

**SKRIPSI**  
**PENGEMBANGAN MODEL FUSI CITRA MEDIS MULTIMODAL**  
**UNTUK APLIKASI DETEKSI TUMOR OTAK MENGGUNAKAN**  
***EVIDENTIAL NEURAL NETWORK* DAN MEKANISME *CONTEXTUAL***  
***CORRECTIONS* BERBASIS *BELIEF FUNCTION FRAMEWORK***

Untuk Memenuhi Sebagian Persyaratan Mencapai Derajat Sarjana S-1 Program  
Studi Informatika



Disusun Oleh:  
**Rizki Surya Nugroho**  
**22106050019**

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

**2026**



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-1010/Un.02/DST/PP.00.9/05/2026

Tugas Akhir dengan judul : Pengembangan Model Fusi Citra Medis Multimodal Untuk Aplikasi Deteksi Tumor Otak Menggunakan Evidential Neural Networks dan Mekanisme Contextual Corrections Berbasis Belief Function Framework

yang dipersiapkan dan disusun oleh:

Nama : RIZKI SURYA NUGROHO  
Nomor Induk Mahasiswa : 22106050019  
Telah diujikan pada : Rabu, 13 Mei 2026  
Nilai ujian Tugas Akhir : A

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

**TIM UJIAN TUGAS AKHIR**



Ketua Sidang

Siti Mutmainah, S.Kom., M.Cs., Ph.D  
SIGNED

Valid ID: 6a14eeca4766f



Penguji I

Ir. Maria Ulfah Siregar, S.Kom., MIT., Ph.D.  
SIGNED

Valid ID: 6a14148dc5f1f



Penguji II

Nurochman, S.Kom., M.Kom  
SIGNED

Valid ID: 6a0abcc7b50a5



Yogyakarta, 13 Mei 2026

UIN Sunan Kalijaga  
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi

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

Valid ID: 6a1507bdcb607

## SURAT PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Rizki Surya Nugroho  
NIM : 22106050019  
Program Studi : Informatika  
Fakultas : Sains dan Teknologi

Menyatakan dengan sesungguhnya, bahwa skripsi saya yang berjudul **Pengembangan Model Fusi Citra Medis Multimodal Untuk Aplikasi Deteksi Tumor Otak Menggunakan *Evidential Neural Networks* Dan Mekanisme *Contextual Corrections* Berbasis *Belief Function Framework*** merupakan hasil pekerjaan penulis sendiri sepanjang pengetahuan penulis, bukan duplikasi atau saduran dari karya orang lain kecuali bagian tertentu yang penulis ambil sebagai bahan acuan. Apabila terbukti pernyataan ini tidak benar, sepenuhnya menjadi tanggung jawab penulis.

Yogyakarta, 29 April 2026



STATE ISLAMIC UNIV  
SUNAN KALIJAGA  
YOGYAKARTA

Rizki Surya Nugroho  
NIM. 22106050019



## SURAT PERSETUJUAN SKRIPSI/TUGAS AKHIR

Hal : Persetujuan Skripsi / Tugas Akhir

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 : Rizki Surya Nugroho  
NIM : 22106050019  
Judul Skripsi : Pengembangan Model Fusi Citra Medis Multimodal Untuk Aplikasi Deteksi Tumor Otak Menggunakan *Evidential Neural Networks* Dan Mekanisme *Contextual Corrections* Berbasis *Belief Function Framework*

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

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

*Wassalamu 'alaikum wr. wb.*

Yogyakarta, 29 April 2026

Pembimbing

**Siti Mutmainah, S.Kom., M.Cs., Ph.D**

NIP. 19791204 200604 2 003

## INTISARI

Penelitian ini mengembangkan model fusi citra medis multimodal yang menggabungkan *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) dan *Computed Tomography* (CT scan) untuk aplikasi deteksi tumor otak. Penggabungan dua modalitas ini bertujuan mengatasi keterbatasan analisis modalitas tunggal, di mana MRI sangat unggul pada resolusi kontras jaringan lunak dan CT scan lebih tanggap pada struktur densitas tertentu. Namun, fusi informasi sering menghadapi tantangan ambiguitas dan konflik informasi akibat perbedaan kualitas serta tingkat keandalan antar sumber. Untuk mengelola ketidakpastian tersebut secara matematis dan eksplisit, penelitian ini mengusulkan pendekatan *Evidential Neural Network* (ENN) berbasis kerangka teori *Dempster-Shafer* (*belief function*). Proses ekstraksi fitur dilakukan menggunakan arsitektur ResNet24 dari dataset berimbang asal Kaggle yang berjumlah 4000 citra per modalitas (terdiri atas 2000 citra *Healthy* dan 2000 citra *Tumor*). Karena tingkat reliabilitas sumber tidak selalu seragam, penelitian ini mengimplementasikan mekanisme *contextual correction* yang mencakup *contextual discounting*, *reinforcement*, dan *negating*. Evaluasi secara komprehensif menunjukkan bahwa koreksi parameter secara global tidaklah efektif. Oleh karena itu, diusulkan strategi adaptif berbasis area keputusan (*decision area-based*) yang dibentuk melalui kriteria *interval dominance*. Fusi informasi kemudian dilakukan pada tingkat keputusan menggunakan aturan kombinasi *Dempster*. Pengujian keandalan menggunakan *10-fold cross-validation* membuktikan bahwa pendekatan fusi multimodal ini sangat *robust* (stabil), berhasil menurunkan nilai *Euclidean Plausibility Loss* (EPL) secara drastis menjadi rata-rata 30.2157, serta meningkatkan metrik kualitas keputusan *utility-discounted accuracy* U65 hingga rata-rata 0.9517 dan U80 hingga 0.9518. Model ini terbukti mampu merepresentasikan ketidakpastian secara presisi dan meningkatkan performa klasifikasi secara signifikan dibandingkan penggunaan modalitas tunggal.

**Kata Kunci:** Fusi Multimodal, Tumor Otak, *Evidential Neural Network*, Teori *Dempster-Shafer*, *Contextual Correction*, *Interval Dominance*.

## ABSTRACT

*This study develops a multimodal medical image fusion model combining Magnetic Resonance Imaging (MRI) and Computed Tomography (CT scans) for brain tumor detection applications. Combining these two modalities aims to overcome the limitations of single-modality analysis, as MRI excels in soft-tissue contrast resolution while CT scans are more responsive to specific density structures. However, information fusion frequently faces challenges of ambiguity and conflicting information due to varying quality and reliability levels across sources. To manage this uncertainty mathematically and explicitly, this study proposes an Evidential Neural Network (ENN) approach based on the Dempster-Shafer (belief function) theoretical framework. Feature extraction was performed using a ResNet24 architecture on a balanced Kaggle dataset comprising 4,000 images per modality (consisting of 2,000 Healthy and 2,000 Tumor images). Because source reliability is not always uniform, this study implemented contextual correction mechanisms, which include contextual discounting, reinforcement, and negating. Comprehensive evaluations showed that global parameter correction was ineffective. Therefore, an adaptive strategy based on decision areas (decision area-based) formed through the interval dominance criterion was proposed. Information fusion was then conducted at the decision level using Dempster's rule of combination. Robustness testing using 10-fold cross-validation proved that this multimodal fusion approach is highly robust, drastically reducing the Euclidean Plausibility Loss (EPL) to an average of 30.2157, and improving decision quality metrics utility-discounted accuracy  $U_{65}$  to an average of 0.9517 and  $U_{80}$  to 0.9518. The model is proven capable of representing uncertainty precisely and significantly improving classification performance compared to single-modality usage.*

**Keywords:** *Multimodal Fusion, Brain Tumor, Evidential Neural Network, Dempster-Shafer Theory, Contextual Correction, Interval Dominance.*

## MOTTO

*“The important thing is not to stop questioning.”*

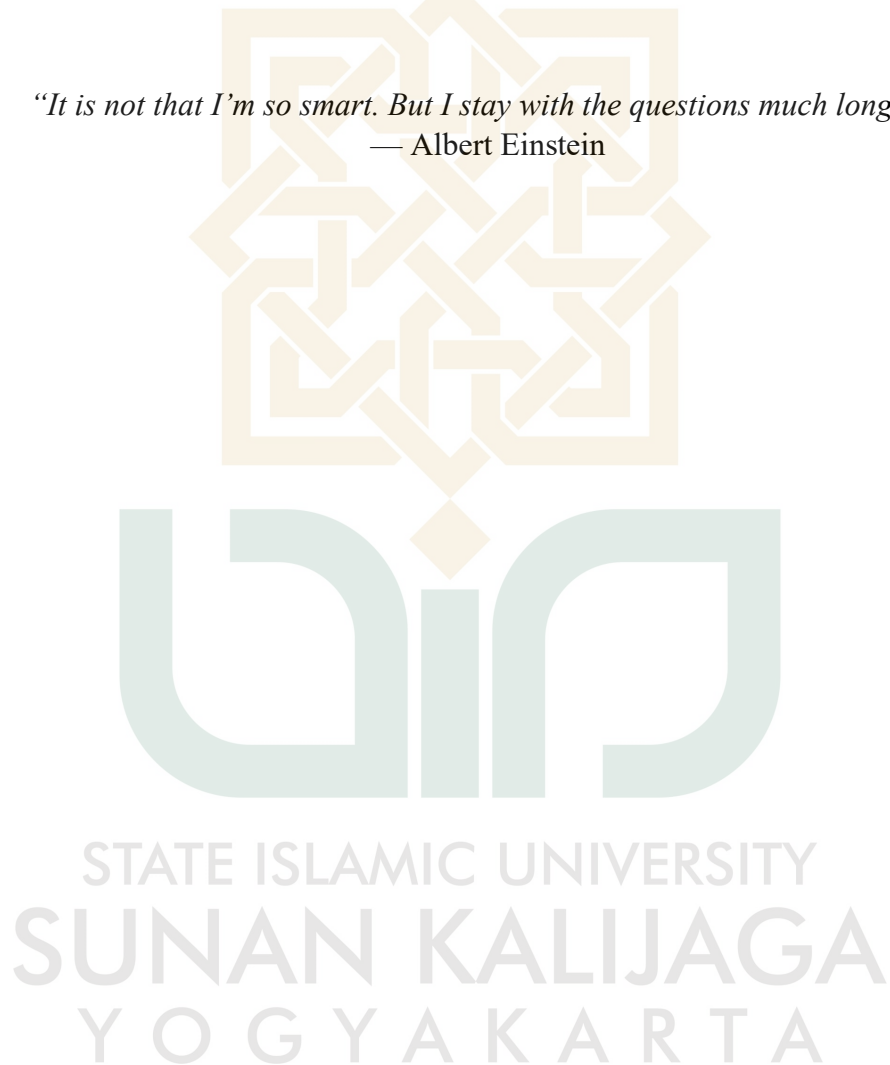
— Albert Einstein

*“Research is what I'm doing when I don't know what I'm doing.”*

— Wernher von Braun

*“It is not that I'm so smart. But I stay with the questions much longer.”*

— Albert Einstein



## LEMBAR PERSEMBAHAN

*Bismillahirrahmanirrahim*, penulis mengucapkan puji dan syukur ke hadirat Allah SWT, Yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang, atas segala limpahan rahmat, nikmat iman, serta kesehatan, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik dan tepat waktu. Penulis menyadari bahwa dalam proses penyusunan skripsi ini tidak terlepas dari bantuan berbagai pihak. Oleh karena itu, sebagai ungkapan rasa syukur, skripsi ini penulis persembahkan kepada:

1. Kedua orang tua tercinta, panutan terbaik penulis, Bapak Sungkowo, serta Ibu Musringatun, yang telah menjadi sumber kekuatan, doa, dan kasih sayang tanpa batas. Terima kasih kepada Bapak atas setiap cucuran keringat dan kerja keras yang telah engkau persembahkan demi masa depan anakmu, serta atas keteguhan dan keteladanan yang selalu menjadi penerang dalam setiap langkah kehidupan penulis. Terima kasih kepada Ibu atas segala nasihat, doa, dan harapan yang tiada henti mengiringi setiap ikhtiar penulis, serta kasih sayang tulus yang selalu menguatkan. Semoga Allah SWT senantiasa memberikan kesehatan dan kebahagiaan kepada kalian, serta memudahkan langkah anak-anakmu dalam meraih kesuksesan di masa depan.
2. Kakakku tersayang, Oktavia Puji Astuti, beserta suaminya, Eki Parijal, yang selalu menjadi sumber dukungan dan kekuatan bagi penulis. Terima kasih atas segala perhatian, doa, serta pengorbanan yang telah diberikan. Terutama atas peran besar kakak yang turut membantu meringankan beban orang tua dalam hal finansial selama penulis menempuh pendidikan. Pengorbanan, kerja keras, dan ketulusan tersebut tidak akan pernah terlupakan dan menjadi salah satu alasan terbesar penulis dapat bertahan hingga berada di titik ini. Semoga segala kebaikan yang telah diberikan dibalas dengan keberkahan, kebahagiaan, dan kemudahan dalam setiap langkah kehidupan kalian.
3. Keponakanku tersayang, Althaf Rasyafariq Elrayyan, yang selalu menjadi sumber kebahagiaan dan semangat bagi penulis. Terima kasih atas keceriaan dan kehadiranmu yang mampu menghibur penulis di tengah lelahnya perjalanan menyelesaikan pendidikan ini. Semoga kamu tumbuh menjadi pribadi yang baik, membanggakan, dan selalu dilimpahi kebahagiaan.
4. Seluruh keluarga besar penulis, baik yang berada di Cilacap maupun di Lampung, yang telah memberikan dukungan moral dan material kepada penulis sejak kecil hingga saat

ini. Terima kasih atas perhatian, doa, dan kasih sayang yang tiada henti. Semoga Allah SWT senantiasa memberikan kesehatan, keselamatan, dan keberkahan kepada kalian di mana pun berada.

5. Bapak/Ibu dosen serta teman-teman seperjuangan angkatan 2022 Program Studi Informatika di Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga yang telah memberikan banyak ilmu, pengalaman, serta kebersamaan yang sangat berharga selama masa perkuliahan. Terima kasih atas setiap pembelajaran dan momen yang telah dilalui bersama hingga penulis dapat mencapai tahap ini.
6. Teman-teman “Gabut Bang”, Arga, Bagus, Deffa, Fais, Fajar, Ikhsan, Raffa, Ravi, Ridho, Tyo, Sofyan, Umar, dan Zidan, yang selalu menjadi tempat berbagi cerita, keluh kesah, serta berbagai pengalaman selama proses penyusunan tugas akhir maupun dalam kehidupan sehari-hari. Terima kasih atas kebersamaan, dukungan, dan canda tawa yang telah diberikan, sehingga mampu menjadi penyemangat bagi penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
7. Sahabat-sahabat lain penulis yang tidak dapat disebutkan satu per satu. Terima kasih atas kebersamaan, canda tawa, cerita, serta motivasi yang telah kalian berikan sehingga menjadi bagian indah dalam perjalanan hidup penulis. Semoga kesuksesan selalu menyertai langkah kita semua. Semoga setiap langkah yang kalian lewati selalu diberkahi, dan persahabatan ini tetap terjaga serta bertahan lama, sebagaimana lirik lagu Hindia, “Semoga kita bertahan lama.”
8. Teman-teman KKN Maguwoharjo, Alfi, Alif, Amanda, Arga, Dela, Dhewi, Fajar, Mila, Ridho, Tyo, dan Umar. Terima kasih atas kebersamaan, pengalaman, canda tawa, serta kerja sama yang telah kita lalui selama masa pengabdian. Momen tersebut menjadi bagian berharga yang tidak akan terlupakan dalam perjalanan hidup penulis. Semoga kebersamaan ini tetap terjaga dan kesuksesan selalu menyertai langkah kita semua. Semoga setiap langkah yang kalian lewati selalu diberkahi, dan kebersamaan yang telah terjalin dapat terus dikenang dengan baik sepanjang waktu.
9. *Last but not least*, terima kasih kepada diri penulis sendiri yang telah berjuang dengan penuh kesabaran dan ketekunan hingga mampu menyelesaikan apa yang telah dimulai. Terima kasih karena telah tetap bertahan, belajar mengendalikan diri di tengah berbagai tekanan, serta tidak menyerah dalam menghadapi setiap tantangan, khususnya selama menjalani perkuliahan di perantauan.

## KATA PENGANTAR

*Alhamdulillahirabil'alamin*, segala puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT, yang dengan limpahan rahmat, karunia, dan hidayah-Nya telah memberikan kekuatan dan kemudahan sehingga penulis berhasil menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul **“Pengembangan Model Deteksi Tumor Otak Berbasis Fusi Citra Multimodal dengan Evidential Neural Network dan Contextual Correction”**. Shalawat serta salam senantiasa tercurah kepada teladan utama umat manusia, Nabi Muhammad SAW, beserta keluarga, sahabat, dan para pengikutnya, yang risalahnya menjadi penerang bagi seluruh alam hingga akhir zaman.

Penyusunan tugas akhir ini merupakan salah satu syarat wajib untuk memperoleh gelar Sarjana Strata Satu (S-1) pada Program Studi Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga Yogyakarta. Penyusunan tugas akhir ini tentu tidak akan terwujud tanpa adanya bantuan, bimbingan, dan dukungan tulus dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dengan kerendahan hati, penulis ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Sungkowo dan Ibu Musringatun selaku orang tua penulis yang selalu memberikan doa dan dukungan penuh bagi anak-anaknya.
2. Bapak Prof. Noorhaidi Hasan, S.Ag., M.A., M.Phil., Ph.D., selaku Rektor UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta.
3. Ibu Prof. Dr. Dra. Hj. Khurul Wardati, M.Si., selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi.
4. Bapak Dr. Muhammad Mustakim, S.T. M.T., selaku Ketua Program Studi Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta.
5. Ibu Siti Mutmainah, S.Kom., M.Cs., Ph.D. selaku Dosen Pembimbing yang telah memberikan bimbingan dan motivasi dalam penyusunan skripsi ini.
6. Bapak Dr. Agus Mulyanto, S.Si., M.Kom., ASEAN Eng. selaku Dosen Penasihat Akademik yang telah memberikan masukan, semangat, bimbingan serta motivasi dalam masa perkuliahan penulis hingga saat penyusunan skripsi ini.
7. Seluruh Bapak dan Ibu Dosen Program Studi Informatika UIN Sunan Kalijaga Yogyakarta yang telah membekali penulis dengan ilmu pengetahuan yang sangat bermanfaat.

8. Seluruh keluarga besar yang senantiasa memberikan doa yang tiada henti, dukungan moril, dan kasih sayang yang menjadi sumber kekuatan terbesar bagi penulis.
9. Kakak penulis, Oktavia Puji Astuti beserta keluarga kecil tercintanya. terimakasih banyak atas dukungan finansial, motivasi dan doa untuk penulis.
10. Sahabat-sahabat seperjuangan di Program Studi Informatika angkatan 22, serta semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu, terima kasih atas kebersamaan, semangat, dan kenangan selama masa perkuliahan.

Penulis menyadari sepenuhnya bahwa Tugas Akhir ini masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, segala bentuk kritik dan saran yang membangun akan penulis terima dengan lapang dada demi perbaikan di masa mendatang. Akhir kata, semoga Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat dan kontribusi positif bagi pengembangan ilmu pengetahuan, khususnya dalam bidang sistem cerdas.

Yogyakarta, 29 April 2026

Penulis,



Rizki Surya Nugroho

STATE ISLAMIC UNIVERSITY  
SUNAN KALIJAGA  
YOGYAKARTA

## DAFTAR ISI

<b>SURAT PENGESAHAN SKRIPSI</b> .....	<b>ii</b>
<b>SURAT PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI</b> .....	<b>iii</b>
<b>SURAT PERSETUJUAN SKRIPSI</b> .....	<b>iv</b>
<b>INTISARI</b> .....	<b>v</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>vi</b>
<b>MOTTO</b> .....	<b>vii</b>
<b>LEMBAR PERSEMBAHAN</b> .....	<b>viii</b>
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	<b>x</b>
<b>DAFTAR ISI</b> .....	<b>xii</b>
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	<b>xv</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	<b>xvi</b>
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	<b>xvii</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN</b> .....	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	4
1.3 Batasan Penelitian.....	5
1.4 Tujuan Penelitian.....	5
1.5 Manfaat Penelitian.....	6
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI</b> .....	<b>8</b>
2.1 Tinjauan Pustaka.....	8
2.2 Landasan Teori .....	14
2.2.1 Citra Medis .....	14
2.2.2 Fusi Informasi Multimodal.....	16
2.2.3 <i>Deep Learning</i> pada Citra Medis.....	19
2.2.4 Teori <i>Belief Functions</i> .....	20

2.2.5	Pengambilan Keputusan ( <i>Interval Dominance</i> ) .....	22
2.2.6	<i>Evidential Neural Network</i> .....	24
2.2.7	Mekanisme Koreksi .....	27
2.2.8	Metrik Evaluasi Kualitas Keputusan .....	29
<b>BAB III METODE PENELITIAN.....</b>		<b>32</b>
3.1	Lokasi dan Waktu Penelitian .....	32
3.2	Alat dan Bahan Penelitian .....	32
3.3	Cara Kerja.....	33
3.3.1	Persiapan Dataset.....	36
3.3.2	Penyeimbangan Dataset.....	37
3.3.3	<i>Preprocessing Data</i> .....	39
3.3.4	Ekstrasi Fitur Citra.....	40
3.3.5	Pembentukan Representasi Evidensial menggunakan ENN .....	43
3.3.6	<i>Training Parameter Beta Correction</i> .....	45
3.3.7	Penerapan Parameter Beta pada Data Uji.....	48
3.3.8	Fusi Informasi Multimodal.....	49
3.3.9	Validasi Model Menggunakan <i>K-Fold Cross Validation</i> .....	50
3.4	Analisis Data.....	52
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....</b>		<b>54</b>
4.1	Persiapan dan Analisis Dataset.....	54
4.2	Hasil Ekstrasi Fitur menggunakan <i>ResNet</i> .....	56
4.3	Implementasi dan Pelatihan <i>Evidential Neural Network</i> (ENN).....	59
4.4	Analisis Mekanisme <i>Contextual Correction</i> .....	62
4.5	Hasil Fusi Citra Multimodal .....	68
4.6	Evaluasi <i>Robustness</i> ( <i>10-Fold Cross-Validation</i> ) .....	70
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....</b>		<b>76</b>
5.1	Kesimpulan.....	76

5.2	Saran .....	77
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>		<b>79</b>
<b>LAMPIRAN .....</b>		<b>I</b>



## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Ringkasan Tinjauan Pustaka.....	12
Tabel 3.1 Alat dan Bahan Penelitian .....	33
Tabel 4.1 Jumlah Data Sebelum dan Setelah <i>Balancing</i> .....	55
Tabel 4.2 Statistik Fitur Hasil Ekstrasi.....	57
Tabel 4.3 Hasil Pelatihan ENN.....	59
Tabel 4.4 Contoh <i>mass function (m)</i> pada data MRI .....	60
Tabel 4.5 Contoh <i>mass function (m)</i> pada data CT Scan .....	60
Tabel 4.6 Parameter $\beta$ Global <i>Fold</i> Pertama .....	63
Tabel 4.7 Parameter $\beta$ per Area (MRI) <i>Fold</i> Pertama.....	66
Tabel 4.8 Parameter $\beta$ per Area (CT scan) <i>Fold</i> Pertama.....	66
Tabel 4.9 Hasil Evaluasi setelah <i>Contextual Correction</i> pada <i>Fold</i> Pertama .....	67
Tabel 4.10 Perbandingan Performa Modalitas Tunggal dan Fusi pada <i>Fold</i> Pertama...	69
Tabel 4.11 Hasil Evaluasi <i>10-fold cross-validation</i> .....	72

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Skema <i>Data Level Fusion</i> .....	17
Gambar 2.2 Skema <i>Feature Level Fusion</i> .....	17
Gambar 2.3 Skema <i>Decision Level Fusion</i> .....	17
Gambar 2.4 Arsitektur ENN .....	25
Gambar 3.1 Proses Metode ENN .....	35
Gambar 3.2 Contoh Citra <i>CT Scan</i> .....	36
Gambar 3.3 Contoh Citra MRI.....	36
Gambar 3.4 Distribusi Jumlah Citra Sebelum <i>Balancing</i> .....	38
Gambar 3.5 Distribusi Jumlah Citra Setelah <i>Balancing</i> .....	39
Gambar 3.6 Arsitektur Ekstraksi Fitur.....	42
Gambar 3.7 Proses Fusi Multimodal.....	49
Gambar 4.1 Sampel Citra MRI dan <i>CT Scan</i> .....	56
Gambar 4.2 Persebaran Data MRI per Region dengan Label Asli .....	64
Gambar 4.2 Persebaran Data <i>CT Scan</i> per Region dengan Label Asli.....	65
Gambar 4.2 Grafik EPL <i>10-fold cross-validation</i> .....	73
Gambar 4.3 Grafik U65 <i>10-fold cross-validation</i> .....	74
Gambar 4.4 Grafik U80 <i>10-fold cross-validation</i> .....	74

SUNAN KALIJAGA  
YOGYAKARTA

## DAFTAR LAMPIRAN

<b>Ringkasan Tugas Akhir .....</b>	<b>I</b>
<b>Link <i>Source Code</i> .....</b>	<b>II</b>
<b>Link Dataset .....</b>	<b>II</b>
<b>Daftar <i>Library</i> yang Digunakan .....</b>	<b>II</b>
<b>Daftar Singkatan.....</b>	<b>III</b>
<b>Hasil Evaluasi per <i>Fold</i> (<i>MRI &amp; CT Single Modality</i>) .....</b>	<b>IV</b>
<b>Hasil Evaluasi per <i>Fold</i> (Fusi Tanpa Koreksi &amp; Fusi dengan <i>Global Correction</i>) .....</b>	<b>IV</b>
<b>Hasil Evaluasi per <i>Fold</i> (<i>Area-Based Contextual Correction</i>).....</b>	<b>V</b>

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Tumor otak merupakan salah satu patologi neurologis yang memiliki dampak signifikan terhadap fungsi kognitif, sensorik, dan motorik pasien, sehingga membutuhkan proses diagnosis yang akurat dan komprehensif [1,2]. Dalam praktik klinis, pencitraan medis berperan sebagai alat utama untuk mendukung identifikasi, karakterisasi, dan evaluasi kondisi tumor secara non-invasif. Modalitas *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) dan *Computed Tomography* (CT scan) merupakan dua teknik pencitraan yang paling banyak digunakan karena masing-masing memiliki karakteristik akuisisi dan sensitivitas yang berbeda. MRI unggul dalam merepresentasikan jaringan lunak dengan resolusi kontras yang tinggi, sedangkan CT scan efektif dalam menggambarkan struktur tertentu serta digunakan pada kondisi yang memerlukan pemeriksaan cepat [3]. Perbedaan karakteristik tersebut menjadikan kedua modalitas bersifat saling melengkapi dalam analisis tumor otak. Namun demikian, penggunaan satu modalitas secara terpisah sering kali belum mampu memberikan representasi kondisi patologis secara menyeluruh.

Seiring dengan meningkatnya kompleksitas data medis dan tuntutan akurasi diagnosis, pendekatan berbasis kecerdasan buatan, khususnya *deep learning*, semakin banyak diterapkan dalam analisis citra medis [4,5]. Model *deep learning* mampu melakukan ekstraksi fitur tingkat tinggi yang relevan dari citra MRI maupun CT scan secara otomatis. Berbagai studi menunjukkan bahwa pendekatan ini dapat meningkatkan performa analisis dibandingkan metode konvensional berbasis fitur manual [6,7]. Meskipun demikian, performa model sangat bergantung pada kualitas dan konsistensi data citra yang digunakan. Variasi *noise*, artefak pencitraan, serta perbedaan protokol akuisisi antar perangkat dan institusi dapat menurunkan stabilitas prediksi model [8]. Kondisi ini menunjukkan bahwa peningkatan performa

semata belum cukup tanpa mempertimbangkan karakteristik data dan ketidakpastian yang melekat di dalamnya.

Untuk mengatasi keterbatasan analisis berbasis satu sumber data, pendekatan multimodal yang menggabungkan informasi dari MRI dan CT *scan* menjadi fokus penelitian yang semakin berkembang. Fusi informasi multimodal bertujuan untuk memanfaatkan keunggulan masing-masing modalitas guna menghasilkan representasi data yang lebih informatif [9]. Secara umum, fusi multimodal terbukti mampu meningkatkan performa analisis dibandingkan pendekatan unimodal [10]. Namun, sebagian besar metode fusi yang dikembangkan masih berorientasi pada optimasi akurasi atau metrik performa lainnya [11,12]. Pendekatan tersebut sering kali mengabaikan fakta bahwa kontribusi setiap modalitas tidak selalu setara pada setiap kondisi. Akibatnya, hasil fusi berpotensi dipengaruhi secara berlebihan oleh sumber informasi yang kurang reliabel [13].

Dalam konteks analisis citra medis, ketidakpastian merupakan aspek fundamental yang tidak dapat dihindari [14,15]. Perbedaan kualitas citra, karakteristik pasien, dan kondisi patologis dapat menyebabkan informasi yang diperoleh dari MRI dan CT *scan* bersifat ambigu atau bahkan saling bertentangan [16]. Sistem analisis yang tidak mempertimbangkan ketidakpastian cenderung menghasilkan keputusan yang terlalu tegas meskipun didasarkan pada bukti yang lemah [17,18]. Hal ini menjadi perhatian penting karena kesalahan interpretasi pada domain medis dapat berimplikasi serius terhadap proses diagnosis dan penanganan pasien. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang mampu merepresentasikan ketidakpastian secara eksplisit dalam proses pengambilan keputusan. Representasi tersebut diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih realistis mengenai tingkat keyakinan model terhadap hasil prediksi.

*Evidential Neural Network* (ENN) merupakan salah satu pendekatan yang dikembangkan untuk mengintegrasikan pembelajaran berbasis jaringan saraf dengan representasi ketidakpastian [19]. ENN mengadopsi kerangka teori *Dempster-Shafer* atau dikenal dengan teori *Belief Function*

untuk memodelkan keyakinan dalam bentuk *mass function*, sehingga memungkinkan model menyatakan keyakinan terhadap suatu kelas sekaligus merepresentasikan ketidaktahuan [20]. Berbeda dengan model probabilistik konvensional, ENN tidak memaksakan distribusi probabilitas penuh pada setiap prediksi. Pendekatan ini memberikan fleksibilitas dalam menangani data yang ambigu dan tidak lengkap [21]. Dalam konteks citra medis, kemampuan untuk merepresentasikan ketidakpastian ini menjadi nilai tambah yang signifikan. Dengan demikian, ENN berpotensi menghasilkan sistem analisis yang lebih *robust* dan informatif.

Meskipun ENN efektif dalam memodelkan ketidakpastian, penerapannya pada skenario fusi multimodal masih menghadapi tantangan tersendiri. Setiap modalitas pencitraan memiliki tingkat reliabilitas yang dapat berubah tergantung pada konteks tertentu, seperti jenis tumor atau kualitas citra. Perlakuan yang seragam terhadap semua sumber informasi dapat menyebabkan kontribusi sumber yang kurang reliabel menjadi dominan dalam hasil fusi [22]. Untuk mengatasi permasalahan ini, berbagai mekanisme *contextual correction* dalam kerangka *belief function* telah diperkenalkan, di antaranya *contextual discounting*, *contextual reinforcement*, dan *contextual negating* [23]. Ketiga mekanisme tersebut memungkinkan penyesuaian kontribusi sumber informasi secara berbeda berdasarkan karakteristik konteks yang diamati.

Namun demikian, pemilihan mekanisme koreksi yang paling sesuai tidak selalu bersifat universal [24]. Efektivitas masing-masing mekanisme dapat bergantung pada distribusi evidensial yang terbentuk dalam ruang *belief*. Dalam praktiknya, distribusi *mass function* dapat membentuk area keputusan yang berbeda-beda, sehingga reliabilitas sumber berpotensi bersifat lokal dan tidak seragam pada seluruh data [25]. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang mampu mengevaluasi dan memilih mekanisme koreksi terbaik secara adaptif berdasarkan kriteria kuantitatif tertentu, sehingga proses fusi menjadi lebih stabil dan representatif terhadap kondisi aktual data.

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini mengembangkan pendekatan fusi multimodal berbasis *Evidential Neural Network* dengan strategi seleksi mekanisme *contextual correction* yang adaptif terhadap karakteristik distribusi evidensial. Dalam kerangka *belief function*, tiga mekanisme koreksi reliabilitas yaitu *contextual discounting*, *contextual reinforcement*, dan *contextual negating* akan dievaluasi untuk menentukan mekanisme yang paling sesuai berdasarkan ukuran jarak minimum terhadap representasi kebenaran pada ruang *contour*. Selain penerapan evaluasi secara global, penelitian ini juga menganalisis struktur area keputusan pada ruang *belief* untuk memungkinkan penyesuaian parameter koreksi secara lebih lokal dan kontekstual. Parameter global digunakan sebagai referensi awal, kemudian disesuaikan pada setiap area keputusan yang terbentuk, sehingga proses koreksi tetap stabil sekaligus responsif terhadap variasi distribusi evidensial. Pendekatan ini diharapkan dapat memperluas penerapan mekanisme koreksi reliabilitas dalam fusi multimodal berbasis evidential learning secara lebih fleksibel dan sistematis.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana mengembangkan metode fusi informasi citra MRI dan CT scan berbasis *Evidential Neural Network* yang mampu merepresentasikan ketidakpastian secara eksplisit dalam kerangka *belief function*?
2. Bagaimana melakukan evaluasi dan seleksi mekanisme *contextual correction* berdasarkan ukuran jarak minimum terhadap representasi kebenaran pada ruang *contour*?
3. Bagaimana merancang strategi koreksi reliabilitas yang adaptif melalui penerapan parameter secara global dan penyesuaian pada setiap area keputusan dalam ruang *belief*?

4. Bagaimana pengaruh pendekatan *decision area-based contextual correction* terhadap performa fusi multimodal ditinjau dari stabilitas distribusi evidensial dan hasil prediksi?

### 1.3 Batasan Penelitian

Agar penelitian ini tetap terfokus, maka batasan masalah yang ditetapkan adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini difokuskan pada fusi citra tumor otak multimodal MRI dan CT *scan* untuk keperluan klasifikasi berbasis pendekatan komputasional, bukan diagnosis klinis atau penentuan tingkat keganasan tumor.
2. *Classifier* dalam penelitian ini menggunakan *Evidential Neural Network* (ENN) dalam kerangka teori *Dempster-Shafer* dengan penerapan mekanisme *contextual correction* yang mencakup *contextual discounting*, *contextual reinforcement*, dan *contextual negating*, yang dipilih berdasarkan kriteria jarak minimum serta diterapkan pada area keputusan yang menggunakan *interval dominance*.
3. Dataset yang digunakan berasal dari *Brain Tumor Multimodal Image (CT and MRI)* dari Kaggle tanpa proses akuisisi data baru atau validasi klinis, sehingga generalisasi hasil dibatasi pada karakteristik dataset tersebut.
4. Proses fusi dilakukan pada level keputusan (*decision-level fusion*) dan evaluasi dibatasi pada metrik klasifikasi serta analisis ketidakpastian tanpa pengembangan sistem klinis nyata.

### 1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah ditetapkan, tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengembangkan metode fusi citra MRI dan CT *scan* berbasis *prototype-based Evidential Neural Network* dalam kerangka

teori *Dempster Shafer* untuk merepresentasikan keyakinan dan ketidakpastian secara eksplisit.

2. Mengevaluasi serta menentukan mekanisme *contextual correction* terbaik berdasarkan kriteria jarak minimum terhadap representasi kebenaran pada ruang *contour*.
3. Merancang strategi koreksi reliabilitas secara bertingkat melalui penentuan parameter global dan penyesuaian berbasis area keputusan dalam ruang *belief*.
4. Menganalisis pengaruh penerapan *decision area* dengan *contextual correction* terhadap hasil fusi multimodal berdasarkan akurasi keputusan, nilai *Evidential Plausibility Loss* (EPL), serta ukuran utilitas seperti U65 dan U80.

## 1.5 Manfaat Penelitian

Secara teoretis, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan metode fusi citra medis berbasis pendekatan evidential. Melalui penerapan strategi pemilihan mekanisme koreksi yang dilakukan secara sistematis dan bertahap, penelitian ini memberikan gambaran mengenai bagaimana reliabilitas masing-masing sumber informasi dapat disesuaikan sesuai karakteristik data yang diolah. Pendekatan ini membantu memperluas pemahaman tentang pengelolaan ketidakpastian dalam ruang *belief*, khususnya pada data multimodal seperti MRI dan CT *scan* yang memiliki perbedaan karakteristik. Selain itu, penggunaan ukuran evaluasi berbasis distribusi *plausibility* juga memberikan sudut pandang tambahan dalam menilai kualitas hasil model, sehingga dapat menjadi referensi bagi penelitian lanjutan yang mengkaji integrasi pembelajaran mesin dan teori *Dempster Shafer*.

Secara praktis, penelitian ini diharapkan dapat menjadi dasar dalam pengembangan sistem analisis citra medis yang tidak hanya menghasilkan keputusan akhir, tetapi juga menyertakan informasi tingkat keyakinan terhadap keputusan tersebut. Dengan adanya mekanisme koreksi reliabilitas

yang diterapkan secara global dan berbasis area keputusan, sistem menjadi lebih fleksibel dalam menangani variasi kontribusi antar modalitas. Hal ini dapat membantu menghasilkan proses fusi yang lebih stabil dan informatif. Selain itu, kerangka yang dikembangkan dalam penelitian ini dapat dimanfaatkan sebagai acuan untuk pengembangan metode serupa pada jenis data atau modalitas lain, sehingga memiliki potensi untuk diterapkan pada permasalahan analisis citra medis yang lebih luas.



## BAB V

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan mengenai pengembangan model fusi citra medis multimodal (MRI dan CT scan) menggunakan *Evidential Neural Network* (ENN) dan mekanisme *contextual corrections*, dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut:

- a. Pengembangan Model ENN: Metode fusi berbasis ENN berhasil dikembangkan untuk merepresentasikan ketidakpastian secara eksplisit dalam kerangka *belief function*. Model tidak hanya memberikan prediksi klasifikasi tumor otak, tetapi juga secara aktif mengalokasikan massa keyakinan pada himpunan ketidaktahuan ( $\Omega$ ), sehingga memberikan gambaran nyata mengenai tingkat keyakinan (reliabilitas) model terhadap data citra medis yang ambigu.
- b. Evaluasi dan Strategi *Contextual Correction*: Evaluasi menunjukkan bahwa mekanisme koreksi reliabilitas secara global tidak memberikan dampak perbaikan (menghasilkan parameter  $\beta$  yang identik dengan baseline). Sebaliknya, penerapan strategi penyesuaian parameter berbasis area keputusan (*decision area-based*) terbukti jauh lebih adaptif dalam menangkap kompleksitas data. Pada data MRI, mekanisme koreksi terbaik didominasi oleh *Contextual Reinforcement* (CR), sedangkan pada data CT scan, area keputusan yang jelas dikoreksi optimal dengan CR, sementara area dengan ambiguitas tinggi secara optimal dikoreksi menggunakan *Contextual Negating* (CN).
- c. Performa Fusi Multimodal: Penerapan mekanisme *region-based contextual correction* pada tingkat keputusan (*decision-level fusion*) terbukti secara signifikan meningkatkan performa model fusi. Nilai *Euclidean Plausibility Loss* (EPL) mengalami penurunan drastis menjadi 35.88, serta metrik utilitas keputusan (U65 dan U80) meningkat hingga

mencapai 0.95 dibandingkan dengan penggunaan satu modalitas secara terpisah.

- d. Stabilitas Model (*Robustness*): Melalui pengujian *10-fold cross-validation*, model fusi multimodal terbukti memiliki ketahanan (*robustness*) yang sangat baik. Model fusi menghasilkan rata-rata nilai EPL sebesar 30.2157 dan nilai utilitas U65 mencapai rata-rata 0.9517 dan U80 mencapai rata-rata 0.9518, dengan standar deviasi yang sangat kecil, menunjukkan bahwa model stabil terhadap fluktuasi distribusi data pelatihan dan pengujian serta tidak mengalami *overfitting*.

## 5.2 Saran

Berdasarkan batasan masalah dan hasil yang telah dicapai dalam penelitian ini, beberapa saran yang dapat diajukan untuk pengembangan penelitian selanjutnya adalah:

- a. Pengelolaan Ketidakseimbangan Data: Penelitian ini menggunakan metode *random undersampling* untuk menyeimbangkan data, yang berpotensi menghilangkan sebagian informasi penting dari kelas mayoritas. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan metode penyeimbangan tingkat lanjut atau memperbesar ukuran dataset asli agar seluruh variansi informasi tetap dipertahankan.
- b. Validasi Klinis dan Akuisisi Data: Karena dataset yang digunakan bersumber dari repositori publik (*Kaggle*) tanpa validasi klinis langsung, disarankan agar pengembangan model selanjutnya melibatkan data hasil akuisisi langsung dari institusi medis beserta validasi sistematis dengan tenaga profesional (radiolog) untuk mengevaluasi keandalan fusi informasi di lingkungan klinis nyata.
- c. Tingkat Fusi Informasi: Penelitian ini membatasi penggabungan hanya pada level keputusan (*decision-level fusion*) untuk menghindari konflik resolusi antar-modalitas. Studi di masa depan dapat mengeksplorasi penggunaan mekanisme hibrida yang menggabungkan informasi baik di

tingkat fitur maupun keputusan untuk mendapatkan representasi yang lebih komprehensif.

- d. Ekspansi Cakupan Analisis: Model saat ini difokuskan pada klasifikasi deteksi tumor biner (sehat dan tumor). Pendekatan fusi berbasis evidential ini berpotensi diperluas penerapannya pada tugas yang lebih kompleks, seperti segmentasi area tumor (*region of interest*) atau penentuan tingkat keganasan dan jenis tumor otak secara spesifik.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. S. A. Sahrizan, H. A. Manan, H. Abdul Hamid, J. M. Abdullah, and N. Yahya, "Functional Alteration in the Brain Due to Tumour Invasion in Paediatric Patients: A Systematic Review," *Cancers (Basel)*., vol. 15, no. 7, Apr. 2023, doi: 10.3390/CANCERS15072168/S1.
- [2] N. Chipeeva, A. Deviaterikova, E. Glebova, E. Romanova, A. Karelin, and V. Kasatkin, "Comparison of Neurocognitive Functioning and Fine Motor Skills in Pediatric Cancer Survivors and Healthy Children," *Cancers (Basel)*., vol. 14, no. 23, Dec. 2022, doi: 10.3390/CANCERS14235982.
- [3] N. Rosmawarni, *CITRA MEDIS DAN TEKNOLOGI DIGITAL MASA DEPANDIAGNOSA*, 1st ed. Jakarta Selatan: Damera Press, 2025. Accessed: Jan. 02, 2026. [Online]. Available: [https://books.google.co.id/books?hl=en&lr=&id=6yuQEQAQBAJ&oi=fnd&pg=PA1&dq=info:wcqRJZ-2bcoJ:scholar.google.com&ots=VUuQ5bRsKr&sig=0ZlAcEKMqnxu2nyr1vWVggRQlmlI&redir\\_esc=y#v=onepage&q&f=false](https://books.google.co.id/books?hl=en&lr=&id=6yuQEQAQBAJ&oi=fnd&pg=PA1&dq=info:wcqRJZ-2bcoJ:scholar.google.com&ots=VUuQ5bRsKr&sig=0ZlAcEKMqnxu2nyr1vWVggRQlmlI&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false)
- [4] M. A. Thaariq, M. D. M. Baskara, R. A. Chaniago, D. Christin, and I. Ernawati, "SYSTEMATIC LITERATURE REVIEW: ANALISIS PENERAPAN KECERDASAN BUATAN DALAM BIDANG KESEHATAN," *Prosiding Seminar Nasional Mahasiswa Bidang Ilmu Komputer dan Aplikasinya (SENAMIKA)*, vol. 5, no. 1, pp. 168–173, Apr. 2024, doi: 10.47668/EDUSAINTEK.V11I1.999.
- [5] N. Husna, "Pemanfaatan Kecerdasan Buatan dalam Meningkatkan Efisiensi Diagnostik Medis," *Jurnal Sains dan Teknologi Indonesia*, vol. 1, no. 1, pp. 1–4, Apr. 2025, doi: 10.58477/STI.V1I1.282.
- [6] K. Anwar, "Sistem Deteksi Wajah Berbasis Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *Journal of Computer Science and*

- Information Technology*, vol. 1, no. 2, pp. 46–52, Aug. 2025, doi: 10.70716/JOCSIT.V1I2.258.
- [7] T. Aprilia, “ANALISIS PERBANDINGAN METODE DEEP LEARNING DALAM PREDIKSI PENGGUNAAN SKINCARE,” *DINAMIS*, vol. 22, no. 1, pp. 16–26, Jul. 2025, doi: 10.58839/JD.V22I1.JULI.1544.
- [8] I. Muro, T. Isoiwa, S. Shibukawa, K. Usui, and Y. Otsuka, “Using Deep Learning to Simultaneously Reduce Noise and Motion Artifacts in Brain MR Imaging,” *Magnetic Resonance in Medical Sciences*, vol. 24, no. 4, p. mp.2024-0098, 2025, doi: 10.2463/MRMS.MP.2024-0098.
- [9] W. Tang, F. He, Y. Liu, and Y. Duan, “MATR: Multimodal Medical Image Fusion via Multiscale Adaptive Transformer,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 31, pp. 5134–5149, 2022, doi: 10.1109/TIP.2022.3193288.
- [10] S. Basu, S. Singhal, and D. Singh, “A Systematic Literature Review on Multimodal Medical Image Fusion,” *Multimed. Tools Appl.*, vol. 83, no. 6, pp. 15845–15913, Feb. 2024, doi: 10.1007/S11042-023-15913-W/TABLES/9.
- [11] D. He, W. Li, G. Wang, Y. Huang, and S. Liu, “MMIF-INet: Multimodal medical image fusion by invertible network,” *Information Fusion*, vol. 114, p. 102666, Feb. 2025, doi: 10.1016/J.INFFUS.2024.102666.
- [12] A. Ahmed, X. Zeng, R. Xi, M. Hou, and S. A. Shah, “Enhancing multimodal medical image analysis with Slice-Fusion: A novel fusion approach to address modality imbalance,” *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 261, p. 108615, Apr. 2025, doi: 10.1016/J.CMPB.2025.108615.
- [13] M. A. Azam *et al.*, “A review on multimodal medical image fusion: Compendious analysis of medical modalities, multimodal databases, fusion techniques and quality metrics,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 144, p. 105253, May 2022, doi: 10.1016/J.COMPBIOMED.2022.105253.

- [14] L. Huang, S. Ruan, Y. Xing, and M. Feng, "A review of uncertainty quantification in medical image analysis: Probabilistic and non-probabilistic methods," *Med. Image Anal.*, vol. 97, p. 103223, Oct. 2024, doi: 10.1016/J.MEDIA.2024.103223.
- [15] F. Pichon, D. Dubois, and T. Denœux, "Relevance and truthfulness in information correction and fusion," *International Journal of Approximate Reasoning*, vol. 53, no. 2, pp. 159–175, Feb. 2012, doi: 10.1016/J.IJAR.2011.02.006.
- [16] A. Rahman, J. M. J. Valanarasu, I. Hacihaliloglu, and V. M. Patel, "Ambiguous Medical Image Segmentation using Diffusion Models," *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 2023-June, pp. 11536–11546, Apr. 2023, doi: 10.1109/CVPR52729.2023.01110.
- [17] U. Sadana, A. Chenreddy, E. Delage, A. Forel, E. Frejinger, and T. Vidal, "A survey of contextual optimization methods for decision-making under uncertainty," *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 320, no. 2, pp. 271–289, Jan. 2025, doi: 10.1016/J.EJOR.2024.03.020.
- [18] M. C. B. Stanton and K. Roelich, "Decision making under deep uncertainties: A review of the applicability of methods in practice," *Technol. Forecast. Soc. Change*, vol. 171, p. 120939, Oct. 2021, doi: 10.1016/J.TECHFORE.2021.120939.
- [19] A. Khot, X. Wang, A. Roy, V. Kindratenko, and M. S. Neubauer, "Evidential deep learning for uncertainty quantification and out-of-distribution detection in jet identification using deep neural networks," *Mach. Learn. Sci. Technol.*, vol. 6, no. 3, p. 035003, Jul. 2025, doi: 10.1088/2632-2153/ADE51B.
- [20] Z. Tong, P. Xu, and T. Denœux, "An evidential classifier based on Dempster-Shafer theory and deep learning," *Neurocomputing*, vol. 450, pp. 275–293, Aug. 2021, doi: 10.1016/J.NEUCOM.2021.03.066.

- [21] J. Yoon and L. Sael, "Document Re-Ranking With Evidential Neural Networks," *IEEE Access*, vol. 13, pp. 161964–161972, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3609194.
- [22] H. Luo, J. Huang, H. Ju, T. Zhou, and W. Ding, "Multimodal multi-instance evidence fusion neural networks for cancer survival prediction," *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, pp. 10470-, Mar. 2025, doi: 10.1038/s41598-025-93770-3.
- [23] L. Huang, T. Denoeux, P. Vera, and S. Ruan, "Evidence Fusion with Contextual Discounting for Multi-modality Medical Image Segmentation," *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 13435 LNCS, pp. 401–411, 2022, doi: 10.1007/978-3-031-16443-9\_39.
- [24] Y. Tang, X. Zhang, Y. Zhou, Y. Huang, and D. Zhou, "A new correlation belief function in Dempster-Shafer evidence theory and its application in classification," *Scientific Reports 2023 13:1*, vol. 13, no. 1, pp. 7609-, May 2023, doi: 10.1038/s41598-023-34577-y.
- [25] P. Zhang *et al.*, "Information fusion and feature selection for multi-source data utilizing Dempster-Shafer evidence theory and K-nearest neighbors," *Inf. Sci. (N. Y.)*, vol. 718, p. 122408, Nov. 2025, doi: 10.1016/j.ins.2025.122408.
- [26] L. Huang, S. Ruan, P. Decazes, and T. Denœux, "Deep evidential fusion with uncertainty quantification and reliability learning for multimodal medical image segmentation," *Information Fusion*, vol. 113, p. 102648, Jan. 2025, doi: 10.1016/J.INFFUS.2024.102648.
- [27] N. Liang, "Medical image fusion with deep neural networks," *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, pp. 7972-, Apr. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-58665-9.
- [28] Z. Zhang, H. Zhou, X. Shi, R. Ran, C. Tian, and F. Zhou, "An Evidential-Enhanced Tri-Branch Consistency Learning Method for Semi-Supervised Medical Image Segmentation," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 73, 2024, doi: 10.1109/TIM.2024.3488143.

- [29] J. Venugopalan, L. Tong, H. R. Hassanzadeh, and M. D. Wang, "Multimodal deep learning models for early detection of Alzheimer's disease stage," *Scientific Reports* 2021 11:1, vol. 11, no. 1, pp. 3254-, Feb. 2021, doi: 10.1038/s41598-020-74399-w.
- [30] S. Maqsood, R. Damaševičius, and R. Maskeliūnas, "Multi-Modal Brain Tumor Detection Using Deep Neural Network and Multiclass SVM," *Medicina (Kaunas)*, vol. 58, no. 8, Aug. 2022, doi: 10.3390/MEDICINA58081090.
- [31] M. Zawawi Basri, M. Gabriel Somoal, R. Setyo Aji, and U. D. Muhammadiyah HAMKA, "Deteksi Tumor Otak pada Citra Magnetic Resonance Imaging (MRI) Menggunakan Arsitektur MobileNet dengan Optimizer Adam," *JEKIN - Jurnal Teknik Informatika*, vol. 5, no. 2, pp. 539–550, Jun. 2025, doi: 10.58794/JEKIN.V5I2.1394.
- [32] S. Farjaminejad, R. Farjaminejad, P. Sotoudehbagha, and M. Razavi, "Non-Invasive Medical Imaging in the Evaluation of Composite Scaffolds in Tissue Engineering: Methods, Challenges, and Future Directions," *Journal of Composites Science*, vol. 9, no. 8, Aug. 2025, doi: 10.3390/JCS9080400.
- [33] A. A. Asiri, T. A. Soomro, A. A. Shah, G. Pogrebna, M. Irfan, and S. Alqahtani, "Optimized Brain Tumor Detection: A Dual-Module Approach for MRI Image Enhancement and Tumor Classification," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 42868–42887, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3379136.
- [34] S. Saeedi, S. Rezayi, H. Keshavarz, and S. R. Niakan Kalhori, "MRI-based brain tumor detection using convolutional deep learning methods and chosen machine learning techniques," *BMC Med. Inform. Decis. Mak.*, vol. 23, no. 1, pp. 16-, Jan. 2023, doi: 10.1186/S12911-023-02114-6.
- [35] L. Ibrayeva *et al.*, "Effect of non-ionizing radiation on the health of medical staff of magnetic resonance imaging rooms," *Journal of Clinical Medicine of Kazakhstan*, vol. 18, no. 4, pp. 16–22, Aug. 2021, doi: 10.23950/JCMK/11188.

- [36] T. Budrys, V. Veikutis, S. Lukosevicius, R. Gleizniene, E. Monastyreckiene, and I. Kulakiene, “Artifacts in magnetic resonance imaging: how it can really affect diagnostic image quality and confuse clinical diagnosis?,” *Journal of Vibroengineering*, vol. 20, no. 2, pp. 1202–1213, Mar. 2018, doi: 10.21595/JVE.2018.19756.
- [37] E. Seeram, “Computed Tomography: A Technical Review,” *Radiol. Technol.*, vol. 89, no. 3, pp. 41–56, Jan. 2023, doi: 10.1007/978-3-031-22871-1\_4.
- [38] F. Zhao, C. Zhang, and B. Geng, “Deep Multimodal Data Fusion,” *ACM Comput. Surv.*, vol. 56, no. 9, Oct. 2024, doi: 10.1145/3649447;PAGE:STRING:ARTICLE/CHAPTER.
- [39] M. Zubair, M. Hussain, M. A. Albashrawi, M. Bendeche, and M. Owais, “A comprehensive review of techniques, algorithms, advancements, challenges, and clinical applications of multi-modal medical image fusion for improved diagnosis,” *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 272, p. 109014, Dec. 2025, doi: 10.1016/J.CMPB.2025.109014.
- [40] N. A. Othman, M. A. Abdel-Fattah, and A. T. Ali, “A Hybrid Deep Learning Framework with Decision-Level Fusion for Breast Cancer Survival Prediction,” *Big Data and Cognitive Computing*, vol. 7, no. 1, Mar. 2023, doi: 10.3390/BDCC7010050.
- [41] G. Mirzaei, A. Gupta, and H. Adeli, “Data fusion of medical imaging in neurological disorders,” *Rev. Neurosci.*, 2025, doi: 10.1515/REVNEURO-2025-0062/PDF.
- [42] L. Pan, X. Han, X. Liu, and Y. Liu, “A Practical Multimodal Fusion System With Uncertainty Modeling for Robust Visual and Affective Applications,” *IEEE Access*, vol. 13, pp. 145289–145302, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3599563.

- [43] Z. Gao, X. Jiang, X. Xu, F. Shen, Y. Li, and H. T. Shen, “Embracing Unimodal Aleatoric Uncertainty for Robust Multimodal Fusion,” *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 26866–26875, 2024, doi: 10.1109/CVPR52733.2024.02538.
- [44] J. Nurhakiki *et al.*, “Studi Kepustakaan: Pengenalan 4 Algoritma Pada Pembelajaran Deep Learning Beserta Implikasinya,” *Pendekar : Jurnal Pendidikan Berkarakter*, vol. 2, no. 1, pp. 270–281, Jan. 2024, doi: 10.51903/PENDEKAR.V2I1.598.
- [45] M. R. Ahmed, “Deep Learning in Medical Imaging: A Comprehensive Review of Techniques, Challenges, and Future Directions,” *OALib*, vol. 12, no. 12, pp. 1–21, 2025, doi: 10.4236/OALIB.1114497.
- [46] M. Li, Y. Jiang, Y. Zhang, and H. Zhu, “Medical image analysis using deep learning algorithms,” *Front. Public Health*, vol. 11, p. 1273253, Nov. 2023, doi: 10.3389/FPUBH.2023.1273253/REFERENCE.
- [47] A. N. R. Munandar and A. F. Rozi, “Analisis Arsitektur Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Citra Bunga,” *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, vol. 6, no. 3, pp. 522–531, Jul. 2024, doi: 10.47233/JTEKSIS.V6I3.1413.
- [48] I. D. Mienye, T. G. Swart, G. Obaido, M. Jordan, and P. Ilono, “Deep Convolutional Neural Networks in Medical Image Analysis: A Review,” *Information*, vol. 16, no. 3, Mar. 2025, doi: 10.3390/INFO16030195.
- [49] V. W. Handayani, M. S. Margareth Amiatun Ruth, R. Rulaningtyas, M. R. Caesarardhi, B. A. Yudhantorro, and A. Yudianto, “Development and evaluation of a convolutional neural network model for sex prediction using cephalometric radiographs and cranial photographs,” *BMC Med. Imaging*, vol. 25, no. 1, pp. 348–, Aug. 2025, doi: 10.1186/S12880-025-01892-X.

- [50] A. F. R. Januar, J. Indra, D. S. Kusumaningrum, and S. Faisal, "Application of Convolutional Neural Network (CNN) Algorithm with ResNet-101 Architecture for Monkey Pox Detection in Human," *Journal of Applied Informatics and Computing*, vol. 9, no. 3, pp. 1006–1012, Jun. 2025, doi: 10.30871/JAIC.V9I3.9621.
- [51] M. Mauladi and D. Hermanto, "Klasifikasi Motif Kain Jumputan Palembang Menggunakan Metode CNN dengan Arsitektur Resnet-50," *Arcitech: Journal of Computer Science and Artificial Intelligence*, vol. 5, no. 2, pp. 332–355, Dec. 2025, doi: 10.29240/ARCITECH.V5I2.15310.
- [52] A. Sah, N. Heriyani, R. J. Rumandan, and M. M. Lasiyono, "Pengembangan Sistem Pakar Diagnosis Jenis Stres Menggunakan Pendekatan Dempster-Shafer Theory," *Journal of Computing and Informatics Research*, vol. 4, no. 2, pp. 302–312, Mar. 2025, doi: 10.47065/COMFORCH.V4I2.1941.
- [53] K. F. Ramadhan and A. Badawi, "Analisis Dempster Shafer Dalam Mendiagnosa Penyakit Coffea Canephora (Kopi Robusta)," *Journal of Information System Research (JOSH)*, vol. 4, no. 4, pp. 1395–1401, Jul. 2023, doi: 10.47065/JOSH.V4I4.3818.
- [54] J. Li and Q. Pan, "A New Belief Entropy in Dempster–Shafer Theory Based on Basic Probability Assignment and the Frame of Discernment," *Entropy*, vol. 22, no. 6, Jun. 2020, doi: 10.3390/E22060691.
- [55] L. Ma and T. Dencœux, "Partial Classification in the Belief Function Framework," *Knowl. Based. Syst.*, vol. 214, p. 106742, Feb. 2021, doi: 10.1016/J.KNOSYS.2021.106742.
- [56] T. Dencœux, "Decision-making with belief functions: A review," *International Journal of Approximate Reasoning*, vol. 109, pp. 87–110, Jun. 2019, doi: 10.1016/J.IJAR.2019.03.009.
- [57] D. M. El-Din, A. E. Hassanein, and E. E. Hassanien, "An adaptive and late multifusion framework in contextual representation based on evidential deep

- learning and Dempster–Shafer theory,” *Knowl. Inf. Syst.*, vol. 66, no. 11, pp. 6881–6932, Jul. 2024, doi: 10.1007/S10115-024-02150-2.
- [58] X. Yue, Y. Chen, B. Yuan, and Y. Lv, “Three-Way Image Classification with Evidential Deep Convolutional Neural Networks,” *Cognit. Comput.*, vol. 14, no. 6, pp. 2074–2086, May 2021, doi: 10.1007/S12559-021-09869-Y.
- [59] J. Gao, M. Chen, L. Xiang, and C. Xu, “A Comprehensive Survey on Evidential Deep Learning and Its Applications,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2025, doi: 10.1109/TPAMI.2025.3625258.
- [60] S. Li *et al.*, “Inconsistency elimination of multi-source information fusion in smart home using the Dempster-Shafer evidence theory,” *Inf. Process. Manag.*, vol. 61, no. 4, p. 103723, Jul. 2024, doi: 10.1016/j.ipm.2024.103723.
- [61] S. Mutmainah, S. Hachour, F. Pichon, and D. Mercier, “Improving an Evidential Source of Information Using Contextual Corrections Depending on Partial Decisions,” *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, vol. 12915 LNAI, pp. 247–256, 2021, doi: 10.1007/978-3-030-88601-1\_25.
- [62] F. Pichon, D. Mercier, É. Lefèvre, and F. Delmotte, “Proposition and learning of some belief function contextual correction mechanisms,” *International Journal of Approximate Reasoning*, vol. 72, pp. 4–42, May 2016, doi: 10.1016/J.IJAR.2015.12.012.
- [63] M. Zaffalon, G. Corani, and D. Mauá, “Evaluating credal classifiers by utility-discounted predictive accuracy,” *International Journal of Approximate Reasoning*, vol. 53, no. 8, pp. 1282–1301, Nov. 2012, doi: 10.1016/J.IJAR.2012.06.022.

- [64] H. Sihotang, *Metode Penelitian Kuantitatif*. Jakarta: UKI Press, 2023. Accessed: Mar. 09, 2026. [Online]. Available: <http://www.nber.org/papers/w16019>
- [65] M. Mujahid *et al.*, “Data oversampling and imbalanced datasets: an investigation of performance for machine learning and feature engineering,” *Journal of Big Data 2024 11:1*, vol. 11, no. 1, pp. 87-, Jun. 2024, doi: 10.1186/S40537-024-00943-4.
- [66] V. Çetin and O. Yıldız, “A comprehensive review on data preprocessing techniques in data analysis,” *Pamukkale University Journal of Engineering Sciences*, vol. 28, no. 2, pp. 299–312, Apr. 2022, doi: 10.5505/pajes.2021.62687.
- [67] C. Chen, N. A. Mat Isa, and X. Liu, “A review of convolutional neural network based methods for medical image classification,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 185, p. 109507, Feb. 2025, doi: 10.1016/j.combiomed.2024.109507.
- [68] S. Li and J. Huang, “ResGDANet: An Efficient Residual Group Attention Neural Network for Medical Image Classification,” *Applied Sciences*, vol. 15, no. 5, Mar. 2025, doi: 10.3390/app15052693.
- [69] S. Mishra, “Handling Imbalanced Data: SMOTE vs. Random Undersampling,” *International Research Journal of Engineering and Technology*, vol. 4, no. 8, Aug. 2017, Accessed: Apr. 09, 2026. [Online]. Available: [www.irjet.net](http://www.irjet.net)