

**KLASIFIKASI PENYAKIT PNEUMONIA DENGAN MODEL FUSI  
CITRA MULTIMODAL MENGGUNAKAN PENDEKATAN  
DEMPSTER-SHAFER THEORY**



**DISUSUN OLEH:**

**HERNADHIF RAFIF WIRYAWAN**

**NIM. 22106050023**

**STATE ISLAMIC UNIVERSITY  
SUNAN KALIJAGA  
YOGYAKARTA**

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

**2025**

# 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-1641/Un.02/DST/PP.00.9/08/2026

Tugas Akhir dengan judul : **KLASIFIKASI PENYAKIT PNEUMONIA DENGAN MODEL FUSI CITRA MULTIMODAL MENGGUNAKAN PENDEKATAN DEMPSTER-SHAFFER THEORY**

yang dipersiapkan dan disusun oleh:

Nama : **HERNADHIF RAFIF WIRYAWAN**  
Nomor Induk Mahasiswa : **22106050023**  
Telah diujikan pada : **Selasa, 07 Juli 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

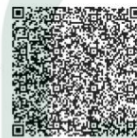
Valid ID: 6a6f14e20cff9



Penguji I

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

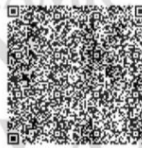
Valid ID: 6a6c6152deb7d



Penguji II

Dr. Fitri Wulandari, S.Si., M.Kom.  
SIGNED

Valid ID: 6a5f730eee8fe



Yogyakarta, 07 Juli 2026  
UIN Sunan Kalijaga  
Dekan Fakultas Sains dan Teknologi

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

Valid ID: 6a7018d421a78

# PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

## SURAT PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Hernadhif Rafif Wiryawan  
NIM : 22106050023  
Program Studi : Informatika  
Fakultas : Sains dan Teknologi

Menyatakan dengan sesungguhnya, bahwa skripsi saya yang berjudul **“KLASIFIKASI PENYAKIT PNEUMONIA DENGAN MODEL FUSI CITRA MULTIMODAL MENGGUNAKAN PENDEKATAN DEMPSTER-SHAFER THEORY”** 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, 09 Juni 2026



Hernadhif Rafif Wiryawan  
22106050023

# SURAT PERTUJUAN TUGAS AKHIR



Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga



FM-UINSK-BM-05-03/R0

## 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 : Hernadhif Rafif Wiryawan  
NIM : 22106050023  
Judul Skripsi : KLASIFIKASI PENYAKIT PNEUMONIA DENGAN  
MODEL FUSI CITRA MULTIMODAL MENGGUNAKAN  
PENDEKATAN DEMPSTER-SHAFER THEORY

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, 09 Juni 2026

Pembimbing

Dr. Siti Mutmainah, S.Kom, M.Cs

NIP. 19791204 200604 2 003

STATE ISLAMIC UNIVERSITY  
SUNAN KALIJAGA  
YOGYAKARTA

## INTISARI

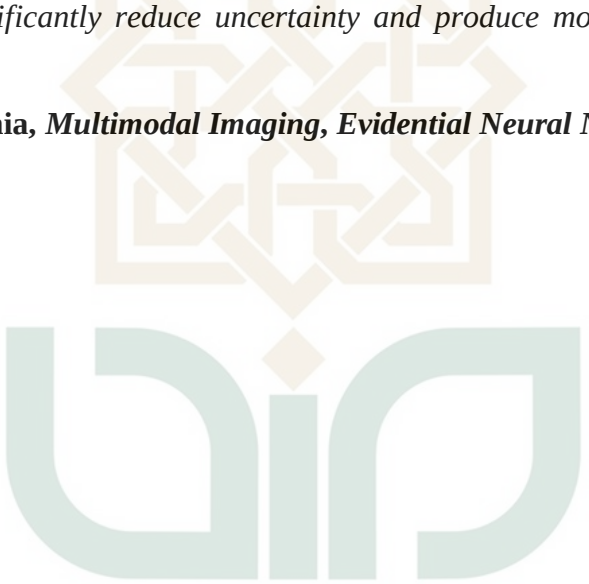
Pneumonia merupakan penyakit infeksi paru-paru yang menjadi salah satu penyebab kematian terbesar pada anak di bawah lima tahun dengan tingkat mortalitas terus meningkat seiring bertambahnya usia. Penelitian ini mengusulkan model klasifikasi pneumonia berbasis *multimodal imaging* yang mengintegrasikan *Evidential Neural Network* (ENN) berbasis kerangka *Dempster-Shafer Theory* (DST). Model dibangun melalui lima tahapan utama dari, pengumpulan data, *preprocessing*, ekstraksi fitur menggunakan ResNet-34, dilanjutkan dengan pelatihan model ENN secara independen per modalitas, dan diakhiri dengan penggabungan *mass function* menggunakan *Dempster's rule of combination*. Evaluasi model dilakukan memanfaatkan metrik  $E_{pl}$  dan  $U_{65}$  dengan metode *Stratified K-Fold Cross Validation*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model multimodal secara konsisten mengguli kedua model *single-modality* pada seluruh *fold*, ditunjukkan dengan nilai rata-rata  $E_{pl}$  sebesar  $2,26 \pm 0,81$  dan  $U_{65}$  rata rata sebesar  $0,9816 \pm 0,0056$ , dibandingkan CT-Scan ( $E_{pl}$ :  $8,31 \pm 1,11$ ;  $U_{65}$ :  $0,9500 \pm 0,0103$ ) dan CXR ( $E_{pl}$ :  $11,79 \pm 1,38$ ;  $U_{65}$ :  $0,9188 \pm 0,0161$ ). Penelitian ini membuktikan bahwa integrasi *multimodal* berbasis DST mampu mengurangi ketidakpastian secara signifikan dan menghasilkan hasil klasifikasi pneumonia yang lebih akurat.

**Kata Kunci:** Pneumonia, *Multimodal Imaging*, *Evidential Neural Network*, *Dempster-Shafer Theory*

## ABSTRACT

*Pneumonia is a lung infection that ranks among the leading causes of death in children under five, with mortality rates continuing to rise as children get older. This study proposes a pneumonia classification model based on multimodal imaging that integrates an Evidential Neural Network (ENN) based on the Dempster-Shafer Theory (DST) framework. The model was built through five main stages: data collection, preprocessing, feature extraction using ResNet-34, followed by training the ENN model independently for each modality, and concluding with the combination of mass functions using Dempster's rule of combination. Model evaluation was conducted using the  $E_{pl}$  and  $U_{65}$  metrics with the Stratified K-Fold Cross Validation method. The evaluation results show that the multimodal model consistently outperforms both single-modality models across all folds, as demonstrated by an average  $E_{pl}$  value of  $2.26 \pm 0,81$  and an average  $U_{65}$  value of  $0,9816 \pm 0,0056$ , compared to CT-Scan ( $E_{pl}$ :  $8,31 \pm 1,11$ ;  $U_{65}$ :  $0,9500 \pm 0,0103$ ) and CXR ( $E_{pl}$ :  $11,79 \pm 1,38$ ;  $U_{65}$ :  $0,9188 \pm 0,0161$ ). This study demonstrates that DST-based multimodal integration can significantly reduce uncertainty and produce more accurate pneumonia classification results.*

**Keywords:** *Pneumonia, Multimodal Imaging, Evidential Neural Network, Detspster-Shafer Theory*



STATE ISLAMIC UNIVERSITY  
SUNAN KALIJAGA  
YOGYAKARTA

## HALAMAN MOTTO

*“Get it twisted, if you lock in you can do anything”*

— Northernlion



## HALAMAN PERSEMBAHAN

بسم الله الرحمن الرحيم

Dengan penuh rasa syukur kepada Allah yang Maha Pengasih lagi Maha Penyayang,  
penulis mempersembahkan tugas akhir ini sebagai tanda bakti dan cinta yang mendalam

kepada: Bapak, Ibu, Kakak, dan Adik



## KATA PENGANTAR

Assalamualaikum warahmatullahi wabarakatuh. Puji syukur ke hadirat Allah Swt. Atas segala limpahan rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini. Selawat serta salam semoga senantiasa tercurah kepada Nabi Muhammad saw. yang telah menuntun umat manusia menuju cahaya kebenaran. Tugas akhir berupa skripsi dengan judul "**KLASIFIKASI PENYAKIT PNEUMONIA DENGAN MODEL FUSI CITRA MULTIMODAL MENGGUNAKAN PENDEKATAN DEMPSTER-SHAFFER THEORY**". ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar Sarjana pada Program Studi Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga. Penulisan skripsi ini tidak lepas dari dukungan, bantuan, serta bimbingan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan penghormatan dan rasa terima kasih kepada:

1. Bapak Prof. Noorhaidi Hasan. S.Ag., M.A., M.Phil., Ph.D. selaku Rektor Universitas Islam Negeri Sunan Kalijaga Yogyakarta.
2. Ibu Prof. Dr. Dra. Hj. Khurul Wardati, M.Si. selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi.
3. Bapak Dr. Muhammad Mustakim, S.T. M.T. sebagai Ketua Program Studi Informatika.
4. Bapak Dr. Agus Mulyanto, S.Si., M.Kom., ASEAN Eng. sebagai Dosen Pembimbing Akademik.
5. Ibu Dr. Siti Mutmainah, S.Kom, M.Cs. selaku Dosen Pembimbing atas dedikasi, waktu, dan kesabaran dalam mengarahkan serta membimbing penulis dari awal penyusunan hingga selesainya tugas akhir ini.
6. Bapak, Ibu, Kakak, dan Adik yang senantiasa menyertakan doa, memberikan kasih sayang tanpa batas, serta menjadi motivasi terbesar bagi penulis untuk terus melangkah menjadi pribadi yang lebih baik.
7. Rekan-rekan seperjuangan satu kelompok bimbingan: Surya Tinggi, Arga, Husnul, dan Surya Basket, yang selalu menjadi pendengar yang baik, tempat bertukar pikiran, dan penyemangat.
8. Teman-teman "Teladan 61 Discord": Mas Zull, Mas Izzud, Mas Rangga, dan Mas Iskan, yang senantiasa hadir, menemani setiap langkah, dan menjadi tempat melepas penat ditengah padatnya aktivitas.

9. Teman-teman “We Ball”: Jonathan, Iqun, Akbar, Tyok, dan Jonathan yang selalu merubah suasana yang suram menjadi lebih indah, sekaligus menjadi teman seperjuangan.
10. Seluruh pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu, yang telah memberikan doa, dukungan, maupun bantuan dalam kelancaran penyelesaian tugas akhir ini.

Semoga Allah Swt. senantiasa melimpahkan nikmat dan hidayah-Nya kepada semua pihak yang telah dengan tulus memberikan bantuan serta dukungan kepada penulis selama penyusunan tugas akhir ini. Penulis menyadari bahwa penyusunan tugas akhir ini masih jauh dari kata sempurna. Oleh karena itu, segala bentuk kritik dan saran sangat penulis harapkan demi perbaikan di masa mendatang. Akhir kata, semoga tugas akhir ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca. Wassalamualaikum warahmatullahi wabarakatuh.

Yogyakarta, 09/06/26

Penulis,

Hernadhif Rafif  
Wiryawan

STATE ISLAMIC UNIVERSITY  
SUNAN KALIJAGA  
YOGYAKARTA

## DAFTAR ISI

|                                                          |             |
|----------------------------------------------------------|-------------|
| <b>LEMBAR PENGESAHAN .....</b>                           | <b>II</b>   |
| <b>PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR .....</b>             | <b>III</b>  |
| <b>SURAT PERTUJUAN TUGAS AKHIR.....</b>                  | <b>IV</b>   |
| <b>INTISARI .....</b>                                    | <b>V</b>    |
| <b>ABSTRACT .....</b>                                    | <b>VI</b>   |
| <b>HALAMAN MOTTO .....</b>                               | <b>VII</b>  |
| <b>HALAMAN PERSEMBAHAN.....</b>                          | <b>VIII</b> |
| <b>KATA PENGANTAR.....</b>                               | <b>IX</b>   |
| <b>DAFTAR ISI .....</b>                                  | <b>XI</b>   |
| <b>DAFTAR GAMBAR .....</b>                               | <b>XIII</b> |
| <b>DAFTAR TABEL .....</b>                                | <b>XIV</b>  |
| <b>BAB I PENDAHULUAN .....</b>                           | <b>1</b>    |
| 1.1. Latar Belakang .....                                | 1           |
| 1.2. Rumusan Masalah .....                               | 3           |
| 1.3. Batasan Masalah .....                               | 3           |
| 1.4. Tujuan Penelitian .....                             | 3           |
| 1.5. Manfaat Penelitian .....                            | 4           |
| <b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI .....</b>  | <b>5</b>    |
| 2.1. Tinjauan Pustaka .....                              | 5           |
| 2.2. Landasan Teori.....                                 | 9           |
| 2.2.1. Machine Learning .....                            | 9           |
| 2.2.2. Deep Learning .....                               | 10          |
| 2.2.3. Pembelajaran Multimodal pada Citra .....          | 11          |
| 2.2.4. Feature Extraction.....                           | 12          |
| 2.2.5. Convolutional Neural Network .....                | 12          |
| 2.2.6. Residual Neural Network.....                      | 13          |
| 2.2.7. Dempster Shafer Theory .....                      | 13          |
| 2.2.8. Feature Extraction Evidential Neural Network..... | 15          |
| 2.2.9. Evaluasi Model .....                              | 17          |
| <b>BAB III METODE PENELITIAN .....</b>                   | <b>20</b>   |
| 3.1. Alat dan Bahan Penelitian .....                     | 20          |
| 3.1.1. Alat yang Digunakan .....                         | 20          |

|                            |                                                                |           |
|----------------------------|----------------------------------------------------------------|-----------|
| 3.1.2.                     | Dataset.....                                                   | 20        |
| 3.2.                       | Metode Penelitian.....                                         | 22        |
| 3.2.1.                     | Pengumpulan Data.....                                          | 22        |
| 3.2.2.                     | Preprocessing Data .....                                       | 23        |
| 3.2.3.                     | Ekstraksi Fitur .....                                          | 23        |
| 3.2.4.                     | Pelatihan Model Evidential Neural Network .....                | 23        |
| 3.2.5.                     | Penggabungan Hasil Prediksi Model ENN dari Tiap Modalitas..... | 24        |
| 3.2.6.                     | Evaluasi Model.....                                            | 24        |
| <b>BAB IV</b>              | <b>HASIL DAN PEMBAHASAN .....</b>                              | <b>25</b> |
| 4.1.                       | Pembangunan Model.....                                         | 25        |
| 4.1.1.                     | Pengumpulan Data.....                                          | 25        |
| 4.1.2.                     | Preprocessing Data .....                                       | 25        |
| 4.1.3.                     | Feature Extraction.....                                        | 28        |
| 4.1.4.                     | Pelatihan Model ENN .....                                      | 29        |
| 4.1.5.                     | Analisis Mass Function pada Tiap Modalitas .....               | 31        |
| 4.2.                       | Penggabungan Hasil Prediksi .....                              | 33        |
| 4.2.1.                     | Proses penggabungan Nilai Mass Function .....                  | 33        |
| 4.2.2.                     | Analisis Hasil Multimodal .....                                | 35        |
| 4.3.                       | Hasil Evaluasi dengan K-Fold Cross Validation .....            | 36        |
| 4.4.                       | Analisis Perbandingan Performa.....                            | 37        |
| 4.5.                       | Perbandingan dengan Penelitian Sejenis .....                   | 38        |
| <b>BAB V</b>               | <b>PENUTUP.....</b>                                            | <b>40</b> |
| 5.1.                       | Kesimpulan .....                                               | 40        |
| 5.2.                       | Saran.....                                                     | 41        |
| 5.3.                       | Rekomendasi.....                                               | 41        |
| <b>DAFTAR PUSTAKA.....</b> |                                                                | <b>43</b> |
| <b>LAMPIRAN.....</b>       |                                                                | <b>46</b> |

## DAFTAR GAMBAR

|                                                              |    |
|--------------------------------------------------------------|----|
| Gambar 2.1 Jaringan Deep Learning .....                      | 10 |
| Gambar 2.2 Jaringan Convolutional Neural Network .....       | 12 |
| Gambar 2.3 Residual Block pada Residual Neural Network ..... | 13 |
| Gambar 2.4 Arsitektur Evidential Neural Network .....        | 17 |
| Gambar 3.1 Sample Citra CXR .....                            | 21 |
| Gambar 3.2 Sample Citra CT-Scan .....                        | 22 |
| Gambar 3.3 Proses Tahapan Penelitian.....                    | 22 |
| Gambar 4.1 Hasil Preprocessing Citra CXR .....               | 27 |
| Gambar 4.2 Hasil Preprocessing Citra CT-Scan .....           | 27 |

## DAFTAR TABEL

|                                                                                          |    |
|------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Tabel 2.1 Ringkasan Tinjauan Pustaka .....                                               | 7  |
| Tabel 4.1 Distribusi Dataset yang Digunakan .....                                        | 25 |
| Tabel 4.2 Distribusi Dataset Setelah Penyeimbangan .....                                 | 26 |
| Tabel 4.3 Pembagian data setelah preprocessing .....                                     | 27 |
| Tabel 4.4 Dimensi Hasil Ekstraksi Fitur .....                                            | 28 |
| Tabel 4.5 Hyperparameter Model Evidential Neural Network .....                           | 29 |
| Tabel 4.6 Nilai Gain dan Nilai Loss dari Pelatihan Model ENN .....                       | 30 |
| Tabel 4.7 Nilai Mass Function pada Modalitas X-Ray.....                                  | 30 |
| Tabel 4.8 Nilai Mass Function pada Modalitas CT-Scan .....                               | 31 |
| Tabel 4.9 Nilai Mass Function pada Model Multimodal .....                                | 33 |
| Tabel 4.10 Nilai Mass Function Contoh Dempster's Rule of Combination.....                | 34 |
| Tabel 4.11 Perkalian Silang Mass Function Contoh Dempster's Rule of Combination .....    | 34 |
| Tabel 4.12 Hasil Akhir Contoh Dempster's Rule of Combination .....                       | 34 |
| Tabel 4.13 Nilai $Epl$ dari Semua Model ENN menggunakan 10-Fold.....                     | 36 |
| Tabel 4.14 Nilai Reward $U65$ dari Semua Model ENN menggunakan 10-Fold.....              | 36 |
| Tabel 4.15 Tabel Hasil $Epl$ dan Reward $U65$ dari Kedua modalitas serta Multimodal..... | 38 |
| Tabel 4.16 Hasil Penelitian dengan Penelitian sebelumnya.....                            | 38 |

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang

Penyakit pneumonia merupakan infeksi paru-paru yang menyerang segala kalangan umur, dari anak dibawah lima tahun hingga para lansia. Tercatat penyakit ini menjadi salah satu penyebab terbesar kasus kematian pada anak di bawah 5 tahun [1], dengan tingkat mortalitas semakin meningkat seiring dengan bertambahnya usia [2]. Penyakit pneumonia menyebabkan terganggunya proses pertukaran oksigen karena adanya peradangan dan penumpukan cairan pada jaringan paru-paru [3]. Kondisi ini mengakibatkan penurunan fungsi paru-paru, dan mengakibatkan penderita pneumonia mengalami gejala seperti demam, batuk, sesak napas, serta kelelahan [4]. Tanpa penanganan yang tepat dan cepat, penyakit pneumonia dapat memicu terjadinya komplikasi penyakit dan diperlukannya tindakan rawat ulang [5,6]. Oleh karena itu, diagnosis dini yang cepat dan akurat sangat diperlukan untuk mendukung penanganan yang optimal serta mengurangi risiko komplikasi yang lebih serius.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan Kanwal et al. [7], proses pendiagnosaan penyakit pneumonia dapat dilakukan melalui pendekatan *Imaging-Based Techniques*, seperti *Computed Tomography Scan* (CT-Scan), *Chest X-ray* (CXR), *Magnetic Resonance Imaging* (MRI), dan *Lung Ultrasonic* (LUS). *Imaging-Based Techniques* merupakan pendekatan non-invasif dalam melakukan proses diagnosa, pendekatan ini memungkinkan proses diagnosa dini [8]. Di antara modalitas yang ada, CXR diketahui sebagai modalitas pencitraan yang paling banyak digunakan karena sifatnya yang non-invasif, aksesibilitas yang luas dan relative terjangkau dalam melakukan diagnosis penyakit pneumonia [9]. Meskipun demikian, CXR memiliki keterbatasan dalam mendeteksi perubahan yang kecil pada jaringan paru, sehingga berpotensi menghasilkan hasil yang kurang akurat apalagi pada tahap awal penyakit pneumonia [9]. Di sisi lain, CT-Scan, diketahui menghasilkan diagnosa yang lebih baik dibandingkan CXR, namun penggunaannya dalam pemeriksaan rutin terhambat pada biaya, radiasi yang dihasilkan, serta akses yang terbatas [7,9].

Keterbatasan yang dimiliki oleh masing-masing modalitas secara individual menjadikan integrasi lebih dari satu modalitas pencitraan atau yang sering dikenal sebagai *multimodal imaging* telah banyak diterapkan untuk meningkatkan keandalan dan ketepatan dalam proses diagnosis [10]. Pendekatan multimodal juga dikenal cocok dalam melakukan diagnosa dini, mengingat gejala awal penyakit sering kali tidak tampak terlalu

jelas pada satu modalitas, sehingga kombinasi informasi dari beberapa modalitas dapat memberikan Gambaran yang lebih komprehensif dan mengurangi kesalahan dalam diagnosis [11].

Berkembangnya teknologi kecerdasan buatan serta kualitas data yang ada, proses diagnosa penyakit memanfaatkan *deep learning* semakin sering digunakan. Namun, sebagian besar penelitian yang ada lebih berfokus pada pemanfaatan *single-modality* dibandingkan *multimodal* [11]. Padahal, penelitian seperti yang dilakukan oleh Zhang et al. [12] dalam klasifikasi Alzheimer membuktikan bahwa pemanfaatan *multimodal* memberikan hasil yang lebih baik daripada *single-modality*. Implementasi multimodal dalam model tidak terlepas akan masalah mendasar yang dihadapi semua model yaitu, ketidakpastian (*uncertainty*). Ketidakpastian menjadi tantangan yang berat apalagi pada model berbasis multimodal, karena setiap modalitas membawa ketidakpastiannya masing-masing [10]. Tidak ditanganinya ketidakpastian, model akan cenderung menghasilkan prediksi yang *overconfident*, di mana model memberikan keputusan dengan keyakinan yang tinggi tidak peduli benar atau tidaknya keputusan tadi [13]. Ketidakpastian yang tidak ditangani dengan baik dapat memberikan konsekuensi yang besar apalagi pada model yang dibuat untuk melakukan diagnosa penyakit [14].

Oleh karena itu, perlu digunakan suatu mekanisme yang dapat mengelola ketidakpastian dalam model klasifikasi yang mengimplementasikan multimodal. Pendekatan *Dempster-Shafer Theory* (DST) atau *Belief Functions Theory* telah terbukti efektif dalam mengkuantifikasi ketidakpastian [15]. DST memungkinkan tiap modalitas merepresentasikan bukti dalam bentuk *mass function* yang secara eksplisit mengakomodasi ketidakpastian, kemudian menggabungkannya menggunakan *Dempster's rule of combination* [10,16]. DST juga dapat diterapkan dalam arsitektur jaringan saraf tiruan yang diperkenalkan sebagai *Evidential Neural Network* (ENN) [34]. DST merepresentasikan informasi dalam bentuk *Basic Belief Assignment* (BBA) atau disebut juga dengan *mass functions* untuk mengekspresikan keyakinan terhadap setiap hipotesis, sehingga ketidakpastian dapat dikuantifikasi secara eksplisit [17]. Karena inilah DST dapat bersikap lebih hati-hati dalam mengambil keputusan ketika data yang masuk bersifat ambigu, sehingga risiko prediksi yang *overconfident* dan kesalahan klasifikasi dapat diminimalkan [17].

Pendekatan DST telah banyak dimanfaatkan dalam berbagai tugas klasifikasi citra. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa DST mampu meningkatkan performa model klasifikasi citra [18], serta telah digunakan dalam analisis citra pada bidang *remote sensing*

[19]. Dalam bidang kesehatan, DST telah digunakan untuk membantu diagnosis berbagai macam penyakit, seperti kanker payudara [20], COVID-19 [21], dan penyakit kulit [22]. Meskipun demikian, penelitian yang secara khusus menerapkan DST pada klasifikasi citra pneumonia, terutama dalam konteks pemanfaatan data multimodal serta evaluasi performa dan pengaruhnya pada reliabilitas model masih sangat terbatas.

Oleh karena itu, dalam penelitian ini dikembangkan model klasifikasi citra medis berbasis DST yang tidak hanya mampu mengklasifikasikan pada citra medis ke kelas pneumonia dan non-pneumonia, tetapi juga mengukur tingkat keyakinan model melalui nilai *mass function* yang dihasilkan dari proses inferensi evidensial. Pendekatan ini diharapkan dapat memberikan kontribusi bagi tenaga medis dalam memanfaatkan multimodalitas citra medis khususnya untuk penyakit pneumonia dalam menilai keandalan hasil klasifikasi, sehingga meningkatkan interpretabilitas dan kepercayaan terhadap sistem berbasis AI di bidang kesehatan.

## **1.2. Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, beberapa permasalahan dirumuskan dalam penelitian ini:

1. Bagaimana proses pengembangan model klasifikasi pneumonia berbasis multimodal menggunakan pendekatan DST?
2. Bagaimana mengukur performa model yang dikembangkan dan pengaruh penggunaan multimodalitas pada citra medis khususnya dalam klasifikasi penyakit pneumonia?

## **1.3. Batasan Masalah**

Data yang digunakan dalam penelitian ini, merupakan data publik berasal dari laman Kaggle, data berupa kumpulan gambar hasil X-ray dan CT-Scan pada bagian dada manusia yang diberi label pneumonia dan normal. Penelitian ini terbatas pada penentuan melalui klasifikasi citra apakah seseorang memiliki penyakit pneumonia dan bukan penentuan jenis pneumonia.

## **1.4. Tujuan Penelitian**

1. Mengembangkan model klasifikasi citra medis berbasis Dempster-Shafer Theory (DST) yang mampu mendeteksi penyakit pneumonia pada citra paru-paru secara efektif.

2. Membandingkan performa model pada tiap modalitas dan performa model dalam memanfaatkan kedua modalitas yang digunakan.

### **1.5. Manfaat Penelitian**

Penelitian ini diharapkan menghasilkan model klasifikasi citra multimodal menggunakan kerangka Dempster-Shafer Theory yang dapat membantu dalam melakukan proses klasifikasi citra penyakit pneumonia, sekaligus memberikan pemahaman lebih akan pemanfaatan mass function sebagai indikator tingkat keyakinan dan pengukuran ketidakpastian model. Penelitian ini juga diharapkan dapat menambahkan kontribusi ilmiah dalam pengembangan model multimodal dari beberapa citra medis dalam meningkatkan akurasi dalam mendeteksi penyakit pneumonia.

## BAB V

### PENUTUP

#### 5.1. Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan hasil penelitian yang telah dilakukan pada bab sebelumnya, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Penelitian ini berhasil mengembangkan model klasifikasi penyakit pneumonia berbasis multimodal yang mengintegrasikan modalitas *Chest X-Ray* dan CT-Scan menggunakan kerangka *Evidential Neural Network* (ENN) berbasis *Dempster-Shafer Theory* (DST). Proses pengembangan dilakukan melalui lima tahapan utama, dari pengumpulan data, preprocessing, mengekstraksi fitur menggunakan ResNet-34, pelatihan model ENN secara independen per modalitas, kombinasi *mass function* menggunakan *Dempster's rule of combination* diakhiri dengan evaluasi menggunakan metrik  $E_{pl}$  dan *Reward*  $U_{65}$  dengan 10-Fold cross validation. Nilai *mass function* yang dihasilkan dari pelatihan ini merupakan nilai keyakinan model terhadap hasil klasifikasinya.
2. Mass function dari model ENN terbukti mampu merepresentasikan tingkat keyakinan secara eksplisit melalui  $m(\text{Normal})$ ,  $m(\text{Pneumonia})$ , dan  $m(\Omega)$ . CT-Scan menunjukkan ketidakyakinan yang lebih kecil dibandingkan CXR, sementara model multimodal menghasilkan mass function yang lebih baik dibandingkan kedua modalitas tunggal. Hal ini terlihat dari nilai  $m(\Omega)$  yang hampir seluruhnya mendekati nol (rentang nilai 0,000001 hingga 0,000158) yang menandakan tereliminasi ketidakpastian dari dua modalitas tunggal yang digunakan.
3. Melalui evaluasi 10-Fold cross validation menunjukkan model multimodal secara konsisten unggul pada semua fold dan metrik. Model multimodal menghasilkan nilai rata-rata  $E_{pl}$  terendah ( $2,26 \pm 0,81$ ) turun 80,82% dari CXR dan 72,79 dari CT-Scan. Pada metrik *Reward*  $U_{65}$ , model multimodal menghasilkan nilai rata-rata tertinggi sebesar  $0,979 \pm 0,009$ , melampaui kedua modalitas tunggal dengan peningkatan 2,76% dari modalitas CT-Scan dan 5,94% dari modalitas CXR. Model multimodal juga lebih konsisten terlihat dari nilai standar deviasi terkecil, membuktikan pendekatan multimodal berbasis DST tidak hanya menghasilkan performa yang lebih baik tetapi juga lebih stabil dan dapat diandalkan dibandingkan pendekatan kedua modalitas tunggal.

## 5.2. Saran

Berdasarkan hasil dan keterbatasan penelitian yang telah diidentifikasi, berikut beberapa saran yang dapat dipertimbangkan dalam penelitian selanjutnya:

1. Validasi dengan dataset klinis: Penelitian selanjutnya disarankan untuk memvalidasi model yang dikembangkan menggunakan dataset klinis yang diperoleh langsung dari fasilitas kesehatan, untuk memastikan keandalan model pada kondisi dunia nyata yang lebih beragam.
2. Optimasi hyperparameter: Disarankan untuk melakukan pencarian *hyperparameter* secara sistematis menggunakan metode seperti *grid search*, *random search*, atau *Bayesian optimization* untuk menemukan konfigurasi yang paling optimal bagi model ENN berbasis DST.
3. Eksplorasi arsitektur backbone yang lebih canggih: Penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi penggunaan arsitektur lainnya seperti ResNet-50, DenseNet, atau arsitektur berbasis *Vision Transformer* (ViT) sebagai ekstraktor fitur untuk mengetahui apakah representasi fitur yang lebih kaya dapat meningkatkan kualitas *mass function* yang dihasilkan.

## 5.3. Rekomendasi

Berdasarkan temuan dan keterbatasan penelitian ini, berikut beberapa rekomendasi untuk arah penelitian lanjutan yang berpotensi memberikan kontribusi yang lebih besar:

1. Integrasi modalitas yang lebih beragam: Penelitian lanjutan dapat mengembangkan kerangka *multimodal* yang mengintegrasikan lebih dari dua modalitas pencitraan, misalnya CXR, CT-Scan, dan LUS secara bersamaan, untuk mengetahui apakah penambahan modalitas ketiga dapat lebih meningkatkan kualitas *mass function* dan performa klasifikasi secara keseluruhan.
2. Penerapan pada penyakit paru lainnya: Kerangka ENN berbasis DST yang dikembangkan dalam penelitian ini berpotensi diterapkan pada klasifikasi penyakit paru lainnya seperti tuberkulosis, kanker paru, dan COVID-19, mengingat fleksibilitas DST dalam mengintegrasikan informasi dari berbagai modalitas pencitraan.

3. Integrasi dengan data klinis non-citra: Kerangka DST yang digunakan dalam penelitian ini secara alami mendukung integrasi informasi dari sumber yang heterogen. Penelitian lanjutan dapat mengeksplorasi penggabungan informasi dari citra medis dengan data klinis non-citra seperti hasil laboratorium, riwayat pasien, dan gejala klinis dalam satu kerangka *multimodal* berbasis DST untuk menghasilkan sistem diagnosis yang lebih komprehensif.



## DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Azmi *et al.*, “Assessing the burden of pneumonia using administrative data from Malaysia, Indonesia, and the Philippines,” *International Journal of Infectious Diseases*, vol. 49, pp. 87–93, Aug. 2016, doi: 10.1016/j.ijid.2016.05.021.
- [2] S. Doppalapudi and M. Adrish, “Community-acquired pneumonia: The importance of the early detection of drug-resistant organisms,” *World J. Crit. Care Med.*, vol. 13, no. 2, Jun. 2024, doi: 10.5492/wjccm.v13.i2.91314.
- [3] T. Juvén, O. Ruuskanen, and J. Mertsola, “Symptoms and signs of community-acquired pneumonia in children,” *Scand. J. Prim. Health Care*, vol. 21, no. 1, pp. 52–56, Mar. 2003, doi: 10.1080/02813430310000573.
- [4] L. J. Quinton, A. J. Walkey, and J. P. Mizgerd, “Integrative physiology of pneumonia,” *Physiol. Rev.*, vol. 98, no. 3, pp. 1417–1464, May 2018, doi: 10.1152/PHYSREV.00032.2017.
- [5] S. Farhana, A. Wahyuni, and R. Lisiswanti, “Sepsis pada Pneumonia : Sebuah Tinjauan Pustaka,” 2024.
- [6] H. C. Prescott, M. W. Sjoding, and T. J. Iwashyna, “Diagnoses of early and late readmissions after hospitalization for pneumonia: A systematic review,” *Ann. Am. Thorac. Soc.*, vol. 11, no. 7, pp. 1091–1100, Sep. 2014, doi: 10.1513/AnnalsATS.201404-142OC.
- [7] K. Kanwal, M. Asif, S. G. Khalid, H. Liu, A. G. Qurashi, and S. Abdullah, “Current Diagnostic Techniques for Pneumonia: A Scoping Review,” Jul. 01, 2024, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/s24134291.
- [8] P. Patharia, P. K. Sethy, and A. Nanthamornphong, “Advancements and Challenges in the Image-Based Diagnosis of Lung and Colon Cancer: A Comprehensive Review,” Jan. 01, 2024, *SAGE Publications Ltd.* doi: 10.1177/11769351241290608.
- [9] Z. F. Al Nufaiei and K. M. Alshamrani, “Comparing Ultrasound, Chest X-Ray, and CT Scan for Pneumonia Detection,” 2025, *Dove Medical Press Ltd.* doi: 10.2147/MDER.S501714.
- [10] 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.
- [11] S. Kumar, S. Rani, S. Sharma, and H. Min, “Multimodality Fusion Aspects of Medical Diagnosis: A Comprehensive Review,” Dec. 01, 2024, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/bioengineering11121233.
- [12] D. Zhang, Y. Wang, L. Zhou, H. Yuan, and D. Shen, “Multimodal classification of Alzheimer’s disease and mild cognitive impairment,” *Neuroimage*, vol. 55, no. 3, pp. 856–867, Apr. 2011, doi: 10.1016/j.neuroimage.2011.01.008.
- [13] J. Gawlikowski *et al.*, “A survey of uncertainty in deep neural networks,” *Artif. Intell. Rev.*, vol. 56, pp. 1513–1589, Oct. 2023, doi: 10.1007/s10462-023-10562-9.
- [14] E. G. Simmonds *et al.*, “Insights into the quantification and reporting of model-related uncertainty across different disciplines,” *iScience*, vol. 25, p. 105512, 2022, doi: 10.1016/j.isci.
- [15] Z. Tong, P. Xu, and T. Denœux, “An evidential classifier based on Dempster-Shafer theory and deep learning,” *Neurocomputing*, vol. 450, 2021, doi: 10.1016/j.neucom.2021.03.066.
- [16] L. Huang, S. Ruan, and T. Denœux, “Application of belief functions to medical image segmentation: A review,” Dec. 2022, doi: 10.1016/j.inffus.2022.11.008.

- [17] T. and V. P. and R. S. Huang Ling and Denoeux, "Evidence Fusion with Contextual Discounting for Multi-modality Medical Image Segmentation," in *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention – MICCAI 2022*, Q. and F. P. T. and S. S. and L. S. Wang Linwei and Dou, Ed., Cham: Springer Nature Switzerland, 2022, pp. 401–411.
- [18] A. Alzahem, W. Boulila, M. Driss, and A. Koubaa, "Feature Fusion for Improved Classification: Combining Dempster-Shafer Theory and Multiple CNN Architectures," May 2024, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2405.20230>
- [19] Z. Wu and F. Gao, "Image classification based on Dempster-Shafer evidence theory and neural network," in *Proceedings - 2010 2nd WRI Global Congress on Intelligent Systems, GCIS 2010*, 2010, pp. 296–298. doi: 10.1109/GCIS.2010.200.
- [20] M. Eftekharian, A. Nodehi, and R. Enayatifar, "ML-DSTnet: A Novel Hybrid Model for Breast Cancer Diagnosis Improvement Based on Image Processing Using Machine Learning and Dempster–Shafer Theory," *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2023, no. 1, Jan. 2023, doi: 10.1155/2023/7510419.
- [21] L. Huang, S. Ruan, and T. Denoeux, "Covid-19 Classification with Deep Neural Network and Belief Functions," in *ACM International Conference Proceeding Series*, Association for Computing Machinery, Jul. 2021. doi: 10.1145/3469678.3469719.
- [22] A. Aboulmira, H. Hrimech, M. Lachgar, H. Malyana, and K. Lemouden, "Attention-guided multimodal skin disease classification using discounted Dempster–Shafer fusion and EfficientNet," *Inform. Med. Unlocked*, vol. 58, Jan. 2025, doi: 10.1016/j.imu.2025.101699.
- [23] M. H. Al-Sheikh, O. Al Dandan, A. S. Al-Shamayleh, H. A. Jalab, and R. W. Ibrahim, "Multi-class deep learning architecture for classifying lung diseases from chest X-Ray and CT images," *Sci. Rep.*, vol. 13, no. 1, Dec. 2023, doi: 10.1038/s41598-023-46147-3.
- [24] A. Moussaid *et al.*, "On the Implementation of a Post-Pandemic Deep Learning Algorithm Based on a Hybrid CT-Scan/X-ray Images Classification Applied to Pneumonia Categories," 2023, doi: 10.3390/healthcare.
- [25] N. Hilmizen, A. Bustamam, and D. Sarwinda, "The Multimodal Deep Learning for Diagnosing COVID-19 Pneumonia from Chest CT-Scan and X-Ray Images," in *2020 3rd International Seminar on Research of Information Technology and Intelligent Systems, ISRITI 2020*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Dec. 2020, pp. 26–31. doi: 10.1109/ISRITI51436.2020.9315478.
- [26] J. Chen *et al.*, "A deep learning-based multimodal medical imaging model for breast cancer screening," *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, Dec. 2025, doi: 10.1038/s41598-025-99535-2.
- [27] K. Sharifani and M. Amini, "Machine Learning and Deep Learning: A Review of Methods and Applications." [Online]. Available: <https://ssrn.com/abstract=4458723>
- [28] J. Bell, *Machine Learning*. Wiley, 2014. doi: 10.1002/9781119183464.
- [29] C. Janiesch, P. Zschech, and K. Heinrich, "Machine learning and deep learning", doi: 10.1007/s12525-021-00475-2/Published.
- [30] A. Garg and V. Mago, "Role of machine learning in medical research: A survey," May 01, 2021, *Elsevier Ireland Ltd*. doi: 10.1016/j.cosrev.2021.100370.
- [31] I. El Naqa and M. J. Murphy, "What Are Machine and Deep Learning?," in *Machine and Deep Learning in Oncology, Medical Physics and Radiology*, I. El Naqa and M. J. Murphy, Eds., Cham: Springer International Publishing, 2022, pp. 3–15. doi: 10.1007/978-3-030-83047-2\_1.
- [32] M. Krichen, "Convolutional Neural Networks: A Survey," *Computers*, vol. 12, no. 8, Aug. 2023, doi: 10.3390/computers12080151.