

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tuberkulosis (TB) merupakan penyakit infeksi paru yang disebabkan oleh bakteri *Mycobacterium tuberculosis* dan menyebar melalui udara saat penderita batuk atau bersin [1]. Menurut data World Health Organization (WHO) tahun 2024, Indonesia menjadi negara dengan kasus tuberkulosis terbanyak kedua di dunia setelah India. Kementerian Kesehatan Republik Indonesia melaporkan sekitar 1.090.000 kasus pada awal Maret 2025. Skrining tuberkulosis diperlukan untuk membantu proses deteksi lebih cepat sehingga dapat mengurangi penularan [2].

Chest X-ray merupakan pemeriksaan radiologi dada yang digunakan sebagai skrining awal tuberkulosis sebelum pasien menjalani Tes Cepat Molekuler (TCM) [1]. Kualitas citra *X-ray* dapat dipengaruhi oleh *noise*, kontras rendah, dan gangguan gerak pasien saat proses akuisisi citra sehingga struktur paru sulit diamati. Variasi kualitas citra tersebut dapat menyebabkan perbedaan distribusi intensitas piksel yang memengaruhi proses ekstraksi fitur pada model *deep learning*. Selain itu, area *non-paru* pada citra *chest X-ray* juga dapat menyebabkan model mengekstraksi fitur yang tidak berkaitan dengan indikasi tuberkulosis. Model *deep learning* memiliki keterbatasan interpretasi karena proses pengambilan keputusan bersifat *black box* dan sulit dijelaskan secara visual kepada pengguna [3].

Perbedaan kualitas citra *X-ray* dapat menyulitkan interpretasi serta proses ekstraksi fitur. Oleh karena itu, citra perlu melalui tahap *preprocessing* dan augmentasi, yaitu mengubah ukuran citra atau *resize*, konversi ke format *grayscale*, dan *color jitter* untuk mengatur kecerahan serta kontras citra. Tahapan ini bertujuan untuk menstandarkan dan menambah variasi data citra [4].

Perkembangan *Artificial Intelligence* (AI) khususnya *deep learning*, digunakan dalam analisis citra medis untuk meningkatkan akurasi klasifikasi melalui proses ekstraksi fitur secara otomatis. Salah satu pengembangan *Artificial Neural Network* yang dirancang khusus untuk pengolahan citra yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN), yang dapat mengenali pola pada citra melalui proses ekstraksi fitur melalui lapisan konvolusi, aktivasi, dan *pooling* [5]. Salah satu

arsitektur CNN yang banyak digunakan pada klasifikasi citra medis yaitu *Residual Network18* (ResNet18). ResNet18 dirancang menggunakan konsep *residual learning* melalui *skip connection* untuk membantu menjaga aliran gradien selama proses pelatihan sehingga dapat mengurangi masalah *vanishing gradient* pada jaringan yang dalam. Selain itu, ResNet18 memiliki komputasi lebih ringan dan risiko *overfitting* yang rendah dibandingkan variasi yang lebih dalam seperti ResNet-34, ResNet-50, dan ResNet-101 [6].

Klasifikasi citra *chest X-ray* dapat dipengaruhi oleh area *non-paru* sehingga model dapat mengekstraksi fitur dari area yang tidak berkaitan dengan indikasi tuberkulosis. Oleh karena itu, segmentasi citra digunakan untuk mengekstraksi *Region of Interest* (ROI) paru sebelum proses klasifikasi dilakukan [7]. Metode segmentasi berbasis *deep learning* yang umum digunakan yaitu *Fully Convolutional Network* (FCN), SegNet, dan U-Net. Ketiga metode tersebut menggunakan arsitektur *encoder-decoder* yang terdiri dari proses *downsampling* dan *upsampling*. Perbedaan ketiga arsitektur tersebut terdapat pada mekanisme *upsampling* dan cara mempertahankan informasi spasial [8].

Fully Convolutional Network (FCN) menggunakan *skip connection* untuk menggabungkan informasi dari *encoder* dan *decoder* melalui operasi *addition*, namun sebagian informasi detail dapat berkurang akibat proses penggabungan fitur. SegNet menggunakan indeks *max-pooling* saat proses *upsampling* sehingga lebih hemat memori, namun informasi spasial terbatas. U-Net menggunakan *skip connection* yang menghubungkan *feature map encoder* dan *decoder* secara langsung melalui proses *concatenation* sehingga dapat mempertahankan informasi spasial meskipun kompleksitasnya lebih tinggi. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan U-Net dengan encoder ResNet18 untuk menghasilkan *mask* paru sebagai *Region of Interest* (ROI) sehingga proses klasifikasi dan visualisasi *Explainable AI* (XAI) dapat difokuskan pada area paru [8].

Model *deep learning* seperti ResNet18 memiliki tingkat akurasi klasifikasi yang tinggi namun bersifat *blackbox*, karena proses pengambilan keputusan sulit dipahami oleh pengguna. Pendekatan XAI digunakan untuk meningkatkan transparansi model dengan menghasilkan interpretasi visual terhadap area citra

yang mempengaruhi prediksi [9]. Metode XAI yang umum digunakan pada citra medis yaitu *Local Interpretable Model-agnostic Explanations* (LIME), *SHapley Additive exPlanations* (SHAP), dan *Gradient-weighted Class Activation Mapping++* (Grad-CAM++). LIME melakukan interpretasi berdasarkan perubahan pada *region* citra, sedangkan SHAP menggunakan nilai *Shapley* atau kontribusi untuk menilai pengaruh setiap piksel terhadap hasil prediksi model. Penelitian ini menggunakan Grad-CAM++ karena menggunakan informasi gradien dan *feature map* pada lapisan konvolusi untuk menghasilkan *heatmap* area penting sehingga lebih sesuai untuk interpretasi model ResNet18 yang digunakan [10].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian tugas akhir ini mengembangkan sistem deteksi tuberkulosis pada citra *chest X-ray* menggunakan klasifikasi ResNet18, segmentasi paru berbasis UNet, dan pendekatan *Explainable AI* berbasis Grad-CAM++. Pendekatan ini dirancang untuk mengatasi masalah variasi kualitas citra *X-ray* yang dapat mengurangi kestabilan ekstraksi fitur dan keterbatasan interpretasi pada model *deep learning*. Sistem diimplementasikan melalui antarmuka *web* berbasis Streamlit, sehingga pengguna dapat mengunggah citra, melihat hasil deteksi serta memahami visualisasi area paru yang menjadi dasar prediksi model.

1.2 Kajian Terdahulu

Kajian terdahulu disusun berdasarkan beberapa penelitian sebelumnya yang dijadikan sebagai acuan dalam pengembangan tugas akhir ini. Perbedaan utama penelitian tugas akhir ini pada sistem, metode, serta variabel yang digunakan. Tabel 1.1 merupakan referensi jurnal berisi ringkasan penelitian terdahulu yang menjadi pembeda penelitian tugas akhir ini.

Tabel 1. 1 Referensi jurnal.

NO	JUDUL	PENELITI	TAHUN
1	Klasifikasi Penyakit Paru Dengan Citra <i>X-ray</i> Menggunakan Metode <i>Convolutional Neural Network</i>	Daniel Kusuma, Dionisia Bhisetya Rarasati	2025

NO	JUDUL	PENELITI	TAHUN
2	<i>Deep learning Based Detection of Tuberculosis Using a Gaussian Chest X-ray Image Filter as a Software Lens</i>	Luca Eisentraut, Christopher Mai, Johanna Hosch, Amélie Benecke, et al.	2025
3	Analisa Performa Arsitektur Model <i>Convolutional Neural Network</i> Dengan Variasi Jumlah <i>Hidden layer</i> Untuk Klasifikasi <i>Tuberculosis</i> Pada Citra <i>X-ray</i>	Dandi Rifaldi Aldiansyah, Muhamad Soleh	2024
4	<i>Reliable Tuberculosis Detection using Chest X-ray with Deep learning, Segmentation and Visualization</i>	Tawsifur Rahman, et al.	2023
5	<i>Systematic Holistic Analysis to investigate Medical Significance, Utilizing Local interpretability methods in Deep learning for chest radiography pathology prediction</i>	Mahbub Ul Alam, Jaakko Hollmén, Jón Rúnar Baldvinsson, Rahim Rahmani	2023

Deteksi penyakit paru pada citra *X-ray* telah dikembangkan melalui berbagai arsitektur CNN. Penelitian [11] menerapkan CNN pada 2.200 citra *X-ray* dan menghasilkan akurasi 95%, namun tanpa menggunakan *pretrained model*, sehingga proses ekstraksi fitur bergantung pada data terbatas. Penelitian [12] mengembangkan CNN dengan variasi jumlah *hidden layer* pada 4.200 citra *X-ray* dan menghasilkan akurasi tertinggi 98% pada lima *hidden layer*. Meskipun akurasi model meningkat, kedua penelitian tersebut belum menggunakan *transfer learning* dan belum menyediakan interpretasi visual terhadap hasil klasifikasi.

Penerapan *pre-trained model* dilakukan pada penelitian [13] menggunakan arsitektur ResNet50 dengan *gaussian filter* pada 7.000 citra, dengan akurasi 99,2%.

Namun, penelitian tersebut belum menerapkan segmentasi paru sebagai area *Region of Interest* (ROI). Pentingnya segmentasi paru ditunjukkan pada penelitian [7] yang membandingkan arsitektur CNN *pretrained* dengan dan tanpa UNet pada 4.200 citra *X-ray*. Hasil penelitian menunjukkan segmentasi paru meningkatkan akurasi hingga 99,9% karena model lebih fokus pada area paru. Namun, penelitian tersebut belum dilengkapi antarmuka sistem untuk kemudahan pengguna. Pada bagian interpretasi, penelitian [14] membandingkan metode LIME, SHAP, dan Grad-CAM++ menunjukkan bahwa Grad-CAM++ menghasilkan visualisasi yang paling stabil untuk citra *X-ray* dan lokalisasi area yang lebih detail. Namun, penelitian tersebut belum diterapkan khusus pada kasus tuberkulosis.

Perbedaan utama penelitian tugas akhir ini yaitu tahapan *preprocessing* yang digunakan lebih lengkap, yaitu augmentasi, *resize*, *grayscale*, *rotasi*, dan *color jitter* untuk meningkatkan generalisasi model. Segmentasi paru berbasis UNet dengan *encoder* ResNet18 digunakan untuk mengekstraksi ROI sebelum tahap klasifikasi. Arsitektur ResNet18 digunakan sebagai model klasifikasi dengan pendekatan *Explainable AI* yaitu Grad-CAM++ untuk memberikan interpretasi visual terhadap area yang menjadi fokus deteksi. Sistem juga dilengkapi antarmuka berbasis web Streamlit sebagai visualisasi agar dapat digunakan oleh pengguna. Penelitian ini berfokus pada peningkatan akurasi, interpretasi hasil, dan kemudahan penggunaan dalam proses deteksi tuberkulosis paru.

1.3 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang permasalahan yang telah dijelaskan, terdapat beberapa rumusan masalah yang dapat dirumuskan diantaranya:

1. Bagaimana rancangan dan implementasi sistem deteksi tuberkulosis pada citra *X-ray* menggunakan arsitektur ResNet18 dengan pendekatan *Explainable AI* berbasis Grad-CAM++?
2. Bagaimana kinerja sistem deteksi tuberkulosis pada citra *X-ray* menggunakan arsitektur ResNet18 dengan pendekatan *Explainable AI* berbasis Grad-CAM++?

1.4 Tujuan dan Manfaat

1.4.1 Tujuan

Berdasarkan latar belakang dan rumusan masalah tersebut, maka tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Merancang dan mengimplementasikan sistem deteksi tuberkulosis pada citra *X-ray* menggunakan arsitektur ResNet18 dengan pendekatan *Explainable AI* berbasis Grad-CAM++.
2. Menganalisis kinerja sistem deteksi tuberkulosis pada citra *X-ray* menggunakan arsitektur ResNet18 dengan pendekatan *Explainable AI* berbasis Grad-CAM++.

1.4.2 Manfaat

Pada penelitian tugas akhir ini, diharapkan diperoleh manfaat sebagai berikut:

1. Manfaat Akademik

Penelitian ini berkontribusi terhadap pengembangan *deep learning* dan pengolahan citra digital. Hasil penelitian ini dapat menjadi referensi untuk penelitian lanjutan terkait segmentasi ROI, klasifikasi, dan evaluasi interpretasi model pada citra medis.

2. Manfaat Praktis

Penelitian ini memberikan manfaat praktis bagi tenaga medis melalui pengembangan antarmuka berbasis *web* yang mudah digunakan. Sistem ini dapat berfungsi sebagai alat bantu skrining (*triase*) untuk mendukung diagnosis awal dan mempercepat proses identifikasi pasien.

1.5 Batasan Masalah

Batasan yang berhubungan dengan masalah ini sangat luas, penelitian tugas akhir ini menetapkan batasan masalah sebagai berikut:

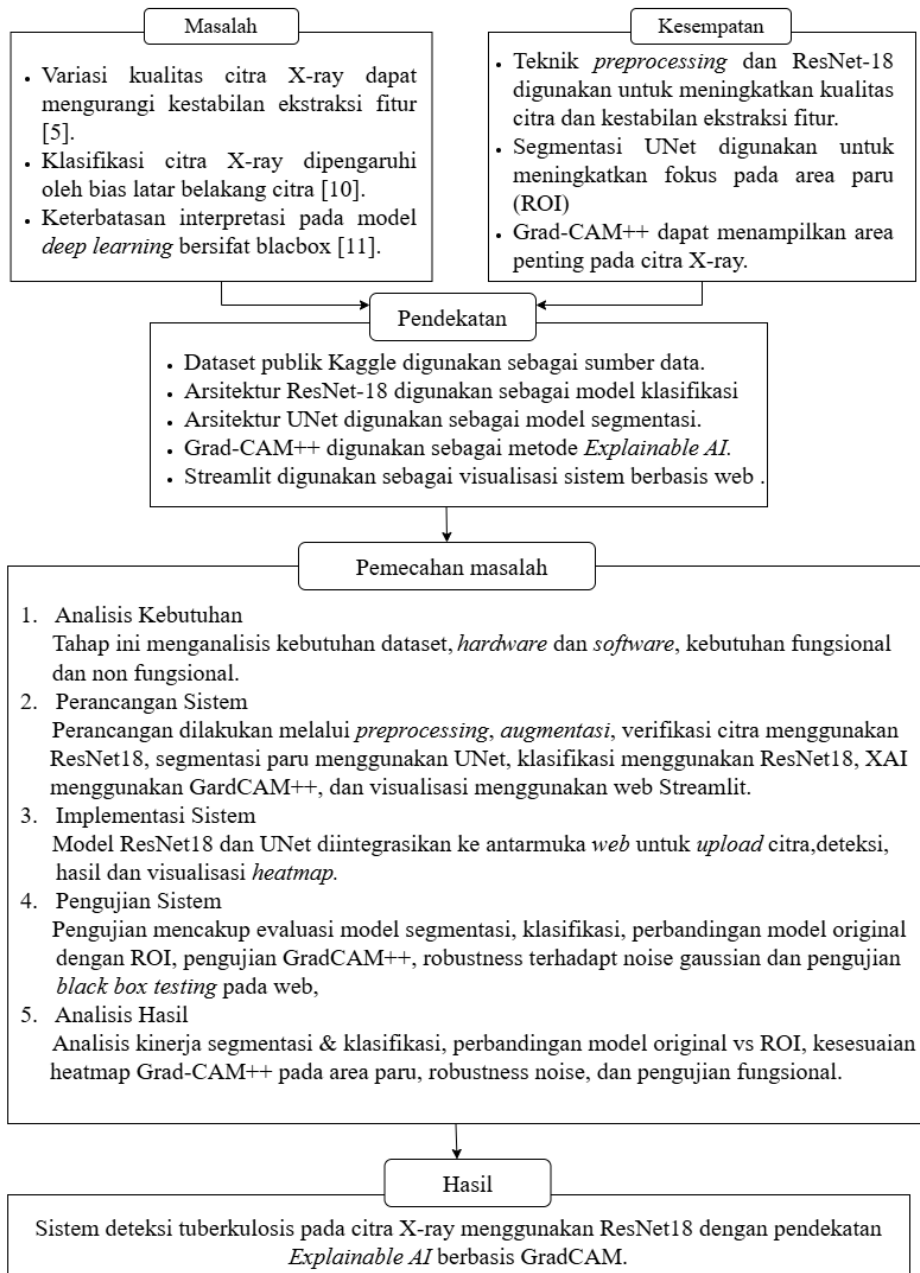
1. Dataset klasifikasi yang digunakan berasal dari *Kaggle* [15], terdiri dari 3.500 citra *X-ray* pasien normal dan 3.500 citra pasien tuberkulosis.
2. Dataset segmentasi yang digunakan berasal dari *Kaggle* [16], terdiri dari 704 pasangan citra dan *mask ground truth*.

3. Dataset verifikasi yang digunakan berasal dari *Kaggle* [17] [18], terdiri dari 400 citra *X-ray* dan citra non *X-ray*.
4. Hasil deteksi diklasifikasikan menjadi dua kelas yaitu tuberkulosis dan normal.
5. Model yang digunakan untuk klasifikasi dan verifikasi menggunakan arsitektur ResNet18, sedangkan model segmentasi paru menggunakan arsitektur UNet dengan *encoder* ResNet18.
6. Pelatihan dan evaluasi model menggunakan *5-fold cross validation* dengan pembagian 80% data latih-validasi dan 20% data uji.
7. Metode *Explainable AI* (XAI) yang digunakan yaitu Grad-CAM jenis Grad-CAM++.
8. Sistem diimplementasikan dalam bentuk antarmuka, yaitu *web* berbasis Streamlit dengan fitur deteksi terbatas pada satu citra per *input*.
9. Antarmuka Streamlit hanya digunakan sebagai media visualisasi.
10. Model verifikasi citra hanya bersifat fungsional pada antarmuka web.

1.6 Kerangka Berpikir

Kerangka berpikir menjelaskan alur pemikiran yang digunakan dalam penelitian ini untuk mencapai tujuan yang telah dirumuskan. Gambar 1.1 menunjukkan *flowchart* kerangka berpikir penelitian Tugas Akhir.

UNIVERSITAS ISLAM NEGERI
SUNAN GUNUNG DJATI
BANDUNG



Gambar 1. 1 Kerangka berpikir penelitian.

1.7 Sistematika Penulisan

Sistem penulisan yang digunakan dalam Tugas Akhir ini sebagai berikut.

BAB I PENDAHULUAN

BAB I berisi gambaran umum dan dasar penyusunan tugas akhir, meliputi latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah, dan sistematika penulisan.

BAB II TEORI DASAR

BAB II membahas teori dan konsep penelitian, meliputi tuberkulosis, citra *X-ray*, pengolahan citra digital, *deep learning*, *Convolutional Neural Network* (CNN), arsitektur UNet, arsitektur ResNet18, *Explainable AI* dengan metode Grad-CAM++, *K-Fold* Cross Validation, evaluasi kinerja model, *Blackbox testing*, serta bahasa pemrograman *Python* sebagai alat implementasi.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab III menjelaskan tahapan penelitian meliputi studi literatur, identifikasi masalah, analisis kebutuhan, perancangan sistem, implementasi sistem, pengujian sistem, serta analisis hasil.

BAB IV PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI

Bab IV berisi proses perancangan dan implementasi sistem yang dikembangkan, meliputi perancangan *preprocessing* dan pembagian data, verifikasi citra *input*, segmentasi paru, klasifikasi tuberkulosis menggunakan ResNet18, serta implementasi Grad-CAM++ dan antarmuka berbasis Streamlit.

BAB V PENGUJIAN DAN ANALISIS

Bab V hasil pengujian sistem yang telah dikembangkan, meliputi pengujian model segmentasi paru, pengujian model klasifikasi ResNet18, perbandingan model original dan model ROI, pengujian interpretasi menggunakan Grad-CAM++, serta pengujian *Blackbox*. Selain itu, dilakukan analisis terhadap hasil pengujian untuk mengevaluasi kinerja sistem secara keseluruhan.

BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN

Bab VI berisi kesimpulan dari hasil penelitian yang telah dilakukan serta saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya.