

# BAB I

## PENDAHULUAN

### A. Latar Belakang

*Pneumonia* merupakan salah satu penyakit infeksi paru yang paling banyak menyebabkan kematian di dunia. Penyakit ini menyerang jaringan paru-paru dan menyebabkan peradangan yang dapat mengganggu proses pernapasan. Menurut data global, *pneumonia* masih menjadi penyebab utama kematian pada anak-anak di bawah usia lima tahun serta kelompok lanjut usia, terutama di negara berkembang yang memiliki fasilitas medis terbatas [1][2]. Deteksi dini *pneumonia* sangat penting karena dapat membantu dokter dalam menentukan langkah pengobatan yang tepat dan mencegah komplikasi yang lebih parah [3].

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) khususnya *Deep Learning* memberikan peluang besar dalam dunia medis, khususnya dalam bidang diagnosis berbasis citra medis. Salah satu metode pencitraan yang umum digunakan adalah *Chest X-Ray* (CXR), yang dapat membantu dokter mendeteksi penyakit paru seperti *pneumonia*, *tuberculosis*, dan *COVID-19* secara cepat dan akurat [4][5]. Namun, proses interpretasi gambar *X-ray* secara manual masih sangat bergantung pada pengalaman *radiolog* dan berpotensi menimbulkan kesalahan *diagnosis* karena kemiripan pola antar penyakit paru [6][7].

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, pendekatan *Deep Learning* (DL) mulai banyak digunakan karena kemampuannya dalam mengenali pola-pola kompleks dari data citra medis tanpa memerlukan fitur buatan tangan. Model *Convolutional Neural Network* (CNN) terbukti efektif dalam mengidentifikasi penyakit paru berdasarkan citra *X-ray* dengan tingkat akurasi yang tinggi [8][9][10]. Beberapa arsitektur populer yang sering digunakan antara lain VGG16, ResNet50, ResNet50V2 dan InceptionV3 di mana masing-masing memiliki keunggulan tersendiri dalam proses ekstraksi fitur dan efisiensi komputasi [8][11][12][13].

Meskipun begitu, performa tiap model masih bervariasi tergantung pada *dataset* dan parameter yang digunakan. Oleh karena itu, dibutuhkan pendekatan baru yang mampu menggabungkan kelebihan dari beberapa arsitektur CNN. Salah satu pendekatan yang dapat diterapkan adalah *ensemble learning*, khususnya metode *stacking*, karena dapat meningkatkan performa algoritma *data mining*, khususnya jika dibandingkan dengan penggunaan *single algorithm* secara konvensional [14].

Dalam penelitian ini, digunakan tiga model CNN berbeda yaitu DenseNet161, ConvNeXt-Tiny, dan DenseNet201 sebagai *base model* pada teknik *stacking*. DenseNet dipilih karena menerima masukan tidak hanya dari lapisan sebelumnya tetapi juga dari semua lapisan sebelumnya dalam jaringan [15], sehingga mampu mengurangi jumlah parameter tanpa mengorbankan akurasi. Sedangkan ConvNeXt-Tiny merupakan arsitektur modern hasil evolusi CNN yang mengadopsi konsep desain dari *Vision Transformer* namun tetap mempertahankan efisiensi. Tiny memiliki persyaratan yang rendah untuk kondisi perangkat keras selama pelatihan [16].

## **B. Rumusan Masalah**

1. Bagaimana performa *individual deep learning models* (DenseNet161, ConvNeXt-Tiny, DenseNet201) dalam klasifikasi *pneumonia* dari citra *X-ray*
2. Bagaimana perbandingan performa dari berbagai metode *ensemble learning*
3. Seberapa efisien waktu pelatihan dan performa masing-masing model dalam proses deteksi?

## **C. Batasan Masalah**

1. *Dataset* yang digunakan berasal dari *Chest X-Ray pneumonia dataset* yang bersifat public.
2. Penelitian hanya fokus pada klasifikasi dua kelas, yaitu *pneumonia* dan *normal*.
3. Model *deep learning* yang digunakan terbatas pada DenseNet161, ConvNeXt-Tiny, dan DenseNet201.
4. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan F1-score.

## **D. Tujuan Penelitian**

1. Mengimplementasikan dan mengevaluasi tiga base model: DenseNet161, ConvNeXt-Tiny, dan DenseNet201.
2. Membandingkan hasil semua metode menggunakan *metrics* komprehensif.
3. Mengimplementasikan metode *ensemble: yaitu Stacking*

## **E. Manfaat Penelitian**

1. Bagi tenaga medis, hasil penelitian ini dapat membantu proses *diagnosis pneumonia* secara lebih cepat dan akurat dengan dukungan sistem berbasis *deep learning* [8][11].
2. Bagi peneliti dan mahasiswa, penelitian ini dapat menjadi referensi dalam mengembangkan model deteksi penyakit paru berbasis citra medis.
3. Bagi masyarakat, sistem yang dikembangkan dapat digunakan sebagai alat bantu *diagnosis* awal di daerah dengan keterbatasan radiolog atau fasilitas kesehatan.

## F. Penelitian Terkait

Berbagai penelitian terdahulu telah mengkaji penerapan *deep learning* dalam mendeteksi penyakit paru, khususnya pneumonia, menggunakan citra *X-ray dada*.

- Penelitian [8] ini melakukan perbandingan beberapa arsitektur *CNN* untuk klasifikasi pneumonia. Hasil menunjukkan bahwa metode *CNN* mampu mencapai akurasi antara 92%–96%, dengan nilai *recall* yang tinggi sehingga efektif dalam mendeteksi kasus *pneumonia*.
- Penelitian [10] ini mengkaji penggunaan *deep learning* pada citra *Chest X-Ray* sebagai sistem pendukung diagnosis pneumonia. Model yang digunakan menghasilkan akurasi sekitar 93%, serta membantu mempercepat proses diagnosis dibandingkan pemeriksaan manual.
- Penelitian [17] ini membandingkan model VGG16 dan ResNet50 untuk mendeteksi pneumonia menggunakan citra *Chest X-Ray*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa VGG16 memperoleh akurasi sekitar 96%, sedangkan ResNet50 mencapai akurasi sekitar 94%. Penelitian ini menyimpulkan bahwa VGG16 lebih unggul dalam klasifikasi *pneumonia*.
- Penelitian [18] ini menerapkan metode *deep learning* berbasis *CNN* dengan proses *preprocessing* citra medis. Hasil penelitian menunjukkan model *CNN* mampu mencapai akurasi di atas 90%, dengan peningkatan performa setelah dilakukan normalisasi dan augmentasi data.

Hasil-hasil tersebut menunjukkan bahwa penggunaan *deep learning* dalam bidang kesehatan, khususnya untuk deteksi penyakit paru, memiliki potensi besar untuk diterapkan secara luas di dunia medis.