

**SEGMENTASI TUMOR OTAK MENGGUNAKAN
ARSITEKTUR 3D *DENSE-INCEPTION U-NET* PADA CITRA
HASIL *MAGNETIC RESONANCE IMAGING* OTAK**

SKRIPSI

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

Oleh:

LIZAH FRAMESTI

08011382126088



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

2025

LEMBAR PENGESAHAN

**SEGMENTASI TUMOR OTAK MENGGUNAKAN ARSITEKTUR
3D DENSE-INCEPTION U-NET PADA CITRA HASIL MAGNETIC
RESONANCE IMAGING OTAK**

SKRIPSI

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

Oleh

**LIZAH FRAMESTI
NIM. 08011382126088**

Pembimbing Kedua

**Indralaya, 19 Maret 2025
Pembimbing Utama**

**Dr. Ir. Herlina Hanurn, M.Si.
NIP. 196501081990032007**

**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 : Lizah Framesti

NIM : 08011382126088

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



Lizah Framesti

NIM. 08011382126088

HALAMAN PERSEMBAHAN

Kupersembahkan skripsi ini untuk:

Yang Maha Kuasa Allah Subhanahu Wa Ta'ala,

Kedua orang tuaku tercinta,

Saudara perempuanku,

Keluarga besarku,

Semua guru dan dosenku,

Teman-temanku,

Almamaterku.

Moto

“If God help you start, he will help you finish”

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah Subhanahu wa Ta'ala yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Segmentasi Tumor Otak Menggunakan Arsitektur 3D *Dense-Inception U-Net* Pada Citra Hasil *Magnetic Resonance Imaging* Otak” sebagai salah satu syarat memperoleh gelar sarjana sains bidang studi Matematika di Fakultas MIPA 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. Kedua orang tuaku tercinta, **Efendi dan Pajria**, saudaraku **Nisah Efrianti S.Hum** yang tak pernah lelah mendidik, membimbing, menasehati, dan mendukung serta selalu mendoakan. 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 FMIPA Universitas Sriwijaya. Ibu **Dr. Dian Cahyawati S.Si., M.Si.** selaku Ketua Jurusan Matematika dan Ibu **Des Alwine Zayanti, M.Si.** selaku Sekretaris Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya yang telah memberikan arahan dan bimbingan kepada penulis selama proses perkuliahan.
3. Bapak **Dr. Bambang Suprihatin, S.Si., M.Si.** selaku dosen pembimbing utama dan Ibu **Dr. Ir. Herlina Hanum, M.Si.** 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. Anita Desiani, S.Si., M.Kom.** dan ibu **Dr. Yuli Andriani, S.Si., M.Si.** selaku dosen pembahas yang telah memberikan tanggapan, kritik, saran untuk perbaikan dan penyelesaian skripsi ini. Terima kasih atas segala waktu, tenaga, pikiran dan didikan yang sangat berharga bagi penulis selama masa perkuliahan.
5. **Seluruh Dosen di Jurusan Matematika FMIPA** yang telah memberikan ilmu dan bimbingan yang sangat bermanfaat. Bapak **Irwansyah** dan Ibu **Hamidah** selaku staff administrasi yang telah banyak membantu penulis selama perkuliahan.
6. **Himpunan Mahasiswa Matematika Universitas Sriwijaya, Kakak-kakak tingkat dan Adik-adik Tingkat bidang minat komputasi, Teman-teman Angkatan 2021 bidang minat komputasi dan Keluarga Matematika 2021** yang telah banyak membantu, berbagi ilmu, dan berjuang bersama selama masa perkuliahan dan pembuatan skripsi ini.
7. Teman-temanku, DEY, DW, FO, LA, TH, AN, dan APA yang telah menemani serta memberikan dukungan pada masa perkuliahan.
8. Semua pihak yang telah membantu penulis dalam masa perkuliahan dan pembuatan skripsi ini. 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 USING 3D DENSE- INCEPTION U-NET ARCHITECTURE ON BRAIN IMAGES WITH MAGNETIC RESONANCE IMAGING

By:

LIZAH FRAMESTI

08011382126088

ABSTRACT

Brain tumor is a condition of abnormal growth of brain cells that can lead to death. Early detection is important for tumor patterns in Magnetic Resonance Imaging (MRI) images. Early detection is done by separating tumor cell details through 3D image segmentation with labels of background, non-enhancing tumor, peritumeral edema, and enhancing tumor. 3D image segmentation can be done automatically by utilizing the Convolutional Neural Network (CNN) method. The CNN architecture that is often used in 3D image segmentation is the 3D U-Net architecture. In the 3D U-Net encoder, the feature extraction process consists of a convolution block and a downsampling process. Downsampling reduces the spatial dimension which causes loss of detail information and vanishing gradient. This research proposes a modified 3D U-Net architecture with the addition of Dense Block and Block Inception in the encoder part to overcome vanishing gradient without increasing the number of parameters. The average performance results on accuracy, sensitivity, specificity, IoU, and f1-score with respective values of 99.05%, 93.37%, 98.69%, 87.7%, 92.4%. The results obtained accuracy performance on each label reached more than 95%, indicating the architecture was able to perform segmentation very well. Sensitivity and f1-score values on tumor enhancing labels are still below 90%, which means the model is still limited in detecting these parts optimally. The IoU value on the background label reaches more than 90%, while the non-enhancing tumor, peritumeral edema, and enhancing tumor labels are still below 90%, indicating that the tumor area prediction is smaller than the ground truth. The results of this study show that the 3D Dense-Inception U-Net architecture is able to perform segmentation well. However, IoU enhancement is needed to improve the quality of brain tumor segmentation.

Keyword : Segmentation, Brain Tumor, MRI Image, 3D *U-Net*, *Dense-Inception*

SEGMENTASI TUMOR OTAK MENGGUNAKAN ARSITEKTUR 3D DENSE-INCEPTION U-NET PADA CITRA HASIL MAGNETIC RESONANCE IMAGING OTAK

Oleh:

LIZAH FRAMESTI

08011382126088

ABSTRAK

Tumor otak merupakan kondisi pertumbuhan sel-sel otak secara tidak normal yang dapat menyebabkan kematian. Deteksi dini penting untuk pola tumor pada Citra *Magnetic Resonance Imaging* (MRI). Deteksi dini dilakukan dengan memisahkan detail sel tumor melalui segmentasi citra 3D dengan label *background*, *non-enhancing tumor*, *peritumeral edema*, dan *enhancing tumor*. Segmentasi citra 3D dapat dilakukan secara otomatis dengan memanfaatkan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Arsitektur CNN yang sering digunakan dalam segmentasi citra 3D yaitu arsitektur 3D *U-Net*. Pada *encoder* 3D *U-Net*, proses ekstraksi fitur terdiri dari blok konvolusi dan proses *downsampling*. *Downsampling* mengurangi dimensi spasial yang menyebabkan hilangnya informasi detail dan *vanishing gradient*. Penelitian ini mengusulkan arsitektur 3D *U-Net* yang dimodifikasi dengan penambahan *Dense Block* dan *Block Inception* pada bagian *encoder* untuk mengatasi *vanishing gradient* tanpa meningkatkan jumlah parameter. Hasil rata-rata kinerja pada akurasi, *sensitifity*, *specificity*, IoU, dan *f1-score* dengan masing-masing nilai 99,05%, 93,37%, 98,69%, 87,7%, 92,4%. Hasil penelitian memperoleh kinerja akurasi pada setiap label mencapai lebih dari 95% menunjukkan arsitektur mampu melakukan segmentasi dengan sangat baik. Nilai *sensitifity* dan *f1-score* pada label *enhancing tumor* masih berada dibawah 90% yang artinya model masih keterbatasan dalam mendeteksi bagian tersebut secara optimal. Nilai IoU pada label *background* mencapai lebih dari 90%, sedangkan pada label *non-enhancing tumor*, *peritumeral edema*, dan *enhancing tumor* masih berada dibawah 90% menunjukkan prediksi area tumor lebih kecil dibanding *ground truth*. Hasil penelitian ini menunjukkan arsitektur 3D *Dense-Inception U-Net* mampu melakukan segmentasi dengan baik. Namun, diperlukan peningkatan IoU untuk meningkatkan kualitas segmentasi tumor otak.

Kata Kunci : Segmentasi, Tumor Otak, Citra MRI, 3D *U-Net*, *Dense-Inception*

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN.....	ii
HALAMAN 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 Rumusan Masalah	5
1.3 Batasan Masalah.....	5
1.4 Tujuan Penelitian.....	6
1.5 Manfaat Penelitian.....	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	7
2.1 Citra MRI Otak.....	7
2.2 Citra 3 Dimensi	7
2.3 <i>Preprocessing</i>	8
2.4 Segmentasi Citra Semantik	9
2.5 <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	9
2.6 Arsitektur <i>U-Net</i>	9
2.6.1 <i>Encoder U-Net</i>	11
2.6.2 <i>Bridge U-Net</i>	17
2.6.3 <i>Decoder U-Net</i>	17
2.6.4 <i>Loss Function: Dice Loss</i>	19
2.6.5 <i>Optimization Function: Adaptive Moment Estimation (Adam)</i>	19
2.7 <i>Confusion Matrix</i>	21
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	24
3.1 Tempat.....	24
3.2 Waktu	24
3.3 Alat	24
3.4 Metode Penelitian.....	24

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	29
4.1 Deskripsi Data	29
4.2 <i>Preprocessing</i> Data	30
4.3 Arsitektur 3D <i>Dense-Inception U-net</i>	32
4.4 Operasi Perhitungan Manual.....	33
4.4.1 <i>Encoder U-Net</i>	33
4.4.2 <i>Decoder U-Net</i>	53
4.4.3 <i>Loss Function : Dice Loss</i>	57
4.4.4 <i>Optimization Function: Adaptive Moment Estimation (Adam)</i>	58
4.5 Hasil	61
4.5.1 <i>Training</i>	61
4.5.2 <i>Testing</i>	63
4.6 Evaluasi	68
4.7 Analisis dan Interpretasi Hasil	72
4.8 Pembahasan	74
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	76
5.1 Kesimpulan.....	76
5.2 Saran	76
DAFTAR PUSTAKA	78

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 <i>Confusion matrix</i>	21
Tabel 2.2 Kategori nilai evaluasi kinerja model	23
Tabel 4.1 Contoh data citra <i>ground truth Brain Tumor Segmentation</i>	29
Tabel 4.2 Perbandingan citra asli, <i>ground truth</i> , hasil segmentasi	64
Tabel 4.3 <i>Confusion matrix</i> dari proses <i>testing</i>	65
Tabel 4.4 Evaluasi kinerja model.....	73
Tabel 4.5 Perbandingan hasil evaluasi kinerja dengan penelitian lain	74

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Citra 3D MRI otak.....	7
Gambar 2.2 Arsitektur 3D <i>U-Net</i>	10
Gambar 2.3 <i>Dense Block</i>	11
Gambar 2.4 <i>Block Inception</i>	12
Gambar 2.5 Contoh Operasi <i>Max Pooling</i>	16
Gambar 2.6 Contoh proses <i>upsampling</i>	18
Gambar 4.1 Ilustrasi matriks <i>input</i> citra 3D.....	30
Gambar 4.2 Arsitektur 3D <i>Dense-Inception U-Net</i>	32
Gambar 4.3 Grafik Akurasi Proses <i>Training</i>	62
Gambar 4.4 Grafik <i>Loss</i> proses <i>training</i>	63

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tumor otak merupakan kondisi dimana sel-sel otak berkembang secara tidak normal (Awang & Ibrahim, 2021). Berdasarkan *Global Cancer Observatory*, (2020) Indonesia menempati urutan ke-15 dengan 20.134 kematian akibat dalam lima tahun terakhir. Salah satu upaya untuk menanggulangi kasus tumor otak adalah melakukan deteksi pada citra *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) otak (Khan *et al.*, 2020). Citra MRI merupakan citra volumetric dalam bentuk tiga dimensi (3D) yang digunakan dalam segmentasi tumor otak. Segmentasi adalah proses pemisahan antara objek yang diinginkan (*foreground*) dan objek yang tidak diinginkan (*background*) (Abdolhoseini *et al.*, 2019).

Segmentasi pada citra hasil MRI otak dilakukan dengan memisahkan bagian sel yang terdapat tumor otak diantaranya *non-enhancing tumor* merupakan daerah keberadaan tumor, *peritumeral edema* merupakan daerah pembengkakan jaringan di sekitar tumor, dan *enhancing tumor* merupakan daerah dengan perubahan sirkulasi darah pada tumor (Nguyen *et al.*, 2020). Segmentasi citra MRI otak dilakukan secara manual oleh ahli medis yang memiliki keahlian khusus. Segmentasi manual memerlukan waktu yang lama dan ketelitian tinggi, sehingga rentan terhadap kesalahan akibat kelelahan para ahli medis (Calderon & McComb, 2023). Metode segmentasi otomatis diperlukan untuk mengatasi keterbatasan segmentasi manual. Metode yang saat ini banyak digunakan pada segmentasi otomatis yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN) (Toraman *et al.*, 2020).

CNN merupakan metode yang memiliki kemampuan untuk mengenali dan mengidentifikasi objek pada berbagai jenis data seperti teks, sinyal, dan citra dengan *input* berupa matriks (Salih & Abdulazeez, 2024). Metode CNN yang dikembangkan untuk segmentasi citra 3D adalah arsitektur 3D *U-Net*. Yang, (2021) menerapkan 3D *U-Net* pada segmentasi tumor otak memperoleh *dice score* sebesar 82%, dan sensitivitas sebesar 86%. Wang *et al.*, (2020) menerapkan 3D *U-Net* dalam segmentasi tumor otak dengan hasil *dice score* rata-rata sebesar 81%.

Arsitektur 3D *U-Net* memiliki struktur yang terdiri dari bagian *encoder*, *decoder*, dan *bridge*. *Encoder* berfungsi untuk mengekstrak fitur dari citra *input*, *decoder* untuk mengembalikan citra ke ukuran asli serta mengeluarkan hasil akhir, dan *bridge* sebagai penghubung yang memproses representasi fitur dari *encoder* sebelum diteruskan ke *decoder* (Kumar *et al.*, 2020). Pada bagian *encoder* 3D *U-Net*, proses ekstraksi fitur terdiri dari blok konvolusi dan proses *downsampling*. Blok konvolusi pada 3D *U-Net* terdiri dari lapisan konvolusi 3D dan diikuti fungsi aktivasi ReLU. Setiap lapisan konvolusi hanya terhubung ke lapisan berikutnya, artinya *input* ke suatu lapisan hanya berasal dari *output* lapisan sebelumnya. Setelah melalui proses konvolusi, fitur yang diekstraksi akan diteruskan ke tahap selanjutnya melalui proses *downsampling*. *Downsampling* mengurangi dimensi spasial fitur yang menyebabkan hilangnya informasi detail spasial (Kumar *et al.*, 2020). Hilangnya informasi akibat *downsampling* membuat gradien pada lapisan juga berkurang, sehingga dapat terjadi *vanishing gradient* (Khanh *et al.*, 2020). Salah satu arsitektur yang mampu mengatasi *vanishing gradient* adalah *DenseNet*.

DenseNet menggunakan *Dense Block* dimana setiap lapisan terhubung secara langsung dengan semua lapisan sebelum maupun sesudahnya (Zhou *et al.*, 2022). *Dense Block* mampu mengatasi masalah *vanishing gradient* melalui koneksi langsung pada semua lapisan (Ziang *et al.*, 2020). Koneksi pada *Dense Block* memungkinkan fitur yang diekstraksi pada lapisan awal dapat digunakan kembali pada lapisan berikutnya, sehingga fitur yang diproses menjadi lebih banyak dan beragam (Wang *et al.*, 2019). Setiap lapisan pada *Dense Block* terdiri dari konvolusi 3D, *Batch Normalization*, dan fungsi aktivasi ReLU. *Output* dari setiap lapisan digabungkan dengan *output* dari semua lapisan sebelumnya melalui operasi *concatenate*. *Dense Block* dirancang untuk klasifikasi sehingga hanya memiliki bagian *encoder*. Penerapan *Dense Block* pada 3D *U-Net* dalam melakukan segmentasi telah diterapkan pada berbagai penelitian. Tie *et al.*, (2021) menerapkan *Dense Block* pada 3D *U-Net* sebagai *encoder* dalam segmentasi tumor otak dengan rata-rata *dice score* dibawah 90% pada label *enhancing tumor*. Iddrisu *et al.*, (2024) menerapkan *Dense Block* dalam *encoder U-Net* pada segmentasi tumor otak 2D dengan *dice score* dibawah 90% dan sensitivitas paling besar 92%.

Dense Block dapat mengatasi *vanishing gradient* melalui koneksi langsung semua lapisan. Namun, koneksi langsung semua lapisan dapat terjadi redudansi fitur karena fitur yang diekstraksi di awal terus digunakan. Redudansi fitur mengakibatkan fitur menjadi kurang efektif dan menghasilkan jumlah parameter yang besar dapat menyebabkan *overfitting* (Siebert & Silva, 2020). *Overfitting* adalah kejadian di mana model sangat baik dalam mempelajari pola pada data *training* namun gagal ketika memprediksi data yang belum pernah dilatih

(Salehinejad & Valaee, 2019). Untuk mengoptimalkan *Dense Block* sebelum diteruskan ke proses blok berikutnya pada 3D *U-net* diperlukan mekanisme seleksi fitur yang dapat mengurangi redundansi fitur dan jumlah parameter. Salah satu arsitektur yang memiliki mekanisme seleksi fitur adalah *Inception* (Ziang *et al.*, 2020).

Arsitektur *Inception* dirancang untuk mengekstraksi fitur multi-skala dengan menggunakan *Block Inception* sebagai komponen utamanya (Cahall *et al.*, 2019). *Block Inception* melakukan seleksi fitur dengan menggabungkan fitur dari berbagai skala (Varga, 2020). Proses konvolusi yang terdapat *Block Inception* yaitu, konvolusi $1 \times 1 \times 1$ untuk mengurangi jumlah parameter, konvolusi $3 \times 3 \times 3$ untuk mendeteksi pola, dan konvolusi $5 \times 5 \times 5$ untuk menangkap fitur dari berbagai skala secara paralel (Tamilarasu & Gopinathan, 2021). *Block Inception* dirancang untuk klasifikasi sehingga hanya memiliki bagian *encoder*. Penerapan *block Inception* yang disisipkan pada *U-Net* telah banyak diterapkan pada berbagai penelitian. Sunsuhi & Albin Jose, (2022) menerapkan *block Inception* sebagai *encoder U-Net* pada segmentasi citra kanker otak 2D dengan nilai presisi sebesar 93,27% dan akurasi sebesar 97,89%. Shajahan *et al.*, (2024) menerapkan *block Inception* pada *encoder U-Net* dalam segmentasi MRI tumor glioma dengan rata-rata *dice score* sebesar 89% dan akurasi sebesar 95%. Ziang *et al.*, (2020) menerapkan *Block Inception* pada bagian *encoder U-Net* yang dikombinasikan dengan *Dense Block*. Penelitian ini melakukan segmentasi tumor otak dengan rata-rata *dice score* sebesar 98,67%, sayangnya masih menggunakan *dataset 2D*.

Penelitian ini mengusulkan arsitektur 3D *U-Net* dengan menambahkan *Dense Block* yang disisipkan *block Inception* pada bagian *encoder* 3D *U-Net* dalam segmentasi tumor otak, Penambahan *Dense-Inception* pada setiap *encoder* untuk mengurangi jumlah parameter yang dapat menyebabkan *overfitting*, namun tetap mempertahankan aliran gradien melalui informasi semua lapisan. Penelitian ini berfokus pada pengambilan fitur segmentasi dalam empat label, yaitu *background*, *peritumeral edema*, *non-enhancing tumor*, dan *enhancing tumor*. Tingkat keberhasilan arsitektur yang diusulkan diukur dengan menghitung hasil kinerja berdasarkan akurasi, *sensitivity*, *specificity*, IoU, dan *F1-score*.

1.2 Rumusan Masalah

Bagaimana hasil penerapan arsitektur 3D *U-Net* dengan penambahan *Dense Block* yang disisipkan *Block Inception* pada bagian *encoder* dalam segmentasi tumor otak pada citra MRI otak dengan mengukur hasil evaluasi kinerja arsitektur berupa akurasi, *sensitivity*, *specificity*, IoU, dan *F1-score*.

1.3 Batasan Masalah

Pembatasan masalah pada penelitian ini, yaitu :

1. Penelitian hanya melakukan segmentasi tumor otak pada citra MRI otak menggunakan arsitektur 3D *U-Net* dengan penambahan *Dense Block* yang disisipkan *Block Inception* pada bagian *encoder*
2. Ukuran evaluasi kinerja yang digunakan dalam penelitian ini adalah akurasi, sensitivitas, spesifisitas, IoU, dan *F1-score*.

1.4 Tujuan Penelitian

Mengetahui hasil penerapan segmentasi citra MRI otak menggunakan arsitektur 3D *Dense-Inception U-Net* dengan mengukur hasil evaluasi kinerja berdasarkan nilai akurasi, *sensitivity*, *specificity*, IoU, dan *F1-score*.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat dari hasil penelitian ini yaitu sebagai berikut:

1. Dapat digunakan sebagai referensi pada penelitian lain tentang segmentasi tumor otak.
2. Memperoleh arsitektur baru dapat digunakan dalam proses segmentasi tumor otak dengan menerapkan arsitektur 3D *Dense-Inception U-Net*.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdolhoseini, M., Kluge, M. G., Walker, F. R., Johnson, S. J. (2019). Segmentation of heavily clustered nuclei from histopathological images. *Scientific Reports*, 9(1), 1–13. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-38813-2>.
- Ajani, B. & Bharadwaj, A. (2022). Adaptive moment estimator (Adam) optimizer in ITK v3. *The Insight Journal*, 4(22), 1–5. <https://doi.org/10.54294/gsd7s9>.
- Awang, M.B.I. & Ibrahim, S. (2021). An overview of segmentation and classification techniques: a survey of brain tumour-related research. *International Conference on Artificial Intelligence and Data Sciences (AIDAS)*, 7(21), 1-6. <https://doi.org/10.1109/AiDAS53897.2021.9574170>.
- 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(11), 199–210. <https://doi.org/10.1016/j.ijcce.2022.11.001>.
- Bai, Y., Zhang, Q., Lu, Z., & Zhang, Y. (2019). SSDC-DenseNet: A cost-effective end-to-end spectral-spatial dual-channel dense network for hyperspectral image classification. *IEEE Access*, 7(2019), 84876-84889. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2925283>.
- Calderon, F.Y. & McComb, J.G. (2023). Eliminating the need for manual segmentation to determine size and volume from MRI a proof of concept on segmenting the lateral ventricles. *PLoS One*, 18(5), 1-13. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0285414>.
- Cahall, D.E., Rasool, G., Bouaynaya, N.C., & Shaykh, H.M.F. (2019). Inception modules enhance brain tumor segmentation. *Frontiers in Computational Neuroscience*, 13(44), 1-8. <https://doi.org/10.3389/fncom.2019.00044>.
- Chen, J., Bi, S., Zhang, G., & Cao, G. (2020). High-Density surface emg-based gesture recognition using a 3d convolutional neural network. *Sensors*, 20(4), 1–13. <https://doi.org/10.3390/s20041201>.
- Csurka, G., Volpi, R., & Chidlovskii, B. (2022). Semantic image segmentation: two decades of research. *Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision*, 14(1–2), 1–162. <https://doi.org/10.1561/06000000095>.
- Damairy, D., Bora, M.B., Amitab, K., & Kandar, D. (2020). Brain tumor segmentation from mri images using hybrid convolutional neural networks. *International Conference on Computational Intelligence and Data Science*

- (*ICCIDS*), 167(2020), 2419-2428. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.295>.
- Dheepa, G., & Chithra, P.L. (2022). An efficient encoder-decoder cnn for brain tumor segmentation in mri images. *IETE Journal of Research*, 69(12), 8647–8658. <https://doi.org/10.1080/03772063.2022.2098182>
- Eckle, K. & Hieber, J.S. (2019). A comparison of deep networks with ReLU activation function and linear spline-type methods. *Neural Network*, 110, 232-242. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2018.11.005>.
- Fadili, S., Ertel, M., Mengad, A., & Amali, S. (2024). Predicting optimal learning approaches for nursing students in morocco. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, 15(4), 94-102. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2024.0150410>.
- Fahmy, M.M. (2022). Confusion matrix in three-class classification problems: a step-by-step tutorial. *Journal of Engineering Research*, 6(5), 1-12. <https://doi.org/10.21608/erjeng.2023.296718>.
- Fei, Z., Wu, Z., Xiao, Y., & Ma, J. (2020). Optik a new short-arc fitting method with high precision using Adam optimization algorithm. *Optik*, 212(3), 164788. <https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2020.164788>.
- Global Cancer Observatory. (2022). *Indonesia Brain, central nervous system*. <https://gco.iarc.fr/today/en>. Diakses pada Selasa 1 Oktober 2024, pukul 13.15 WIB.
- Gong, S., Bahri, M., Bronstein, M.M., & Zafeiriou, S. (2020). Geometrically principled connections in graph neural networks', *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 11412–11421. <https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.01143>.
- Gunasekara, S.R., Kaldera, H.N.T.K., & Dissanayke, M.B. (2021). A systematic approach for mri brain tumor localization and segmentation using deep learning and active contouring. *Journal of Healthcare Engineering Engineering*, 2021(1), 1-13. <https://doi.org/10.1155/2021/6695108>.
- Hsu, L.M., Wang, S., Walton, L., Wang, T.W.W., Lee, S.H., & Shih, Y.Y.I. (2021). 3D U-Net improves automatic brain extraction for isotropic rat brain magnetic resonance imaging data. *Frontiers in Neuroscience*, 15(2021), 1-11. <https://doi.org/10.3389/fnins.2021.801008>.
- Iddrisu, K., Malec, S., & Crimi, A. (2023). 3D reconstructions of brain from MRI scans using neural radiance fields. *bioRxiv*, 1–12. <https://doi.org/10.1101/2023.04.24.538160>.

- Kalange, P. & Mutalikdesai, M. (2019). Deep learning through convolutional neural networks. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 8(3), 1463–1465. <https://doi.org/10.35940/ijrte.B3770.098319>.
- Kalayeh, M.M. & Shah, M. (2020). Training faster by separating modes of variation in batch-normalized models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 42(6), 1483–1500. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2019.2895781>.
- Kareem, M. & Muhammed, L.A. (2023). Analysis of image quality assessment methods and metrics : a comprehensive review. *Journal of Al-Qadisiyah for Computer Science and Mathematics*, 15(3), 1–11. <https://doi.org/10.29304/jqcm.2023.15.3.1275>.
- Khan, H.A., Jue, W., Mushtaq, M., & Mushtaq, M. U. (2020). Brain tumor classification in MRI image using convolutional neural network. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 17(10), 6203–6216. <https://doi.org/10.3934/mbe.2020328>.
- Khanal, A. & Dik, M. (2022). Comparative analysis of first and second order methods for optimization in neural networks. *Proceedings of International Mathematical Sciences*, 4(2), 77–87. <https://doi.org/10.47086/pims.1170457>.
- Khanh, T.L.B., Dao, D.P., Ho, N.H., Yang, H.J., Baek, E.T., Lee, G., Kim, S.H., & Yoo, S.B. (2020). Enhancing U-net with spatial-channel attention gate for abnormal tissue segmentation in medical imaging. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(17), 1–19. <https://doi.org/10.3390/APP10175729>.
- Köble, A., Györfi, A., Csaholczi, S., Surányi, B., Fazakas, L.D., & Kovács, L. (2021). Identifying the most suitable histogram normalization technique for machine learning based segmentation of multispectral brain MRI data. *IEEE AFRICON*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/AFRICON51333.2021.9570990>.
- Kouretas, I. & Paliouras, V. (2019). Simplified hardware implementation of the softmax activation function. *International Conference on Modern Circuits and Systems Technologies*, 11412-11421. <https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.01143>.
- Krichen, M. (2023). Convolutional Neural Networks: A survey. *computers*, 12(8), 1–41. <https://doi.org/10.3390/computers12080151>.
- Kumar, S., Myana, S., & Kanakamedala, S.R. (2020). Enhancing and nonenhancing 3D brain tumor segmentation with modified swish activation and double U-net architecture. *ACM International Conference Proceeding Series*, 10, 1-5. <https://doi.org/10.1145/3448823.3448847>.

- Latif, U., Shahid, A.R., Raza, B., Zianuddin, S., & Khan, M.A. (2021). An end-to-end brain tumor segmentation system using multi-inception-UNet. *International Journal of Imaging System and Technology*, 2(1064), 1-14. <https://doi.org/10.1002/ima.22585>.
- Li, Y., Feng, X., Liu, Y., & Han, X. (2021). Apple quality identification and classification by image processing based on convolutional neural networks. *Scientific Reports*, 11(16618), 1-15. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-96103-2>.
- Makwana, C., Nayak, N., & Sagar, M. (2024). Brain tumor segmentation using U-Net++ with dense connection. *Multidisciplinary Science Journal*, 6(12), 2024264. <https://doi.org/10.31893/multiscience.2024264>.
- Molina, M. (2024). An intruder from another world: F1-score. *Revista electronica de AnestesiaR*, 16(4), 1–6. <https://doi.org/10.30445/rear.v16i4.1258>.
- Nguyen, H.T., Le, T.T., Nguyen, T.V., & Nguyen, N.T. (2020). Enhancing MRI brain tumor segmentation with an additional classification network. *International MICCAI Brainlesion workshop*, 503-513. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2009.12111>.
- Oltu, B., Akşahin, M. F., & Kibaroğlu, S. (2021). A novel electroencephalography based approach for Alzheimer's disease and mild cognitive impairment detection. *Biomedical Signal Processing and Control*, 63, 102223. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.bspc.2020.102223>.
- Patel, M.S.S. & Srinath, S. (2022) Improved spatial invariance for vehicle platoon application using new pooling method in convolution neural network. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 13(7), 469–476. <https://doi.org/10.14569/ijacsa.2022.0130757>.
- 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>.
- Rahmad, F., Suryanto, Y., & Ramli, K. (2020). Performance comparison of anti-spam technology using confusion matrix classification. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 879(1). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/879/1/012076>.
- Rao, C. & Liu, Y. (2020). Three-dimensional convolutional neural network (3D-CNN) for heterogeneous material homogenization. *Computational Materials Science*, 184(109850), 1-12. <https://doi.org/10.1016/j.commatsci.2020.109850>.

- Sajjad, M., Khan, Z.A., Ullah, A., Hussain, T., Ullah, W., Lee, M.Y., & Baik, S.W. (2020). A novel CNN-GRU-Based hybrid approach for short-term residential load forecasting. *IEEE Access*, 8, 143759–143768. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3009537>.
- Saleem, M.A., Senan, N., Wahid, F., Aamir, M., Samad, A., Khan, M. (2022). Comparative analysis of recent architecture of convolutional neural network. *Mathematical Problems in Engineering*, 2022, 1-9. <https://doi.org/10.1155/2022/7313612>.
- Salehinejad, H. & Valaee, S. (2019). Ising-dropout: A regularization method for training and compression of deep neural networks. *ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings*, 2019, 3602–3606. <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2019.8682914>.
- Salih, N.S., & Abdulazeez, A.M. (2024). CNN-Based segmentation and detection of brain tumors mri images: a review. *Indonesian Journal of Computer Science*, 13(3), 4083-4101. <https://doi.org/10.33022/ijcs.v13i3.4029>.
- Shajahan, S., Pathmanaban, S., & Tiruvenkadam, K. (2024). RIBM3DU-Net: Glioma tumour substructures segmentation in magnetic resonance images using residual-inception block with modified 3D U-Net architecture. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 34(2), 1–17. <https://doi.org/10.1002/ima.23056>.
- Sharma, M. & Marwaha, C. (2020). Brain tumor detection using image segmentation techniques on MRI images. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, 9(4), 3268–3272. <https://doi.org/10.35940/ijitee.d1689.029420>.
- Sharma, S., Sharma, S., & Athaiya, A. (2020). Activation functions in neural networks. *International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology*, 04(12), 310–316. <https://doi.org/10.33564/ijeast.2020.v04i12.054>.
- Shi, J. Dang, J., Cui, M., Zuo, R., Shimizu, K., Tsunoda, A., & Suzuki, Y. (2021). Improvement of damage segmentation based on Pixel-Level data balance using VGG-Unet. *Applied Sciences (Switzerland)*, 11(518), 1-17. <https://doi.org/10.3390/app11020518>.
- Siebert, C.R. & daSilva, A.T. (2020). DenseNet-DC: Optimizing densenet parameters through feature map generation control. *Revista de Informatica Teorica e Aplicada*, 27(3), 25–39. <https://doi.org/10.22456/2175-2745.98369>.
- Sinsomboonthong, S. (2022). Performance comparison of new adjusted min-max

- with decimal scaling and statistical column normalization methods for artificial neural network classification. *International Journal of Mathematics and Mathematical Sciences*, 2022, 1–9. <https://doi.org/10.1155/2022/3584406>.
- Sunsuhi, G.S. & Albin Jose, S. (2022). An adaptive eroded deep convolutional neural network for brain image segmentation and classification using Inception ResnetV2. *Biomedical Signal Processing and Control*, 78, 103863. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.bspc.2022.103863>.
- Tahir, M.A., Xiao, F. & Shaker, Z. (2021). SIS-CNN: Semantic Image segmentation using convolutional neural networks. *International Journal of Advanced Network, Monitoring, and Controls*, 06(03), 9-17. <https://doi.org/10.21307/ijanmc-2021-022>.
- Tamilarasi, R. & Gopinathan, S. (2021). Inception architecture for brain image classification. *Journal of Physics: Conference Series*, 1964(7), 1-12. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1964/7/072022>.
- Tie, J., Peng, H., & Zhou, J. (2021). MRI Brain tumor segmentation using 3D U-Net with Dense encoder Blocks and Residual decoder Blocks. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 128(2), 427-445, <https://doi.org/10.32604/cmescs.2021.014107>.
- Toraman, S., Alakus, T.B., & Turkoglu, I. (2020). A novel artificial neural network approach to detect COVID-19 disease from X-ray images using capsule networks. *Chaos, Solitons and Fractals*, 140, 110122. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2020.110122>.
- Varga, D. (2020). Multi-pooled inception features for no-reference image quality assessment. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(6), 1–15. <https://doi.org/10.3390/app10062186>.
- Wang, C., Sun, J., Xu, W., Chen, X. (2019). Depth learning standard deviation loss function depth learning standard deviation loss function. *Journal of Physics* [Preprint], 1176, 1-7. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1176/3/032050>.
- Wang, C., Zhao, Z., Ren, Q., Xu, Y., & Yu, Y. (2019). Dense U-net based on patch-based learning for retinal vessel segmentation. *Entropy*, 21(2), 168. <https://doi.org/10.3390/e21020168>.
- Wang, F., Jiang, R., Zheng, L., Meng, C., & Biswal, B. (2020). 3D U-Net based brain tumor segmentation and survival days prediction. *Lecture Notes in Computer Science* 11992 LNCS, 131–141. https://doi.org/10.1007/978-3-030-46640-4_13.

- Wang, W., Li, Y., Wang, X., You, J., & Luo, Y. (2020). A novel image classification approach via dense-mobilenet models. *Mobile Informartion Systems*, 2020, 7602384. <https://doi.org/10.1155/2020/7602384>
- Wang, Y., Li, Y., Song, Y., & Rong, X. (2020). The influence of the activation function in a convolution neural network model of facial expression recognition. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(5), 1-20. <https://doi.org/10.3390/app10051897>.
- Wu, X., Yang, X., Li, Z., Liu, L., Xia, Y. (2024). Multimodal brain tumor image segmentation based on DenseNet', *PLOS ONE*, 19(1), 1–11. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0286125>.
- Wu, Y. (2019). Deep convolutional neural network based on densely connected squeeze-and-excitation blocks. *AIP Advances*, 9(6), 065016. <https://doi.org/10.1063/1.5100577>.
- Wu, Y., Xia, Y., Song, Y., Zhang, Y., & Cai, W. (2020). NFN + : A novel network followed network for retinal vessel segmentation. *Neural Networks*, 126, 153–162. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2020.02.018>.
- Yang, Z. (2021). A novel brain image segmentation method using an improved 3d u-net model. *Scientific Programming*, 2021(1), 1-10. <https://doi.org/10.1155/2021/4801077>.
- Yi, D., Ahn, J., & Ji, S. (2020). An effective optimization method for machine learning based on ADAM. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(3), 1–20. <https://doi.org/10.3390/app10031073>.
- Yin, X., Li, Y., & Shin, B. (2019). TGV Upsampling : A making-up operation for semantic segmentation. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2019(8527819), 1-12. <https://doi.org/10.1155/2019/8527819>.
- Yue, Z., Shijie, L., Chunlai, L., & Jianyu, W. (2021). Rethinking the dice loss for deep learning lesion segmentation in. *Journal of Shanghai Jiaotong University (Science)*, 26(1), 93–102. <https://doi.org/10.1007/s12204-021-2264-x>.
- Yusro, M., Suryana, E., Ramli, K., Sudiana, D., & Hou, K.M. (2019). Testing the performance of a single pole detection algorithm using the confusion matrix model. *Journal of Physics: Conference Series*, 1402(7), 1-7. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1402/7/077066>.
- Zafar, A., Aamir, M., Nawi, N.M., Arshad, A., Riaz, S., Alruban, A., Dutta, A.K., & Almotairi, S. (2022). A comparison of pooling methods for convolutional neural network. *applied sciences (Switzerland)*, 12(8643), 1–21.

<https://doi.org/10.3390/app12178643>.

- Ziang, Z., Chengdong, W., Coleman, S., & Kerr, D. (2020). Dense-Inception U-Net for medical image segmentation. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 192, 1-15. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2020.105395>.
- Zhou, T., Ye, X., Lu, H., Zheng, X., Qiu, S., & Liu, Y. (2022). Review article dense convolutional network and its application in medical image analysis. *BioMed Research International*, 2022, 1-22. <https://doi.org/10.1155/2022/2384830>.
- Ziaee, A. & Çano, E. (2022). Batch layer normalization a new normalization layer for CNNs and RNNs. *ACM International Conference Proceeding Series*, 40–49. <https://doi.org/10.1145/3571560.3571566>.