

**IMPLEMENTASI DAN EVALUASI
MODEL HIBRIDA *VARIATIONAL MODEL BASED
TAILORED U-NET* (VM_TUNET) UNTUK
SEGMENTASI CITRA MRI TUMOR OTAK**

LAPORAN TUGAS AKHIR

Diajukan sebagai salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana S-1
Program Studi Fisika



Disusun oleh:

Muhammad Zaenal Arifin

21106020008

**PROGRAM STUDI FISIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA**

2026

LEMBAR PENGESAHAN



KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN KALIJAGA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

Jl. Marsda Adisucipto Telp. (0274) 540971 Fax. (0274) 519739 Yogyakarta 55281

PENGESAHAN TUGAS AKHIR

Nomor : B-1210/Un.02/DST/PP.00.9/06/2026

Tugas Akhir dengan judul : Implementasi dan Evaluasi Model Hibrida Variational Model Based Tailored U-Net (VM_TUNet) Untuk Segmentasi Citra MRI Tumor Otak

yang dipersiapkan dan disusun oleh:

Nama : MUHAMMAD ZAENAL ARIFIN
Nomor Induk Mahasiswa : 21106020008
Telah diujikan pada : Selasa, 02 Juni 2026
Nilai ujian Tugas Akhir : A

dinyatakan telah diterima oleh Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta

TIM UJIAN TUGAS AKHIR



Ketua Sidang

Frida Agung Rakhmadi, S.Si., M.Sc.
SIGNED

Valid ID: 6a21fa98e9003



Penguji I

Ade Kurniawan, M.Si., Ph.D.
SIGNED

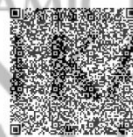
Valid ID: 6a2267d492511



Penguji II

Asih Melati, S.Si., M.Sc., Ph.D.
SIGNED

Valid ID: 6a2147d1880d7



Yogyakarta, 02 Juni 2026

UIN Sunan Kalijaga
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi

Prof. Dr. Dra. Hj. Khurul Wardati, M.St.
SIGNED

Valid ID: 6a2278e819e05

SURAT PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

SURAT PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Muhammad Zaenal Arifin

NIM : 21106020008

Program Studi : Fisika

Fakultas : Sains dan Teknologi

Menyatakan dengan sesungguhnya, bahwa skripsi saya yang berjudul “Implementasi dan Evaluasi Model Hibrida *Variational Model Based Tailored U-Net* (VM_TUNet) Untuk Segmentasi Citra MRI Tumor Otak” adalah hasil penelitian saya sendiri, tidak terdapat karya yang pernah diujikan untuk memperoleh gelar sarjana di suatu perguruan tinggi, dan sepanjang pengetahuan saya tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan orang lain kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Yogyakarta, 25 Mei 2026

Penulis



Muhammad Zaenal Arifin
NIM. 21106020008

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

SURAT PERSETUJUAN TUGAS AKHIR



Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga



FM-UINSK-BM-05-03/R0

SURAT PERSETUJUAN SKRIPSI/TUGAS AKHIR

Hal : Persetujuan Skripsi

Lamp : -

Kepada
Yth. Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta
di Yogyakarta

Assalamu'alaikum wr. wb.

Setelah membaca, meneliti, memberikan petunjuk dan mengoreksi serta mengadakan perbaikan seperlunya, maka kami selaku pembimbing berpendapat bahwa skripsi Saudara:

Nama : Muhammad Zaenal Arifin
NIM : 21106020008
Judul Skripsi : Implementasi dan Evaluasi Model Hibrida Variational Model Based Tailored U-Net (VM_TUNet) Untuk Segmentasi Citra Tumor Otak

sudah dapat diajukan kembali kepada Program Studi Fisika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Strata Satu dalam bidang Fisika.

Dengan ini kami berharap agar skripsi/tugas akhir Saudara tersebut di atas dapat segera dimunaqsyahkan. Atas perhatiannya kami ucapkan terima kasih.

Wassalamu'alaikum wr. wb.

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

Pembimbing II

Rochan Rifai, S.Si., M.Sc.
NIP.19980208 000000 1 301

Yogyakarta, 22 Mei 2026

Pembimbing I

Frida Agung Rakhmadi, S.Si., M.Sc.
NIP.19780510 200501 1 003

HALAMAN MOTTO

“Only a life lived for others is a life worthwhile”

“Hanya kehidupan yang dijalani untuk orang lain yang merupakan kehidupan yang berharga”

(Albert Einstein)



HALAMAN PERSEMBAHAN

Skripsi ini penulis persembahkan kepada:

Kedua orang tua, khususnya Almh. Ibu yang senantiasa mendoakan, memotivasi penulis hingga sampai di titik ini

Seluruh pembaca yang memiliki motivasi kuat untuk berinovasi dan memajukan bidang teknologi di Indonesia



KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Allah Swt. sang pencipta alam semesta, berkat rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul “Implementasi dan Evaluasi Model Hibrida *Variational Model Based Tailored U-Net* (VM_TUNet) Untuk Segmentasi Citra MRI Tumor Otak” dengan baik dan lancar. Penelitian ini diharapkan dapat bermanfaat bagi perkembangan iptek di bidang pengolahan citra dan kecerdasan buatan. Penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah membantu dan mensukseskan dalam pelaksanaan hingga penyusunan skripsi ini. Ucapan terima kasih penulis sampaikan kepada:

1. Bapak dan almh. Ibu yang selalu memberikan dukungan dan doa dalam setiap perjalanan kehidupan penulis.
2. Seluruh saudara, terkhusus kepada sang adik tercinta yang secara tidak langsung juga telah mendanai penelitian ini.
3. Bapak Prof. H. Noorhaidi Hasan, S.Ag., M.A., M.Phil., Ph.D. selaku Rektor UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta.
4. Ibu Prof. Dr. Dra. Hj. Khurul Wardati, M.Si. selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta.
5. Ibu Dr. Widayanti, S.Si., M.Si. selaku Ketua Program Studi Fisika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta.
6. Bapak Frida Agung Rakhmadi, S.Si., M.Sc. selaku dosen pembimbing akademik Program Studi Fisika Angkatan 2021 sekaligus pembimbing I dalam skripsi yang senantiasa memberikan pengarahan dalam pelaksanaan sampai penyusunan skripsi ini selesai.

7. Bapak Rochan Rifai, S.Si., M.Sc. selaku dosen pembimbing II dalam skripsi yang senantiasa memberikan arahan teknis
8. Seluruh Dosen Program Studi Fisika UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta yang telah memberikan ilmu, wawasan, motivasi selama masa studi berlangsung.
9. Bapak Ade Kurniawan, M.Si., Ph.D. serta Ibu Asih Melati, S.Si., M.Sc., Ph.D. selaku dosen penguji skripsi yang telah memberikan saran dan masukan terhadap penyempurnaan skripsi ini.
10. Saudara Annas Mukhlisin dan M. Akmal Nur Sya'ban yang senantiasa menjadi rekan diskusi, serta partner penelitian yang telah memberikan dukungan selama proses penyusunan skripsi ini.
11. Seluruh rekan seperjuangan Fisika Angkatan 2021, khususnya seluruh rekan Fisika Instrumentasi yang senantiasa menemani dalam suka dan duka serta menjadi tempat saling bertukar ilmu.
12. Seluruh rekan Pondok Pesantren Kotagede Hidayatul Mubtadi-Ien yang senantiasa menjadi teman bicara dan diskusi serta canda tawa.
13. Seluruh pihak yang telah memberikan, doa, bantuan, dan dukungan dalam penyusunan skripsi ini yang tidak dapat disebutkan satu persatu

Penulis mengharapkan adanya saran dan kritik yang bersifat membangun serta harapan penulis skripsi ini dapat bermanfaat bagi pembaca pada umumnya.

Yogyakarta, 20 Mei 2026

Penulis

**IMPLEMENTASI DAN EVALUASI MODEL HIBRIDA
VARIATIONAL MODEL BASED TAILORED U-NET (VM_TUNET)
UNTUK SEGMENTASI CITRA MRI TUMOR OTAK**

Muhammad Zaenal Arifin
21106020008

INTISARI

Penyakit tumor otak merupakan tantangan besar dalam dunia onkologi modern karena memiliki angka kematian yang tinggi yang sering kali dipicu oleh keterlambatan diagnosis. Teknologi *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) menjadi instrumen krusial dalam proses identifikasi tumor. Namun, analisis secara manual memiliki keterbatasan berupa ambiguitas pada batas jaringan serta variabilitas antar-pengamat. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan arsitektur hibrida *Variational Model-Based Tailored U-Net* (VM_TUNet) serta membuat model VM_TUNet pada *dataset* citra MRI tumor otak, serta mengevaluasi performa model yang telah diuji. Model ini mengintegrasikan arsitektur *deep learning* U-Net dengan persamaan fisis Cahn-Hilliard untuk meningkatkan ketajaman dan kontinuitas batas objek segmentasi. Metode penelitian terdiri atas empat tahap utama, yaitu persiapan dan pra-pemrosesan data citra MRI tumor otak, implementasi arsitektur menggunakan *framework* PyTorch, pelatihan dan optimasi model, serta evaluasi performa. Proses evaluasi dilakukan secara kuantitatif menggunakan metrik akurasi piksel, *Dice Similarity Coefficient* (DSC), dan *Intersection over Union* (IoU), serta secara kualitatif melalui inspeksi visual kontur objek. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model VM_TUNet berhasil dibangun dengan kinerja yang sangat baik. Konfigurasi terbaik dicapai pada variasi 3 blok iterasi dan *learning rate* 0,001, dengan capaian nilai akurasi piksel sebesar 99,34%, DSC sebesar 79,12%, dan IoU sebesar 65,87% pada data uji. Hasil analisis komparatif menunjukkan bahwa model hibrida VM_TUNet secara signifikan mengungguli model *baseline* U-Net standar, di mana terjadi peningkatan nilai DSC sebesar 6,46% dan skor IoU sebesar 9,33%. Batasan fisis dari modul numerik terbukti mampu mengeliminasi piksel asing (*false positive*) dan menghaluskan kelengkungan tepi kontur. Dengan demikian, model VM_TUNet efektif dalam meningkatkan akurasi segmentasi citra medis dan berpotensi mendukung proses pra-diagnosis tumor otak secara lebih objektif di ranah klinis.

Kata kunci: Tumor otak, Segmentasi citra, VM_TUNet, Persamaan Cahn-Hilliard

**IMPLEMENTATION AND EVALUATION OF A HYBRID
VARIATIONAL MODEL BASED TAILORED U-NET (VM_TUNET)
FOR MRI BRAIN TUMOR SEGMENTATION**

Muhammad Zaenal Arifin
21106020008

ABSTRACT

Brain tumor disease presents a major challenge in modern oncology due to its high mortality rate, which is frequently driven by delayed diagnosis. Magnetic Resonance Imaging (MRI) technology has become a crucial instrument in the tumor identification process. However, manual analysis suffers from limitations such as boundary ambiguity in tissues and inter-observer variability. This study aims to implement the hybrid Variational Model-Based Tailored U-Net (VM_TUNet) architecture and create the VM_TUNet model on a brain tumor MRI image dataset, as well as to evaluate the performance of the tested model. This model integrates the U-Net deep learning architecture with the Cahn-Hilliard physical equation to enhance the sharpness and continuity of the segmentation object boundaries. The research methodology consists of four main stages: preparation and pre-processing of data, architectural implementation using the PyTorch framework, model training and optimization, and performance evaluation. The evaluation process was conducted quantitatively using pixel accuracy, Dice Similarity Coefficient (DSC), and Intersection over Union (IoU) metrics, as well as qualitatively through visual inspection of object contours. The results indicate that the VM_TUNet model was successfully constructed with excellent performance. The optimal configuration was achieved with a variation of 3 iteration blocks and a learning rate of 0.001, yielding a pixel accuracy of 99.34%, a DSC of 79.12%, and an IoU of 65.87% on the test data. Comparative analysis demonstrates that the hybrid VM_TUNet model significantly outperforms the baseline standard U-Net model, showing an increase in the DSC score by 6.46% and the IoU score by 9.33%. Physical constraints from the numerical module proved effective in eliminating false positive pixels and smoothing contour edges. Consequently, the VM_TUNet model is effective in improving medical image segmentation accuracy and holds the potential to support a more objective pre-diagnosis process for brain tumors in clinical environments.

Keywords: Brain tumor, Image segmentation, VM_TUNet, Cahn-Hilliard Equation

DAFTAR ISI

COVER	i
LEMBAR PENGESAHAN	ii
SURAT PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR.....	iii
SURAT PERSETUJUAN TUGAS AKHIR.....	iv
HALAMAN MOTTO	v
HALAMAN PERSEMBAHAN	vi
KATA PENGANTAR.....	vii
INTISARI	ix
ABSTRACT	x
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR GAMBAR.....	xiv
DAFTAR TABEL	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvi
GLOSARIUM.....	xvii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	7
1.3 Tujuan Penelitian	8
1.4 Batasan Penelitian	8
1.5 Manfaat Penelitian	9
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	10
2.1 Studi Pustaka.....	10
2.2 Landasan Teori.....	17
2.2.1 Tumor Otak.....	17
2.2.2 Magnetic Resonance Imaging.....	21
2.2.3 Citra Digital	28
2.2.4 Segmentasi Citra Digital.....	33
2.2.5 Deep Learning	35
2.2.6 Covolutional Neural Netwok.....	39
2.2.7 U-Net	42

2.2.8 Persamaan Cahn-Hilliard.....	44
2.2.9 Variational Model Based Tailored U-Net.....	46
2.2.10 Akurasi Piksel.....	50
2.2.11 Dice Similarity Coefficient.....	51
2.2.12 Intersection over Union (IoU)	52
2.2.13 Wawasan Keislaman.....	53
BAB III METODE PENELITIAN	54
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian	54
3.2 Alat dan Bahan Penelitian.....	54
3.2.1 Alat Penelitian	54
3.2.2 Bahan Penelitian	55
3.3 Prosedur Penelitian.....	55
3.3.1 Persiapan dan Pra-pemrosesan Data.....	56
3.3.2 Implementasi Arsitektur	59
3.3.3 Pembuatan Model	61
3.3.4 Evaluasi Performa Model	63
3.4 Sistematika Pembahasan Hasil.....	66
3.4.1 Sistematika Pembahasan Hasil Implementasi Arsitektur	66
3.4.2 Sistematika Pembahasan Hasil Pembuatan Model	67
3.4.3 Sistematika Pembahasan Hasil Evaluasi Performa Model	67
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	69
4.1 Hasil Penelitian	69
4.1.1 Hasil Persiapan dan Pra-pemrosesan Data	69
4.1.1.1 Hasil Pengumpulan Dataset	69
4.1.1.2 Hasil Pra-pemrosesan Data	69
4.1.1.3 Hasil Pembagian Dataset.....	70
4.1.2 Hasil Implementasi Arsitektur	71
4.1.2.1 Hasil Implementasi Arsitektur U-Net	71
4.1.2.2 Hasil Implementasi Modul Hibrida.....	72
4.1.3 Hasil Pembuatan Model.....	72
4.1.3.1 Hasil Konfigurasi dan Inisialisasi Model.....	73
4.1.3.2 Hasil Pelatihan dan Optimasi Model.....	73

4.1.4 Hasil Evaluasi Performa Model.....	74
4.1.4.1 Hasil Evaluasi Kuantitatif.....	74
4.1.4.2 Hasil Evaluasi Kualitatif.....	75
4.1.4.3 Hasil Pembandingan Performa Model	75
4.2 Pembahasan.....	76
4.2.1 Pembahasan Hasil Implementasi Arsitektur.....	77
4.2.2 Pembahasan Hasil Pembuatan Model.....	79
4.2.3 Pembahasan Hasil Evaluasi Performa Model.....	82
BAB V PENUTUP	85
5.1 Kesimpulan	85
5.2 Saran.....	86
DAFTAR PUSTAKA.....	88
LAMPIRAN.....	92



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Tumor Intracerebral	19
Gambar 2.2 Tumor dari struktur penunjang	19
Gambar 2.3 Tumor perkembangan	20
Gambar 2.4 Lesi metastasis otak	21
Gambar 2.5 Komponen perangkat keras MRI	22
Gambar 2.6 Citra MRI T1-Weighted	26
Gambar 2.7 Citra MRI T2-Weighted	27
Gambar 2.8 Citra MRI PD-Weighted	27
Gambar 2.9 Citra MRI TI	28
Gambar 2.10 Proses akuisisi citra	30
Gambar 2.11 Citra dalam bentuk matriks	31
Gambar 2.12 Jenis-jenis citra digital	32
Gambar 2.13 Segmentasi pada citra medis	33
Gambar 2.14 Jenis metode segmentasi	35
Gambar 2.15 Arsitektur deep learning	36
Gambar 2.16 Arsitektur deep learning	40
Gambar 2.17 <i>Stride</i> dan <i>zero padding</i> pada proses konvolusi	40
Gambar 2.18 Proses pooling	41
Gambar 2.19 Arsitektur U-Net	43
Gambar 2.20 Arsitektur VM_TUNet	47
Gambar 2.21 Perbandingan hasil segmentasi pada dataset ECSSD	50
Gambar 3.1 Diagram alir penelitian	56
Gambar 4.1 Citra MRI input dan citra label	70
Gambar 4.2 Pembagian dataset	70
Gambar 4.3 Penguncian data uji	71
Gambar 4.4 Kurva pelatihan dan validasi model	74
Gambar 4.5 Visualisasi citra label dengan hasil prediksi model	75
Gambar 4.6 Visualisasi perbandingan dua model	76

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Tinjauan pustaka penelitian.....	15
Tabel 3.1 Waktu penelitian.....	54
Tabel 3.2 Alat penelitian	55
Tabel 3.3 Bahan peneltian	55
Tabel 3.4 Variasi pengujian optimasi dan konfigurasi model.....	62
Tabel 3.5 Pengujian model terhadap data uji	65
Tabel 3.6 Hasil pembandingan model VM_TUNet dengan U-Net.....	66
Tabel 4.1 Arsitektur model VM_TUNet	72
Tabel 4.2 Hasil konfigurasi saat pelatihan model	73
Tabel 4.3 Hasil konfigurasi saat validasi model.....	73
Tabel 4.4 Hasil evaluasi kuantitatif pada data uji.....	74
Tabel 4.5 Hasil pembandingan model VM_TUNet dengan U-Net.....	76

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Persiapan dan Pra-pemrosesan Data	92
Lampiran 2 Implementasi Arsitektur	93
Lampiran 3 Pembuatan Model	95
Lampiran 4 Evaluasi Performa model.....	108



GLOSARIUM

<i>Aliasing</i>	: Distorsi visual yang membuat batas tepi objek pada citra digital tampak bergerigi
<i>Artificial Neural Network</i>	: Sistem komputasi yang cara kerjanya meniru struktur jaringan saraf biologis
<i>Average Pooling</i>	: Teknik memperkecil dimensi citra dengan mengambil nilai rata-rata dari sekelompok piksel
<i>Backpropagation</i>	: Algoritma sistem untuk mendistribusikan nilai eror ke belakang guna memperbarui bobot jaringan
<i>Base Model</i>	: Arsitektur awal jaringan saraf sebelum dimodifikasi atau digabungkan dengan metode lain
<i>Batch Size</i>	: Jumlah sampel data yang diproses mesin dalam satu kali iterasi pelatihan
<i>BatchNorm2d</i>	: Modul dalam PyTorch untuk melakukan normalisasi data pada lapisan jaringan guna mempercepat dan menstabilkan pelatihan model
<i>Binary Cross Entropy</i>	: Jenis <i>loss function</i> untuk mengukur eror komputasi pada kasus klasifikasi biner atau dua kelas target
<i>BCEWithLogitsLoss</i>	: Modul <i>loss function</i> dalam PyTorch yang menggabungkan fungsi Sigmoid dan <i>Binary Cross Entropy</i> secara langsung agar perhitungan matematisnya lebih stabil
<i>Bit</i>	: Satuan unit informasi terkecil dalam memori komputer yang bernilai 0 atau 1
<i>Bottleneck</i>	: Bagian tersempit pada jaringan U-Net tempat informasi citra dipadatkan secara maksimal
<i>Central Difference</i>	: Metode numerik untuk mengaproksimasi nilai turunan menggunakan nilai titik sebelum dan sesudahnya
<i>Cerebral Edema</i>	: Pembengkakan otak akibat penumpukan cairan yang posisinya sering menyertai massa tumor
<i>Closed-bore</i>	: Desain mesin MRI konvensional yang berbentuk seperti lorong tabung tertutup rapat
<i>Comma Separated values (CSV)</i>	: Format file teks sederhana yang digunakan untuk menyimpan data berbentuk tabel
<i>CombinedLoss</i>	: <i>Loss function</i> yang dibuat secara mandiri untuk menggabungkan dua atau lebih jenis fungsi kerugian
<i>Conv2d</i>	: Modul lapisan konvolusi dua dimensi pada PyTorch yang bertugas mengekstraksi pola spasial dari citra input
<i>ConvTranspose2d</i>	: Modul lapisan konvolusi transposisi dua dimensi dalam PyTorch yang berfungsi melakukan operasi penaikan resolusi (<i>upsampling</i>) citra
<i>Cryostat</i>	: Ruang pendingin ekstrem berisi helium cair untuk menjaga suhu operasi magnet superkonduktor MRI
<i>Data Pipeline</i>	: Rangkaian proses penyiapan dan pra-pemrosesan data mentah sebelum dilatih oleh jaringan
<i>Decoder</i>	: Bagian U-Net yang merekonstruksi fitur kembali menjadi bentuk resolusi citra semula
<i>Delineasi</i>	: Proses penentuan atau penggambaran garis batas (kontur) objek secara presisi di dalam citra digital untuk memisahkan objek satu dari objek lainnya atau dari latar belakang

<i>Dice Loss</i>	: Jenis <i>loss function</i> yang berfokus menghukum model berdasarkan ketidakcocokan area tumpang tindih citra
Ω	: Wilayah ruang spasial atau keseluruhan area koordinat tempat citra medis didefinisikan dan disegmentasi
<i>Downsampling</i>	: Proses memperkecil resolusi dan dimensi spasial citra untuk mengurangi beban komputasi
<i>Early Stopping</i>	: Mekanisme pemberhentian pelatihan secara dini untuk mencegah mesin kehilangan kemampuan generalisasi
<i>Emission Tomography</i>	: Teknik pemindaian medis fungsional yang menangkap pancaran radiasi dari dalam tubuh pasien
<i>Encoder</i>	: Bagian U-Net yang bertugas mengekstrak fitur dan pola penting dari citra masukan
<i>End-to-End</i>	: Sistem jaringan tunggal yang menyelesaikan tugas dari input mentah hingga output akhir tanpa intervensi manual
<i>Epoch</i>	: Satu siklus penuh waktu ketika sistem telah tuntas memproses keseluruhan dataset pelatihan
ϵ (<i>epsilon</i>)	: Parameter fungsi yang bertugas mengontrol ketebalan batas antarmuka objek citra
$E(u)$	: Energi total Ginzburg-Landau pada sistem campuran dua zat
<i>False Negative (FN)</i>	: Kondisi ketika sistem gagal mendeteksi area target yang sebenarnya adalah objek tumor
<i>False Positive (FP)</i>	: Kondisi ketika sistem salah memprediksi area normal sebagai objek tumor
<i>Feature Map</i>	: Citra internal hasil saringan konvolusi yang menonjolkan satu pola unik tertentu
<i>Finite Difference Method (FDM)</i>	: Metode numerik untuk menyelesaikan persamaan diferensial melalui aproksimasi di titik-titik diskrit
<i>Forward Euler</i>	: Skema komputasi iteratif yang memprediksi nilai langkah waktu ke depan berdasarkan nilai saat ini
∇	: Operator vektor matematis yang merepresentasikan arah kemiringan maksimum dari suatu fungsi
<i>Ground Truth</i>	: Citra medis yang telah dianotasi oleh ahli sebagai standar kebenaran mutlak
H^{-1}	: Ruang fungsional matematis abstrak dengan nilai rata-rata nol untuk fondasi perhitungan aliran gradien
<i>Hyperparameter</i>	: Pengaturan inti model yang nilainya harus ditetapkan secara manual sebelum pelatihan dimulai
<i>Infiltrasi</i>	: Proses menyusupnya sel-sel abnormal ke dalam celah-celah jaringan tubuh yang normal
<i>Inversion Time</i>	: Waktu jeda operasi pada MRI untuk meredupkan atau memadamkan sinyal dari jaringan tertentu
Iterasi	: Satu langkah perhitungan matematis tunggal saat model sedang berupaya memperbarui bobot pelatihannya
Kernel	: Matriks kecil berisi angka-angka (bobot) yang digunakan untuk menyaring atau memodifikasi data
λ (<i>lambda</i>)	: Parameter bobot penalti fisika untuk menyeimbangkan fungsional energi
Δ	: Operator diferensial orde dua untuk menghitung laju divergensi dari penyebaran suatu gradien

<i>Learnable Parameters</i>	: Variabel bobot di dalam jaringan mesin yang nilainya diperbarui secara otomatis selama berlatih
<i>Learning Rate</i>	: parameter yang mengontrol besarnya langkah yang diambil oleh model untuk memperbarui bobotnya pada setiap iterasi
<i>Leaky ReLU</i>	: Fungsi aktivasi yang meloloskan sedikit nilai negatif untuk mencegah matinya respons komputasi neuron
<i>Loss Function</i>	: Rumus matematis utama yang mengukur tingkat kesalahan dari hasil prediksi mesin
<i>Max Pooling</i>	: Teknik reduksi dimensi citra dengan mengambil nilai piksel paling tinggi dari tiap area lokal
<i>MaxPool2d</i>	: Modul lapisan penyatuan maksimum dua dimensi dalam PyTorch untuk memperkecil ukuran dimensi gambar dengan mengambil nilai piksel tertinggi
<i>Min-Max Scaling</i>	: Teknik normalisasi rentang distribusi angka piksel ke dalam batas skala yang spesifik
<i>Model Checkpoint</i>	: Fitur yang secara berkala menyimpan kondisi parameter terbaik model selama proses pelatihan
<i>Nearest Neighbour</i>	: Metode interpolasi citra yang sekadar menyalin nilai dari letak piksel terdekat di sebelahnya
<i>Net Magnetic Vector</i>	: Total arah kumulatif tarikan medan magnet dari proton di dalam rongga mesin MRI
<i>Noise</i>	: Bintik atau kekaburan acak pada gambar medis yang mengganggu kejelasan struktur jaringan organ
<i>Overfitting</i>	: Kondisi kegagalan model saat terlalu menghafal data latih namun buruk dalam menebak data baru
<i>Parameter Tuning</i>	: Proses eksperimental mencari kombinasi pengaturan <i>hyperparameter</i> yang paling optimal
<i>Partial Volume Effect</i>	: Pengaburan visual citra akibat satu unit piksel mencakup lebih dari satu jenis jaringan anatomis
<i>Patosfiologis</i>	: Gangguan atau perubahan fungsi tubuh yang terjadi akibat adanya suatu penyakit
<i>Phased Array</i>	: Teknologi susunan kumparan antena independen MRI untuk meningkatkan kualitas tangkapan gelombang
<i>Piksel</i>	: Elemen berupa titik luasan terkecil yang menyusun representasi sebuah citra digital
<i>Pooling</i>	: Operasi peringkasan resolusi dimensi spasial citra agar mengurangi komputasi
<i>Pos_weight</i>	: Parameter atau bobot yang diberikan khusus pada data kelas positif pada <i>loss function</i> untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas
<i>Rectified Linear Unit (ReLU)</i>	: Fungsi aktivasi yang menyaring dan mengubah semua luaran nilai negatif menjadi nol
<i>Regularizer</i>	: Suku penalti yang ditambahkan ke dalam <i>loss function</i> untuk membatasi model demi mencegah terjadinya <i>overfitting</i>
<i>Rise Time</i>	: Durasi waktu yang dibutuhkan perangkat mesin MRI untuk membangkitkan gaya medan magnet puncaknya
<i>Shimming</i>	: Proses menyetel dan meratakan pemerataan medan magnet di dalam ruang mesin MRI untuk menekan distorsi

<i>Sigmoid</i>	: Fungsi aktivasi matematis yang menekan probabilitas prediksi mesin ke dalam rentang rasio 0 hingga 1
<i>Skip Connections</i>	: Jembatan pintas penyambung fitur dari <i>encoder</i> ke <i>decoder</i> pada U-Net guna mencegah hilangnya detail garis tepi citra
<i>Slew Rate</i>	: Batas kecepatan operasional mesin MRI dalam memanipulasi intensitas medan magnet per satuan waktu
<i>Softmax</i>	: Fungsi aktivasi untuk menormalisasi deretan angka luaran menjadi bentuk skor distribusi probabilitas multikelas
<i>Stride</i>	: Rentang jarak pergerakan matriks kernel konvolusi saat memindai piksel secara lokal
τ (<i>tau</i>)	: Parameter penentu jeda interval besaran langkah waktu dalam setiap siklus iterasi komputasi sekuensial
<i>Tanh</i>	: Fungsi aktivasi yang memaksa sentralisasi nilai luaran komputasi berada di rentang negatif 1 hingga 1
<i>Tailored Finite Point Method (TFPM)</i>	: Metode numerik berbasis fungsi eksponensial untuk menjamin kestabilan perhitungan turunan spasial ekstrem
<i>Threshold</i>	: nilai batas yang digunakan untuk menyaring, mengaktifkan, atau mengubah nilai piksel hasil perhitungan matriks konvolusi
<i>Time Echo</i>	: Interval waktu tunggu mesin MRI dari melepaskan energi hingga merekam pantulan kembalinya sinyal gelombang
<i>Time Repetition</i>	: eda interval waktu antar-pelepasan gelombang pulsa denyut berurutan pada operasi alat pemindai MRI
<i>True Negative (TN)</i>	: Kondisi ketika sistem komputasi berhasil mengenali letak area bukan target secara benar
<i>True Positive (TP)</i>	: Kondisi ketika sistem komputasi berhasil mengenali target luasan objek secara akurat
<i>u</i>	: Variabel matematis yang merepresentasikan proyeksi hasil citra fase segmentasi pada satu garis waktu tertentu
<i>underfitting</i>	: Kondisi saat model jaringan gagal mengenali struktur pola dari data akibat arsitekturnya yang terlampau sederhana
<i>upsampling</i>	: Operasi perbesaran matriks secara spasial agar resolusi citra kembali ke dimensi asli yang lebih besar
<i>v</i>	: Variabel untuk menyederhanakan perhitungan persamaan orde tinggi menjadi orde yang lebih rendah
<i>Vanishing gradient</i>	: Kegagalan matematis berupa menyusutnya faktor gradien hingga mendekati nol
$W(u)$	: Fungsi sumur ganda (<i>double well function</i>) atau fungsi Lyapunov
<i>Zero Padding</i>	: Penambahan ruang piksel kosong bernilai nol di tepi bingkai gambar untuk menjaga ukuran dimensi citra sesuai konvolusi

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Penyakit tumor otak menjadi salah satu tantangan utama dalam dunia onkologi modern. Berdasarkan data dari *Global Cancer Observatory*, terdapat 321.731 kasus baru penyakit tumor otak dan sistem saraf pusat yang terdiagnosis dalam periode satu tahun dengan jumlah kasus kematian mencapai 248.500. Di Indonesia, penyakit ini sendiri terdapat 5.738 kasus dan 5.259 diantaranya menyebabkan kematian (International Agency for Research on Cancer, 2024). Hal ini umumnya disebabkan oleh keterlambatan diagnosis akibat tidak mengenali gejala dini dari tumor tersebut sehingga menyebabkan pengobatan menjadi tidak optimal yang berujung pada angka kematian yang tinggi (Amila dkk., 2025).

Tumor otak dapat ditandai dengan nyeri kepala, mual, muntah, dan adanya gangguan penglihatan. Tumor ini nantinya akan memicu gejala seperti kejang, gangguan keseimbangan, penurunan kognitif, hingga defisit neurologis akibat lokasi dan pertumbuhannya. Dampak tersebut dapat menurunkan kualitas hidup pasien sehingga menimbulkan tekanan psikologis berupa kecemasan dan ketakutan, serta memperbesar beban ekonomi akibat proses penyembuhan yang panjang dan biaya pengobatan yang tinggi (Amila dkk., 2025). Melihat dampak penyakit yang dapat mengancam kelangsungan hidup manusia tersebut, maka diperlukan suatu upaya untuk mencari solusi pengobatan ataupun pengembangan teknologi medis. Dorongan ini tidak hanya muncul dari urgensi kemanusiaan, tetapi juga sejalan dengan prinsip-prinsip ajaran agama.

Dalam perspektif Islam, kesehatan merupakan salah satu nikmat yang diberikan Allah SWT yang harus dijaga dengan sebaik-baiknya. Hal ini sesuai dengan salah satu tujuan syariat (*maqashid al-syariah*) yakni perintah menjaga jiwa dan kehidupan (*hifdz al-nafs*). Rasulullah saw. bersabda dalam sebuah hadits sebagai berikut:

عن اسامة بن شريك رضي الله عنه قال : قالت الاعراب يا رسول الله الا نتاوى؟ قال: نعم
عباد الله تداووا فان الله لم يضع داء الا وضع له شفاء الا داء واحدا، قالو: يا رسول الله وما
هو ؟ قال : الهرم

(رواه الترمذي وابو داود وابن ماجه)

Artinya: *Dari Usamah bin Syarik ra ia berkata: Orang-orang Arab Badui berkata: wahai rasulullah, bolehkah kami berobat? rasul menjawab: ya, wahai hamba Allah berobatlah. Sesungguhnya Allah tidak menciptakan penyakit kecuali menciptakan penawarnya kecuali satu penyakit. Mereka bertanya: penyakit apa itu wahai rasulullah? Rasul menjawab: menjadi tua (HR. Turmuzi, Abu Daud dan Ibnu Majah) (Razali, 2021).*

Menurut Razali (2021), hadis tersebut mendorong umat islam agar secara aktif berusaha mencari solusi dan pengobatan dalam rangka menjaga kesehatan. Perintah untuk berobat dapat dimaknai secara luas, bukan hanya sekadar mencari obat yang sudah ada, tetapi juga mencakup berbagai jenis usaha untuk menemukan solusi baru salah satunya dengan sebuah penelitian. Semangat inilah yang menjadi penggerak bagi lahirnya berbagai inovasi teknologi medis, termasuk teknologi pencitraan medis sebagai garda terdepan dalam pra diagnosis penyakit.

Berbagai teknologi pencitraan medis berhasil dikembangkan selama beberapa dekade terakhir. Di antara teknologi tersebut, yang memiliki kinerja paling unggul adalah *Magnetic Resonance Imaging* (MRI). MRI mampu

mencitrakan keberadaan tumor otak dengan memanfaatkan medan magnet dan gelombang radio yang dihasilkan oleh komputer sehingga menghasilkan citra dengan resolusi yang tinggi, bahkan mampu menghasilkan citra tiga dimensi (3D) yang dapat dilihat dari berbagai sudut pandang (Ardan dan Indraswari, 2024).

Keunggulan MRI dalam menghasilkan citra medis masih dihadapkan pada berbagai tantangan dalam proses analisis dan segmentasi citranya. Tantangan tersebut berkaitan dengan kompleksitas karakteristik citra MRI yang dipengaruhi oleh adanya gangguan pencitraan. Salah satu gangguan yang sering dijumpai adalah *partial-volume effect*, yaitu kondisi ketika lebih dari satu jenis jaringan berkontribusi pada satu piksel, sehingga menyebabkan terjadinya pengaburan intensitas pada batas antar jaringan dan menimbulkan ambiguitas dalam pendefinisian struktur anatomi (Pham dkk., 2000). Selain itu, citra MRI juga kerap mengalami ketidakhomogenan intensitas yang memunculkan efek bayangan dan menyebabkan nilai intensitas pada kelas jaringan tertentu menjadi tidak seragam di seluruh area citra (Venkatesh dkk., 2020). Kondisi tersebut dapat menurunkan kinerja proses segmentasi dan menyulitkan penentuan batas tumor secara akurat. Kompleksitas visual ini juga menjadikan proses delineasi struktur anatomi jika dikerjakan secara manual akan memakan waktu, serta berpotensi menimbulkan perbedaan hasil antar pengamat, terutama pada studi dengan jumlah data yang besar. Pengembangan sistem segmentasi otomatis menjadi solusi yang penting untuk meningkatkan efisiensi, konsistensi, serta akurasi dalam proses identifikasi tumor otak pada citra MRI.

Berbagai metode komputasi mulai dikembangkan dalam rangka terwujudnya sebuah sistem segmentasi otomatis salah satunya segmentasi konvensional. Metode ini disebut konvensional karena tidak melibatkan algoritma *machine learning* atau *deep learning*, melainkan hanya bergantung pada analisis statistik ataupun karakteristik piksel citra. Segmentasi konvensional seperti *thresholding*, *edge detection*, *region growing*, *clustering* telah banyak digunakan untuk membantu dokter dalam mengidentifikasi area tumor. Kelebihan metode-metode tersebut adalah relatif efisien dan mudah diinterpretasikan. Namun, kinerjanya seringkali menurun ketika dihadapkan pada citra medis yang kompleks yang mengandung *noise* (derau), variasi intensitas, atau batas yang tidak jelas (Xu dkk., 2024). Area lesi (tumor) seringkali berukuran sangat kecil dibandingkan dengan area jaringan otak yang sehat. Apabila tidak diatasi, maka model akan gagal dalam mengenali area tumor (Chen dkk., 2018). Keterbatasan inilah yang memerlukan pendekatan segmentasi yang lebih adaptif dan kuat.

Perkembangan pesat dalam bidang *Artificial Intelligence* (kecerdasan buatan), khususnya *deep learning*, telah membawa revolusi dalam analisis citra. Salah satu arsitektur *deep learning* yang menjadi standar dalam segmentasi medis adalah U-Net. U-Net memiliki beberapa keunggulan di antaranya mampu mengekstraksi fitur spasial pada berbagai level resolusi serta tidak perlu melakukan *parameter tuning* yang kompleks sebagaimana yang terdapat pada metode konvensional (Kridoyono dkk., 2025). Namun, U-Net memiliki kesulitan dalam penggambaran batas yang presisi, sehingga berpotensi menghasilkan batas objek yang sedikit tidak beraturan (muncul lekukan kecil) (Nizamani dkk., 2023).

Kelemahan tersebut berakar dari sifat fundamental *Convolutional Neural Network* (CNN) sebagai model yang berbasis data (*data-driven*). Meskipun dapat mencocokkan data observasi dengan sangat baik, prediksinya bisa jadi tidak konsisten atau tidak masuk akal secara fisik. Hal ini disebabkan karena model belajar sepenuhnya dari data tanpa memiliki pemahaman bawaan mengenai fenomena yang mengaturnya (Karniadakis dkk., 2021). Dengan demikian, tantangan utamanya adalah menciptakan suatu model yang tidak hanya mengenali pola visual berdasarkan data saja, namun juga sesuai dengan fenomena yang dimodelkan.

Tantangan ini membuka jalan bagi paradigma baru yang dikenal sebagai *Physics Informed Neural Network* (PINN). Pendekatan ini mengintegrasikan model fisika ke dalam proses pelatihan jaringan saraf (*neural network*) melalui penambahan persamaan diferensial parsial pada *loss function* sehingga model nantinya tidak hanya belajar dari data saja, tetapi juga mampu menyesuaikan diri agar memenuhi kaidah fisika yang mendasari fenomena yang dimodelkan. PINN menunjukkan keunggulan dalam konteks segmentasi citra. Metode *Physics Informed Contour Selection* (PICS) sebagai contoh yang memadukan konsep PINN dengan model *active contour* klasik terbukti mampu mengatasi keterbatasan metode konvensional seperti sensitivitas terhadap inisialisasi dan ketidakstabilan terhadap *noise* (Dwivedi dkk., 2024).

Di antara prinsip fisika yang relevan dengan konteks segmentasi adalah persamaan Cahn-Hilliard. Persamaan ini mendeskripsikan proses pemisahan fasa secara konservatif, sebuah konsep yang dapat dianalogikan dengan tugas

segmentasi untuk memisahkan fasa tumor dari fasa jaringan sehat. Wight dan Zhao (2021) dalam penelitiannya menunjukkan bahwa kerangka kerja PINN dapat dirancang sebagai pemecah numerik otomatis untuk menyelesaikan persamaan Cahn-Hilliard. Temuan ini menjadi landasan kuat bahwa prinsip fisis dari persamaan tersebut dapat diintegrasikan ke dalam kerangka kerja jaringan saraf untuk menyempurnakan batas segmentasi agar lebih akurat.

Penelitian Qi dan kawan kawan (2025) mencoba mengembangkan sebuah model hibrida inovatif yang mengintegrasikan U-Net sebagai kerangka dasar *deep learning* dan persamaan Cahn-Hilliard sebagai model berbasis fisika. Model hibrida tersebut dinamakan sebagai *Variational Model Based Tailored U-Net* (VM_TUNet). Penelitian tersebut menunjukkan hasil yang menjanjikan pada dataset umum dimana model VM_TUNet mengungguli beberapa model yang lain seperti U-Net dan DeepLabV3+. Keunggulannya terletak pada kemampuannya dalam menghasilkan segmentasi dengan batas yang lebih tajam dan akurat yang dibuktikan dengan akurasi dan *dice score* yang lebih tinggi (Qi dkk., 2025).

Keunggulan model VM_TUNet yang telah diuraikan sebelumnya mendorong penelitian lebih lanjut untuk menguji efektivitasnya pada kasus yang lebih spesifik. Meskipun Qi dkk. telah menunjukkan keberhasilan pada dataset citra umum, kinerjanya pada citra medis yang kompleks seperti citra MRI menjadi area yang perlu dieksplorasi. Oleh karena itu perlu dilakukan implementasi ulang dengan menyusun kode program yang mengacu pada arsitektur VM_TUNet. Model yang dibuat dilatih menggunakan dataset citra MRI tumor otak agar menghasilkan model hibrida yang siap digunakan untuk tugas segmentasi citra

MRI tumor otak sekaligus menetapkan performa dasar (*baseline*) model pada data medis tersebut.

Model yang telah dibuat kemudian dievaluasi kinerjanya secara mendalam untuk mengetahui kemampuannya dalam menangani tantangan segmentasi medis, khususnya terkait ketidakjelasan batas tumor. Evaluasi dilakukan secara kuantitatif dan kualitatif. Evaluasi kuantitatif dilakukan dengan mengukur kesesuaian antara prediksi model dan data label menggunakan metrik standar segmentasi medis, yaitu akurasi, *Dice Similarity Coefficient* (DSC), dan *Intersection over Union* (IoU). Sementara itu, evaluasi kualitatif dilakukan melalui inspeksi visual untuk memastikan bahwa model mampu menghasilkan kontur segmentasi yang halus dan presisi sesuai dengan struktur anatomis tumor.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian pada bagian latar belakang, maka rumusan masalah yang diangkat dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana hasil implementasi arsitektur hibrida *Variational Model Based Tailored U-Net* (VM_TUNet) yang telah dikembangkan Qi dkk. pada dataset citra MRI tumor otak?
2. Bagaimana hasil pembuatan model hibrida VM_TUNet yang mampu melakukan segmentasi citra tumor otak?
3. Bagaimana performa model hibrida VM_TUNet yang telah diimplementasikan pada dataset citra MRI tumor otak?

1.3 Tujuan Penelitian

Penelitian dilakukan untuk mencapai sasaran yang telah dirumuskan sebelumnya. Tujuan dari dilakukannya penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mengimplementasi arsitektur hibrida *Variational Model Based Tailored U-Net* (VM_TUNet) yang telah dikembangkan oleh Qi dkk. pada dataset citra MRI tumor otak.
2. Membuat model hibrida VM_TUNet yang dapat digunakan untuk segmentasi citra tumor otak.
3. Mengevaluasi performa model hibrida VM_TUNet yang telah diimplementasikan pada dataset citra MRI tumor otak.

1.4 Batasan Penelitian

Berdasarkan tujuan yang diangkat dalam penelitian ini, diperlukan beberapa batasan penelitian. Batasan-batasan dari penelitian ini diantaranya sebagai berikut.

1. Perangkat lunak yang digunakan pada pengembangan dan pengujian model adalah Google Colaboratory
2. Data yang diolah merupakan data sekunder citra MRI otak dari 233 penderita jenis tumor Meningioma, Glioma, dan Pituitary tumor. Data diambil dari Nanfang Hospital, Guangzhou dan Tianjin Medical University General Hospital, China.
3. Parameter pengujian yang digunakan dalam penelitian ini adalah akurasi piksel, *Dice Similarity Coefficient* (DSC), dan *Intersection over Union* (IoU).

4. Penelitian ini hanya berfokus pada tugas segmentasi citra tumor otak dan tidak mencakup ke dalam tugas klasifikasi tumor.
5. Metode segmentasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah segmentasi biner yang berfokus pada pemisahan area tumor terhadap latar belakangnya (*background*) sehingga tidak mencakup segmentasi multi kelas.
6. Pembagian dataset terdiri dari 68% sebagai data latih, 17% sebagai data validasi, serta 15% sebagai data uji.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi terhadap pengembangan ilmu pengetahuan dan penerapan di bidang terkait. Manfaat yang dapat diperoleh dari dilakukannya penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Menambah khazanah mengenai proses segmentasi citra MRI menggunakan model VM_TUNet.
2. Menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya yang ingin mengkaji penerapan *deep learning* pada data medis yang kompleks
3. Memberikan bukti empiris mengenai efektivitas integrasi persamaan fisika (Cahn-Hilliard) ke dalam arsitektur *Deep Learning* untuk mengatasi masalah batas objek yang samar.
4. Memberikan informasi empiris mengenai kemampuan model dalam menangani tantangan tekni berupa ketidakjelasan batas pada citra tumor otak secara lebih presisi.

BAB V PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilaksanakan, dapat ditarik beberapa kesimpulan terkait implementasi arsitektur, pembuatan, serta evaluasi performa dari model hibrida VM_TUNet pada segmentasi citra MRI tumor otak sebagai berikut:

1. Arsitektur hibrida VM_TUNet yang dikembangkan oleh Qi dkk. telah berhasil diimplementasikan secara valid ke dalam graf komputasi diskrit berbasis PyTorch. Keberhasilan implementasi ini ditunjukkan oleh kelancaran alur propagasi tensor serta konsistensi dimensi matriks citra di sepanjang jaringan, mulai dari tahap *encoder* hingga *decoder*.
2. Model VM_TUNet untuk segmentasi citra MRI tumor otak telah berhasil dibuat dan dioptimalkan melalui pengujian variasi *hyperparameter* pelatihan dan konfigurasi blok iterasi. Konfigurasi model terbaik dicapai pada *learning rate* sebesar 1×10^{-3} dengan jumlah 3 blok iterasi numerik. Eksperimen membuktikan bahwa penggunaan *learning rate* yang terlalu rendah yakni 1×10^{-5} menyebabkan model mengalami *underfitting*. Di sisi lain, peningkatan blok iterasi hingga 7 blok memicu kegagalan total akibat akumulasi kesalahan pembulatan dan instabilitas numerik pada skema *forward euler* yang berujung pada nilai model yang terlalu besar hingga menyentuh angka tak hingga.
3. Evaluasi performa akhir model pada dataset uji menunjukkan bahwa model VM_TUNet memiliki akurasi piksel yang tinggi sebesar 99,34%, *Dice*

Similarity Coefficient (DSC) sebesar 79,12% dan *Intersection over Union* (IoU) sebesar 65,87%. Model VM_TUNet mampu mengungguli model U-Net dengan meningkatnya skor DSC sebesar 6,46% dan IoU sebesar 9,33%. Selain itu, model VM_TUNet menunjukkan keunggulan performa visual dibandingkan model U-Net. Integrasi persamaan Cahn-Hilliard terbukti efektif bertindak sebagai regularisasi yang mampu menghaluskan kontur batas tumor meskipun model mengalami batasan berupa penyusutan pada objek tumor berdimensi kecil.

5.2 Saran

Berdasarkan keterbatasan dan kendala yang ditemukan sepanjang pelaksanaan pada penelitian ini, berikut ini beberapa poin saran yang dapat direkomendasikan untuk pengembangan penelitian selanjutnya

1. Mengingat adanya keterbatasan sumber daya komputasi pada penelitian ini, operator Laplacian pada regularisasi Cahn-Hilliard dialihkan menggunakan pendekatan Finite Difference Method (FDM) melalui konvolusi kernel tetap. Pendekatan FDM ini dipilih karena efisiensi dalam komputasi dan dapat diintegrasikan secara langsung ke dalam arsitektur *deep learning* tanpa membebani memori GPU. Namun, penerapan FDM dapat berpotensi mengurangi akurasi diskretisasi pada batas objek yang kompleks. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya sangat disarankan untuk mengimplementasikan pendekatan Tailored Finite Point Method (TFPM). TFPM disarankan karena penggunaan fungsi basis eksponensial di dalamnya dirancang khusus untuk mempertahankan presisi tinggi pada batas objek serta unggul dalam

mendelineasi batas-batas yang halus, sebagaimana keberhasilan yang ditunjukkan dalam penelitian Qi dkk..

2. Penelitian ke depan perlu menguji ketangguhan model VM_TUNet pada skala dataset citra MRI tumor otak yang lebih besar dan bervariasi. Selain itu, perluasan variasi data melalui modalitas pencitraan MRI lainnya seperti *T2-Weighted* dan *Fluid Attenuated Inversion Recovery* (FLAIR) sangat direkomendasikan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap berbagai karakteristik visual tumor.
3. Penelitian selanjutnya disarankan untuk melakukan pengujian secara langsung dengan melibatkan penilaian dari beberapa dokter spesialis radiologi untuk menguji validitas hasil prediksi model. Selain itu, pengembangan juga dapat diarahkan pada integrasi model ke dalam sistem *Picture Archiving and Communication System* (PACS) di rumah sakit yang diharapkan dapat meringankan beban kerja tenaga radiolog.

DAFTAR PUSTAKA

- Amila, Evarina, S., Marbun, A. S., Samosir, P. A., Hia, A., dan Purba, W. E. M. 2025. Edukasi Deteksi Dini Dan Pencegahan Tumor Otak Pada Anak Dan Remaja. *Abdimas Mutiara*, **Vol.6 No.1** : 169–175.
- Ardan, I. S., dan Indraswari, R. 2024. Sistem Berbasis Deep Learning Untuk Segmentasi Dan Klasifikasi Tingkat Keganasan Tumor Otak Menggunakan Citra Mri 3d. *Ilkomnika: Journal Of Computer Science And Applied Informatics*, **Vol.6 No.2** : 1–10.
- Awaluddin, Nahari, R., Goran, A. P., dan Fauzi, R. 2026. Analisis Kinerja Deep Learning dalam Deteksi Dini Penyakit Menggunakan Citra Medis. *Journal of Computer Science and Information Technology*, **Vol.2 No.1** : 16–21.
- Chen, L., Wu, Y., DSouza, A. M., Abidin, A. Z., Wismüller, A., dan Xu, C. (2018). MRI Tumor Segmentation with Densely Connected 3D CNN. *Proceedings of SPIE*, **Vol. 10574**, 105741F.
- Cheng, J. 2017. *Brain Tumor Dataset (Version 8)*. Diakses 9 Mei 2025 dari https://figshare.com/articles/dataset/brain_tumor_dataset/1512427
- Dwivedi, V., Srinivasan, B., dan Krishnamurthi, G. 2024. Physics Informed Contour Selection For Rapid Image Segmentation. *Scientific Reports*, **Vol.14 No.1** : 1–17.
- Elharrouss, O., Al-Maadeed, S., Subramanian, N., Ottakath, N., dan Himeur, Y. 2021. *Panoptic Segmentation: A Review*. *arXiv:2111.10250 [cs.CV]*. Diakses 1 Maret 2026 dari <https://arxiv.org/abs/2111.10250>.
- Florestiyanto, M. Y., Yuwono, B., dan Prasetyo, D. B. 2022. *Dasar Pengolahan Citra Digital*. LPPM UPN Veteran Yogyakarta.
- Ghribi, F., dan Hamdaoui, F. 2025. A Novel 3D U-Net – Vision Transformer Hybrid with Multi-Scale Fusion for Precision Multimodal Brain Tumor Segmentation in 3D MRI. *Electronics*, **Vol.14 No.18** : 1–22.
- Gonzalez, R. C., dan Woods, R. E. 2018. *Digital Image Processing* (4th Edition). Pearson Education Limited.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., dan Courville, A. 2016. *Deep Learning*. The MIT Press.
- Gunawan, D., dan Setiawan, H. 2022. Convolutional Neural Network Dalam Analisis Citra Medis. *Konstelasi: Konvergensi Teknologi Dan Sistem Informasi*, **Vol.2 No.2** : 376–390.

- Guo, Y., Liu, Y., Georgiou, T., dan Lew, M. S. 2018. A Review Of Semantic Segmentation Using Deep Neural Networks. *International Journal Of Multimedia Information Retrieval*, **Vol.7 No.2** : 87–93.
- Hendrik, J., Pribadi, O., Hendri, Hoki, L., Tarigan, F. A., Wijaya, E., dan Ali, R. R. 2025. Multi-Class Brain Tumor Segmentation And Classification In Mri Using A U-Net And Machine Learning Model. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, **6(5), Vol.6 No.5** : 3844–3856.
- Hinkle, J. L., Cheever, K. H., dan Overbaugh, K. J. 2022. *Brunner And Suddarth's Textbook Of Medical-Surgical Nursing* (15th Ed.). Wolters Kluwer Health.
- Ilawanda, Z. M., dan Atsani, G. F. 2021. Gambaran Radiologis Pada Bidang Neurologis Tumor Otak. *Jurnal Syntax Fusion*, **Vol.1 No.12**.
- International Agency For Research On Cancer. 2024. *{Globocan 2022: Cancer Today - Data Visualization}*. Diakses 22 November 2025 dari https://gco.iarc.who.int/today/en/dataviz/tables?mode=cancer&group_populations=1&key=cum_risk&age_end=12&populations=360
- Kapakisan, Phala, K. I. M., Putra, A., dan Angga, I. M. 2022. Space Occupying Lesion (Sol) Cerebri. *Ganesha Medicina Journal*, **Vol.2 No.1** : 16–21.
- Karniadakis, G. E., Kevrekidis, I. G., Lu, L., Perdikaris, P., Wang, S., dan Yang, L. 2021. Physics-Informed Machine Learning. *Nature Reviews Physics*, **Vol.3 No.6** : 422–440.
- Kelleher, J. D. 2019. *Deep Learning*. The MIT Press.
- Kridoyono, A., Hartono, E. D., dan Winarno, B. 2025. Penerapan Metode U-Net Dalam Segmentasi Citra Ultrasonografi Untuk Visualisasi Tumor Payudara. *Jipi (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, **Vol.10 No.2** : 1641–1651.
- Kumaseh, M. R., Latumakulita, L., Nainggolan, N., dan Citra, S. 2013. Segmentasi Citra Digital Ikan Menggunakan Digital Fish Image Segmentation By Thresholding Method. *Jurnal Ilmiah Sains*, **Vol.13**.
- Li, C., Liu, K., dan Liu, S. 2025. A Survey of Loss Functions in Deep Learning. *Mathematics*, **Vol.13 No.15** : 1–50.
- Liang, Z.-P., dan Lauterbur, P. C. 2000. *Principles Of Magnetic Resonance Imaging: A Signal Processing Perspective*. IEEE Press.
- Maier-Hein, L., Reinke, A., Godau, P., dkk. 2024. Metrics Reloaded: Recommendations for image analysis validation. *Nature Methods*, **Vol.21 No.2** : 195–212.

- Mohammadi, M., Mollazade, K., dan Behrooz-Khazaei, N. 2025. Under- And Over-Segmentation: New Metrics For Image Segmentation Accuracy Measurement. *Applied Mathematics And Computation*, **Vol.28** : 100624.
- MRI Master. 2023. *MRI Pulse Sequences*. Diakses 1 Maret 2026 dari <https://mrimaster.com>
- Müller, D., Rey, I. S., dan Kramer, F. 2022. Towards A Guideline For Evaluation Metrics In Medical Image Segmentation. *Bmc Research Notes*, **Vol.15** : 210.
- Nizamani, A. H., Chen, Z., Nizamani, A. A., dan Shaheed, K. 2023. Feature-Enhanced Fusion Of U-Net-Based Improved Brain Tumor Images Segmentation. *Journal Of Cloud Computing*, **Vol.12 No.1**.
- Notosiswoyo, M., dan Suswati, S. 2004. Pemanfaatan Magnetic Resonance Imaging (Mri) Sebagai Sarana Diagnosa Pasien. *Media Litbang Kesehatan*, **Vol.14 No.3** : 8–13.
- Nurhakiki, J. 2024. *Studi Kepustakaan : Pengenalan 4 Algoritma Pada Pembelajaran Deep Learning Beserta Implikasinya*. **Vol.2 No. 1** : 270-281
- Pham, D. L., Xu, C., dan Prince, J. L. 2000. Current Methods In Medical Image Segmentation. *Annual Review Of Biomedical Engineering*, **Vol.2** : 315–337.
- Putra, R. A. D. I. 2023. Perancangan Dan Implementasi Self-Checkout System Pada Toko Ritel Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn). *Elkomika: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, dan Teknik Elektronika*, **Vol.11 No.2** : 466–478.
- Qi, K., Huang, Z., dan Yang, W. 2026. Image Segmentation Via Variational Model Based Tailored Unet: A Deep Variational Framework. *International Journal of Numerical Analysis and Modeling*, **Vol. (In Press)** : 1-22
- Qi, K., Yang, W., Li, Y., dan Huang, Z. 2025. *Image Segmentation Via Variational Model Based Tailored Unet: A Deep Variational Framework*. *arXiv:2505.05806v1 [cs.CV]*. Diakses 12 Juni 2025 dari <https://arxiv.org/abs/2505.05806v1>.
- Radiopaedia. 2026. *Brain Tumors* . Diakses 1 Maret 2026 dari [Radiopaedia.org](https://radiopaedia.org)
- Razali, M. F. 2021. Penggunaan Manusia Sebagai Relawan Dalam Ujicoba Obat Baru: Kajian Alquran, Hadis Dan Kaedah Fiqih. *El-Usrah*, **Vol.4 No.1** : 64–75.
- Smeltzer, S. C., dan Bare, B. G. 2004. *Brunner And Suddarth's Textbook Of Medical-Surgical Nursing* (10th Ed.). Lippincott Williams dan Wilkins.

- Sudirman, S., Setyanto, A., dan Kusnawi. 2024. Perbandingan Segmentasi Citra Seni Tari Pendet Dan Seni Bela Diri Pencak Silat : *Jitet (Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan)*, **Vol.12 No.3** : 1608–1614.
- Szeliski, R. 2022. *Computer Vision: Algorithms And Applications* (2 (Ed.)). Springer Nature Switzerland Ag.
- Umbaugh, S. E. 2023. *Digital Image Processing And Analysis: Computer Vision And Image Analysis* (4th Ed.). Crc Press.
- Venkatesh, V., Sharma, N., dan Singh, M. 2020. Intensity Inhomogeneity Correction Of MRI Images Using Inhomonet. *Computerized Medical Imaging And Graphics*, **Vol.84** : 101748.
- Wang, J., Ruhaiyem, N. I. R., dan Fu, P. 2025. A Comprehensive Review Of U-Net And Its Variants : Advances And Applications In Medical Image Segmentation. *IET Image Processing*, **Vol.19 No.1** : e70019.
- Westbrook, C., dan Talbot, J. 2019. *Mri In Practice* (5th Ed.). John Wiley dan Sons Ltd.
- Xu, R., Joshi, J. B. D., dan Li, C. 2019. CryptoNN: Training Neural Networks over Encrypted Data. *2019 IEEE 39th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS)* : 1199–1209.
- Xu, Y., Quan, R., Xu, W., Huang, Y., Chen, X., dan Liu, F. 2024. Advances In Medical Image Segmentation: A Comprehensive Review Of Traditional, Deep Learning And Hybrid Approaches. *Bioengineering*, **Vol.11 No.10**.
- Yang, W., Huang, Z., dan Zhu, W. 2019. Image Segmentation Using The Cahn – Hilliard Equation. *Journal Of Scientific Computing*. **Vol.79 No.2** : 1057-1077