

**ANALISIS *ROBUSTNESS* MODEL RT-DETR UNTUK
DETEKSI TUMOR OTAK PADA CITRA MRI**

SKRIPSI



OLEH:

ANDRI RAHMADANI

NIM. 2110817110008

PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS LAMBUNG MANGKURAT

BANJARMASIN, DESEMBER 2025

**ANALISIS *ROBUSTNESS* MODEL RT-DETR UNTUK
DETEKSI TUMOR OTAK PADA CITRA MRI**

SKRIPSI

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat
Sarjana Strata-1 Teknologi Informasi



OLEH:

ANDRI RAHMADANI

NIM. 2110817110008

PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI

FAKULTAS TEKNIK

UNIVERSITAS LAMBUNG MANGKURAT

BANJARMASIN, DESEMBER 2025

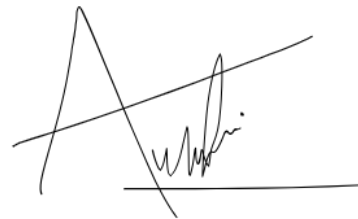
PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Andri Rahmadani
NIM : 2110817110008
Fakultas : Teknik
Prodi : Teknologi Informasi
Judul : Analisis *Robustness* Model RT-DETR Untuk Deteksi
Tumor Otak Pada Citra MRI
Pembimbing Utama : Andreyan Rizky Baskara, S.Kom., M.Kom.

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam skripsi ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar akademik di suatu perguruan tinggi, dan sepanjang pengetahuan saya, juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar rujukan.

Banjarmasin, 15 Desember 2025



ANDRI RAHMADANI

NIM. 2110817110008

LEMBAR PENGESAHAN
SKRIPSI PROGRAM STUDI S-1 TEKNOLOGI INFORMASI
Analisis *Robustness* Model RT-DETR untuk Deteksi Tumor Otak pada Citra MRI
Oleh
Andri Rahmadani (2110817110008)

Telah dipertahankan di depan Tim Penguji pada 16 Desember 2025 dan dinyatakan
LULUS

Komite Penguji :
Ketua : Dr.Ir.Yuslena Sari, S.Kom., M.Kom.
NIP. 198411202015042002
Anggota 1 : Helda Yunita, S.Kom., M.Kom.
NIP. 199106192024062001
Anggota 2 : Ir.Eka Setya Wijaya, S.T., M.Kom.
NIP. 198205082008011010
Pembimbing Utama : Andreyan Rizky Baskara, S.Kom., M.Kom.
NIP. 199307032019031011



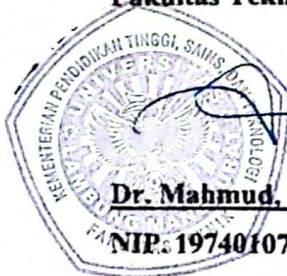
.....
.....
.....
.....

Banjarbaru, 02 JAN 2026

Diketahui dan disahkan oleh:

Wakil Dekan Bidang Akademik
Fakultas Teknik ULM,

Koordinator Program Studi
S-1 Teknologi Informasi,



Dr. Mahmud, S.T., M.T.
NIP. 197401071998021001



Andreyan Rizky Baskara, S.Kom., M.Kom.
NIP. 199307032019031011

PERSETUJUAN MAJU SIDANG SKRIPSI

**ANALISIS *ROBUSTNESS* MODEL RT-DETR UNTUK DETEKSI TUMOR
OTAK PADA CITRA MRI**

**OLEH
ANDRI RAHMADANI
NIM.2110817110008**

**Telah diperiksa dan terpenuhi semua persyaratan akademik, administrasi dan
disetujui untuk dipertahankan di hadapan dewan penguji**

Banjarmasin, 26 November 2025

Pembimbing Utama,



Andreyan Rizky Baskara, S.Kom., M.Kom.

NIP. 199307032019031011

ABSTRAK

Deteksi tumor otak menggunakan *Magnetic Resonance Imaging (MRI)* sangat penting dalam proses diagnosis. Model *deep learning* menawarkan potensi besar dalam meningkatkan efisiensi diagnosis, tetapi penelitian terdahulu menunjukkan bahwa model-model ini rentan terhadap gangguan kecil pada data, yang dapat menurunkan akurasi prediksi secara drastis dan berpotensi menyebabkan kesalahan diagnosis medis. Kompleksitas arsitektur yang semakin meningkat menimbulkan kekhawatiran terkait *robustness*, terutama pada aplikasi medis yang memerlukan prediksi yang konsisten dan tahan terhadap *noise* pada citra. Salah satu model yang digunakan untuk deteksi adalah *Real-Time Detection Transformer (RT-DETR)*, yang berbasis arsitektur *Transformer*. Analisis *robustness* model ini dilakukan melalui pengujian menggunakan serangan *adversarial*, yaitu teknik yang menambahkan gangguan kecil pada citra untuk menguji sensitivitas model. Dua metode serangan digunakan, yaitu *Fast Gradient Sign Method (FGSM)* dan *Projected Gradient Descent (PGD)*. Pengujian dilakukan pada dataset MRI tumor otak dengan empat kelas menggunakan model RT-DETR dengan variasi *backbone ResNet-50 (RT-DETR-R50)* dan *ResNet-101 (RT-DETR-R101)*. Kinerja dievaluasi menggunakan *Mean Average Precision (mAP)*, dan metode pertahanan *Adversarial Training* berbasis PGD (*PGD-AT*) diterapkan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa RT-DETR-R50 unggul dalam akurasi baseline ($mAP@0.5$ sebesar 93,0), namun RT-DETR-R101 sedikit lebih stabil terhadap serangan. Pada model RT-DETR-R50, serangan PGD menyebabkan degradasi performa sebesar 41,26%, lebih tinggi dibandingkan FGSM sebesar 30,58%. Penerapan PGD-AT berhasil meningkatkan *robustness* model secara signifikan, di mana degradasi akibat PGD pada RT-DETR-R50 ditekan menjadi 16,34% dan akurasi baseline meningkat menjadi 95,20. Temuan ini menunjukkan bahwa RT-DETR masih kurang *robust* terhadap gangguan kecil pada citra, namun penerapan *Adversarial Training* terbukti dapat meningkatkan keandalannya secara signifikan dalam aplikasi medis.

Kata kunci: *Adversarial Attacks, FGSM, MRI, PGD, Robustness, RT-DETR*

ABSTRACT

Brain tumor detection using Magnetic Resonance Imaging (MRI) plays a crucial role in medical diagnosis. While deep learning models offer significant potential to enhance diagnostic efficiency, previous studies indicate that these models are vulnerable to minor data perturbations. Such vulnerabilities can drastically degrade prediction accuracy, potentially leading to erroneous medical diagnoses. The increasing complexity of model architectures raises concerns regarding robustness, particularly in medical applications requiring consistent predictions and resilience against image artifacts. This study evaluates the robustness of the Real-Time Detection Transformer (RT-DETR), a Transformer-based object detection model, using adversarial attacks—techniques that introduce imperceptible perturbations to images to assess model sensitivity. Two attack methods were employed: the Fast Gradient Sign Method (FGSM) and Projected Gradient Descent (PGD). Experiments were conducted on a four-class brain tumor MRI dataset using RT-DETR models with ResNet-50 (RT-DETR-R50) and ResNet-101 (RT-DETR-R101) backbones. Performance was evaluated using Mean Average Precision (mAP), and a PGD-based Adversarial Training (PGD-AT) defense mechanism was implemented. The results indicate that while RT-DETR-R50 achieved superior baseline accuracy (mAP@0.5 of 93.0), RT-DETR-R101 demonstrated slightly greater stability against adversarial attacks. In the RT-DETR-R50 model, PGD attacks caused a performance degradation of 41.26%, which was more severe than the 30.58% degradation caused by FGSM. However, the implementation of PGD-AT significantly improved model robustness; for RT-DETR-R50, degradation caused by PGD was reduced to 16.34%, while baseline accuracy improved to 95.20. These findings suggest that while the standard RT-DETR model lacks robustness against minor image perturbations, the application of Adversarial Training significantly enhances its reliability for medical applications.

Keywords: *Adversarial Attacks, FGSM, MRI, PGD, Robustness, RT-DETR*

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur senantiasa kami panjatkan ke hadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat, kesehatan, dan kekuatan, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Analisis *Robustness* Model RT-DETR untuk Deteksi Tumor Otak pada Citra MRI” ini dengan baik. Shalawat serta salam semoga tercurah kepada junjungan kita, Nabi Besar Muhammad SAW, yang telah membawa kita dari zaman kegelapan menuju cahaya keilmuan.

Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Strata-1 (S1) pada Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Lambung Mangkurat, Banjarmasin. Penulis menyadari bahwa penyelesaian skripsi ini tidak lepas dari dukungan dan bantuan berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan penuh rasa hormat dan terima kasih, penulis menyampaikan penghargaan kepada:

1. Bapak Dekan Fakultas Teknik Universitas Lambung Mangkurat, yang telah memberikan izin dan dukungan dalam proses penyusunan skripsi ini.
2. Bapak Ketua Jurusan Teknologi Informasi, yang selalu memberikan arahan dalam proses akademik.
3. Bapak Andreyan Rizky Baskara, S.Kom., M.Kom, selaku Koordinator Program Studi Teknologi Informasi, yang senantiasa memberikan bimbingan dan dukungan selama masa studi.
4. Bapak Andreyan Rizky Baskara, S.Kom., M.Kom, selaku pembimbing utama, yang dengan penuh kesabaran telah memberikan arahan, bimbingan, dan motivasi kepada penulis.
5. Orang tua dan keluarga, yang selalu memberikan doa, dukungan moral, dan materiil tanpa henti.
6. Teman-teman seperjuangan di Program Studi Teknologi Informasi, yang telah menjadi tempat berbagi ilmu dan pengalaman selama masa perkuliahan.
7. Seluruh pihak yang telah membantu dan memberikan dukungan dalam penyelesaian skripsi ini, yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

Skripsi ini terdiri dari beberapa bab dengan sistematika penulisan sebagai berikut:

- BAB I: Pendahuluan, yang mencakup latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, dan manfaat penelitian.
- BAB II: Tinjauan Pustaka, berisi landasan teori, penelitian terkait, dan kerangka pemikiran.
- BAB III: Metodologi Penelitian, meliputi alat dan bahan, lokasi penelitian, alur penelitian.
- BAB IV: Hasil dan Pembahasan, yang memaparkan hasil penelitian serta analisisnya.
- BAB V: Kesimpulan dan Saran, yang berisi kesimpulan dari hasil penelitian serta saran untuk pengembangan lebih lanjut.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun dari berbagai pihak sangat penulis harapkan untuk perbaikan di masa mendatang. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi pengembangan ilmu pengetahuan dan menjadi referensi bagi para pembaca.

Banjarmasin, 26 Desember 2025

Penulis,

ANDRI RAHMADANI

DAFTAR ISI

PERNYATAAN.....	i
LEMBAR PENGESAHAN	ii
PERSETUJUAN MAJU SIDANG SKRIPSI	iii
ABSTRAK	iv
ABSTRACT.....	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR TABEL.....	xv
DAFTAR LAMPIRAN.....	xvi
DAFTAR RIWAYAT HIDUP.....	xvii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	6
1.3. Batasan Masalah.....	6
1.4. Tujuan Penelitian	6
1.5. Manfaat Penelitian	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	8
2.1. Penelitian Terkait	8
2.1.1. <i>Using Adversarial Images to Assess the Robustness of Deep learning Models Trained on Diagnostic Images in Oncology</i>	8
2.1.2. <i>Robust Medical Diagnosis: A Novel Two-Phase Deep learning Framework for Adversarial Proof Disease Detection in Radiology Images...</i>	9
2.1.3. <i>Evaluating the Robustness of Deep learning Models against Adversarial Attacks: An Analysis with FGSM, PGD, and CW</i>	9

2.1.4.	<i>Learning Adversarially Robust Object Detector with Consistency Regularization in Remote Sensing Image</i>	10
2.1.5.	<i>DIPDefend: Deep Image Prior Driven Defense Against Adversarial Examples</i>	11
2.1.6.	<i>The Impact of Simultaneous Adversarial Attacks on Robustness of Medical Image Analysis</i>	11
2.2.	Landasan Teori	18
2.2.1.	Tumor Otak	18
2.2.2.	<i>Magnetic Resonance Imaging (MRI)</i>	19
2.2.3.	<i>Transformers</i>	20
2.2.4.	<i>End to End Object Detection With Transformers</i>	23
2.2.5.	<i>Real-Time Detection Transformer (RT-DETR)</i>	24
2.2.6.	<i>Mean Average Precision (mAP)</i>	25
2.2.7.	<i>Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-Cam)</i>	27
2.2.8.	<i>Robustness</i>	28
2.2.9.	<i>Adversarial Attack</i>	29
2.2.10.	<i>Fast Gradient Sign Method (FGSM)</i>	30
2.2.11.	<i>Projected Gradient Descent (PGD)</i>	32
2.2.12.	<i>Performance Degradation</i>	33
2.3.	Kerangka Pemikiran	34
BAB III METODE PENELITIAN		36
3.1.	Alat dan Bahan Penelitian	36
3.1.1.	Alat Penelitian	36
3.1.2.	Bahan Penelitian	36
3.2.	Alur Penelitian	37
3.2.1.	Identifikasi Masalah	37
3.2.2.	Studi Literatur	38

3.2.3.	Pengumpulan Data	38
3.2.4.	Eksperimen.....	39
3.2.5.	Membuat Kesimpulan dan Saran	48
3.2.6.	Melakukan Analisis Hasil dan Pembahasan	48
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		50
4.1.	Pengumpulan Data	50
4.2.	<i>Data Pre-processing</i>	51
4.2.1.	Resizing dan Normalisasi.....	51
4.2.2.	Data Augmentasi.....	52
4.3.	<i>Model Training</i>	54
4.3.1.	Hasil Pelatihan RT-DETR-R50	55
4.3.2.	Hasil Pelatihan RT-DETR-R101	58
4.4.	<i>Adversarial Perturbations</i>	61
4.5.	<i>Analisis Robustness</i>	64
4.5.1.	Analisis Visual Model Terhadap Serangan FGSM dan PGD	64
4.5.2.	Analisis Degradasi Serangan FGSM Terhadap Citra <i>Adversarial</i> ..	67
4.5.3.	Analisis Degradasi Serangan PGD Terhadap Citra <i>Adversarial</i>	70
4.5.4.	Analisis Perbandingan <i>Robustness</i> Model RT-DETR-R50 dan RT-DETR-R101	72
4.6.	<i>Adversarial Training</i>	74
4.6.1.	<i>Generate Adversarial Examples</i> dan <i>Training Model</i>	75
4.6.2.	Hasil Serangan FGSM dan PGD Setelah <i>Adversarial Training</i>	76
4.6.3.	Analisis <i>Robustness</i> Model Setelah <i>Adversarial Training</i>	78
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....		81
5.1	Kesimpulan.....	81
5.2	Saran	82
DAFTAR PUSTAKA		83

LAMPIRAN..... 94

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1 Skenario model UAV Mengalami Serangan Saat Melakukan Deteksi Objek [31]	4
Gambar 1.2 Visualisasi Gangguan <i>Adversarial</i> FGSM dan PGD dalam Diagnostik Medis MRI Tumor Otak	5
Gambar 2.1 Hasil Pencitraan Tumor Otak Hasil MRI [43]	20
Gambar 2.2 Arsitektur <i>Transformer</i> [47].....	21
Gambar 2.3 Arsitektur Model DETR [51]	23
Gambar 2.4 Arsitektur RT-DETR [14]	24
Gambar 2.5 Hasil <i>Grad-Cam</i> Pada Citra Medis [60].....	28
Gambar 2.6 Kerangka Pemikiran.....	35
Gambar 3.1 Alur Penelitian.....	37
Gambar 3.2 Kumpulan Citra MRI Tumot Otak Pada <i>Platform Roboflow</i>	38
Gambar 3.3 Ilustrasi gambar MRI dengan anotasi <i>bounding box</i> berdasarkan kategori jenis tumor otak.....	39
Gambar 3.4 Alur Eksperimen	40
Gambar 4.1 Distribusi Kelas Tumor Pada Train, Validasi, dan Test.....	50
Gambar 4.2 Ilustrasi gambar MRI dengan anotasi <i>bounding box</i> berdasarkan kategori jenis tumor otak.....	51
Gambar 4.3 Visualisasi hasil augmentasi pada citra kelas Glioma Tumor.....	54
2. Gambar 4.4 Visualisasi performa model selama proses pelatihan RT-DETR-R50 meliputi: (a) kurva loss pelatihan dan validasi, (b) kurva mAP@50 , (c) kurva mAP@50:95, dan (d) hasil evaluasi akhir pada test set.....	57
4. Gambar 4.5 Visualisasi performa model selama proses pelatihan RT-DETR-R101 meliputi: (a) kurva <i>loss</i> pelatihan dan validasi, (b) kurva mAP@50 , (c) kurva mAP@50:95, dan (d) hasil evaluasi akhir pada <i>test set</i>	60

Gambar 4.6 Perbandingan citra asli dan citra <i>adversarial</i> hasil serangan FGSM dengan variasi nilai ϵ	63
Gambar 4.7 Perbandingan citra asli dan citra <i>adversarial</i> hasil serangan PGD dengan variasi nilai ϵ	63
Gambar 4.8 Visualisasi <i>Grad Cam</i> hasil serangan FGSM pada model RT-DETR-R50 dengan variasi <i>epsilon</i> ($\epsilon = 0.01, 0.05, 0.07$).....	65
Gambar 4.9 Visualisasi <i>Grad Cam</i> hasil serangan FGSM pada model RT-DETR-R50 dengan variasi <i>epsilon</i> ($\epsilon = 0.01, 0.05, 0.07$).....	65
Gambar 4.10 Visualisasi <i>Grad Cam</i> hasil serangan PGD pada model RT-DETR-R50 dengan variasi <i>epsilon</i> ($\epsilon = 0.01, 0.05, 0.07$).....	66
Gambar 4.11 Visualisasi <i>Grad Cam</i> hasil serangan PGD pada model RT-DETR-101 dengan variasi <i>epsilon</i> ($\epsilon = 0.01, 0.05, 0.07$)	67
Gambar 4.12 Visualisasi tren penurunan performa model RT-DETR-R50 terhadap peningkatan nilai <i>epsilon</i> (ϵ) pada serangan FGSM.....	69
Gambar 4.13 Visualisasi tren penurunan performa model RT-DETR-R101 terhadap peningkatan nilai <i>epsilon</i> (ϵ) pada serangan FGSM.....	69
Gambar 4.14 Visualisasi tren penurunan performa model RT-DETR-R50 terhadap peningkatan nilai <i>epsilon</i> (ϵ) pada serangan PGD	71
Gambar 4.15 Visualisasi tren penurunan performa model RT-DETR-R101 terhadap peningkatan nilai <i>epsilon</i> (ϵ) pada serangan FGSM.....	71
Gambar 4.16 Perbandingan tren penurunan performa model RT-DETR-R50 dan RT-DETR-R101 terhadap serangan FGSM dan PGD, ditinjau berdasarkan nilai $mAP@0.5$ (kiri) dan $mAP@0.5:0.95$ (kanan).....	73
Gambar 4.17 Perbandingan kenaikan degradasi performa model RT-DETR-R50 dan RT-DETR-R101 terhadap serangan FGSM dan PGD, ditinjau berdasarkan nilai $mAP@0.5$ (kiri) dan $mAP@0.5:0.95$ (kanan).....	73
Gambar 4.18 Perbandingan degradasi mAP model RT-DETR-R50 antara <i>standard training</i> (ungu) dan <i>adversarial training</i> (biru) pada serangan: (a) FGSM -	

mAP@50, (b) FGSM - mAP@50:95, (c) PGD - mAP@50, dan (d) PGD - mAP@50:95..... 79

Gambar 4.19 Perbandingan Degredasi mAP RT-DETR-R101 antara *Standard Training* dan *Adversarial Training* Perbandingan degradasi mAP antara *standard training* (ungu) dan *adversarial training* (biru) pada serangan: (a) FGSM - mAP@50, (b) FGSM - mAP@50:95, (c) PGD - mAP@50, dan (d) PGD - mAP@50:95..... 80

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Alat Penelitian.....	36
Tabel 3.2 Algoritma FGSM	42
Tabel 3.3 Algoritma PGD	43
Tabel 3.4 Jenis Serangan dan <i>Epsilon</i>	44
Tabel 4.1 Daftar teknik augmentasi yang digunakan pada data pelatihan beserta deskripsinya.	52
Tabel 4.2 Konfigurasi Pelatihan.....	54
Tabel 4.3 Hasil pelatihan model RT-DETR-R50.....	55
Tabel 4.4 Hasil pelatihan model RT-DETR-R101.....	58
Tabel 4.5 Konfigurasi parameter serangan <i>adversarial</i> FGSM dan PGD yang digunakan dalam pengujian <i>Robustness</i> model RT-DETR.....	61
Tabel 4.6 Hasil pengujian model RT-DETR-R50 dan RT-DETR-R101 terhadap serangan FGSM dengan variasi nilai <i>epsilon</i> (ϵ).	68
Tabel 4.7 Hasil pengujian model RT-DETR-R50 dan RT-DETR-R101 terhadap serangan PGD dengan variasi nilai <i>epsilon</i> (ϵ).	70
Tabel 4.8 Distribusi dataset gabungan <i>clean</i> dan citra <i>adversarial</i> hasil serangan PGD.....	76
Tabel 4.9 Hasil pelatihan model RT-DETR-R50 dan RT-DETR-R101	76
Tabel 4.10 Hasil evaluasi performa model RT-DETR-R50 dan RT-DETR-R101 setelah <i>Adversarial Training</i> terhadap serangan FGSM dan PGD dengan variasi nilai <i>epsilon</i> (ϵ).....	77
Tabel 4.11 Perbandingan performa <i>standard training</i> dan <i>adversarial Training</i> pada model RT-DETR-R50 dan RT-DETR-R101.....	78

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Baris Kode Pelatihan Model.....	94
Lampiran 2 Kode <i>Adversarial Attack</i>	108
Lampiran 3 Lembar Konsultasi.....	137

DAFTAR RIWAYAT HIDUP



Nama: Andri Rahmadani
TTL Tabunganen, 01 Desember 2002
Alamat JL. Rawasari 27, GG. Rahayu III
Banjarmasin Barat, Kalimantan
Selatan

Agama Islam
Kewarganegaraan Indonesia
Riwayat Pendidikan SDN Teluk Dalam 10
SMP Al Mazaya Islamic School Banjarmasin
SMA Al Mazaya Islamic School Banjarmasin