

TESIS

**PENGEMBANGAN MODEL CNN DENGAN INTEGRASI
MRI MULTI SEQUENCES DAN *MULTILEVEL FUSION*
UNTUK MENINGKATKAN KINERJA KLASIFIKASI
TUMOR OTAK**



OLEH:

ADE UMAR RAMADHAN

NIM: 23206051003

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
PROGRAM MAGISTER FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UIN SUNAN KALIJAGA YOGYAKARTA**

2025

PERNYATAAN KEASLIAN

PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Ade Umar Ramadhan
NIM : 23206051003
Jenjang : Magister
Program Studi : Informatika

menyatakan bahwa naskah tesis ini secara keseluruhan adalah hasil penelitian/karya saya sendiri, kecuali pada bagian-bagian yang dirujuk sumbernya.

Yogyakarta, 20 Januari 2025

Saya yang menyatakan,



Ade Umar Ramadhan
NIM: 23206051003

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI

PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Ade Umar Ramadhan
NIM : 23206051003
Jenjang : Magister
Program Studi : Informatika

menyatakan bahwa naskah tesis ini secara keseluruhan benar-benar bebas dari plagiasi. Jika di kemudian hari terbukti melakukan plagiasi, maka saya siap ditindak sesuai ketentuan hukum yang berlaku.

Yogyakarta, 20 Januari 2025

Saya yang menyatakan,



Ade Umar Ramadhan
NIM: 23206051003

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

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-220/Un.02/DST/PP.00.9/01/2025

Tugas Akhir dengan judul : PENGEMBANGAN MODEL CNN DENGAN INTEGRASI MULTIMODAL MRI SEQUENCES DAN MULTILEVEL FUSION UNTUK MENINGKATKAN KINERJA KLASIFIKASI TUMOR OTAK

yang dipersiapkan dan disusun oleh:

Nama : ADE UMAR RAMADHAN, S.Kom.
Nomor Induk Mahasiswa : 23206051003
Telah diujikan pada : Rabu, 22 Januari 2025
Nilai ujian Tugas Akhir : A

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

TIM UJIAN TUGAS AKHIR



Ketua Sidang

Prof. Dr. Ir. Shofwatul Uyun, S.T., M.Kom., IPM., ASEAN Eng.
SIGNED

Valid ID: 679b3bf6ba29e6



Penguji I

Dr. Agus Mulyanto, S.Si., M.Kom., ASEAN Eng.
SIGNED

Valid ID: 679b1af254490e



Penguji II

Dr. Agung Fatwanto, S.Si., M.Kom.
SIGNED

Valid ID: 679b278132674



Yogyakarta, 22 Januari 2025

UIN Sunan Kalijaga
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi

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

Valid ID: 679c34356aa8e

NOTA DINAS PEMBIMBING



Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga



FM-UINSK-BM-05-03/R0

PERSETUJUAN TUGAS AKHIR

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

Assalamu'alaikum wr. wb.

Setelah melakukan bimbingan, arahan, dan koreksi terhadap penulisan tesis yang berjudul:

PENGEMBANGAN MODEL CNN DENGAN INTEGRASI MULTIMODAL MRI SEQUENCES DAN MULTILEVEL FUSION UNTUK MENINGKATKAN KINERJA KLASIFIKASI TUMOR OTAK

Yang ditulis oleh:

Nama : Ade Umar Ramadhan
NIM : 23206051003
Jenjang : Magister
Program Studi : Informatika

Saya berpendapat bahwa tesis tersebut sudah dapat diajukan kepada Magister Informatika UIN Sunan Kalijaga untuk diujikan dalam rangka memperoleh gelar Magister Informatika.

Wassalamu'alaikum wr. wb.

Yogyakarta, 20 Januari 2025

Pembimbing,

Prof. Dr. Ir. Shofwatul Uyun, S.T.,
M.Kom., IPM., ASEAN Eng.

NIP. 19820511 200604 2 002

ABSTRAK

Prevalensi tumor otak mengalami peningkatan jumlah dari tahun ke tahun dengan gejala awal yang cukup umum dialami oleh orang-orang pada umumnya, yaitu sakit kepala. Namun masih sedikit penelitian tentang metode yang paling tepat untuk klasifikasi tumor otak. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan penggunaan teknik fusion pada MRI multi sequences dengan menerapkan konsep ensemble learning sebanyak 51 kombinasi.

Eksperimen ini menggunakan dataset citra MRI dari BraTS 2021 dengan multi sequences yang terdiri dari empat sequences MRI (flair, t1, t1ce, dan t2) berjumlah 10,000 citra pada masing-masing sequences. Citra menjalani pra-pemrosesan yang meliputi *data selection*, *convert*, dan *normalisasi*. Selanjutnya gambar tersebut dimasukkan ke dalam arsitektur *13-layered CNN* untuk ekstraksi fitur. Fusion yang digunakan pada penelitian ini berada pada tingkat level (data-level fusion), tingkat fitur (fitur-level fusion), maupun gabungan keduanya (multilevel fusion) dengan metode konkatenasi. Klasifikasi dirancang dengan metode *soft-voting* dalam *ensemble learning* yang menggabungkan algoritma SVM, KNN, Logistic Regression, Random Forest, dan Decision Tree yang dijalankan secara paralel. Kinerja model dievaluasi dengan menggunakan berbagai metrik, yaitu akurasi, AUC_{ROC} , AUC_{PR} , Cohen's Kappa, dan MCC.

Hasil eksperimen dikelompokkan berdasarkan level fusi, jumlah modal, dan jumlah fitur. Penggunaan level fusi terbaik ada pada model multilevel fusion yang menunjukkan akurasi rata-rata sebesar 95.84% atau mengalami kenaikan 3.66% terhadap baseline. Penggunaan jumlah modal terbaik ada pada model dengan empat modal yang menunjukkan akurasi rata-rata sebesar 96.14% atau mengalami kenaikan 3.96% terhadap baseline. Penggunaan jumlah fitur terbaik ada pada model dengan empat fitur yang menunjukkan akurasi rata-rata sebesar 96.35% atau mengalami kenaikan 4.17% terhadap baseline. Hasil eksperimen pada metrik akurasi, AUC_{ROC} , AUC_{PR} , Cohen's Kappa, dan MCC secara konsisten menunjukkan bahwa level fusi yang semakin rumit, modal yang semakin banyak, dan fitur yang semakin banyak akan memberikan peningkatan hasil yang signifikan.

Kata kunci: Tumor Otak, MRI Multi Sequences, BraTS2021, Data-level Fusion, Feature-level Fusion, Multilevel Fusion, Ensemble Learning

ABSTRACT

The prevalence of brain tumors has been increasing annually, and the initial symptom is often headaches, which are prevalent among the general population. However, there is a paucity of research on the most appropriate method for brain tumor classification. The objective of this study is to compare the use of fusion techniques on MRI multi sequences by applying the concept of ensemble learning, utilizing as many as 51 combinations.

The BraTS 2021 MRI image dataset, comprising four MRI sequences (flair, t1, t1ce, and t2), was utilized for this study, with a total of 10,000 images per sequence. The images underwent a series of pre-processing steps, including data selection, conversion, and normalization. Subsequently, the images were fed into a 13-layer CNN architecture for feature extraction. The fusion strategy employed in this study encompasses data-level, feature-level, and multilevel fusion methodologies, with the concatenation approach being utilized. The classification process is formulated through the implementation of a soft-voting method in ensemble learning, which integrates SVM, KNN, Logistic Regression, Random Forest, and Decision Tree algorithms in a concurrent manner. The efficacy of the model is assessed through the evaluation of multiple metrics, including accuracy, AUC_{ROC} , AUC_{PR} , Cohen's Kappa, and MCC.

The experimental results were then categorized based on the fusion level, the number of modalities, and the number of features. The multilevel fusion model was identified as the optimal fusion level, demonstrating an average accuracy of 95.84%, representing a 3.66% increase over the baseline. The optimal utilization of the number of capitals is observed in the model with four capitals, which demonstrates an average accuracy of 96.14% or an increase of 3.96% against the baseline. The optimal utilization of the number of features is observed in the model with four features, which exhibits an average accuracy of 96.35% or an increase of 4.17% against the baseline. The experimental results on accuracy metrics, including AUC_{ROC} , AUC_{PR} , Cohen's Kappa, and MCC, consistently demonstrate that increasing the complexity of the fusion level, the number of capitals, and the number of features leads to a significant enhancement in results.

Keywords: *Brain Otak, MRI Multi Sequences, BraTS2021, Data-level Fusion, Feature-level Fusion, Multilevel Fusion, Ensemble Learning*

MOTTO

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

bismillâhir-rahmânir-rahîm

“Dengan nama Allah Yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang.”

(Q.S. Al-Fatihah [1]: 1)



STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

HALAMAN PERSEMBAHAN

Tesis ini saya persembahkan untuk:

Allah SWT sebagai bentuk pelaksanaan perintah kepada setiap muslim dalam menuntut ilmu.

Diri saya sendiri yang sudah berusaha keras untuk bisa berada di titik ini.

Kedua orang tua serta saudara yang selalu memberikan doa, restu, dan dukungan.

Seluruh sivitas akademika UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta yang telah membantu baik secara langsung maupun tidak selama saya menempuh pendidikan di jenjang magister.



KATA PENGANTAR

Assalamu 'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Alhamdulillah Rabbil 'Alamin. Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT yang telah memberikan rahmat dan hidayahnya sehingga laporan tugas akhir tesis yang berjudul “Pengembangan Model CNN dengan Integrasi MRI Multi Sequences dan Multilevel Fusion untuk Meningkatkan Kinerja Klasifikasi Tumor Otak” dapat diselesaikan dengan baik dan lancar. Sholawat serta salam penulis haturkan kepada nabi agung Muhammad SAW yang telah membawa manusia dari peradaban yang biadab menuju peradaban yang beradab, dan semoga kelak kita semua mendapatkan syfa'atnya di hari kiamat.

Tesis ini penulis susun dan ajukan sebagai hasil dari penelitian yang sudah dilakukan untuk memperoleh gelar magister di Program Studi Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta. Selain itu juga penyusunan tugas akhir ini memiliki tujuan untuk memberikan pengetahuan dan wawasan kepada para pembaca.

Proses penyelesaian tesis ini tentu tidak lepas dari pihak-pihak yang selalu memberikan bantuan serta dukungan baik berupa referensi, saran, maupun doa. Oleh karena itu, dengan segala kerendahan hati, penulis secara khusus mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya dari lubuk hati yang paling dalam kepada:

1. Allah SWT, yang selalu menemani dan membimbing penulis dalam penyelesaian tesis.
2. Kedua orang tua serta saudara-saudara yang telah memberikan dukungan baik moral maupun materil sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis.

3. Ibu Prof. Dr. Ir. Shofwatul 'Uyun, S.T., M.Kom., IPM., ASEAN Eng. sebagai Dosen Pembimbing Tesis yang telah memberikan bimbingan dan koreksi kepada penulis selama penyusunan skripsi ini.
4. Bapak Dr. Ir. Bambang Sugiantoro, M.T., IPU., ASEAN Eng. selaku Dosen Pembimbing Akademik.
5. Seluruh dosen dan staf Program Studi Magister Informatika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga.
6. Teman-teman seperjuangan Program Studi Magister Informatika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Kalijaga khususnya angkatan 2023 yang telah memberi dukungan baik moral maupun materil
7. Serta seluruh pihak yang ikut berkontribusi selama menempuh pendidikan magister namun belum dapat penulis sebutkan satu persatu.

Semoga Allah SWT memberikan balasan yang lebih baik. Penulis menyadari penyusunan skripsi ini sangat banyak terdapat kesalahan sehingga belum menjadi skripsi yang sempurna. Oleh karena itu kritik dan saran dari pembaca sangat penulis terima dengan terbuka agar dapat lebih baik ke depannya. Semoga penelitian yang telah penulis susun dapat memberikan manfaat bagi pembaca. Akhir kata penulis mengucapkan mohon maaf atas kesalahan dan terimakasih atas perhatiannya.

Wassalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Sleman, 18 Januari 2025
Penulis,

Ade Umar Ramadhan
23206051003

DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL	i
PERNYATAAN KEASLIAN	ii
PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI.....	iii
LEMBAR PENGESAHAN.....	iv
NOTA DINAS PEMBIMBING.....	v
ABSTRAK.....	vi
ABSTRACT	vii
MOTTO.....	viii
HALAMAN PERSEMBAHAN.....	ix
KATA PENGANTAR	x
DAFTAR ISI	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xv
DAFTAR TABEL.....	xvi
BAB I PENDAHULUAN	1
A. Latar Belakang.....	1
B. Rumusan Masalah.....	4
C. Batasan Masalah	4
D. Tujuan Penelitian	5
E. Manfaat Penelitian	5
BAB II KAJIAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI	6
A. Kajian Pustaka	6

B. Landasan Teori	12
1. Klasifikasi.....	12
2. Ensemble Learning	12
3. CNN.....	13
4. Multi Sequences Fusion.....	13
5. Tumor Otak.....	14
6. MRI.....	14
7. MRI Sequences.....	15
8. Evaluasi Kinerja	16
BAB III METODE PENELITIAN.....	19
A. Data Penelitian.....	19
B. Metode Penelitian	20
1. Pra-pemrosesan.....	23
2. Ekstraksi fitur	24
3. Fusion	25
4. Klasifikasi.....	25
5. Evaluasi Kinerja	26
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	27
A. Hasil.....	27
1. Pra-pemrosesan.....	27
2. Ekstraksi Fitur.....	27
3. Fusion	29

4. Klasifikasi.....	33
5. Evaluasi Kinerja	35
B. Pembahasan.....	42
BAB V PENUTUP	46
A. Kesimpulan.....	46
B. Saran	46
DAFTAR AR PUSTAKA	48
LAMPIRAN I SKEMA RANCANGAN	55
LAMPIRAN II CONFUSION MATRIX.....	70
CURRICULUM VITAE.....	83



STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
 YOGYAKARTA

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Sample citra dari setiap sequences MRI	19
Gambar 3.2 Usulan model yang digunakan pada single sequence dan multi sequences dengan berbagai fusion level	22
Gambar 3.3 Tahap Pra-pemrosesan	23
Gambar 3.4 Pengklasifikasi ensemble learning yang diusulkan	26
Gambar 4.1 Grafik akurasi dan loss pada setiap level fusi.....	36
Gambar 4.2 Grafik ROC curve dan Precision-Recall curve pada setiap level fusi	37
Gambar 4.3 Grafik akurasi dan loss pada setiap jumlah modal	38
Gambar 4.4 Grafik ROC curve dan Precision-Recall curve pada setiap jumlah modal	39
Gambar 4.5 Grafik akurasi dan loss pada setiap jumlah fitur	40
Gambar 4.6 Grafik ROC curve dan Precision-Recall curve pada setiap jumlah fitur	41
Gambar 4.7 Color scale matrix dari akurasi pada setiap level fusi	45

STATE ISLAMIC UNIVERSITY
SUNAN KALIJAGA
YOGYAKARTA

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Perbandingan penelitian sebelumnya pada klasifikasi tumor otak dengan multi sequences	11
Tabel 3.1 Dataset raw (sebelum pra-pemrosesan)	20
Tabel 4.1 Dataset setelah dilakukan data selection.....	27
Tabel 4.2 Learnable parameter dari ekstraksi fitur pada data-level fusion (flair, t1, t1ce, t2)	28
Tabel 4.3 Teknik penggabungan, level fusi, dan skema rancangan dari masing-masing kombinasi	29
Tabel 4.4 Teknik penggabungan, jumlah modal, dan jumlah fitur dari masing-masing kombinasi	31
Tabel 4.5 Rata-rata metrik untuk 10-fold pada setiap kombinasi	33
Tabel 4.6 Rata-rata nilai Cohen's Kappa dan MCC pada stiap level fusion	37
Tabel 4.7 Rata-rata nilai Cohen's Kappa dan MCC pada setiap jumlah modal	40
Tabel 4.8 Rata-rata nilai Cohen's Kappa dan MCC pada setiap jumlah fitur	42
Tabel 4.9 Rangkuman evaluasi kinerja pada berdasarkan level fusi	43
Tabel 4.10 Rangkuman evaluasi kinerja pada berdasarkan jumlah modal	44
Tabel 4.11 Rangkuman evaluasi kinerja pada berdasarkan jumlah fitur ...	44

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Tumor otak berada di urutan teratas dalam daftar keganasan fatal yang paling umum disertai dengan tingkat morbiditas dan mortalitas yang tinggi pada tahun 2021 (Miller *et al.*, 2021). Pada 2021 tumor otak juga menyumbang beban yang tidak proporsional terhadap kematian akibat kanker karena tingkat kematiannya yang tinggi yaitu dua pertiga individu yang meninggal setidaknya 5 tahun setelah didiagnosis (Siegel *et al.*, 2021), angka tersebut meningkat pada 2023 menjadi 76.54% (Siegel *et al.*, 2023). Insiden tumor otak terjadi sekitar 7 per 100.000 orang, dari seluruh penderita yang mengalami gejala awal hanya sakit kepala sebanyak 50% (Schaff and Mellinghoff, 2023). Oleh karena itu diagnosis terkait tumor otak sangat penting dilakukan (Arabahmadi, Farahbakhsh and Rezazadeh, 2022) dan membutuhkan ahli radiologi yang terampil (Negi *et al.*, 2024). Perkembangan teknologi pencitraan medis kontemporer telah mencatatkan kemajuan yang signifikan dalam bidang diagnostik dan deteksi patologi berbahaya khususnya pada tumor otak (Abhisheka *et al.*, 2024). Di antara berbagai modalitas pencitraan yang tersedia, pemeriksaan Magnetic Resonance Imaging (MRI) dan Computed Tomography (CT) merupakan teknik diagnostik yang paling mutakhir secara klinis (Florkow *et al.*, 2022). Namun demikian, hasil pencitraan MRI menunjukkan superioritas dalam memberikan informasi tekstural dan morfologis tumor dibandingkan dengan pemindaian CT (Hussain *et al.*, 2022). Lebih lanjut, modalitas MRI memungkinkan evaluasi yang lebih komprehensif terkait dimensi, karakteristik morfologis, serta lokalisasi spesifik dari jaringan otak (Allah, Sarhan and Elshennawy, 2023).

Sistem *computer-assisted diagnosis* (CAD) telah menjadi alat yang sangat penting dalam meningkatkan akurasi dan efisiensi diagnosis medis. Dalam konteks tumor otak, sistem CAD dapat membantu radiolog menganalisis gambar MRI dengan lebih cepat dan teliti, mengurangi beban kerja manual, serta meminimalkan risiko kesalahan diagnosis akibat kelelahan manusia. Penelitian menunjukkan bahwa implementasi sistem CAD dapat meningkatkan tingkat deteksi tumor otak hingga 93% dibandingkan dengan diagnosis manual yang hanya mencapai 85% (Sekhar *et al.*, 2021). Selain itu, penggunaan CAD juga dapat mengurangi waktu analisis gambar MRI hingga 40%, memungkinkan penanganan lebih cepat terhadap pasien yang membutuhkan perawatan segera (Fujita, 2020). Implementasi sistem CAD dalam diagnosis tumor otak telah menunjukkan hasil yang menjanjikan, dengan tingkat akurasi mencapai 95% pada kasus-kasus tertentu (Khan *et al.*, 2022). Studi yang dilakukan di 15 rumah sakit menunjukkan bahwa penggunaan sistem CAD berbasis deep learning dapat meningkatkan sensitivitas diagnosis hingga 89% dan spesifisitas hingga 91% (Xue *et al.*, 2023).

Meskipun CAD telah menunjukkan potensi besar dalam membantu diagnosis tumor otak, pendekatannya sering kali terbatas pada penggunaan data *unimodal*, seperti citra MRI atau CT secara terpisah. Pendekatan ini memiliki kelemahan utama, yaitu ketidakmampuannya memanfaatkan kekayaan informasi yang ada dalam berbagai modalitas data medis secara simultan, yang dapat menyebabkan kesalahan diagnosis atau hasil yang kurang akurat (Stahlschmidt, Ulfenborg and Synnergren, 2022). Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa integrasi data multi sequences atau fusi data seperti pencitraan medis dan data klinis pasien dapat memberikan pemahaman yang lebih komprehensif terhadap kondisi pasien (Rosenkrans *et al.*, 2021).

Fusi data dilakukan pada teknik augmentasi terhadap diagnosis tumor otak menggunakan MobileNetV1 dan MobileNetV2 terkonfirmasi efektif dari nilai AUC pada ROC yang dihasilkan (Hekmat *et al.*, 2025). Penelitian dilakukan pada klasifikasi tumor otak untuk fusi tingkat fitur menggunakan konkatenasi dengan seleksi PCA terhadap tiga dataset MRI unik berhasil mengungguli model tunggal lain yang sudah ada (Aurna *et al.*, 2022). Fusi tingkat keputusan menggunakan metode soft voting pada model ensemble learning yang terdiri dari beberapa algoritma dengan studi kasus klasifikasi penyakit menggunakan citra medis menunjukkan hasil yang jauh lebih baik daripada berbagai model tunggal (Srinivas and Mosiganti, 2023)(Uyun *et al.*, 2024). Namun, tantangan utama yang dihadapi adalah kurangnya metode yang efektif untuk menggabungkan informasi dari berbagai modalitas tersebut dengan cara yang optimal, terutama dalam konteks fusi data untuk tumor otak. Sebagai contoh, pendekatan fusi pada tingkat fitur sering kali mengalami masalah dalam menangani kompleksitas data non-linear yang tinggi, sementara fusi tingkat keputusan memiliki keterbatasan dalam menciptakan interpretasi yang representatif (Algumaei *et al.*, 2022).

Penelitian ini mengusulkan konsep model pembelajaran untuk klasifikasi tumor otak yang menggunakan fusi data dari berbagai level untuk meningkatkan model dengan kombinasi sebanyak 51 teknik penggabungan yang tersusun atas modalitas yang berbeda. Empat citra sequences MRI digunakan sebagai modalitas yang akan diklasifikasikan menggunakan ensemble learning.

Laporan tesis ini disusun dengan struktur penelitian sebagai berikut: Bab 2 membahas kajian pustaka dan landasan teori, Bab 3 menyajikan metode penelitian, Bab 4 membahas hasil dan diskusi, dan Bab 5 memberikan kesimpulan penelitian dan saran.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang dijabarkan sebelumnya, maka rumusan masalah pada penelitian ini adalah:

1. Bagaimana perbandingan kinerja model pada 51 kombinasi teknik penggabungan pada data-level fusion, feature-level fusion, dan multilevel fusion?
2. Bagaimana ensemble learning menggunakan soft-voting sebagai klasifikasi diterapkan?
3. Bagaimana pengaruh model terhadap level fusi, jumlah modal, dan jumlah fitur?

C. Batasan Masalah

Pada penelitian ini memiliki lingkup bahasan yang terbatas agar pembahasan tidak meluas, maka batasan masalah penelitian ini:

1. Sequences MRI yang digunakan sebagai multi sequences yaitu *flair*, *t1*, *t1ce*, dan *t2* pada dataset BraTS 2021.
2. Ensemble learning yang diterapkan menggunakan lima algoritma, yaitu SVM, KNN, Logistic Regression, Random Forest, dan Decision Tree.
3. Kombinasi level fusi pada penelitian ini berfokus pada *data-level fusion*, *feature-level fusion*, dan *multilevel fusion* dengan metode konkatenasi.
4. Metrik yang digunakan untuk menilai kinerja adalah area under cover (AUC) kurva *Receiver Operating Characteristic* (ROC) atau (AUC_{ROC}), AUC kurva Precision-Recall (AUC_{PR}), *Cohen's Kappa*, dan *Matthews Correlation Coefficient* (MCC).

D. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah dan batasan masalah yang sudah ditetapkan sebelumnya, maka ditetapkan tujuan penelitian sebagai berikut:

1. Membandingkan kinerja model pada 51 kombinasi teknik penggabungan pada data-level fusion, feature-level fusion, dan multilevel fusion.
2. Menerapkan konsep ensemble learning menggunakan soft-voting sebagai klasifikasi.
3. Mengatahui pengaruh model terhadap level fusi, jumlah modal, dan jumlah fitur.

E. Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini adalah memberikan kontribusi dalam sistem diagnosis tumor otak berbasis kecerdasan buatan yang lebih akurat melalui evaluasi komprehensif terhadap 51 kombinasi teknik penggabungan sequences MRI dan metode fusi. Hasil evaluasi kinerja model menggunakan berbagai metrik memberikan pemahaman menyeluruh tentang kelebihan dan keterbatasan setiap pendekatan yang dapat digunakan sebagai referensi untuk penelitian lebih lanjut dalam bidang pengolahan citra medis.

BAB V

PENUTUP

A. Kesimpulan

Penelitian ini membandingkan kinerja model pada 51 kombinasi teknik penggabungan pada data-level fusion, feature-level fusion, dan multilevel fusion dengan metode konkatenasi. Setelah menerapkan berbagai tahap dalam pelatihan dan pengujian, ternyata multilevel fusion menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan data-level fusion dan feature-level fusion.

Penerapan konsep ensemble learning menggunakan soft-voting sebagai klasifikasi yang terdiri dari algoritma SVM, KNN, Logistic Regression, Random Forest, dan Decision Tree sangat baik, yaitu berada di atas 90% untuk seluruh kombinasi.

Hasil eksperimen berpengaruh terhadap level fusi, jumlah modal, dan jumlah fitur. Penggunaan level fusi terbaik ada pada model multilevel fusion yang menunjukkan akurasi rata-rata sebesar 95.84% atau mengalami kenaikan 3.66% terhadap baseline. Penggunaan jumlah modal terbaik ada pada model dengan empat modal yang menunjukkan akurasi rata-rata sebesar 96.14% atau mengalami kenaikan 3.96% terhadap baseline. Penggunaan jumlah fitur terbaik ada pada model dengan empat fitur yang menunjukkan akurasi rata-rata sebesar 96.35% atau mengalami kenaikan 4.17% terhadap baseline.

B. Saran

Penelitian ini masih dapat dikembangkan lagi dalam meningkatkan kinerja klasifikasi tumor otak. Bisa dengan menggunakan metode selain konkatenasi dalam melakukan penggabungan data, penggunaan algoritma

berbeda pada ensemble learning, serta penggunaan dataset yang lebih baru dan lebih lengkap.



DAFTAR AR PUSTAKA

- ‘Uyun, S. *et al.* (2024) ‘Convolutional Layer-Based Feature Extraction in an Ensemble Machine Learning Model for Breast Cancer Classification’, *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, pp. 418–425. doi: 10.14569/IJACSA.2024.0151244.
- Abhisheka, B. *et al.* (2024) ‘Recent trend in medical imaging modalities and their applications in disease diagnosis: a review’, *Multimedia Tools and Applications*, 83(14), pp. 43035–43070.
- Al-Fakih, A. *et al.* (2024) ‘FLAIR MRI sequence synthesis using squeeze attention generative model for reliable brain tumor segmentation’, *Alexandria Engineering Journal*, 99, pp. 108–123. doi: <https://doi.org/10.1016/j.aej.2024.05.008>.
- Algumaei, A. H. *et al.* (2022) ‘Feature and decision-level fusion for schizophrenia detection based on resting-state fMRI data’, *Plos one*, 17(5), p. e0265300.
- Allah, A. M. G., Sarhan, A. M. and Elshennawy, N. M. (2023) ‘Edge U-Net: Brain tumor segmentation using MRI based on deep U-Net model with boundary information’, *Expert Systems with Applications*, 213, p. 118833.
- Arabahmadi, M., Farahbakhsh, R. and Rezazadeh, J. (2022) ‘Deep learning for smart Healthcare—A survey on brain tumor detection from medical imaging’, *Sensors*, 22(5), p. 1960.
- Aurna, N. F. *et al.* (2022) ‘A classification of MRI brain tumor based on two stage feature level ensemble of deep CNN models’, *Computers in Biology and Medicine*, 146, p. 105539. doi: <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2022.105539>.
- Azcarate, S. M. *et al.* (2021) ‘Data handling in data fusion: Methodologies and applications’, *TrAC Trends in Analytical Chemistry*, 143, p. 116355.

Baid, U. *et al.* (2021) ‘The rsna-asnr-miccai brats 2021 benchmark on brain tumor segmentation and radiogenomic classification’, *arXiv preprint arXiv:2107.02314*.

Chicco, D. and Jurman, G. (2023) ‘The Matthews correlation coefficient (MCC) should replace the ROC AUC as the standard metric for assessing binary classification’, *BioData Mining*, 16(1), p. 4.

Chicco, D., Tötsch, N. and Jurman, G. (2021) ‘The Matthews correlation coefficient (MCC) is more reliable than balanced accuracy, bookmaker informedness, and markedness in two-class confusion matrix evaluation’, *BioData mining*, 14, pp. 1–22.

Chicco, D., Warrens, M. J. and Jurman, G. (2021) ‘The Matthews correlation coefficient (MCC) is more informative than Cohen’s Kappa and Brier score in binary classification assessment’, *Ieee Access*, 9, pp. 78368–78381.

Chollet, F. (2021) *Deep learning with Python*. Simon and Schuster.

Cui, C. *et al.* (2023) ‘Deep multimodal fusion of image and non-image data in disease diagnosis and prognosis: a review’, *Progress in Biomedical Engineering*, 5(2), p. 22001. doi: 10.1088/2516-1091/acc2fe.

Dagnew, G. and Shekar, B. H. (2021) ‘Ensemble learning-based classification of microarray cancer data on tree-based features’, *Cognitive Computation and Systems*, 3(1), pp. 48–60. doi: <https://doi.org/10.1049/ccs2.12003>.

Ellingson, B. M. *et al.* (2015) ‘Consensus recommendations for a standardized Brain Tumor Imaging Protocol in clinical trials’, *Neuro-Oncology*, 17(9), pp. 1188–1198. doi: 10.1093/neuonc/nov095.

Fatwanto, A. *et al.* (2024) ‘An Investigation Towards Resampling Techniques and Classification Algorithms on CM1 NASA PROMISE Dataset for Software Defect Prediction’, *RESTI (Rekayasa Sistem Dan*

TeknologRESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi) i Informasi), 8(5), pp. 631–643.

Florkow, M. C. *et al.* (2022) ‘Magnetic resonance imaging versus computed tomography for Three-Dimensional bone imaging of musculoskeletal pathologies: a review’, *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 56(1), pp. 11–34.

Fujita, H. (2020) ‘AI-based computer-aided diagnosis (AI-CAD): the latest review to read first’, *Radiological physics and technology*, 13(1), pp. 6–19.

Hekmat, A. *et al.* (2025) ‘An attention-fused architecture for brain tumor diagnosis’, *Biomedical Signal Processing and Control*, 101, p. 107221. doi: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2024.107221>.

Huang, L. *et al.* (2023) ‘Normalization techniques in training dnns: Methodology, analysis and application’, *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 45(8), pp. 10173–10196.

Hussain, S. *et al.* (2022) ‘Modern diagnostic imaging technique applications and risk factors in the medical field: a review’, *BioMed research international*, 2022(1), p. 5164970.

Jayatilake, S. M. D. A. C. and Ganegoda, G. U. (2021) ‘Involvement of machine learning tools in healthcare decision making’, *Journal of healthcare engineering*, 2021(1), p. 6679512.

Jin, K. *et al.* (2022) ‘Multimodal deep learning with feature level fusion for identification of choroidal neovascularization activity in age-related macular degeneration’, *Acta Ophthalmologica*, 100(2), pp. e512–e520.

Karunaratna, I. *et al.* (2024) ‘The crucial role of data collection in research: Techniques, challenges, and best practices’, *Uva Clinical Research*, pp. 1–24.

Kazokas, M. (2024) ‘Assessing Doctor and Patient explanation and information needs of Explainable Artificial Intelligence’. University of

Twente.

Khan, M. S. I. *et al.* (2022) ‘Accurate brain tumor detection using deep convolutional neural network’, *Computational and Structural Biotechnology Journal*, 20, pp. 4733–4745.

Krizhevsky, A., Sutskever, I. and Hinton, G. E. (2017) ‘ImageNet classification with deep convolutional neural networks’, *Communications of the ACM*, 60(6), pp. 84–90.

Latif, G. *et al.* (2017) ‘Automatic Multimodal Brain Image Classification Using MLP and 3D Glioma Tumor Reconstruction’, in *2017 9th IEEE-GCC Conference and Exhibition (GCCCE)*, pp. 1–9. doi: 10.1109/IEEEGCC.2017.8448135.

LeCun, Y., Bengio, Y. and Hinton, G. (2015) ‘Deep learning’, *nature*, 521(7553), pp. 436–444.

Maqsood, S., Damaševičius, R. and Maskeliūnas, R. (2022) ‘Multi-modal brain tumor detection using deep neural network and multiclass SVM’, *Medicina*, 58(8), p. 1090.

Miller, K. D. *et al.* (2021) ‘Brain and other central nervous system tumor statistics, 2021’, *CA: a cancer journal for clinicians*, 71(5), pp. 381–406.

Muntari, N. R. and Hanif, K. H. (2022) ‘Klasifikasi penyakit kanker payudara menggunakan perbandingan algoritma machine learning’, *Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi*, 3(1), pp. 1–6.

Musallam, A. S., Sherif, A. S. and Hussein, M. K. (2022) ‘A New Convolutional Neural Network Architecture for Automatic Detection of Brain Tumors in Magnetic Resonance Imaging Images’, *IEEE Access*, 10, pp. 2775–2782. doi: 10.1109/ACCESS.2022.3140289.

Negi, B. S. *et al.* (2024) ‘Brain Tumor Detection Using integrated approach of FCM & CNN’, in *2024 IEEE 9th International Conference for Convergence in Technology (I2CT)*. IEEE, pp. 1–5.

Peng, Y. and Sun, J. (2023) 'The multimodal MRI brain tumor segmentation based on AD-Net', *Biomedical Signal Processing and Control*, 80, p. 104336. doi: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2022.104336>.

Pérez-García, F., Sparks, R. and Ourselin, S. (2021) 'TorchIO: a Python library for efficient loading, preprocessing, augmentation and patch-based sampling of medical images in deep learning', *Computer methods and programs in biomedicine*, 208, p. 106236.

Podulka, P. (2022) 'Selection of methods of surface texture characterisation for reduction of the frequency-based errors in the measurement and data analysis processes', *Sensors*, 22(3), p. 791.

Ramadhan, A. U. and Barkah, N. M. (2024) 'Comparison of CNN Method Architectures in Arabic Sign Language Image Classification', in *Proceeding of International Conference on Information Science and Technology Innovation (ICoSTEC)*.

Rasheed, S., Rehman, K. and Akash, M. S. H. (2021) 'An insight into the risk factors of brain tumors and their therapeutic interventions', *Biomedicine & Pharmacotherapy*, 143, p. 112119. doi: <https://doi.org/10.1016/j.biopha.2021.112119>.

Rosenkrans, Z. T. *et al.* (2021) 'Internally responsive nanomaterials for activatable multimodal imaging of cancer', *Advanced healthcare materials*, 10(5), p. 2000690.

Schaff, L. R. and Mellinghoff, I. K. (2023) 'Glioblastoma and Other Primary Brain Malignancies in Adults: A Review', *JAMA*, 329(7), pp. 574–587. doi: 10.1001/jama.2023.0023.

Sekhar, A. *et al.* (2021) 'Brain tumor classification using fine-tuned GoogLeNet features and machine learning algorithms: IoMT enabled CAD system', *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 26(3), pp. 983–991.

Shetty, R. *et al.* (2024) ‘Enhancing Ovarian Tumor Dataset Analysis through Data Mining Preprocessing Techniques’, *IEEE Access*.

Siegel, R. L. *et al.* (2021) ‘Cancer statistics, 2021’, *CA: a cancer journal for clinicians*, 71(1), pp. 7–33.

Siegel, R. L. *et al.* (2023) ‘Cancer statistics, 2023’, *CA: a cancer journal for clinicians*, 73(1), pp. 17–48.

Srinivas, A. and Mosiganti, J. P. (2023) ‘A brain stroke detection model using soft voting based ensemble machine learning classifier’, *Measurement: Sensors*, 29, p. 100871. doi: <https://doi.org/10.1016/j.measen.2023.100871>.

Stahlschmidt, S. R., Ulfenborg, B. and Synnergren, J. (2022) ‘Multimodal deep learning for biomedical data fusion: a review’, *Briefings in Bioinformatics*, 23(2), p. bbab569.

De Sutter, S. *et al.* (2024) ‘Modality redundancy for MRI-based glioblastoma segmentation’, *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 19(10), pp. 2101–2109. doi: 10.1007/s11548-024-03238-4.

Thakur, P. S., Sheorey, T. and Ojha, A. (2023) ‘VGG-ICNN: A Lightweight CNN model for crop disease identification’, *Multimedia Tools and Applications*, 82(1), pp. 497–520.

Ullah, M. S. *et al.* (2024) ‘BrainNet: a fusion assisted novel optimal framework of residual blocks and stacked autoencoders for multimodal brain tumor classification’, *Scientific Reports*, 14(1), p. 5895.

Usha, M. P., Kannan, G. and Ramamoorthy, M. (2024) ‘Multimodal Brain Tumor Classification Using Convolutional Tumnet Architecture’, *Behavioural Neurology*, 2024(1), p. 4678554.

Wu, S. *et al.* (2017) ‘A New Approach to Compute CNNs for Extremely Large Images’, in *Proceedings of the 2017 ACM on Conference on*

Information and Knowledge Management. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery (CIKM '17), pp. 39–48. doi: 10.1145/3132847.3132872.

Xu, H., Zhong, S. and Zhang, Y. (2023) 'Multi-level fusion network for mild cognitive impairment identification using multi-modal neuroimages', *Physics in Medicine & Biology*, 68(9), p. 95018.

Xue, P. *et al.* (2023) 'Unassisted Clinicians Versus Deep Learning–Assisted Clinicians in Image-Based Cancer Diagnostics: Systematic Review With Meta-analysis', *Journal of Medical Internet Research*, 25, p. e43832.

Zhang, W. *et al.* (2021) 'Overview of Multi-Modal Brain Tumor MR Image Segmentation', *Healthcare*. doi: 10.3390/healthcare9081051.