

**SEGMENTASI TUMOR OTAK PADA CITRA HASIL *MAGNETIC
RESONANCE IMAGING* OTAK MENGGUNAKAN ARSITEKTUR
3D DOUBLE V-NET DENGAN *ATTENTION GATE***

SKRIPSI

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

Oleh:

DINA ELLY YANTI

08011282126034



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

2025

LEMBAR PENGESAHAN

**SEGMENTASI TUMOR OTAK PADA CITRA HASIL *MAGNETIC
RESONANCE IMAGING* OTAK MENGGUNAKAN ARSITEKTUR 3D
DOUBLE V-NET DENGAN *ATTENTION GATE***

SKRIPSI

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

Oleh:

**DINA ELLY YANTI
NIM. 08011282126034**

Pembimbing Kedua



**Drs. Ali Amran, M.T
NIP. 196612131994021001**

**Indralaya, 19 Maret 2025
Pembimbing Utama**



**Dr. Bambang Suprihatin, S.Si., M.Si
NIP. 197101261994121001**

**Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika**



**Dr. Dian Cahyawati Sukanda, S.Si., M.Si
NIP. 197303212000122001**

PERNYATAAN KEASLIAN KARYA ILMIAH

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama Mahasiswa : Dina Elly Yanti

NIM : 08011282126034

Fakultas/Jurusan : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam/Matematika

Menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri dan karya ilmiah ini belum pernah diajukan sebagai pemenuhan persyaratan untuk memperoleh gelar kesarjanaan strata satu (S1) dari Universitas Sriwijaya maupun perguruan tinggi lain. Semua informasi yang dimuat didalam skripsi ini yang berasal dari penulis lain baik yang dipublikasi atau telah diberikan penghargaan dengan mengutip nama sumber penulis yang secara benar. Semua isi dari skripsi ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab saya sebagai penulis.

Demikianlah surat pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Indralaya, 20 Maret 2025

Penulis



Dina Elly Yanti

NIM. 08011282126034

HALAMAN PERSEMBAHAN

Kupersembahkan skripsi ini untuk:

Yang Maha Kuasa Allah Subhanahu Wa Ta'ala,

Kedua orang tuaku tercinta,

Saudara laki-laki dan perempuanku,

Keluarga besarku,

Semua guru dan dosenku,

Sahabat-sahabatku,

Almamaterku.

Motto

“Hanya kepada Tuhanmu-lah engkau berharap (Q.S. Al-Insyirah: 6)”

KATA PENGANTAR

Segala puji bagi Allah Subhanahu wa Ta'ala atas rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi berjudul "Segmentasi Tumor Otak Pada Citra Hasil *Magnetic Resonance Imaging* Otak Menggunakan Arsitektur 3D *Double V-Net* dengan *Attention Gate*" sebagai bagian dari persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana Matematika di Fakultas MIPA Universitas Sriwijaya.

Penulis menyadari bahwa penyusunan skripsi ini adalah bagian dari proses pembelajaran yang sangat berharga serta tidak terlepas dari kekurangan dan keterbatasan. Dengan penuh rasa hormat dan kerendahan hati, penulis mengucapkan terima kasih serta penghargaan kepada:

1. Teristimewa kedua orang tuaku tercinta, **Kosim** dan **Sri Muna**, yang tak pernah lelah mendidik, menasehati, membimbing, mendukung serta terus mendoakan anaknya. Terima kasih atas segala sesuatu yang telah penulis terima, atas segala perjuangan dan pengorbanan yang tak ternilai harganya.
2. Bapak **Prof. Hermansyah, S.Si., M.Si., Ph.D.**, selaku Dekan Fakultas MIPA Universitas Sriwijaya, beserta **seluruh jajaran dekanat**. Ibu **Dr. Dian Cahyawati, S.Si., M.Si.**, selaku Ketua Jurusan Matematika, serta Ibu **Des Alwine Zayanti, M.Si.**, selaku Sekretaris Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya sekaligus Dosen Pembimbing Akademik, yang telah banyak membantu penulis dalam proses pemberkasan, urusan kemahasiswaan dan akademik, serta memberikan arahan selama proses perkuliahan.
3. Bapak **Dr. Bambang Suprihatin, S.Si., M.Si** selaku dosen pembimbing utama dan Bapak **Drs. Ali Amran, M.T** selaku dosen pembimbing kedua yang telah

bersedia meluangkan waktu dan pikiran untuk memberikan bimbingan, arahan serta motivasi kepada penulis selama proses pembuatan skripsi.

4. Ibu **Dr. Yuli Andriani, S.Si., M.Si** selaku dosen pembahas pertama dan Ibu **Dr. Anita Desiani, S.Si., M.Kom** selaku dosen pembahas kedua dan dosen bidang komputasi yang telah memberikan tanggapan, kritik, dan saran yang sangat bermanfaat untuk perbaikan dan penyelesaian skripsi ini.
5. **Seluruh Dosen di Jurusan Matematika FMIPA** yang telah memberikan ilmu, nasihat, motivasi, serta bimbingan selama proses perkuliahan. Bapak **Irwansyah** selaku admin dan Ibu **Hamidah** selaku pegawai tata usaha Jurusan Matematika FMIPA yang telah banyak membantu penulis selama perkuliahan.
6. Saudara-saudariku tersayang, **Waluyo, Turina** dan **Prihatin Kastriyadi** yang selalu ada ketika penulis membutuhkan bantuan. Terima kasih atas segala bentuk dukungan moril maupun moral, nasehat dan doa yang tiada henti diberikan kepada penulis.
7. **Teman-teman bidang minat komputasi angkatan 2021** yang telah berjuang bersama, saling menguatkan, dan memberikan banyak bantuan serta semangat kepada penulis selama proses perkuliahan dan pembuatan skripsi ini.
8. **Kakak-kakak tingkat dan adik-adik tingkat bidang minat komputasi** yang telah banyak membantu serta berbagi ilmu selama proses perkuliahan maupun pembuatan skripsi.
9. **Laboratorium Komputasi FMIPA Universitas Sriwijaya** yang telah menjadi tempat ternyaman bagi penulis selama proses penyelesaian skripsi.
10. **Keluarga Matematika 2021, BPH Himastik Kabinet Laskaria** dan tim perlombaan yang telah menemani masa perkuliahan penulis.

11. Sahabat-sahabat penulis, SKN, TH, FO, DL, LA, AN, dan APA, serta teman seperjuangan tim *brain tumor*, LF dan FFR yang selalu sedia menjadi tempat berkeluh kesah penulis, tempat bertukar pikir serta selalu memberikan dukungan dan semangat kepada penulis selama perjalanan perkuliahan.
12. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu. Semoga segala kebaikan yang diberikan mendapatkan balasan terbaik dari Allah.

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

Indralaya, Maret 2025

Penulis

BRAIN TUMOR SEGMENTATION IN BRAIN MAGNETIC RESONANCE IMAGING IMAGES USING 3D DOUBLE V-NET ARCHITECTURE WITH ATTENTION GATE

By:

DINA ELLY YANTI

08011282126034

ABSTRACT

Brain tumors are disorders caused by abnormal cell growth in the brain. Early detection is important to recognize tumor patterns in Magnetic Resonance Imaging (MRI) images. Early detection is done by separating tumor cell details through segmentation using the Convolutional Neural Network (CNN) method. This study proposes a 3D Double V-Net architecture by incorporating attention gates in each decoder within the skip connections. The 3D Double V-Net is a modified version of the 3D Double U-Net, where the bridge component is removed. This removal aims to reduce the number of parameters that could lead to overfitting. Attention gates are introduced in each decoder to refine feature selection from the skip connections. The proposed architecture is applied to brain tumor segmentation in three-dimensional MRI scans, which contain length, width, and depth information. The segmentation process is conducted on four labels: background, non-enhancing tumor, peritumoral edema, and enhancing tumor. The model's performance is evaluated using accuracy, sensitivity, specificity, IoU and F1-score. The implementation of the proposed architecture resulted in average performance on accuracy, sensitivity, specificity, IoU, and f1-score of 99.4%, 92.35%, 97.78%, 86.6%, and 92.67%. The model's performance on the background label showed excellent results, with accuracy, sensitivity, specificity, IoU, and F1-score above 90%. The non-enhancing tumor label also demonstrated excellent performance, with accuracy, sensitivity, specificity, and F1-score above 90%, although the IoU value remained below 90%. The peritumoral edema and enhancing tumor labels showed excellent performance with accuracy, specificity, and F1-score above 90%, but sensitivity and IoU were still below 90%. This is due to the fact that the size of the features in the label enhancing tumor and peritumoral edema is relatively small and the edge boundaries are not clear, making it difficult to recognize. Based on this, architectural improvements are needed to increase sensitivity and IoU values above 90%.

Keywords : Segmentation, Brain Tumor, MRI Image, 3D Double V-Net, *Attention gate*

SEGMENTASI TUMOR OTAK PADA CITRA HASIL *MAGNETIC RESONANCE IMAGING* OTAK MENGGUNAKAN ARSITEKTUR 3D *DOUBLE V-NET* DENGAN *ATTENTION GATE*

Oleh:

DINA ELLY YANTI

08011282126034

ABSTRAK

Tumor otak merupakan kelainan akibat pertumbuhan sel abnormal di otak. Deteksi dini penting untuk mengenali pola tumor pada citra *Magnetic Resonance Imaging* (MRI). Deteksi dini dilakukan dengan memisahkan detail sel tumor melalui segmentasi menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Penelitian ini mengusulkan arsitektur 3D *Double V-Net* dengan menambahkan *attention gate* di setiap *decoder* di bagian *skip connections*. Arsitektur 3D *Double V-Net* merupakan modifikasi dari 3D *Double U-Net* dengan menghilangkan *bridge*. Penghilangan *bridge* bertujuan untuk mengurangi jumlah parameter yang dapat menyebabkan *overfitting*. *Attention gate* ditambahkan pada setiap *decoder* untuk menyeleksi fitur dari *skip connection*. Arsitektur ini diterapkan untuk segmentasi tumor otak pada citra MRI tiga dimensi yang memiliki panjang, lebar dan kedalaman. Segmentasi dilakukan pada empat label yaitu *background*, *non-enhancing tumor*, *peritumoral edema*, dan *enhancing tumor*. Evaluasi kinerja model dilakukan dengan mengukur akurasi, sensitivitas, spesifisitas, IoU dan *f1-score*. Hasil penerapan dari arsitektur yang diusulkan menghasilkan rata-rata kinerja pada akurasi, sensitivitas, spesifisitas, IoU dan *f1-score* sebesar 99,4%, 92,35%, 97,78%, 86,6% dan 92,67%. Kinerja model pada label *background* menunjukkan kinerja yang sangat baik, dengan akurasi, sensitivitas, spesifisitas, IoU, dan *f1-score* di atas 90%. Pada label *non-enhancing tumor* menghasilkan kinerja yang sangat baik, dengan akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan *f1-score* berada di atas 90%, meskipun nilai IoU masih berada di bawah 90%. Pada label *peritumoral edema* dan *enhancing tumor* model menunjukkan hasil kinerja yang sangat baik dengan akurasi, spesifisitas, dan *f1-score* di atas 90%, namun sensitivitas dan IoU masih berada di bawah 90%. Hal ini disebabkan oleh ukuran fitur pada label *enhancing tumor* dan *peritumoral edema* relatif kecil dan batas tepi yang kurang jelas, sehingga sulit dikenali. Berdasarkan hal tersebut, diperlukan perbaikan arsitektur untuk meningkatkan nilai sensitivitas dan IoU di atas 90%.

Kata Kunci : Segmentasi, Tumor Otak, Citra MRI, 3D *Double V-Net*, *Attention Gate*

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERSEMBAHAN	iii
KATA PENGANTAR.....	iv
ABSTRACT	vii
ABSTRAK	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR TABEL	xii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	5
1.3 Pembatasan Masalah	6
1.4 Tujuan.....	6
1.5 Manfaat.....	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	7
2.1 Citra MRI Otak.....	7
2.2 Citra Digital 3 Dimensi	8
2.3 <i>Preprocessing</i>	8
2.4 Segmentasi Citra Semantik	9
2.5 <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	10
2.6 <i>3D Double V-Net</i>	10
2.6.1 <i>Encoder</i>	12
2.6.2 <i>Attention Gate</i>	15
2.6.2 <i>Decoder</i>	18
2.7 <i>Loss Function: Dice Loss</i>	21
2.8 <i>Optimization Function: Adaptive Moment Estimation (Adam)</i>	22
2.9 <i>Confusion Matrix</i>	23
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	26
3.1 Tempat	26
3.2 Waktu.....	26
3.3 Alat	26
3.4 Metode Penelitian	26
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	32
4.1 Deskripsi Data	32
4.2 <i>Preprocessing Data</i>	33
4.3 Kombinasi Arsitektur <i>3D Double V-Net</i> dengan <i>Attention Gate</i>	35
4.4 Operasi Perhitungan Manual	38
4.4.1 Perhitungan Manual <i>Encoder</i>	39
4.4.2 Perhitungan Manual <i>Decoder</i>	46
4.4.3 <i>Loss Fuction: Dice Loss</i>	61
4.4.3 <i>Optimization Function: Adaptive Moment Estimation (Adam)</i>	63
4.5 Hasil	66
4.5.1 <i>Training</i>	66
4.5.2 <i>Testing</i>	68

4.5.3 Evaluasi Kinerja Model.....	72
4.5.4 Analisis dan Interpretasi Hasil	78
4.6 Pembahasan.....	80
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	82
5.1 Kesimpulan	82
5.2 Saran.....	83
DAFTAR PUSTAKA	84

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Citra 3D MRI Otak.....	7
Gambar 2. 2 Ilustrasi Citra Digital 3 Dimensi	8
Gambar 2. 3 Arsitektur 3D <i>Double V-Net</i>	11
Gambar 2. 4 Proses Convolution Layer 3D	13
Gambar 2. 5 Contoh Operasi <i>Max Pooling</i> 3D	15
Gambar 2. 6 <i>Attention Gate</i>	16
Gambar 2. 7 Contoh Operasi <i>Upsampling</i>	19
Gambar 2. 8 Contoh Operasi <i>Concatenate Layer</i>	20
Gambar 2. 9 <i>Confusion Matrix</i>	23
Gambar 4. 1 Ilustrasi <i>Input</i> Citra 3 Dimensi	36
Gambar 4. 2 Arsitektur 3D <i>Double V-Net</i> dengan <i>Attention Gate</i>	36
Gambar 4. 3 Grafik Akurasi Proses <i>Training</i>	66
Gambar 4. 4 Grafik <i>Loss</i> Proses <i>Training</i>	67
Gambar 4. 5 Evaluasi Kinerja Model.....	78

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Kategori Nilai Evaluasi Kinerja Model.....	25
Tabel 4. 1 Contoh Data Citra dan <i>Ground Truth Brain Tumor Segmentation</i>	32
Tabel 4. 2 Perbandingan Citra Asli, Hasil Segmentasi, dan <i>Ground Truth</i>	68
Tabel 4. 3 <i>Confusion Matrix Multiclass</i> dari Proses <i>Testing</i>	69
Tabel 4. 4 Perbandingan Hasil Evaluasi Kinerja dengan Penelitian Lain.....	80

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tumor otak merupakan kelainan yang disebabkan oleh perkembangan sel abnormal di dalam otak dan dapat menyebabkan kematian (Havaei *et al.*, 2017). Berdasarkan *Global Cancer Observatory* (2022) dalam lima tahun terakhir, Indonesia menempati urutan ke-15 sebagai negara penderita tumor otak terbanyak, dengan rata-rata 20.134 kematian. Untuk mengurangi tingkat kematian akibat tumor otak, dapat dilakukan deteksi dini melalui *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) otak (Khan *et al.*, 2020). MRI menghasilkan citra 3 dimensi sebagai representasi digital dalam ruang tiga dimensi yang memiliki panjang, lebar dan kedalaman yang memberikan gambaran rinci sel-sel otak (Myronenko, 2019).

Sel tumor otak pada citra MRI otak dapat dideteksi melalui fitur sel *peritumoral edema*, *non-enhancing tumor* dan *enhancing tumor*. *Peritumoral edema* adalah daerah pembengkakan jaringan di sekitar tumor, *non-enhancing tumor* merupakan daerah keberadaan tumor, sedangkan *enhancing tumor* adalah daerah perubahan sirkulasi darah pada tumor (Wang & Chung, 2022). Untuk mendapatkan detail fitur sel tumor otak, diperlukan pemisahan antara fitur penting dan tidak penting pada citra MRI otak yang disebut segmentasi (Desiani *et al.*, 2022). Segmentasi tumor otak pada citra MRI dilakukan secara manual oleh para ahli medis. Segmentasi manual memerlukan waktu yang lama dan ketelitian tinggi, sehingga rentan terhadap kesalahan akibat kelelahan para ahli medis (Montaha *et al.*, 2023). Metode segmentasi otomatis dengan bantuan *machine*

learning dapat diterapkan untuk mengatasi keterbatasan segmentasi manual (Rasool & Bhat, 2023). Salah satu metode untuk segmentasi otomatis adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) (Sajid *et al.*, 2019).

CNN merupakan algoritma untuk segmentasi citra otomatis karena dapat menerima *input* data dalam bentuk matriks $m \times n \times p$ (Erden *et al.*, 2017). Arsitektur pada CNN yang sering digunakan untuk segmentasi citra 3 dimensi adalah 3D U-Net (Agrawal *et al.*, 2022). Arsitektur 3D U-Net dapat melakukan segmentasi karena memiliki *encoder* dan *decoder* yang dihubungkan oleh *bridge*, dan menghasilkan *output* berupa matriks dengan ukuran sama seperti *input*, dengan fitur yang tersegmentasi (Walsh *et al.*, 2022). Ahmad *et al.*, (2021) menerapkan arsitektur 3D U-Net untuk segmentasi tumor otak dengan spesifisitas 99% dan sensitivitas masih di bawah 90%. Mohan *et al.*, (2024) menerapkan arsitektur 3D U-Net untuk segmentasi tumor otak dengan sensitivitas, spesifisitas dan akurasi dibawah 90%. Namun, kedua penelitian tersebut hanya melakukan segmentasi pada tiga kelas, yaitu *non-enhancing tumor*, *enhancing tumor*, dan *peritumoral endema*.

Jha *et al.* (2020) mengembangkan arsitektur 3D *Double U-Net* untuk mengatasi keterbatasan 3D U-Net dalam melakukan segmentasi citra polip yang kecil dan kurang jelas. Arsitektur 3D *Double U-Net* merupakan kombinasi dari dua arsitektur 3D U-Net yang disusun secara berurutan dalam satu kali proses pelatihan, dengan tujuan menghasilkan segmentasi yang lebih akurat. 3D U-Net pertama digunakan untuk mengekstrak fitur dari citra *input* secara umum yang menghasilkan segmentasi awal, sedangkan 3D U-Net kedua digunakan untuk menyempurnakan hasil segmentasi dari 3D U-Net pertama, sehingga hasil segmentasi menjadi lebih

jelas dan detail (Zhang *et al.*, 2020). Arsitektur 3D *Double U-Net* melalui penggabungan dua arsitektur 3D U-Net memberikan hasil segmentasi yang lebih akurat dibandingkan segmentasi menggunakan arsitektur 3D U-Net (Jha *et al.* 2020). Kumar *et al.* (2020) membandingkan arsitektur 3D U-Net dan 3D *Double U-Net* untuk segmentasi tumor otak, dengan *f1-score* 3D *Double U-Net* meningkat 2% dari 3D U-Net, namun *f1-score* masih di bawah 90%. Pemanfaatan 3D *Double U-Net* telah dikembangkan untuk segmentasi citra medis lain, seperti segmentasi metastase tumor otak (Cao *et al.* 2020) dengan sensitivitas di atas 90%. Modifikasi arsitektur 3D *Double U-Net* menghasilkan jumlah parameter yang besar, karena penerapan dua arsitektur 3D U-Net dalam satu kali proses pelatihan (Deb & Jha 2022). Jumlah parameter yang besar dapat menyebabkan *overfitting*, dimana arsitektur bekerja dengan baik pada data pelatihan, tetapi buruk pada data pengujian (Sajid *et al.*, 2019).

Teknik yang bisa digunakan untuk mengurangi jumlah parameter dalam arsitektur 3D *Double U-Net* adalah dengan mengurangi bagian dari 3D *Double U-Net*. Salah satu bagian yang dapat dihilangkan tanpa mengganggu proses segmentasi adalah *bridge*. *Bridge* dapat dihilangkan karena umumnya berupa lapisan konvolusi tambahan yang menghubungkan *encoder* dan *decoder*; sedangkan *encoder* dan *decoder* adalah komponen utama. *Encoder* dan *decoder* pada 3D *Double U-Net* tetap dapat terhubung melalui *skip connections*. *Skip connections* meneruskan informasi secara langsung dari *encoder* ke *decoder* tanpa lapisan konvolusi tambahan, sehingga tidak menambah parameter (Guan *et al.*, 2022). Penghilangan bagian *bridge* pada arsitektur 3D *Double U-Net* menjadikan arsitektur hanya terdiri

dari bagian *encoder* dan *decoder* berbentuk “V” yang dapat disebut arsitektur 3D *Double V-Net*. Hua *et al.*, (2020) dan Casamitjana *et al.*, (2018) menerapkan arsitektur 3D *Double V-Net* untuk segmentasi tumor otak dengan sensitivitas mencapai 99% dan spesifitas masih dibawah 90%, namun hanya melakukan segmentasi pada tiga kelas, yaitu *non-enhancing tumor*, *enhancing tumor*, dan *peritumoral endema*

Pada arsitektur 3D *Double V-Net*, terdapat *skip connection* yang meneruskan semua fitur dari *encoder* ke *decoder* tanpa menyaring informasi yang tidak relevan seperti *noise*. Akibatnya, pada *decoder* fitur yang tidak relevan bercampur dengan fitur target segmentasi, sehingga menurunkan kinerja arsitektur dalam melakukan segmentasi (Nodirov *et al.*, 2022). Mekanisme pada CNN yang dapat melakukan seleksi terhadap fitur yang relevan dan tidak relevan adalah *attention gate* (Liu *et al.*, 2022). *Attention gate* bekerja dengan cara memberikan bobot pada setiap fitur menggunakan dua kali operasi konvolusi, *addition*, *sigmoid*, dan operasi *multiplication*, sehingga dapat memilih fitur yang diteruskan dan yang tidak diteruskan (Oktay *et al.*, 2018). Fitur dengan bobot kecil tidak akan diteruskan, sedangkan fitur dengan bobot tinggi akan diteruskan (Aboussaleh *et al.*, 2023). Giri *et al.*, (2022) dan Fang *et al.*, (2022) menerapkan *attention gate* di bagian *decoder* pada arsitektur 3D *V-Net* untuk segmentasi tumor otak dengan rata-rata spesifitas mencapai 98,6% namun sensitivitas masih dibawah 90%. Penelitian tersebut hanya melakukan segmentasi pada tiga kelas, yaitu *non-enhancing tumor*, *enhancing tumor*, dan *peritumoral endema*.

Penelitian ini mengusulkan arsitektur 3D *Double V-Net* dengan penambahan *attention gate* pada setiap *decoder* untuk segmentasi tumor otak pada citra hasil MRI otak. Arsitektur 3D *Double V-Net* terdiri dari dua arsitektur 3D V-Net. 3D V-Net pertama digunakan untuk mengekstrak fitur dari citra *input* secara umum dan menghasilkan segmentasi awal, 3D V-Net kedua digunakan untuk menyempurnakan hasil segmentasi dari arsitektur pertama, dengan memperjelas fitur-fitur, sehingga meningkatkan keakuratan hasil segmentasi. *Attention gate* diterapkan pada setiap *decoder* arsitektur 3D V-Net, baik yang pertama dan kedua. *Attention gate* bertujuan untuk menyeleksi fitur dari *skip connection* agar tidak ada fitur-fitur tidak penting yang diteruskan ke *decoder*, sehingga hanya fitur penting yang digunakan pada proses *decoder*. Penelitian ini melakukan segmentasi pada empat label yaitu *background*, *peritumoral edema*, *non-enhancing tumor*, dan *enhancing tumor*. Keberhasilan kinerja arsitektur yang diusulkan diukur berdasarkan nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, IoU, dan *f1-score*.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah dalam penelitian ini adalah bagaimana penerapan arsitektur 3D *Double V-Net* dengan penambahan *attention gate* pada setiap *decoder* dapat meningkatkan hasil segmentasi tumor otak pada citra MRI otak berdasarkan hasil evaluasi kinerja model yaitu akurasi, sensitivitas, spesifisitas, IoU, dan *f1-score*.

1.3 Pembatasan Masalah

Pembatasan masalah dalam penelitian ini, yaitu:

1. Penelitian hanya melakukan segmentasi tumor otak pada citra MRI otak pada empat label yaitu *background*, *peritumoral edema*, *non-enhancing tumor*, dan *enhancing tumor* menggunakan kombinasi arsitektur 3D *Double V-Net* dengan *attention gate*.
2. Hasil evaluasi kinerja model diukur berdasarkan nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, IoU, dan *f1-score*.

1.4 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk meningkatkan hasil segmentasi tumor otak pada citra MRI otak melalui penerapan arsitektur 3D *Double V-Net* dengan *attention gate* berdasarkan hasil evaluasi kinerja model yaitu akurasi, sensitivitas, spesifisitas, IoU, dan *f1-score*.

1.5 Manfaat

Manfaat dari hasil penelitian ini, diantaranya:

1. Hasil segmentasi yang diperoleh dapat digunakan untuk proses klasifikasi tumor otak.
2. Memberikan alternatif arsitektur baru yang dapat digunakan untuk segmentasi citra 3D.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdusalomov, A. B., Mukhiddinov, M., & Whangbo, T. K. (2023). Brain tumor detection based on deep learning approaches and magnetic resonance imaging. *Cancers*, *15*(16), 1-29, <https://doi.org/10.3390/cancers15164172>.
- Aboussaleh, I., Riffi, J., Fazazy, K., Mahraz, M. A., & Tairi, H. (2023). Efficient unet architecture with multiple encoders and attention mechanism decoders for brain tumor segmentation. *Diagnostics* *2023*, *13*, 872-891, <https://doi.org/10.3390/diagnostics13050872>.
- Awsaf49. (2020). Brats 2020 dataset (training & validation). *Kaggle*. <https://www.kaggle.com/datasets/awsaf49/brats20-dataset-training-validation>
- Agrawal, P., Katal, N., & Hooda, N. (2022). Segmentation and classification of brain tumor using 3d-unet deep neural networks. *International Journal of Cognitive Computing in Engineering*, *3*(November), 199–210, <https://doi.org/10.1016/j.ijcce.2022.11.001>
- Ahmad, P., Qamar, S., Shen, L., & Saeed, A. (2021). Context aware 3d unet for brain tumor segmentation. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, *12658*, 207–218, https://doi.org/10.1007/978-3-030-72084-1_19.
- Akgül, İ. (2024). A pooling method developed for use in convolutional neural networks. *CMES - Computer Modeling in Engineering and Sciences*, *141*(1), 751–770, <https://doi.org/10.32604/cmcs.2024.052549>.
- Asadi, B., & Jiang, H. (2020). On approximation capabilities of relu activation and softmax output layer in neural networks. *arXiv e-prints*, 1–8, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2002.04060>.
- Bai, Y. (2022). Relu-function and derived function review. *SHS Web of Conferences*, *144*(02006), 1-5, <https://doi.org/10.1051/shsconf/202214402006>.
- Ballestar, L. M., & Vilaplana, V. (2021). Mri brain tumor segmentation and uncertainty estimation using 3d-unet architectures. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, *12658 LNCS*(1), 376–390, https://doi.org/10.1007/978-3-030-72084-1_34.
- Casamitjana, A., Catà, M., Sánchez, I., Combalia, M., & Vilaplana, V. (2018). Cascaded v-net using roi masks for brain tumor segmentation. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, *10670 LNCS*(December), 381–391, https://doi.org/10.1007/978-3-319-75238-9_33.

- Cao, Y., Vassantachart, A., Ye, J. C., Yu, C., Ruan, D., Sheng, K., Fan, Z., Bian, S. X., Zada, G., Shiu, A. S., Chang, E. L., & Yang, W. (2020). Automatic detection and segmentation of multiple brain metastases on MR Images using simultaneous optimized Double-UNET architecture. *International Journal of Radiation Oncology, Biology, Physics*, 108(3), 130–131.
- Chandra, S., Vakalopoulou, M., Firdon, L., Battistella, E., Estienne, T., Sun, R., Robert, C., Deutsch, E., & Paragios, N., (2018). Context aware 3d cnns for brain tumor segmentation to cite this version . In *Brainlesion: Glioma, Multiple Sclerosis, Stroke and Traumatic Brain Injuries: 4th International Workshop*, 4, 299-310, https://doi.org/10.1007/978-3-030-11726-9_27.
- Chen, W., Liu, B., Peng, S., Sun, J., & Qiao, X. (2019). S3d-unet: separable 3d unet for brain tumor segmentation. *Springer Nature Switzerland*, 2, 358–368, https://doi.org/10.1007/978-3-030-11726-9_32.
- Cho, Y. J. (2021). Weighted intersection over union (wiou): a new evaluation metric for image segmentation. *Pattern Recognition Letters*, 185, 101–107, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2107.09858>.
- Desiani, A., Adrezo, M., Marselina, N. C., Arhami, M., Salsanila, A., & Filambany, M. G. (2022). A combination of image enhancement and u-net architecture for segmentation in identifying brain tumors on ct-scan images. *2022 International Conference on Informatics, Multimedia, Cyber and Information System (ICIMCIS), 2022*, 423–428, <https://doi.org/10.1109/ICIMCIS56303.2022.10017519>.
- Deb, S. D., & Jha, R. K. (2023). Modified double u-net architecture for medical image segmentation. *IEEE Transactions on Radiation and Plasma Medical Sciences*, 7(2), 151–162. <https://doi.org/10.1109/TRPMS.2022.3221471>.
- Ding, B., Qian, H., & Zhuo, J. (2018). Activation functions and their characteristics in deep neural networks. *Chinese Control and Decision Conference 2018*, 3(2), 1836–1841, <https://doi.org/10.1109/CCDC.2018.8407425>.
- Erden, B., Gomboa, N., & Wood, S. (2017). 3d convolutional neural network for brain tumor segmentation. *Comput Sci Stanf Univ USA Tech Rep., 2017*, 1–8, <https://cs231n.stanford.edu/reports/2017/pdfs/526.pdf>.
- Fang, Y., Huang, H., Yang, W., Xu, X., Jiang, W., & Lai, X. (2022). Nonlocal convolutional block attention module vnet for gliomas automatic segmentation. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 32(2), 528–543, <https://doi.org/10.1002/ima.22639>.
- Giri, C., Sharma, J., & Goodwin, M. (2022). Brain tumour segmentation on 3d mri using attention v-net. *Communications in Computer and Information Science*, 1600 CCIS, 336–348, https://doi.org/10.1007/978-3-031-08223-8_28.
- Global Cancer Observatory. (2020). *Indonesia Brain, central nervous system*.
- Guan, X., Yang, G., Ye, J., Yang, W., Xu, X., Jiang, W., & Lai, X. (2022a). 3d

- agse-vnet: an automatic brain tumor mri data segmentation framework. *BMC Medical Imaging*, 22(1), 1-18, <https://doi.org/10.1186/s12880-021-00728-8>.
- Havaei, M., Davy, A., Farley, D. W., Biard, A., Courville, A., Bengio, Y., Pal, C., Jodoin, P. M., & Larochelle, H. (2017). Brain tumor segmentation with deep neural networks. *Medical Image Analysis*, 35, 18–31, <https://doi.org/10.1016/j.media.2016.05.004>.
- Heydarian, M., Doyle, T. E., & Samavi, R. (2022). Mlcm: multi-label confusion matrix. *IEEE Access*, 10, 19083–19095, <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3151048>.
- Hua, R., Huo, Q., Gao, Y., Sui, H., Zhang, B., Sun, Y., Mo, Z., & Shi, F. (2020). Segmenting brain tumor using cascaded v-nets in multimodal mr images. *Frontiers in Computational Neuroscience*, 14(February), 1–11, <https://doi.org/10.3389/fncom.2020.00009>.
- Jha, D., Riegler, M. A., Johansen, D., Halvorsen, P., & Johansen, H. D. (2020). Doubleu-net: a deep convolutional neural network for medical image segmentation. *2020 IEEE 33rd International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS)*, 558–564.
- Kalaiselvi, T., Padmapriya, S. T., Somasundaram, K., & Vasanthi, R. (2022). A novel activation function for brain tumor segmentation using v-net Approach. *Journal of Scientific Research*, 66(2), 156-162, <https://doi.org/10.37398/JSR.2022.660221>.
- Kato, S., & Hotta, K. (2024). Adaptive t-vmf dice loss: an effective expansion of dice loss for medical image segmentation. *Computers in Biology and Medicine*, 168(October 2023), 1-11, <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2023.107695>.
- Khan, H. A., Jue, W., & Mushtaq, M. U. (2020). Brain tumor classification in mri image using convolutional neural network. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 17(5), 6203–6216, <https://papers.ssrn.com/sol3/Delivery.cfm?abstractid=3894961>.
- Khan, M. S. I., Rahman, A., Debnath, T., Karim, M. R., Nasir, M. K., Band, S. S., Mosavi, A., & Dehzangi, I. (2022). Accurate brain tumor detection using deep convolutional neural network. *Computational and Structural Biotechnology Journal*, 20, 4733–4745, <https://doi.org/10.1016/j.csbj.2022.08.039>.
- Kumar, S., Myana, S., & Kanakamedala, S. R. (2020). enhancing and nonenhancing 3d brain tumor segmentation with modified swish activation and double u-net architecture. *Proceedings of the 2020 4th International Conference on Vision, Image and Signal Processing*, 1–5. <https://doi.org/10.1145/3448823.3448847>.
- Liu, X., Yin, R., & Yin, J. (2022). Attention v-net: a modified v-net architecture for left atrial segmentation. *Applied Sciences (Switzerland)*, 12(8), 1-13, <https://doi.org/10.3390/app12083764>.

- Liu, Y. C., Shahid, M., Sarapugdi, W., Lin, Y. X., Chen, J. C., & Hua, K. L. (2021). Cascaded atrous dual attention u-net for tumor segmentation. *Multimedia Tools and Applications*, 80(20), 30007–30031, <https://doi.org/10.1007/s11042-020-10078-2>.
- Markoulidakis, I., Rallis, I., Georgoulas, I., Kopsiaftis, G., Doulamis, A., & Doulamis, N. (2021). Multiclass confusion matrix reduction method and its application on net promoter score classification problem. *Technologies*, 9(4), 1–22, <https://doi.org/10.1145/3453892.346132>.
- Milletari, F., Navab, N., & Ahmadi, S. (2016). V-net: fully convolutional neural networks for. In *2016 Fourth International Conference on 3D Vision (3DV), 2016*, 565–571, <https://doi.org/10.1109/3DV.2016.79>.
- Mishra, S., Vanli, O. A., Huffer, F. W., & 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 2016*, 9803, 1–17, <https://doi.org/10.1117/12.2217959>.
- Mohammed, F. A., Tune, K. K., Assefa, B. G., Jett, M., & Muhie, S. (2024). Medical image classifications using convolutional neural networks: a survey of current methods and statistical modeling of the literature. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 6(1), 699–735, <https://doi.org/10.3390/make6010033>.
- Mohan, D., Venugopal, U., Joseph, N., & Govindarajan, K. (2024). Segmentation of tumor regions using 3d-unet in magnetic resonance imaging. *Journal of Autonomous Intelligence*, 7(5), 1-11, <https://doi.org/10.32629/jai.v7i5.1058>.
- Montaha, S., Azam, S., Rakibul Haque Rafid, A. K. M., Hasan, M. Z., & Karim, A. (2023). Brain tumor segmentation from 3d mri scans using u-net. *SN Computer Science*, 4(4), 1–10, <https://doi.org/10.1007/s42979-023-01854-6>.
- Myronenko, A. (2019). 3d mri brain tumor segmentation using autoencoder regularization. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 11384 LNCS, 311–320, https://doi.org/10.1007/978-3-030-11726-9_28.
- Nhuong, Q. T. B., Sac, P. D., Nhut, N. M., & Le, H. T. (2022). 3D model reconstruction using gan and 2.5d sketches from 2d image. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Pendidikan*, 15(2), 1–11, <https://doi.org/10.24036/jtip.v15i2.613>.
- Nirthika, R., Manivannan, S., Ramanan, A., & Wang, R. (2022). Pooling in convolutional neural networks for medical image analysis: a survey and an empirical study. *Neural Computing and Applications*, 34(7), 5321–5347, <https://doi.org/10.1007/s00521-022-06953-8>.
- Nodirov, J., Abdusalomov, A. B., & Whangbo, T. K. (2022). Attention 3d u-net with multiple skip connections for segmentation of brain tumor images.

- Sensors*, 22, 1–17, <https://doi.org/10.3390/s22176501>.
- Ogundokun, R. O., Maskeliunas, R., Misra, S., & Robertas, D. (2022). Improved cnn based on batch normalization and adam optimizer. *International Conference on Computational Science and Its Applications*, 13381, 593–604, https://doi.org/10.1007/978-3-031-10548-7_43.
- Oktay, O., Schlemper, J., Folgoc, L. Le, Lee, M., Heinrich, M., Misawa, K., Mori, K., Mcdonagh, S., Hammerla, N. Y., Kainz, B., Glocker, B., & Rueckert, D. (2018). Attention u-net: learning where to look for the pancreas. *ArXiv Preprint*, 1-10, <https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.03999>
- Qamar, S., Jin, H., Zheng, R., Ahmad, P., & Usama, M. (2020). A variant form of 3d-unet for infant brain segmentation. *Future Generation Computer Systems*, 108, 613–623, <https://doi.org/10.1016/j.future.2019.11.021>.
- Rasool, N., & Bhat, J. I. (2023). Multimodal brain tumor segmentation using 3d-unet. *Indian Journal of Natural Sciences*, 14(78), 57473–57480, https://www.academia.edu/download/110744322/Multimodal_Brain_Tumor_Segmentation_using_3D_U_Net.pdf.
- Sajid, S., Hussain, S., & Sarwar, A. (2019). Brain tumor detection and segmentation in mr images using deep learning. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 44(11), 9249–9261, <https://doi.org/10.1007/s13369-019-03967-8>.
- Sarvamangala, D. R., & Kulkarni, R. V. (2022). Convolutional neural networks in medical image understanding: a survey. *Evolutionary Intelligence*, 15(1), 1–22. <https://doi.org/10.1007/s12065-020-00540-3>
- Shi, J., Dang, J., Cui, M., Zuo, R., Shimizu, K., Tsunoda, A., & Suzuki, Y. (2021). Improvement of damage segmentation vased on pixel-level data balance using VGG-Unet. *Applied Sciences*, 11(2), 518. <https://doi.org/10.3390/app11020518>
- Shima, Y. (2022). Image augmentation for object image classification based on combination of pre-trained cnn and svm. *Journal of Physics: Conference Series*, 1004(1), 85–97, <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1004/1/012001>.
- Singh, N., Tewari, V. K., Biswas, P. K., Dhruw, L. K., Pareek, C. M., & Singh, H. D. (2022). Semantic segmentation of in-field cotton bolls from the sky using deep convolutional neural networks. *Smart Agricultural Technology*, 2(September 2021), 100045-100056, <https://doi.org/10.1016/j.atech.2022.100045>.
- Skourt, B. A., Hassani, A., & Majda, A. (2022). Mixed-pooling-dropout for convolutional neural network regularization. *Journal of King Saud University -Computer and Information Sciences*, 34(8), 4756-4762, <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.05.001>.

- Smarta, S., Iqbal, T., Chandra, P., Ghosh, S., Anupan (2023). 3d mri segmentation using u-net architecture for the detection brain tumor. *Procedia Computer Science*, 218, 542–553, <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.01.036>.
- Soydaner, D. (2020). A comparison of optimization algorithms for deep learning. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 34(13), 1–26, <https://doi.org/10.1142/S0218001420520138>.
- Tomassini, S., Anbar, H., Sbröllini, A., Mortada, M. J., Burattini, L., & Morettini, M. (2023). A double-stage 3d u-net for on-cloud brain extraction and multi-structure segmentation from 7t mr volumes. *Information (Switzerland)*, 14(5), 1-16, <https://doi.org/10.3390/info14050282>.
- Tripathi, S., Verma, A., & Sharma, N. (2021). Automatic segmentation of brain tumour in MR images using an enhanced deep learning approach. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging and Visualization*, 9(2), 121–130, <https://doi.org/10.1080/21681163.2020.1818628>.
- Vujovic, Z. (2021). Classification model evaluation metrics. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 12(6), 599–606, <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0120670>.
- Walsh, J., Othmani, A., Jain, M., & Dev, S. (2022). Healthcare analytics using u-net network for efficient brain tumor segmentation in mri images. *Healthcare Analytics*, 2(August), 1-10, <https://doi.org/10.1016/j.health.2022.100098>.
- Wang, P., & Chung, A. C. S. (2022). Relax and focus on brain tumor segmentation. *Medical Image Analysis*, 75(2020), 1-15, <https://doi.org/10.1016/j.media.2021.102259>.
- Yang, X., Li, X., Ye, Y., Lau, R. Y. K., Zhang, X., & Huang, X. (2019). Road detection and centerline extraction via deep recurrent convolutional neural network U-Net. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(9), 7209–7220, <https://doi.org/10.1109/TGRS.2019.2912301>.
- Yaqub, M., Feng, J., Zia, M., Arshid, K., Jia, K., Rehman, Z., & Mehmood, A. (2020). State-of-the-art cnn optimizer for brain tumor segmentation in magnetic resonance images. *Brain Sciences*, 10(7), 427-440, <https://doi.org/10.3390/brainsci10070427>.
- Yi, D., Ahn, J., & Ji, S. (2020). An effective optimization method for machine learning based on adam. *Applied Sciences*, 10(3), 1-20, <https://doi.org/10.3390/app10031073>.
- Zafar, A., Aamir, M., Mohd Nawi, N., Arshad, A., Riaz, S., Alruban, A., Dutta, A. K., & Almotairi, S. (2022). A comparison of pooling methods for convolutional neural networks. *Applied Sciences (Switzerland)*, 12(17), 1–21, <https://doi.org/10.3390/app12178643>.
- Zhang, J., Jiang, Z., Dong, J., Hou, Y., & Liu, B. (2020). *Attention gate resu-net for*

automatic mri brain tumor segmentation. *IEEE Access*, 8, 58533–58545, <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2983075>.

Zhang, L., Zhang, J., Shen, P., Zhu, G., Li, P., Lu, X., Zhang, H., Shah, S. A., & Bennamoun, M. (2020). Block level skip connections across cascaded v-net for multi-organ segmentation. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 39(9), 2782–2793, <https://doi.org/10.1109/TMI.2020.2975347>.