., Sargheini, N., Steve Vo, K.T., Clerck, E. de, Jr, J.P., Potuznik, P., Polivka, J., Stetkarova, I., Kubatka, P. and Thumann, G. (2023) ‘Diabetic Retinopathy As The Leading Cause of bBindness and Early Predictor of Cascading Complications — Risks and Mitigation’, *EPMA Journal*, 14(1), pp. 21–42.
- Li, L., Hu, Q., Wu, X. and Yu, D. (2014) ‘Exploration of Classification Confidence in Ensemble Learning’, *Pattern Recognition*, 47(9), pp. 3120–3131.
- Lian, S., Li, L., Lian, G., Xiao, X., Luo, Z. and Li, S. (2015) ‘A Global and Local Enhanced Residual U-Net for Accurate Retinal Vessel Segmentation’, *Journal of Latex Class Files*, 14(8), pp. 1–10.
- Lin, B., Qu, Y., Xie, J. and Li, C. (2018) ‘Deeptongue : Tongue Segmentation VIA ResNet’, *IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing*, pp. 1035–1039.
- Lin, J., Liu, D., Yang, H., Li, H. and Wu, F. (2018) ‘Convolutional Neural Network-Based Block Up-Sampling for HEVC’, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 29(23), pp. 1–15.
- Lin, Z., Ji, K., Leng, X. and Kuang, G. (2018) ‘Squeeze and Excitation Rank Faster R-CNN for Ship Detection in SAR Images’, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19(5), pp. 1–5.
- Mishra, S., Vanli, O.A., Huffer, F.W. and Jung, S. (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*, 9803(850), pp. 1–14.
- Nurul Qomariah, D.U., Tjandrasa, H. and Fatichah, C. (2022) ‘Exudate Segmentation for Diabetic Retinopathy Using Modified FCN-8 and Dice’, 15(2), pp. 508–520.
- Onan, A., Korukoglu, S. and Bulut, H. (2016) ‘A Multiobjective Weighted Voting Ensemble Classifier Based on Differential Evolution Algorithm for Text Sentiment Classification’, *Expert Systems With Applications Received*, pp. 1–37.
- Önder, M., Evli, C., Türk, E., Kazan, O., Bayrakdar, İ.Ş., Çelik, Ö., Costa, A.L.F., Gomes, J.P.P., Ogawa, C.M., Jagtap, R. and Orhan, K. (2023) ‘Deep-Learning-Based Automatic Segmentation of Parotid Gland on Computed Tomography Images’, *Diagnostics*, 13(4), pp. 1–10.

- Purwono, M'arif, A., Rahmaniari, W., Imam Haris, K.F., Kusuma Frisky, A.Z. and Ul Haq, Q.M. (2023) 'Understanding of Convolutional Neural Network (CNN): A Review', *International Journal of Robotics and Control System*, 2(4), pp. 739–748.
- Ribeiro, A., Lopes, A.P. and Silva, C.A. (2019) 'Ensemble Learning Approaches for Retinal Vessel Segmentation', in *Portuguese Meeting on Bioengineering (ENBENG)*, pp. 1–4.
- Sabri, N., Haza Nuzly, A.H., Ibrahim, Z. and Ibrahim, K. (2020) 'A Comparison between Average and Max-Pooling in Convolutional Neural Network for Scoliosis Classification', *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 9(1.4), pp. 689–696.
- Sanjaya, Y.C., Santoso Gunawan, A.A. and Irwansyah, E. (2020) 'Semantic Segmentation for Aerial Images: A Literature Review', *Journal EMACS*, 2(3), pp. 133–139.
- Sert, E., Özyurt, F. and Doğantekin, A. (2019) 'A New Approach for Brain Tumor Diagnosis System: Single Image Super Resolution Based Maximum Fuzzy Entropy Segmentation and Convolutional Neural Network', *Medical Hypotheses*, pp. 1–9.
- Sopharak, A., Nwe, K.T., Moe, Y.A., Dailey, M.N. and Uyyanonvara, B. (2008) 'Automatic Exudate Detection with a Naive Bayes Classifier', in *International Conference on Embedded Systems and Intelligent Technology*, pp. 139–142.
- Tyagi, V. (2018) *Understanding Digital Image Processing*. New York: CRC Press.
- Uddin, M.J., Li, Y., Sattar, M.A., Nasrin, Z.M. and Lu, C. (2022) 'Effects of Learning Rates and Optimization Algorithms on Forecasting Accuracy of Hourly Typhoon Rainfall: Experiments With Convolutional Neural Network', *Earth and Space Science*, 9(3), pp. 1–19.
- Usha Ruby, D., Theerthagirl, P., Jenna Jacob, D.I. and Y. Vamsidhar, D. (2020) 'Binary Cross Entropy with Deep Learning Technique for Image Classification', *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 9(4), pp. 5393–5397.
- Wang, C., Sun, J., Xu, W. and Chen, X. (2019) 'Depth Learning Standard Deviation Loss Function', *Journal of Physics*, 1176(3), pp. 1–7.
- Weng, L., Xu, Yiming, Xia, M., Zhang, Y., Liu, J. and Xu, Yiqing (2020) 'Water Areas Segmentation from Remote Sensing Images Using a Separable Residual SegNet Network', *International Journal of Geo-Information*, 9(4), pp. 6–19.

- Wu, S., Li, G., Deng, L., Liu, L., Wu, D., Xie, Y. and Shi, L. (2019) 'L 1-Norm Batch Normalization for Efficient Training of Deep Neural Networks', *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 30(7), pp. 1–9.
- Yin, R., Luo, Z., Zhuang, P., Lin, Z. and Kwoh, C.K. (2020) 'VirPreNet: A Weighted Ensemble Convolutional Neural Network for The Virulence Prediction of Influenza A Virus Using All Eight Segments', *Bioinformatics*, 37(6), pp. 737–743.
- Zhang, J., Wang, W., Lu, C., Wang, J. and Sangaiah, A.K. (2019) 'Lightweight Deep Network for Traffic Sign Classification', in *Annals of Telecommunications*. *Annals of Telecommunications*, pp. 369–379.
- Zhang, Y., Liu, J. and Shen, W. (2022) 'Applied Sciences a Review of Ensemble Learning Algorithms Used in Remote Sensing Applications', *Applied Sciences*, 12(17), pp. 1–20.
- Zilly, J., Buhmann, J.M. and Mahapatra, D. (2016) 'Glaucoma Detection Using Entropy Sampling And Ensemble Learning For Automatic Optic Cup And Disc Segmentation', *Computerized Medical Imaging and Graphics*, pp. 1–31.