PERBANDINGAN PERFORMA ARSITEKTUR MODEL U-NET DAN DEEPLAB UNTUK SEGMENTASI *LOW GRADE GLIOMA* (LGG) BERBASIS *CITRA MAGNETIC RESONANCE IMAGING* (MRI)

SKRIPSI

Program Studi Sarjana Teknik Elektro

Jurusan Teknik Elektro

Oleh:

JUHA YUWARDIKA

NIM D1021181029

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS TANJUNGPURA

PONTIANAK

2025

KEMENTERIAN PENDIDIKAN TINGGI, SAINS,
DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS TANJUNGPURA
FAKULTAS TEKNIK
Jalan Prof. Dr. H. Hadari Nawawi Pontianak 78124
Email: ft@untan.ac.id Website: http://teknik.untan.ac.id

SURAT KETERANGAN SELESAI PENULISAN SKRIPSI

Yang bertanda tangan di bawah ini, Dosen Pembimbing Utama dan Dosen Pembimbing Pendamping pada penulisan skripsi yang berjudul **"Perbandingan Performa Arsitektur Model U-Net Dan Deeplab Untuk Segmentasi *Low Grade Glioma* (LGG) Berbasis *Citra Magnetic Resonance Imaging* (MRI)"** yang ditulis oleh mahasiswa Fakultas Teknik Universitas Tanjungpura,

Nama : Juha Yuwardika
NIM : D1021181029
Jurusan : Teknik Elektro
Program Studi : Teknik Elektro
Konsentrasi : Teknik Telekomunikasi

Demikian ini menerangkan bahwa mahasiswa tersebut telah menyelesaikan penulisan skripsinya.

Pontianak, 30 Juni 2025

Pembimbing Utama,	Pembimbing Pendamping,
Dr. Redi Ratiandi Yacoub, S.T., M.T.	**Leonardus Sandy Ade Putra, S.T., M.T.**
NIP. 197101031997021002	NIP. 199410072020121003

Dipindai dengan CamScanner

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : JUHA YUWARDIKA

NIM : D1021181029

Menyatakan bahwa dalam SKRIPSI yang berjudul **"Perbandingan Performa Arsitektur Model U-Net Dan Deeplab Untuk Segmentasi Low Grade Glioma (LGG) Berbasis Citra Magnetic Resonance Imaging (MRI)"** tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar sarjana di suatu perguruan tinggi manapun. Sepanjang pengetahuan Saya, tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam Daftar Rujukan.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sebenar-benarnya. Saya sanggup menerima konsekuensi akademis dan hukum di kemudian hari apabila pernyataan yang dibuat ini tidak benar.

Pontianak, 30 Juni 2025

Penulis,



JUHA YUWARDIKA

NIM. D1021181029

Dipindai dengan CamScanner

KEMENTERIAN PENDIDIKAN TINGGI, SAINS,
DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS TANJUNGPURA
FAKULTAS TEKNIK
Jalan Prof. Dr. H. Hadari Nawawi Pontianak 78124
Telepon: (0561) 740186 Email: ft@untan.ac.id Website: http://teknik.untan.ac.id

HALAMAN PENGESAHAN

Perbandingan Performa Arsitektur Model U-Net Dan Deeplab Untuk Segmentasi *Low Grade Glioma* (LGG) Berbasis *Citra Magnetic Resonance Imaging* (MRI)

Program Studi Sarjana Teknik Elektro
Jurusan Teknik Elektro

Oleh :

JUHA YUWARDIKA
NIM. D1021181029

Telah dipertahankan di depan Penguji Skripsi pada tanggal 30 Juni 2025 dan diterima sebagai salah satu diantara persyaratan untuk memperoleh gelar sarjana

Susunan Penguji Skripsi :

Dosen Pembimbing Utama	: Dr.Redi Ratiandi Yacoub, S.T., M.T. NIP. 197101031997021002
Dosen Pembimbing Kedua	: Leonardus Sandy Ade Putra, S.T., M.T. NIP. 199410072020121003
Dosen Penguji Utama	: Jannus Marpaung, S.T., M.T., IPM. NIP. 197307211997021001
Dosen Penguji Kedua	: Ir.Neilcy Tjahjamooniarsih, S.T., M.T., IPM. NIP. 196900101005122001

Pontianak, 30 Juni 2025

Dekan,

Dr. Ing. Ir. Slamet Widodo, M.T., IPM
NIP. 196712231992031002

Pembimbing Utama,

Dr.Redi Ratiandi Yacoub, S.T., M.T.
NIP. 197101031997021002

Dipindai dengan CamScanner

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT, atas berkat rahmat dan kuasa-Nya lah penulis diberikan kesanggupan dan kemudahan sehingga mampu menyusun tugas akhir yang berjudul "**Perbandingan Performa Arsitektur Model U-Net Dan Deeplab Untuk Segmentasi *Low Grade Glioma* (LGG) Berbasis Citra *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) "** dapat selesai dengan baik.

Dalam penyusunan tugas akhir ini penulis mengalami berbagai hambatan. Namun, semua hal itu dapat dilalui dengan bantuan dan bimbingan serta pengarahan dari berbagai pihak sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini. Pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Orang tua serta keluarga penulis yang telah banyak memberikan motivasi, doa serta dukungan moril maupun materil sehingga tugas akhir ini dapat diselesaikan.
2. Bapak Dr. Ing. Ir. Slamet Widodo, M.T., IPM. Selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Tanjungpura Pontianak.
3. Bapak Prof. Dr.-Ing. Seno D. Panjaitan, S.T, M.T., IPM. Selaku Ketua Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Tanjungpura.
4. Bapak Elang Derdian Marindani, S.T., M.T. Selaku Ketua Program Studi Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Tanjungpura. Sekaligus selaku Dosen Pembimbing Akademik.
5. Bapak Dr. Redi Ratiandi Yacoub, S.T., M.T. selaku Dosen Pembimbing Utama
6. Bapak Leonardus Sandy Ade Putra, S.T., M.T. selaku Dosen Pembimbing Pendamping
7. Bapak Jannus Marpaung, S.T., M.T., IPM. Selaku Dosen Penguji Utama Utama Tugas Akhir.
8. Ibu Ir. Neilcy Tjahjamooniarsih, S.T.,M.T.,IPM. Selaku Dosen Penguji Pendamping Tugas Akhir.

9. Seluruh pihak yang terlibat baik secara langsung maupun tidak langsung yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu dalam membantu penulis menyelesaikan laporan ini. Dalam menyusun proposal tugas akhir ini, penulis menyadari banyak kekeliruan dan masih jauh dari kata sempurna. Oleh karena itu penulis dengan senang hati menerima saran dan kritik yang berguna untuk tahap pembuatan skripsi atau pengembangan skripsi selanjutnya. Semoga Proposal tugas akhir ini dapat bermanfaat untuk semua pihak terutama mahasiswa program studi S-1 Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Tanjungpura.

Pontianak, 30 Juni 2025

Juha Yuwardika

D1021181067

ABSTRAK

Segmentasi tumor otak pada citra *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) merupakan salah satu langkah penting dalam mendukung diagnosis dan perencanaan tindakan medis yang tepat. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa model **U-Net** dan **DeepLabV3** dalam melakukan segmentasi tumor otak jenis *Low Grade Glioma* (LGG) berbasis citra MRI. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari Kaggle dengan total 20 dataset terpilih, yang terdiri dari 10 dataset dengan ukuran tumor besar dan 10 dataset dengan ukuran tumor kecil. Data tersebut kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 80:20. Proses pelatihan dilakukan dengan menerapkan teknik augmentasi data berupa resize dan normalisasi, serta optimasi model menggunakan algoritma Adamax. Pada dataset LGG 1, DeepLabV3 mencapai nilai Dice Coefficient sebesar 0,8960 dan IoU sebesar 81,25% pada data uji, sedangkan U-Net mencapai Dice Coefficient sebesar 0,8660 dan IoU sebesar 76,49%. Pada dataset LGG 2, DeepLabV3 juga menunjukkan performa unggul dengan Dice Coefficient sebesar 0,8814 dan IoU sebesar 79,47%, sementara U-Net hanya mencapai Dice Coefficient sebesar 0,5595 dan IoU sebesar 39,84%. Temuan ini menunjukkan bahwa DeepLabV3 lebih efektif dalam melakukan segmentasi multi-skala, khususnya pada objek tumor kecil, dibandingkan U-Net. Pengembangan lebih lanjut disarankan untuk menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam, serta mengintegrasikan model ke dalam sistem pendukung keputusan medis guna meningkatkan efektivitas dalam diagnosis tumor otak.

Kata Kunci**:** Segmentasi Citra, Tumor Otak, U-Net, DeepLabV3, MRI, Low Grade Glioma

ABSTRACT

Brain tumor segmentation in Magnetic Resonance Imaging (MRI) is an essential step in supporting accurate diagnosis and appropriate medical treatment planning. This study aims to compare the performance of U-Net and DeepLabV3 models in segmenting Low Grade Glioma (LGG) brain tumors based on MRI images. The dataset used in this research was obtained from Kaggle, consisting of 20 selected datasets, including 10 datasets with large tumors and 10 datasets with small tumors. The data were divided into training and testing sets with an 80:20 ratio. The training process was conducted by applying data augmentation techniques, such as resizing and normalization, and optimizing the models using the Adamax algorithm. On the LGG 1 dataset, DeepLabV3 achieved a Dice Coefficient of 0.8960 and an IoU of 81.25% on the testing data, while U-Net achieved a Dice Coefficient of 0.8660 and an IoU of 76.49%. On the LGG 2 dataset, DeepLabV3 also demonstrated superior performance with a Dice Coefficient of 0.8814 and an IoU of 79.47%, whereas U-Net only reached a Dice Coefficient of 0.5595 and an IoU of 39.84%. These findings indicate that DeepLabV3 is more effective in multi-scale segmentation, especially for small tumor objects, compared to U-Net. Further development is recommended to utilize larger and more diverse datasets, and to integrate the model into medical decision support systems to enhance the effectiveness of brain tumor diagnosis.

Keywords: Image Segmentation, Brain Tumor, U-Net, DeepLabV3, MRI, Low Grade Glioma

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR i
ABSTRAK iii
ABSTRACT iv
BAB I viii
PENDAHULUAN 1
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 3
1.3 Tujuan Penelitian 3
1.4 Batasan Masalah 3
BAB II 5
LANDASAN TEORI 5
2.1 Penelitian Terdahulu 5
2.2 Tumor Otak 10
2.3 Segmentasi Citra 11
2.3.1 Segmentasi Berbasis Thresholding 12
2.3.2 Segmentasi Berbasis Deteksi Tepi 13
2.4 Feature Extraction 16
2.4.1 Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) 16
2.5 Magnetic Resonance Imaging 18
2.6 Machine Learning 18
2.7 Deep Learning 19
2.8 Convolutional Neural Networks (CNN) 21
2.9 Convolutional Layer 21
2.10 Dropout 22
2.11 Batch Normalization 23

2.12 Fungsi Aktivasi 24
2.13 Max Pooling 25
2.14 Fully Connected Layer 26
2.15 U-Net 27
2.16 Deeplab 29
BAB III 31
METODOLOGI PENELITIAN 31
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian 31
3.2 Alat dan Bahan 31
3.3 Studi Literatur 31
3.4 Pengumpulan Data 31
3.5 Perancangan Model 32
3.6 Pelatihan Model 32
3.7 Analisis dan Pembahasan 32
3.8 Kesimpulan 32
3.9 Diagram Alir Penelitian 32
3.10 Preprocessing Data 33
3.11 Split Data 34
3.12 Train Model 34
3.13 Evaluasi Performa Model 34
3.14 Hasil Segmentasi Citra Tumor 34
3.15 Localization 35
3.16 Hitung Luas Tumor 35
BAB IV 37
HASIL DAN PEMBAHASAN 37
4.1 Deskripsi Dataset 37

4.2 Upload Dataset 38
4.3 Menghubungkan Drive dengan Colab 39
4.4 Pembuatan DataFrame Dataset 40
4.5 Pembagian Dataset 41
4.6 Augmentasi Data 42
4.7 Train Model 46
4.7.1 Perancangan Model 46
4.7.2 Kompilasi Model 48
4.7.3 Penentuan Hyperparameter 49
4.8 Hasil Pelatihan Model U-Net dan DeepLab 50
4.9 Hasil Segmentasi Citra Tumor 55
4.10 Evaluasi Performa Data Latih dan Uji 56
4.10.1 Evaluasi Model U-Net LGG 1 (Tumor Besar) 56
4.10.2 Evaluasi Model DeepLabV3 LGG 1 (Tumor Besar) 57
4.10.3 Evaluasi Model U-Net LGG 2 (Tumor Kecil) 57
4.10.4 Evaluasi Model DeepLabV3 LGG 2 (Tumor Kecil) 57
4.11 Localization 58
4.11.1 Bounding Box Localization 58
4.11.2 Contour Localization 60
BAB V 64
PENUTUP 64
5.1 Kesimpulan 64
5.2 Saran 65

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Low Grade Glioma (kiri), High Grade Glioma (kanan).....11
Gambar 2. 2 Level Intensitas Pixel 12
Gambar 2. 3 Struktur Algoritma Machine Learning 19
Gambar 2. 4 Perbedaan proses Machine Learning dan Deep Learning..... 20
Gambar 2. 5 Arsitektur CNN 21
Gambar 2. 6 (a) Ilustrasi lapisan konvolusi pada CNN yang menerapkan filter 3×3 untuk menghasilkan feature map dari citra input berukuran NxN. (b) Contoh operasi konvolusi menggunakan filter deteksi tepi 3×3, yang menunjukkan proses perhitungan elemen demi elemen..... 22
Gambar 2. 7 (a) Struktur jaringan saraf standar. (b) Struktur jaringan saraf dengan penerapan teknik dropout. 23
Gambar 2. 8 Fungsi Aktivasi ReLu..... 25
Gambar 2. 9 Proses Max Pooling dengan filter 2×2 dan stride 2 26
Gambar 2. 10 Fully Connected Layer 27
Gambar 2. 11 Arsitektur U-Net..... 28
Gambar 3. 1 Diagram Alur Penelitian..... 33
Gambar 3. 2 Contoh Hasil Segmentasi 35
Gambar 3. 3 Contoh Hasil Localization..... 35
Gambar 3. 4 Skema Perancangan Model 36
Gambar 4. 1 Distribusi Jumlah Data Gambar 37
Gambar 4. 2 Folder Lgg1 38
Gambar 4. 3 Folder Lgg2..... 38
Gambar 4. 4 Daftar File 40
Gambar 4. 5 Tabel Hasil Dataframe..... 41
Gambar 4. 6 Jumlah Dataset Setelah Split Data 42
Gambar 4. 7 Original Image..... 43
Gambar 4. 8 Normalized Image 44
Gambar 4. 9 Mask..... 46
Gambar 4. 10 Grafik Evaluasi Training U-Net Pada Data Lgg1 51
Gambar 4. 11 Grafik Evaluasi Training DeepLab Pada Data Lgg1 52
Gambar 4. 12 Grafik Evaluasi Training U-Net Pada Data Lgg2 53

Gambar 4. 13 Grafik Evaluasi Training DeepLab Pada Data Lgg2..... 54

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu 5
Tabel 3. 1 Alat dan Bahan. 31
Tabel 3. 2 Percobaan Train Model 34
Tabel 4. 1 Hasil Segmentasi Data Test LGG 1 55
Tabel 4. 2 Hasil Segmentasi Data Test LGG 2 56
Tabel 4. 3 Performa U-Net LGG 1 56
Tabel 4. 4 Performa DeepLab LGG 1 57
Tabel 4. 5 Performa U-Net LGG 2 57
Tabel 4. 6 Performa DeepLab LGG 2 58
Tabel 4. 7 Hasil Bounding Box 59
Tabel 4. 8 Hasil Contour 60
Tabel 4. 9 Jumlah Pixel Tumor 62
Tabel 4. 10 Konversi Pixel Dalam mm^2 62
Tabel 4. 11 Luas Area Tumor 63

DAFTAR ISTILAH

Low Grade Glioma	Jenis tumor otak dengan tingkat keganasan rendah, pertumbuhan lambat, dan sering terjadi pada orang muda.
Segmentasi	Proses memisahkan objek target (tumor) dari latar belakang atau struktur lainnya dalam citra.
Citra MRI	Gambar medis hasil pencitraan Magnetic Resonance Imaging yang digunakan untuk mendeteksi struktur otak.
U-Net	Arsitektur jaringan saraf konvolusional yang banyak digunakan untuk segmentasi citra medis, dengan struktur encoder-decoder simetris.
DeepLab	Arsitektur segmentasi berbasis CNN yang menggunakan atrous convolution dan atrous spatial pyramid pooling (ASPP) untuk menangkap informasi multiskala.
Mask	Citra biner yang menandai area tumor, di mana piksel bertanda 1 menunjukkan area tumor dan 0 menunjukkan latar belakang.
Bounding Box	Kotak pembatas persegi panjang yang mengelilingi area tumor yang terdeteksi.
IoU	Metode evaluasi yang mengukur tumpang tindih antara prediksi dan label asli pada segmentasi.
Dice Score	Metode evaluasi yang mengukur tingkat kesamaan antara hasil segmentasi dan label asli.

Overfitting	Kondisi di mana model terlalu menyesuaikan diri dengan data latih, tetapi kurang mampu memprediksi data uji.
Pooling	Proses mereduksi dimensi citra, misalnya melalui MaxPooling untuk mendapatkan fitur penting.

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Glioma adalah tumor otak yang tumbuh dan berada pada sel glial, yaitu sel yang mengelilingi, mendukung, dan membantu kerja sel-sel saraf (neuron) di otak. Glioma sendiri menyumbang sekitar 80% dari total kasus tumor ganas primer yang ada pada sistem saraf pusat, khususnya pada orang dewasa [1]. Tumor ini dikelompokkan menjadi glioma tingkat rendah (LGG) dan glioma tingkat tinggi (HGG) berdasarkan karakteristik histopatologis dan kecepatan pertumbuhan sel tumor tersebut [2].

Glioma tingkat rendah (LGG) merupakan tumor otak jenis glioma dengan tingkat I dan II menurut klasifikasi World Health Organization. Berbeda dengan glioma tingkat III dan IV yang seringkali dapat disembuhkan melalui proses pembedahan, glioma tingkat I dan II pada umumnya bersifat invasif dan memiliki kecendrungan untuk kambuh serta memiliki kemungkinan untuk berkembang menjadi lesi dengan tingkat keganasan yang lebih tinggi [3][5][6]. Sekitar 30% dari keseluruhan kasus glioma itu sendiri termasuk ke dalam kategori Low Grade Glioma (LGG), di antara subtipe yang paling sering ditemukan adalah astrositoma, oligodendroglioma, dan gangliоglioma. Berbeda dengan High Grade Glioma (HGG), sel-sel Low Grade Glioma (LGG) memiliki tampilan yang lebih menyerupai sel normal dan memiliki pertumbuhan yang lebih lambat, hal ini yang menyebabkan pertumbuhannya sulit untuk dievaluasi [4].

Penilaian hasil pengobatan pasien berdasarkan data histopatologis masih memiliki keterbatasan, antara lain ketidakakuratan dan variabilitas interpretasi antar patolog [6]. Salah satu pendekatan yang menjanjikan dan berpotensi untuk mengatasi permasalahan ini adalah dengan melakukan klasifikasi subtipe LGG melalui pendekatan clustering pasien berdasarkan parameter-parameter seperti: metilasi DNA, ekspresi gen, variasi jumlah salinan DNA, serta ekspresi microRNA. Hasil penelitian telah menunjukkan bahwa klaster molekuler yang diidentifikasi melalui pendekatan ini secara

signifikan konsisten dengan subtipe molekuler lain hal ini didasarkan pada keberadaan mutasi *isocitrate dehydrogenase* (IDH1 dan IDH2) serta delesi kromosom 1p/19q. Selain itu, pasien dengan tumor dari kelompok molekuler yang berbeda menunjukkan perbedaan yang signifikan dalam perjalanan klinis penyakit maupun tingkat kelangsungan hidup secara keseluruhan [6].

Pada umumnya, segmentasi tumor pada citra MRI dilakukan secara manual oleh radiolog atau ahli dalam bidang tersebut. Namun, proses ini sangat memakan waktu, memerlukan keahlian tinggi, dan seringkali menunjukkan variabilitas antar-pengamat (inter-observer variability), terutama untuk LGG yang memiliki batas yang kurang jelas. Keterbatasan ini mendorong perlunya metode segmentasi otomatis yang cepat, konsisten, dan akurat [7].

Dalam beberapa tahun terakhir, kemajuan pesat dalam bidang *deep learning*, khususnya Convolutional Neural Networks (CNN), telah menunjukkan performa yang luar biasa dalam berbagai tugas analisis citra medis, termasuk segmentasi tumor. Dua arsitektur CNN yang populer dalam tugas segmentasi citra medis adalah U-Net dan model DeepLab [8][9].

U-Net dikenal dengan arsitektur *encoder-decoder* yang simetris dan penggunaan *skip connections* yang memungkinkan penggabungan informasi kontekstual dari lapisan dalam dengan detail spasial dari lapisan dangkal, menjadikannya sangat efektif untuk segmentasi citra medis di mana lokalisasi yang tepat sangat penting [8]. Model lain seperti DeepLab memanfaatkan *atrous convolution* (juga dikenal sebagai *dilated convolution*) dan *Atrous Spatial Pyramid Pooling* (ASPP) untuk menangkap konteks multi-skala secara efisien, yang bermanfaat dalam menangani objek dengan ukuran bervariasi [9].

Meskipun kedua arsitektur ini telah banyak diterapkan dalam segmentasi citra medis, performa relatif keduanya dapat bervariasi tergantung pada karakteristik data dan jenis lesi yang disegmentasi. LGG pada citra MRI memiliki tantangan unik, termasuk variasi intensitas sinyal, bentuk yang ireguler, dan batas yang tidak tegas. Oleh karena itu, penting untuk mengevaluasi secara spesifik performa U-Net dan DeepLab dalam menghadapi tantangan segmentasi LGG berbasis citra MRI. Perbandingan ini diharapkan dapat memberikan pengatahuan berupa hasil mengenai keunggulan dan kelemahan kedua arsitektur untuk tugas ini,

serta menginformasikan pilihan model terbaik untuk pengembangan sistem segmentasi LGG otomatis di penelitian selanjutnya.

1.2 Rumusan Masalah

Bagaimana perbandingan performa dalam hal akurasi segmentasi menggunakan metrik Dice Similarity Coefficient atau IoU antara arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) U-Net dan DeepLab dalam melakukan segmentasi Low Grade Glioma (LGG) pada citra Magnetic Resonance Imaging (MRI)?

1.3 Tujuan Penelitian

Mengevaluasi performa segmentasi dari kedua model (U-Net dan DeepLab) menggunakan metrik Dice Similarity Coefficient, IoU.

1.4 Batasan Masalah

1. Objek segmentasi hanya difokuskan pada Low Grade Glioma (LGG), tidak mencakup tipe glioma atau tumor otak lainnya.
2. Data citra yang digunakan terbatas pada citra Magnetic Resonance Imaging (MRI).
3. Arsitektur CNN yang digunakan hanya U-Net dan DeepLab.
4. Dataset yang digunakan untuk pelatihan dan pengujian adalah dataset yang berasal dari Kaggle
5. Evaluasi performa model hanya menggunakan metrik Dice Similarity Coefficient dan IoU

1.5 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan tugas akhir dalam penelitian ini meliputi :

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisi tentang latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, dan sistematika penulisan.

BAB II LANDASAN TEORI

Bab ini berisi tentang tinjauan pustaka dari beberapa jurnal penelitian terdahulu, dan landasan teori yang berhubungan dengan penelitian yang akan dilaksanakan.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini berisi tentang lokasi dan waktu penelitian, alat dan bahan yang digunakan, metode penelitian, diagram alir, dan skema perancangan model

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini berisi tentang pembahasan dan analisis data hasil penelitian

BAB V PENUTUP

Bab ini berisi tentang kesimpulan, dan saran - saran pengembangan terkait dengan penelitian ini