

BAB I

PENDAHULUAN

Bab pendahuluan ini membahas mengenai latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan dan manfaat, ruang lingkup, serta sistematika penulisan yang akan digunakan dalam dokumen skripsi ini.

1.1 Latar Belakang

Penyakit *Tuberculosis* (TBC) merupakan salah satu penyakit menular yang masih menjadi masalah kesehatan global dengan angka kematian yang tinggi setiap tahunnya. Menurut data *World Health Organization* (WHO), TBC termasuk dalam 10 besar penyebab kematian di dunia, dan lebih dari 10 juta kasus baru terdeteksi setiap tahun, khususnya di negara berkembang. Penanganan yang cepat dan diagnosis yang akurat menjadi kunci penting dalam mengurangi angka penyebaran dan kematian akibat penyakit ini (Al Khatib dkk., 2024).

Proses diagnosis tuberkulosis paru-paru (PTB) secara klinis umumnya dilakukan melalui pemeriksaan laboratorium terhadap sampel sputum, seperti *acid-fast bacilli smear* dan kultur *Mycobacterium tuberculosis*, namun metode ini memiliki keterbatasan berupa waktu pemeriksaan yang lama dan keterbatasan infrastruktur laboratorium di beberapa negara dengan sumber daya terbatas. Pemeriksaan radiografi dada (*chest X-ray* atau CXR) menjadi alternatif yang banyak digunakan karena efisiensi biaya dan ketersediaannya, tetapi interpretasinya secara manual bergantung pada keahlian radiolog yang jumlahnya sering kali terbatas di wilayah dengan beban TBC tinggi. Selain itu, interpretasi CXR untuk diagnosis TBC memiliki variabilitas yang cukup besar antar-pembaca (*inter-observer*) maupun pada pembaca yang sama (*intra-observer*), yang umumnya hanya berada pada tingkat moderat, sehingga berpotensi menimbulkan perbedaan hasil diagnosis dan kesalahan klasifikasi, terutama pada tahap awal penyakit (Han dkk., 2025).

Perkembangan teknologi *deep learning* telah memberikan terobosan signifikan dalam bidang analisis citra medis. Khususnya, arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) telah terbukti unggul dalam klasifikasi citra medis karena kemampuannya mengekstraksi fitur penting secara otomatis dari citra *input*. Berbagai arsitektur CNN *pretrained*, seperti VGG16, VGG19, MobileNetV2, hingga InceptionV3, telah banyak digunakan untuk tugas deteksi TBC berbasis citra X-ray, dengan hasil akurasi yang kompetitif (Rabby dkk., 2023).

Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa arsitektur VGG19 merupakan salah satu model deep learning yang efektif dalam mendeteksi penyakit *Tuberculosis* (TB) dari citra X-ray dada. Model ini memiliki 19 lapisan dengan kemampuan ekstraksi fitur yang mendalam, sehingga mampu mengidentifikasi pola kompleks pada citra paru. Dalam studi yang membandingkan VGG16, VGG19, InceptionV3, dan MobileNetV2, VGG19 berhasil mencapai akurasi uji 99,14% dengan nilai *recall* 0,97 untuk kelas *Tuberculosis*, menandakan performa yang andal dalam mengurangi kesalahan deteksi negatif pada kasus *Tuberculosis* (Rabby dkk., 2023). Meskipun demikian, kapasitas parameter yang sangat besar pada VGG19 menjadikannya rentan terhadap *overfitting*, terutama ketika digunakan pada dataset dengan jumlah terbatas dan variasi yang rendah. Oleh karena itu, diperlukan penerapan teknik regularisasi dan augmentasi data untuk menjaga kemampuan generalisasi model. Sementara itu, penelitian oleh Sastramandala dkk., (2025) membuktikan bahwa model CNN kustom pun mampu menghasilkan akurasi tinggi jika didukung oleh preprocessing yang tepat dan jumlah data yang mencukupi.

Pemilihan *hyperparameter* yang tepat menjadi salah satu faktor krusial dalam optimasi model deep learning untuk klasifikasi citra medis. Parameter seperti *learning rate*, *batch size*, *dropout*, dan *regularization* berperan penting dalam mengendalikan proses pembelajaran jaringan, mencegah *overfitting*, serta memastikan model mampu melakukan generalisasi dengan baik. Penelitian oleh (Chandrasekaran dkk., 2024) menunjukkan bahwa kombinasi arsitektur VGG16 dengan CNN dapat meningkatkan performa klasifikasi *Tuberculosis* (TB) pada citra X-ray, di mana efektivitas model sangat dipengaruhi oleh strategi pelatihan dan pemilihan *hyperparameter*. Dengan melakukan penyesuaian *hyperparameter* secara tepat, model mampu mencapai akurasi tinggi sekaligus mempertahankan kestabilan pelatihan, sehingga dapat diandalkan dalam mendukung diagnosis TBC berbasis citra medis.

Penggunaan teknik *preprocessing* citra, seperti *Multi-Scale Retinex* (MSR), terbukti efektif dalam meningkatkan pencahayaan dan kontras lokal pada citra, sekaligus mengurangi pengaruh pencahayaan yang tidak seragam. Metode ini bekerja dengan menggabungkan hasil *Single Scale Retinex* pada beberapa skala berbeda untuk mencapai keseimbangan antara peningkatan detail lokal dan pelestarian warna. MSR memiliki kemampuan *dynamic range compression* dan peningkatan kontras yang signifikan, sehingga fitur penting dalam citra dapat terlihat lebih jelas. Meskipun penelitian (Petro dkk., 2014) lebih banyak mengeksplorasi MSR pada konteks pemrosesan citra umum dan restorasi warna, pendekatan serupa berpotensi besar

diterapkan pada citra X-ray paru untuk deteksi TBC, terutama pada kondisi pencahayaan yang tidak seragam, guna membantu model CNN dalam mengenali pola dan struktur yang relevan.

Optimasi pada model klasifikasi *Tuberculosis* (TBC) berbasis VGG-19 diperlukan karena meskipun mampu mencapai akurasi tinggi, model ini rentan terhadap *overfitting* akibat jumlah parameter yang besar dan keterbatasan data. Penyesuaian *hyperparameter* seperti *learning rate*, *batch size*, *dropout*, dan *regularization* menjadi penting untuk meningkatkan stabilitas dan kinerja model. Selain itu, variasi kualitas citra X-ray paru juga menuntut adanya *preprocessing*, salah satunya dengan *Multi-Scale Retinex* (MSR), guna memperbaiki kontras dan detail citra sehingga fitur penting dapat diekstraksi secara lebih optimal.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan sebelumnya, maka terdapat rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana implementasi model VGG-19 dalam klasifikasi citra X-ray paru untuk membedakan antara kondisi normal dan *Tuberculosis* (TBC)?
2. Bagaimana kombinasi optimal antara pemilihan *hyperparameter* dan penggunaan Retinex dapat meningkatkan akurasi, stabilitas, dan kemampuan generalisasi model VGG-19 untuk klasifikasi TBC?
3. Bagaimana kontribusi teknik *preprocessing Multi-Scale Retinex* (MSR) dalam meningkatkan kualitas citra X-ray paru serta akurasi klasifikasi model VGG-19?

1.3 Tujuan dan Manfaat

Berdasarkan rumusan masalah yang sudah disebutkan sebelumnya, diharapkan penelitian ini bisa memberikan tujuan sebagai berikut:

1. Mengimplementasikan model VGG-19 dalam klasifikasi citra X-ray paru-paru untuk membedakan antara kondisi normal dan *Tuberculosis* (TBC).
2. Menentukan kombinasi optimal antara pemilihan *hyperparameter* dan penggunaan Retinex dalam menghasilkan model VGG-19 yang akurat, stabil, dan mampu melakukan generalisasi dengan baik.
3. Menerapkan teknik *preprocessing Multi-Scale Retinex* (MSR) untuk meningkatkan kualitas citra X-ray paru-paru dan mendukung proses ekstraksi fitur

Adapaun manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memberikan kontribusi dalam pengembangan metode klasifikasi citra medis berbasis deep learning, khususnya menggunakan arsitektur VGG-19.
2. Menjadi referensi mengenai strategi pemilihan hyperparameter yang tepat untuk meningkatkan akurasi dan kestabilan model klasifikasi TBC.
3. Menyajikan pendekatan preprocessing Multi-Scale Retinex (MSR) sebagai teknik peningkatan kualitas citra X-ray paru-paru untuk mendukung proses klasifikasi.

1.4 Ruang Lingkup

Dalam penelitian ini terdapat batas ruang lingkup yang mencakup beberapa aspek, yaitu:

1. Penelitian membandingkan 16 model dengan 3 parameter, yaitu *learning rate*, *batch size*, dan *dropout*.
2. Penelitian menggunakan data augmentasi dilakukan menggunakan teknik rotasi acak, *flip horizontal*, dan *zoom* acak
3. Penelitian ini menggunakan retinex dengan tipe *Multi-Scale Retinex* (MSR) sebagai *enhance* gambar untuk mencegah model mengalami *overfitting*.
4. Skenario pengujian model menggunakan *seen test* dengan evaluasi berbasis metrik seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.

1.5 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan memberikan gambaran laporan skripsi ini secara urut dan jelas. Berikut adalah sistematika penulisan skripsi ini:

BAB I PENDAHULUAN

Bab pendahuluan ini membahas mengenai latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan dan manfaat, ruang lingkup, serta sistematika penulisan yang akan digunakan dalam dokumen skripsi ini.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini membahas mengenai teori-teori yang berhubungan dengan masalah yang diteliti pada skripsi ini. Bagian ini terdiri dari beberapa subbab antara lain mengenai *state-of-the-art*, *Tuberculosis*, citra *X-Ray*, klasifikasi citra, *deep learning*, CNN, Adam, VGG-19, augmentasi, retinex, dan evaluasi model.

BAB III METODE PENELITIAN

Pada bab ini membahas mengenai gambaran umum penelitian, pengumpulan data, penggunaan *Multi-Scale Retinex* (MSR). pembagian data latih, data validasi dan data uji, augmentasi data, arsitektur VGG19, dan pelatihan model.

BAB IV IMPLEMENTASI

Bab ini menyajikan informasi tentang lingkungan dan perangkat yang digunakan untuk penelitian, menyajikan analisis hasil eksperimen dalam penentuan optimasi model *deep learning* VGG19 untuk klasifikasi *tuberculosis*.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Bab penutup berisi kesimpulan dari bab-bab yang sudah dibahas sebelumnya dan saran untuk penelitian selanjutnya.