

**KOMBINASI ARSITEKTUR *UNET-INCEPTION*  
DAN *DROPOUT* DALAM PROSES SEGMENTASI  
CITRA TIGA DIMENSI TUMOR OTAK  
DARI *MAGNETIC RESONANCE IMAGING***

**SKRIPSI**

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

**Oleh :**

**REDINA AN FADHILA CHANIAGO**

**NIM 08011281924029**



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

**2023**

**LEMBAR PENGESAHAN**

**KOMBINASI ARSITEKTUR *UNET-INCEPTION* DAN *DROPOUT*  
DALAM PROSES SEGMENTASI CITRA TIGA DIMENSI TUMOR OTAK  
DARI *MAGNETIC RESONANCE IMAGING***

**SKRIPSI**

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

**Oleh**

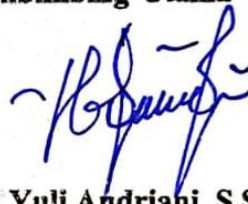
**REDINA AN FADHILA CHANIAGO  
NIM. 08011281924029**

**Pembimbing Kedua**



**Dr. Anita Desiani, S.Si., M.Kom  
NIP. 197712112003122002**

**Indralaya, Januari 2023  
Pembimbing Utama**



**Dr. Yuli Andriani, S.Si., M.Si  
NIP. 197207021999032001**

**Mengetahui,  
Ketua Jurusan Matematika**



**Drs. Sugandi Yahdin, M.M  
NIP. 195807271986031003**

## PERNYATAAN KEASLIAN KARYA ILMIAH

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama Mahasiswa : Redina An Fadhila Chaniago  
NIM : 08011281924029  
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 dalam skripsi ini yang berasal dari penulis lain baik yang dipublikasikan atau tidak telah diberikan penghargaan dengan mengutip nama sumber penulis secara benar. Semua isi dari skripsi ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab saya sebagai penulis.

Demikianlah surat pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Indralaya, 17 Februari 2023

Penulis,



Redina An Fadhila Chaniago

NIM. 08011281924029

**HALAMAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH UNTUK  
KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai civitas akademik Universitas Sriwijaya, yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Redina An Fadhila Chaniago  
NIM : 08011281924029  
Fakultas/Jurusan : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam/Matematika  
Jenis Karya : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, saya menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Sriwijaya "hak bebas royalti non-eksklusif (*non-exclusively royalty-free right*) atas karya ilmiah saya yang berjudul:

"Kombinasi Arsitektur *UNet-Inception* dan *Dropout* dalam Proses Segmentasi Citra Tiga Dimensi Tumor Otak dari *Magnetic Resonance Imaging*"

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan hak bebas royalti non-eksklusif ini Universitas Sriwijaya berhak menyimpan, mengalih media/memformatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan mempublikasikan tugas akhir atau skripsi saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik hak cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya.

Indralaya, 17 Februari 2023

Penulis,



Redina An Fadhila Chaniago

NIM. 08011281924029

## HALAMAN PERSEMBAHAN

*Kupersembahkan skripsi ini untuk:*

*Yang Maha Kuasa Allah Subhanahu Wa Ta'ala,*

*Kedua orang tuaku tersayang,*

*Adik perempuanku,,*

*Keluarga besarku,*

*Semua guru dan dosenku,*

*Sahabat-sahabatku,*

*Almamaterku*

Moto

*"Fall seven times, stand up eight"*

## KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah Subhanahu wa Ta'ala yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Kombinasi Arsitektur *UNet-Inception* dan *Dropout* dalam Proses Segmentasi Citra Tiga Dimensi Tumor Otak dari *Magnetic Resonance Imaging*” 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, **Ketrian** dan **Nadi**, yang tak pernah lelah mendidik, menasehati, membimbing, dan mendukung serta terus mendoakan anaknya. Terima kasih atas segala perjuangan dan pengorbanan hingga detik ini dan sampai kapanpun.
2. Bapak **Drs. Sugandi Yahdin, M.M** selaku Ketua Jurusan Matematika dan Ibu **Dr. Dian Cahyawati Sukanda, M.Si** selaku Sekretaris Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya yang telah memberikan arahan dan motivasi kepada penulis selama proses perkuliahan.
3. Ibu **Dr. Anita Desiani, S.Si., M.Kom** selaku dosen pembimbing yang telah bersedia meluangkan waktu, tenaga, pikiran untuk memberikan bimbingan, pengarahan, dan didikan berharga selama proses pembuatan skripsi, kompetisi atau program mahasiswa, dan perjalanan perkuliahan ini.

4. Ibu **Dr. Yuli Andriani, S.Si., M.Si** selaku dosen pembimbing yang telah bersedia meluangkan waktu, tenaga, pikiran untuk memberikan bimbingan dan pengarahan selama proses pembuatan skripsi ini.
5. Ibu **Dr. Ir. Herlina Hanum, M.Si** dan Ibu **Novi Rustiana Dewi, S.Si., M.Si** selaku dosen pembahas dan penguji yang telah memberikan kritik dan saran yang sangat bermanfaat untuk perbaikan dan penyelesaian skripsi ini.
6. Ibu **Yulia Resti, S.Si., M.Si., Ph.D.** selaku dosen pembimbing akademik yang telah membimbing dan mengarahkan urusan akademik penulis.
7. **Seluruh Dosen di Jurusan Matematika FMIPA** yang telah memberikan ilmu, nasihat, motivasi, serta bimbingan selama proses perkuliahan.
8. Pak **Irwansyah** selaku admin dan Ibu **Hamidah** selaku pegawai tata usaha Jurusan Matematika FMIPA yang telah membantu penulis selama perkuliahan.
9. **Seluruh guru** yang telah memberikan ilmu yang bermanfaat hingga mengantarkan penulis pada pendidikan ini.
10. Adik perempuanku **Revalina Juniela** yang selalu mendoakan, memberikan semangat, dan menjadi teman selama ini, beserta keluarga besar yang selalu mendukung penulis.
11. **Kakak-kakak tingkat angkatan 2016, 2017, dan 2018 bidang minat komputasi** yang telah banyak membantu serta berbagi ilmu selama proses pembuatan skripsi.
12. **Semua sahabat seperjuangan** dalam masa perkuliahan dan proses skripsi, **Keluarga Matematika 2019, Komputasi 2019**, dan rekan-rekan perlombaan

selama perkuliahan. Terima kasih sudah menjadi orang-orang baik di sekeliling penulis yang selalu mendukung, membantu dengan tulus, dan memberi energi positif.

13. **Kakak-kakak tingkat Angkatan 2017 dan 2018 serta adik-adik tingkat Angkatan 2020 dan 2021**, terima kasih atas segala kebaikan dan bantuannya.
14. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu. Semoga segala kebaikan yang diberikan mendapatkan balasan terbaik dari Allah SWT.

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, Januari 2023

Penulis



**COMBINATION OF *UNET*-INCEPTION AND DROPOUT  
ARCHITECTURE IN THREE-DIMENSIONAL BRAIN TUMOR  
SEGMENTATION PROCESS  
FROM MAGNETIC RESONANCE IMAGING**

**By:**

**Redina An Fadhila Chaniago  
08011281924029**

**ABSTRACT**

Brain tumors can be identified by performing image segmentation using a Convolutional Neural Network (CNN) from Magnetic Resonance Imaging (MRI) data. The number of three-dimensional (3D) MRI images is still limited and the data size is large. 3D MRI images are cut into two-dimensional (2D) images to simplify the segmentation process. The widely used CNN architecture in 2D image segmentation is UNet. UNet has deep layers that obtained high accuracy, but UNet uses a large kernel size and results in big parameters. The Inception architecture with a smaller kernel size is used to overcome deficiencies in UNet with additions Dropout function. In this research, 3D brain tumor segmentation from MRI images was conducted using UNet-Inception and Dropout architectures. The stages carried out in this segmentation are preprocessing, training, and testing. The study results with the 2020 Brain Tumor Segmentation (BraTS) dataset obtained an accuracy value of 96.29%, a sensitivity of 99%, a specificity of 66.54%, an f1-score of 97.96%, and an Intersection over Union (IoU) of 95.99%. It concludes that the ability of the model used in this study to identify brain tumor objects and backgrounds is excellent yet the pixels of brain tumor objects are not well predicted.

Keywords: Segmentation, Brain Tumor, MRI, *UNet*, Inception, Dropout

**KOMBINASI ARSITEKTUR *UNET-INCEPTION* DAN *DROPOUT*  
DALAM PROSES SEGMENTASI CITRA TIGA DIMENSI TUMOR OTAK  
DARI *MAGNETIC RESONANCE IMAGING***

**Oleh:**

**Redina An Fadhila Chaniago  
08011281924029**

**ABSTRAK**

Tumor pada otak dapat diidentifikasi dengan melakukan segmentasi citra menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dari data *Magnetic Resonance Imaging* (MRI). Jumlah data citra tiga dimensi (3D) yang dihasilkan oleh MRI masih terbatas dan ukuran datanya besar. Citra 3D MRI dipotong menjadi citra dua dimensi (2D) untuk mempermudah proses segmentasi. Arsitektur CNN yang banyak digunakan dalam proses segmentasi citra 2D adalah *UNet*. *UNet* memiliki lapisan mendalam sehingga didapatkan akurasi yang tinggi, namun menggunakan ukuran kernel yang besar dan menghasilkan jumlah parameter yang besar. Arsitektur *Inception* yang memiliki ukuran kernel lebih kecil digunakan untuk mengatasi beberapa kekurangan pada *UNet* dengan tambahan fungsi *Dropout*. Pada penelitian ini dilakukan proses segmentasi citra 3D tumor otak dari data MRI menggunakan kombinasi arsitektur *UNet-Inception* dan *Dropout*. Tahapan yang dilakukan dalam proses segmentasi ini adalah *preprocessing*, *training*, dan *testing*. Hasil penelitian dengan *dataset Brain Tumor Segmentation* (BraTS) 2020 memperoleh nilai akurasi sebesar 96,29%, sensitivitas 99%, spesifisitas 66,54%, *f1-score* 97,96%, dan *Intersection over Union (IoU)* 95,99%. Berdasarkan hasil yang diperoleh dapat disimpulkan bahwa kemampuan model pada penelitian ini dalam mengidentifikasi objek tumor otak yang berwarna putih dan *background* yang berwarna hitam sudah sangat baik, namun piksel objek tumor otak belum diprediksi dengan baik.

Kata Kunci: Segmentasi, Tumor Otak, MRI, *UNet*, *Inception*, *Dropout*

## DAFTAR ISI

<b>HALAMAN JUDUL .....</b>	<b>i</b>
<b>LEMBAR PENGESAHAN .....</b>	<b>ii</b>
<b>HALAMAN PERSEMBAHAN .....</b>	<b>v</b>
<b>KATA PENGANTAR.....</b>	<b>vi</b>
<b>ABSTRACT.....</b>	<b>ix</b>
<b>ABSTRAK .....</b>	<b>x</b>
<b>DAFTAR ISI.....</b>	<b>xi</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN.....</b>	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Perumusan Masalah .....	4
1.3 Pembatasan Masalah .....	4
1.4 Tujuan .....	4
1.5 Manfaat .....	4
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA .....</b>	<b>5</b>
2.1 Tumor Otak.....	5
2.2 <i>Magnetic Resonance Imaging</i> .....	5
2.3 Segmentasi Citra Biner .....	6
2.4 <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> .....	7
2.4.1 <i>Convolution Layer</i> .....	7
2.4.2 <i>Dropout</i> .....	8
2.4.3 <i>Batch Normalization</i> .....	8
2.4.4 Fungsi Aktivasi.....	9
2.4.5 <i>Max Pooling</i> .....	10
2.4.6 <i>Upsampling Layer</i> .....	11
2.4.7 <i>Concatenate Layer</i> .....	11
2.4.8 <i>Loss Function: Binary Cross Entropy</i> .....	12
2.4.9 <i>Optimization Function: Adaptive Moment Estimation (Adam)</i> .13	
2.5 <i>UNet</i> .....	14
2.6 <i>Inception</i> .....	15
2.7 <i>Confusion Matrix</i> .....	16

<b>BAB III METODE PENELITIAN .....</b>	<b>19</b>
3.1 Tempat .....	19
3.2 Waktu .....	19
3.3 Alat.....	19
3.4 Tahap Penelitian.....	20
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>23</b>
4.1 Deskripsi <i>Dataset</i> .....	23
4.2 <i>Preprocessing</i> .....	24
4.3 Kombinasi Arsitektur <i>UNet-Inception</i> dan <i>Dropout</i> .....	26
4.7 Operasi Manual <i>Convolutional Neural Network</i> .....	29
4.8 <i>Training</i> .....	41
4.9 <i>Testing</i> .....	44
4.10 Evaluasi.....	46
4.11 Analisis dan Interpretasi Hasil .....	47
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN .....</b>	<b>50</b>
5.1 Kesimpulan .....	51
5.2 Saran .....	51
<b>DAFTAR PUSTAKA.....</b>	<b>53</b>

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 <i>Confusion Matrix</i> .....	16
Tabel 2.2 Kategori Evaluasi Kinerja Model .....	18
Tabel 4.1 Data Sampel Citra BraTS 2020.....	23
Tabel 4.2 Contoh Potongan Citra.....	25
Tabel 4.3 Contoh Potongan <i>Ground Truth</i> .....	25
Tabel 4.4 Perbandingan Citra Asli, <i>Ground Truth</i> , dan Hasil Segmentasi.....	45
Tabel 4.5 <i>Confusion matrix</i> dari Proses <i>Testing</i> .....	46
Tabel 4.6 Perbandingan Hasil Evaluasi dengan Penelitian Lainnya.....	49

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Tumor Otak pada Citra MRI.....	5
Gambar 2.2 Pemeriksaan Organ dari Tiga <i>Plane</i> .....	6
Gambar 2.3 Gambar MR Otak.....	6
Gambar 2.4 Proses Konvolusi.....	7
Gambar 2.5 Proses Operasi <i>Max Pooling</i> .....	10
Gambar 2.6 Contoh Operasi <i>Upsampling Layer</i> .....	11
Gambar 2.7 Proses <i>Concatenate</i> .....	12
Gambar 2.8 Arsitektur <i>UNet</i> .....	14
Gambar 2.9 Modul <i>Inception</i> .....	15
Gambar 4.1 Citra Asli dan <i>Ground Truth</i> Citra.....	24
Gambar 4.2 Kombinasi Arsitektur <i>UNet-Inception</i> dan <i>Dropout</i> .....	26
Gambar 4.3 <i>Max Pooling</i> .....	35
Gambar 4.4 <i>Concatenate</i> .....	36
Gambar 4.5 Hasil <i>Training</i> Model Arsitektur <i>UNet-Inception</i> dan <i>Dropout</i> .....	42
Gambar 4.6 Grafik Akurasi pada Data <i>Training</i> dan Data Validasi.....	43
Gambar 4.7 Grafik <i>Loss</i> pada Data <i>Training</i> dan Data Validasi .....	44

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Tumor otak merupakan penyakit yang disebabkan oleh pertumbuhan sel yang abnormal dan tidak terkendali pada otak (Suta *et al.*, 2020). Tumor pada otak dapat dideteksi melalui pemeriksaan *Magnetic Resonance Imaging* (MRI). Citra yang dihasilkan oleh MRI merupakan citra volumetrik, yaitu citra dalam bentuk tiga dimensi (3D). Data citra MRI yang diperoleh akan diproses oleh para ahli medis untuk melakukan analisis serta interpretasi (Razzak *et al.*, 2018). Pemisahan objek yang dibutuhkan dapat memudahkan pemrosesan citra sebelum melakukan analisis. Proses pemisahan antara suatu objek tertentu yang dibutuhkan (*foreground*) dengan objek yang tidak dibutuhkan (*background*) disebut sebagai segmentasi (Abdolhoseini *et al.*, 2019). Segmentasi citra secara manual yang dilakukan ahli medis rentan kesalahan dan membutuhkan waktu yang lama, sehingga diperlukan proses segmentasi secara otomatis menggunakan bantuan komputer (Alqazzaz *et al.*, 2019).

Metode yang telah banyak digunakan pada segmentasi citra otomatis adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). Keunggulan metode CNN pada segmentasi citra medis yaitu mampu mengekstrak fitur dengan sangat baik dan menghasilkan akurasi yang tinggi (Feng *et al.*, 2020; Grøvik *et al.*, 2020). CNN memiliki arsitektur dengan lapisan yang dalam sehingga membutuhkan jumlah data yang besar agar model dapat terlatih dengan baik (Garg & Karimian, 2021).

Data citra 3D mengenai tumor otak yang ditemukan pada *dataset* jumlahnya masih terbatas (Ni *et al.*, 2019). Selain itu, segmentasi menggunakan citra 3D juga memakan banyak memori karena ukuran data citra yang besar (Lee *et al.*, 2020). Salah satu cara untuk menangani masalah pada segmentasi citra 3D adalah dengan mengubahnya dalam bentuk dua dimensi (2D) (Baumgartner *et al.*, 2017). Teknik yang biasa digunakan untuk mengubah citra 3D menjadi 2D yaitu memotong citra 3D berdasarkan sumbu aksial (dari bawah ke atas), koronal (dari depan ke belakang), dan sagital (dari kanan ke kiri) (Yu *et al.*, 2019). Hasil segmentasi citra 2D dapat digabung kembali menjadi bentuk 3D berdasarkan tiga sumbu tersebut. Segmentasi citra 2D dapat dilakukan menggunakan arsitektur metode CNN.

Arsitektur CNN yang sering digunakan untuk segmentasi citra 2D adalah arsitektur *UNet* (Zong *et al.*, 2020). Arsitektur *UNet* terdiri dari jalur *encoder* dan *decoder* yang dihubungkan oleh *bridge*. Kelebihan dari arsitektur *UNet* adalah banyaknya saluran fitur memungkinkan jaringan untuk mendapatkan akurasi yang lebih tinggi (Du *et al.*, 2020). Arsitektur *UNet* memiliki struktur *skip-connection* yang melewati beberapa *layer* pada arsitekturnya, mengakibatkan fitur-fitur dan informasi penting dari lapisan sebelumnya banyak yang terlewatkan (Wu *et al.*, 2020; Tran *et al.*, 2022). Hal lain yang menjadi kekurangan dari arsitektur *UNet* yaitu kernel yang digunakan memiliki ukuran yang besar sehingga menghasilkan jumlah parameter yang besar pula (Han *et al.*, 2022).

Berbeda dengan *UNet*, arsitektur CNN lainnya seperti *Inception* tidak memiliki struktur *skip-connection* sehingga dapat mempelajari lebih banyak informasi fitur dari berbagai skala citra (L. Wang *et al.*, 2020). Selain itu,



arsitektur *Inception* mempunyai kemiripan dengan lapisan *bridge* pada *UNet*. Namun tidak seperti *bridge* pada *UNet*, *Inception* memanfaatkan ukuran kernel konvolusi yang lebih kecil sehingga berdampak pada berkurangnya jumlah parameter yang dihasilkan (J. Wang *et al.*, 2021). Beberapa penelitian yang telah menerapkan penggunaan *Inception* pada arsitektur *UNet* diantaranya yaitu Zhang *et al.* (2020) dengan data MRI tumor otak menghasilkan rata-rata akurasi diatas 96%. Penelitian oleh Punn & Agarwal (2020) dengan citra nukleus yang memberikan nilai akurasi rata-rata sebesar 97%.

Meskipun ukuran kernel yang digunakan *Inception* lebih kecil daripada *UNet*, parameter yang dihasilkan tidak berkurang secara drastis dan masih cukup besar. Oleh karena itu, diperlukan fungsi *Dropout* untuk mengatasi jumlah parameter yang besar. Penelitian yang telah menggunakan fungsi *Dropout* yaitu Guo *et al* (2019) melakukan penelitian terhadap citra retina dengan hasil akurasi yang didapat sebesar 96,74%. Penelitian sejenis oleh Zhang & Zhao (2018) terhadap citra kanker serviks memberikan nilai akurasi sebesar 80,1%.

Penelitian ini memodifikasi arsitektur *UNet* dimana pada bagian *bridge* diganti dengan *Inception*, serta menambahkan fungsi *Dropout* pada *layer* konvolusi untuk menghindari jumlah parameter yang terlalu besar. Kombinasi arsitektur tersebut akan menghasilkan sebuah model baru yang diharapkan dapat memberikan hasil identifikasi tumor pada otak yang akurat. Keberhasilan dari kinerja kombinasi arsitektur *UNet-Inception* dan *Dropout* diukur berdasarkan nilai Akurasi, Sensitivitas, Spesifisitas, *F1-Score* dan *Intersection over Union (IoU)*.

## 1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana proses identifikasi tumor pada otak menggunakan kombinasi arsitektur *UNet-Inception* dan *Dropout* dalam proses segmentasi citra.
2. Bagaimana hasil evaluasi kinerja model berdasarkan nilai Akurasi, Sensitivitas, Spesifisitas, *F1-Score* dan *Intersection over Union (IoU)*.

## 1.3 Pembatasan Masalah

Masalah pada penelitian ini dibatasi pada:

1. Pada penelitian ini tidak dibahas tahap perbaikan citra atau klasifikasi.
2. Data yang digunakan pada penelitian ini diambil dari situs *Kaggle*.
3. Ukuran evaluasi kinerja model yang digunakan antara lain yaitu nilai Akurasi, Sensitivitas, Spesifisitas, *F1-Score* dan *IoU*.

## 1.4 Tujuan

1. Mengidentifikasi tumor pada otak menggunakan kombinasi arsitektur *UNet-Inception* dan *Dropout* dalam proses segmentasi citra.
2. Mengukur keberhasilan kinerja model berdasarkan nilai Akurasi, Sensitivitas, Spesifisitas, *F1-Score* dan *Intersection over Union (IoU)*.

## 1.5 Manfaat

Manfaat penelitian ini yaitu sebagai berikut :

1. Membantu para ahli medis dalam proses identifikasi tumor pada otak secara otomatis.
2. Menjadi referensi untuk penelitian-penelitian lain yang akan dilakukan mengenai segmentasi tumor pada otak.

## 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.
- Ali, M. J., Akram, M. T., Saleem, H., Raza, B., & Shahid, A. R. (2021). Glioma segmentation using ensemble of 2D/3D U-Nets and survival prediction using multiple features fusion. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 12659 LNCS, 189–199. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-72087-2\\_17](https://doi.org/10.1007/978-3-030-72087-2_17)
- Alqazzaz, S., Sun, X., Yang, X., & Nokes, L. (2019). Automated brain tumor segmentation on multi-modal MR image using SegNet. *Computational Visual Media*, 5(2), 209–219.
- Ansari, S. U., Javed, K., Qaisar, S. M., Jillani, R., & Haider, U. (2021). Multiple sclerosis lesion segmentation in brain MRI using inception modules embedded in a convolutional neural network. *Journal of Healthcare Engineering*, 2021, 1–10. <https://doi.org/10.1155/2021/4138137>
- Armansyah, M. A. (2022). Aplikasi pengolahan citra MRI untuk deteksi area kanker otak dengan menggunakan metode Robinson. *Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering*, 1(3), 91–96.
- Awasthi, N., Pardasani, R., & Gupta, S. (2021). Multi-threshold Attention U-Net (MTAU) based model for multimodal brain tumor segmentation in MRI scans. *International MICCAI Brainlesion Workshop*, 168–178. <http://arxiv.org/abs/2101.12404>
- Baumgartner, C. F., Koch, L. M., Pollefeys, M., & Konukoglu, E. (2017). An exploration of 2D and 3D deep learning techniques for cardiac MR image segmentation. *International Workshop on Statistical Atlases and Computational Models of the Heart*, 111–119.
- Bhandari, A., Koppen, J., & Agzarian, M. (2020). Convolutional neural networks for brain tumour segmentation. *Insights into Imaging*, 11(1), 1–9. <https://doi.org/10.1186/s13244-020-00869-4>
- Bjorck, J., Gomes, C., Selman, B., & Weinberger, K. Q. (2018). Understanding batch normalization. *32nd International Conference on Neural Information Processing Systems*, 31, 7705–7716.
- Chatterjee, S., Yassin, H., Dubost, F., Nürnberger, A., & Speck, O. (2022). Weakly-supervised segmentation using inherently-explainable classification

- models and their application to brain tumour classification. *ArXiv Preprint* .  
<http://arxiv.org/abs/2206.05148>
- Chicco, D., & Jurman, G. (2020). The advantages of the Matthews correlation coefficient (MCC) over F1 score and accuracy in binary classification evaluation. *BMC Genomics*, *21*(6).
- Coenen, F. (2012). *On the use of confusion matrixes*.  
<https://intranet.csc.liv.ac.uk/~frans/Notes/confusionMatrices2012-5-12.pdf>
- Desiani, A., Zayanti, D. A., Primartha, R., Efriliyanti, F., & Andriani, N. A. C. (2021). Variasi Thresholding untuk segmentasi pembuluh darah citra retina. *Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, *7*(2), 255–262.
- Du, G., Cao, X., Liang, J., Chen, X., & Zhan, Y. (2020). Medical image segmentation based on U-net: a review. *Journal of Imaging Science and Technology*, *64*(2), 020508-1-020508–020512.  
<https://doi.org/10.2352/J.ImagingSci.Technol.2020.64.2.020508>
- Feng, S., Zhao, H., Shi, F., Cheng, X., Wang, M., Ma, Y., Xiang, D., Zhu, W., & Chen, X. (2020). CPFNet: Context pyramid fusion network for medical image segmentation. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, *39*(10), 3008–3018.
- Futrega, M., Milesi, A., Marcinkiewicz, M., & Ribalta, P. (2022). Optimized U-Net for brain tumor segmentation. *International MICCAI Brainlesion Workshop*, 15–29. <http://arxiv.org/abs/2110.03352>
- Garbin, C., Zhu, X., & Marques, O. (2020). Dropout vs. batch normalization: an empirical study of their impact to deep learning. *Multimedia Tools and Applications*, *79*(19), 12777–12815.
- Garg, A., & Karimian, N. (2021). Leveraging deep CNN and transfer learning for side-channel attack. *2021 22nd International Symposium on Quality Electronic Design (ISQED)*, 91–96.
- Grøvik, E., Yi, D., Iv, M., Tong, E., Rubin, D., & Zaharchuk, G. (2020). Deep learning enables automatic detection and segmentation of brain metastases on multisequence MRI. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, *51*(1), 175–182.
- Guo, C., Szemenyei, M., Pei, Y., Yi, Y., & Zhou, W. (2019). SD-UNet: A structured dropout U-Net for retinal vessel segmentation. *2019 IEEE 19th International Conference on Bioinformatics and Bioengineering (BIBE)*, 439–444.

- Han, Z., Jian, M., & Wang, G.-G. (2022). ConvUNeXt: An efficient convolution neural network for medical image segmentation. *Knowledge-Based Systems*, 253, 109512.
- He, T., Liu, Y., Xu, C., Zhou, X., Hu, Z., & Fan, J. (2019). A fully convolutional neural network for wood defect location and identification. *IEEE Access*, 7, 123453–123462.
- Hu, A., & Razmjooy, N. (2021). Brain tumor diagnosis based on metaheuristics and deep learning. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 31(2), 657–669. <https://doi.org/10.1002/ima.22495>
- Ilahiyah, S., & Nilogiri, A. (2018). Implementasi deep learning pada identifikasi jenis tumbuhan berdasarkan citra daun menggunakan Convolutional Neural Network. *Jurnal Sistem & Teknologi Informasi Indonesia*, 3(2), 49–56.
- Ioffe, S., & Szegedy, C. (2015). Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. *International Conference on Machine Learning*, 448–456.
- Irfan, D., Rosnelly, R., Wahyuni, M., Samudra, J. T., & Ranga, A. (2022). Perbandingan optimasi SGD, Adadelta, dan Adam dalam klasifikasi hydrangea menggunakan CNN. *Journal of Science and Social Research*, 5(2), 244–253. <http://jurnal.goretanpena.com/index.php/JSSR>
- Lahoti, R., Vengalil, S. K., Venkategowda, P. B., Sinha, N., & Reddy, Vi. V. (2021). Whole tumor segmentation from brain MR images using Multiview 2D Convolutional Neural Network. *43rd Annual International Conference of TheIEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*, 4111–4114.
- Latif, U., Shahid, A. R., Raza, B., Ziauddin, S., & Khan, M. A. (2021). An end-to-end brain tumor segmentation system using multi-inception-UNET. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 31(4), 1803–1816. <https://doi.org/10.1002/ima.22585>
- Lee, J.-H., Yun, J. Y., Gregory, A., Hogarth, P., & Hayflick, S. J. (2020). Brain MRI pattern recognition in neurodegeneration with brain iron accumulation. *Frontiers in Neurology*, 11(1024), 1–9. <https://doi.org/https://doi.org/10.3389/fneur.2020.01024>
- Li, Q., Cai, W., Wang, X., Zhou, Y., Feng, D. D., & Chen, M. (2014). Medical image classification with convolutional neural network. *2014 13th International Conference on Control Automation Robotics & Vision (ICARCV)*, 844–848.

- Liu, D., Sheng, N., He, T., Wang, W., Zhang, J., & Zhang, J. (2022). SGEResU-Net for brain tumor segmentation. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 19(6), 5576–5590. <https://doi.org/10.3934/mbe.2022261>
- 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(850), 98032H. <https://doi.org/10.1117/12.2217959>
- Navin, J. R. M., & Pankaja, R. (2016). Performance analysis of text classification algorithms using confusion matrix. *International Journal of Engineering and Technical Research (IJETR)*, 6(4), 75–78.
- Ni, T., Xie, L., Zheng, H., Fishman, E. K., & Yuille, A. L. (2019). Elastic boundary projection for 3D medical image segmentation. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.*, 2109–2118. <https://github.com/twni2016/EBP>.
- Normawati, D., & Prayogi, S. A. (2021). Implementasi Naïve Bayes Classifier dan Confusion Matrix pada analisis sentimen berbasis teks pada twitter. *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, 5(2), 697–711.
- Patro, V. M., & Patra, M. R. (2014). Augmenting weighted average with confusion matrix to enhance classification accuracy. *Transactions on Machine Learning and Artificial Intelligence*, 2(4), 77–91.
- Paul Joseph, R., Senthil Singh, C., & Manikandan, M. (2014). Brain tumor MRI image segmentation and detection in image processing. *International Journal of Research in Engineering and Technology*, 3(1), 1–5. <http://www.ijret.org>
- Pereira, S., Pinto, A., Alves, V., & Silva, C. A. (2016). Brain tumor segmentation using convolutional neural networks in MRI images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 35(5), 1240–1251. <https://doi.org/10.1109/TMI.2016.2538465>
- Punn, N. S., & Agarwal, S. (2020). Inception u-net architecture for semantic segmentation to identify nuclei in microscopy cell images. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications and Applications*, 16(1), 12:1-12:15. <https://doi.org/10.1145/3376922>
- Putra, A. K., & Bunyamin, H. (2020). Pengenalan simbol matematika dengan metode Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Strategi*, 2(2), 426–433.

- Razzak, M. I., Naz, S., & Zaib, A. (2018). Deep learning for medical image processing: Overview, challenges and the future. *Classification in BioApps*, 323–350. [https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-3-319-65981-7\\_12](https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-3-319-65981-7_12)
- Rezatofighi, H., Tsoi, N., Gwak, J., Sadeghian, A., Reid, I., & Savarese, S. (2019). Generalized intersection over union: A metric and a loss for bounding box regression. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 658–666.
- Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 234–241.
- Sabbih, M., Al-Tamimi, H., & Sulong, G. (2014). Tumor brain detection through MR images: A review of literature. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 62(2), 387–403. [www.jatit.org](http://www.jatit.org)
- Saito, K., Zhao, Y., & Zhong, J. (2019). Heart diseases image classification based on convolutional neural network. *Proceedings - 6th Annual Conference on Computational Science and Computational Intelligence, CSCI 2019*, 930–935. <https://doi.org/10.1109/CSCI49370.2019.00177>
- Sharma, S., Sharma, S., & Athaiya, A. (2020). Activation function in neural network. *International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology*, 4(12), 310–316.
- 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*, 11(518), 1–17. <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/app11020518>
- Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Salakhutdinov, R. (2014). Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. *The Journal of Machine Learning Research*, 15(1), 1929–1958.
- Sumardiyono, B. (2022). Segmentasi Citra Digital Paleografi Arsip VOC menggunakan Metode Thresholding. *Jurnal Rekayasa Informasi*, 11(1), 17–23.
- Suta, I. B. L. M., Sudarma, M., & Satya Kumara, I. N. (2020). Segmentasi tumor otak berdasarkan citra magnetic resonance imaging dengan menggunakan metode U-Net. *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, 19(2), 151–156. <https://doi.org/10.24843/mite.2020.v19i02.p05>
- Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., Erhan, D., Vanhoucke, V., & Rabinovich, A. (2015). Going deeper with convolutions.

*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1–9.

- Tsochatzidis, L., Costaridou, L., & Pratikakis, I. (2019). Deep learning for breast cancer diagnosis from mammograms—a comparative study. *Journal of Imaging*, 5(37), 1–11. <https://doi.org/10.3390/jimaging5030037>
- Wang, C., Gan, M., Zhang, M., & Li, D. (2020). Adversarial convolutional network for esophageal tissue segmentation on OCT images. *Biomedical Optics Express*, 11(6), 3095–3110. <https://doi.org/10.1364/boe.394715>
- Wang, J., He, X., Faming, S., Lu, G., Cong, H., & Jiang, Q. (2021). A real-time bridge crack detection method based on an improved Inception-Resnet-v2 structure. *IEEE Access*, 9, 93209–93323. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3093210>
- Wang, L., MA, X., & Ye, Y. (2020). Computer vision-based road crack detection using an improved I-UNet convolutional networks. *2020 Chinese Control And Decision Conference (CCDC)*, 539–543.
- Wu, K., Zhang, S., & Xie, Z. (2020). Monocular depth prediction with residual DenseASPP network. *IEEE Access*, 8, 129899–129910.
- Wulandari, I., Yasin, H., & Widiharih, T. (2020). Klasifikasi citra digital bumbu dan rempah dengan algoritma Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal GAUSSIAN*, 9(3), 273–282. <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/>
- Xu, X. F., Zhang, L., Duan, C. D., & Lu, Y. (2020). Research on inception module incorporated siamese convolutional neural networks to realize face recognition. *IEEE Access*, 8, 12168–12178.
- Yang, H., Wu, P., Yao, X., Wu, Y., Wang, B., & Xu, Y. (2018). Building extraction in very high resolution imagery by dense-attention networks. *Remote Sensing*, 10(11), 1768. <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/rs10111768>
- Yu, Q., Xia, Y., Xie, L., Fishman, E. K., & Yuille, A. L. (2019). Thickened 2D networks for efficient 3D medical image segmentation. *ArXiv Preprint ArXiv:1904.01150*, 1–10. <http://arxiv.org/abs/1904.01150>
- 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), 077066. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1402/7/077066>
- Zhang, X., & Zhao, S.-G. (2018). Cervical image classification based on image segmentation preprocessing and a CapsNet network model. *International*



*Journal of Imaging Systems and Technology*, 29(1), 19–28.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1002/ima.22291>

Zhang, Z., Wu, C., Coleman, S., & Kerr, D. (2020). DENSE-INception U-net for medical image segmentation. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 192, 1–38.  
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2020.105395>

Zong, Y., Chen, J., Yang, L., Tao, S., Aoma, C., Zhao, J., & Wang, S. (2020). U-net based method for automatic hard exudates segmentation in fundus images using inception module and residual connection. *IEEE Access*, 8, 167225–167235. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3023273>