

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pneumonia masih menjadi salah satu permasalahan kesehatan masyarakat di berbagai negara. Menurut World Health Organization (WHO), infeksi saluran pernapasan bawah (*lower respiratory infections*) yang didominasi oleh pneumonia masih termasuk salah satu penyebab utama kematian akibat penyakit infeksi di dunia [6]. Di Indonesia, pneumonia juga menjadi salah satu penyebab utama kematian pada balita. Kementerian Kesehatan Republik Indonesia melaporkan bahwa sekitar 700.000 anak di dunia meninggal setiap tahun akibat pneumonia atau setara dengan satu kematian setiap 43 detik, meskipun sebagian besar kasus sebenarnya dapat dicegah dan diobati [7]. Data tersebut menunjukkan bahwa pneumonia masih menjadi penyakit yang memerlukan penanganan secara cepat dan tepat sehingga proses diagnosis yang akurat menjadi aspek penting dalam upaya meningkatkan keberhasilan terapi.

Pneumonia merupakan penyakit infeksi yang menyerang jaringan paru-paru sehingga menyebabkan kantung udara (*alveoli*) terisi cairan atau nanah. Kondisi tersebut dapat menimbulkan gejala seperti batuk, demam, sesak napas, nyeri dada, hingga penurunan fungsi pernapasan. Apabila tidak ditangani dengan baik, pneumonia dapat menyebabkan komplikasi serius bahkan kematian. Oleh karena itu, proses diagnosis yang cepat dan akurat memiliki peran penting dalam menentukan penanganan pasien [8, 9].

Dalam praktik klinis, citra *Chest X-Ray* merupakan salah satu modalitas pencitraan yang paling sering digunakan sebagai pemeriksaan awal untuk membantu mendeteksi pneumonia. Pemeriksaan ini mampu memperlihatkan kondisi paru-paru sehingga tenaga medis dapat mengidentifikasi adanya infiltrasi maupun kelainan lainnya. Akan tetapi, interpretasi citra *Chest X-Ray* masih bergantung pada pengalaman dan ketelitian tenaga medis. Selain itu, kemiripan karakteristik visual antara pneumonia dengan penyakit paru lainnya serta tingginya jumlah citra yang harus dianalisis dapat meningkatkan kompleksitas proses diagnosis. Kondisi tersebut mendorong perlunya pendekatan berbasis kecerdasan buatan yang mampu membantu proses identifikasi pneumonia secara lebih cepat, konsisten, dan objektif [10, 11].

Salah satu pendekatan yang banyak digunakan dalam analisis citra medis adalah *deep learning*. Di antara berbagai arsitektur *deep learning*, *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan metode yang paling umum digunakan karena mampu melakukan ekstraksi fitur citra secara otomatis melalui lapisan konvolusi, fungsi aktivasi, dan *pooling*. Kemampuan tersebut menjadikan CNN banyak dimanfaatkan pada berbagai penelitian klasifikasi citra medis, termasuk klasifikasi citra *Chest X-Ray* untuk mendeteksi pneumonia [12, 13, 14].

Penelitian ini memfokuskan proses klasifikasi pada skenario klasifikasi biner (*binary classification*), yaitu mengelompokkan citra *Chest X-Ray* ke dalam dua kelas, yaitu *NORMAL* dan *PNEUMONIA*. Pendekatan tersebut dipilih karena sesuai dengan karakteristik dataset *Chest X-Ray Images (Pneumonia)* yang dipublikasikan oleh Paul Mooney melalui platform Kaggle [5]. Dataset tersebut telah banyak digunakan sebagai acuan pada penelitian klasifikasi pneumonia berbasis *deep learning* dan menyediakan label yang sesuai dengan tujuan penelitian ini, sehingga memungkinkan perbandingan performa model dilakukan secara lebih objektif.

Berbagai penelitian menunjukkan bahwa penerapan CNN maupun pendekatan *transfer learning* mampu meningkatkan performa klasifikasi pneumonia menggunakan citra *Chest X-Ray*. Jiang *et al.* mengembangkan model berbasis *Improved VGG16* untuk meningkatkan akurasi klasifikasi [12]. Reshan *et al.* menunjukkan bahwa *MobileNet* mampu menghasilkan model ringan dengan jumlah parameter yang lebih sedikit namun tetap memberikan performa yang baik [15]. Selanjutnya, Rifai *et al.* mengombinasikan *MobileNetV2* dengan teknik *White Balance* dan *CLAHE* sehingga mampu meningkatkan performa diagnosis pneumonia [16]. Howard *et al.* kemudian memperkenalkan *MobileNetV3* melalui penambahan *Squeeze-and-Excitation Block* dan fungsi aktivasi *Hard-Swish* untuk meningkatkan efisiensi komputasi tanpa mengurangi performa model [4].

Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa CNN dan keluarga *MobileNet* memiliki kemampuan yang baik dalam klasifikasi pneumonia. Namun, sebagian besar penelitian masih berfokus pada penggunaan satu arsitektur tertentu atau membandingkan beberapa model tanpa menggunakan konfigurasi pelatihan yang seragam. Selain itu, penelitian yang membandingkan CNN *baseline*, *MobileNetV2*, dan *MobileNetV3* secara langsung menggunakan dataset, skenario klasifikasi, konfigurasi pelatihan, dan metrik evaluasi yang sama masih relatif terbatas. Kondisi tersebut menyebabkan perbedaan performa masing-masing arsitektur belum dapat dianalisis secara komprehensif.

Selain aspek performa, interpretabilitas model juga menjadi perhatian penting dalam penerapan *deep learning* di bidang medis. Model *deep learning* umumnya bersifat *black box*, yaitu mampu menghasilkan prediksi dengan tingkat akurasi yang tinggi tetapi sulit menjelaskan dasar pengambilan keputusan yang dilakukan. Kondisi tersebut dapat mengurangi tingkat kepercayaan pengguna karena hasil prediksi model berpotensi memengaruhi proses diagnosis klinis [17, 18]. Oleh karena itu, selain memiliki performa klasifikasi yang baik, model juga perlu mampu memberikan penjelasan mengenai area citra yang menjadi dasar dalam menghasilkan prediksi.

Salah satu pendekatan yang banyak digunakan untuk meningkatkan interpretabilitas model adalah *Explainable Artificial Intelligence* (XAI). Berbagai metode XAI, seperti Grad-CAM, Grad-CAM++, LIME, dan SHAP, telah dikembangkan untuk memvisualisasikan area citra yang memberikan kontribusi terhadap hasil prediksi [19, 20]. Bhandari *et al.* menunjukkan bahwa Grad-CAM mampu mengidentifikasi area penting yang memengaruhi keputusan model [21], sedangkan Colin dan Surantha membandingkan Grad-CAM dan Grad-CAM++ dalam memberikan interpretasi terhadap hasil klasifikasi pneumonia [22]. Meskipun demikian, sebagian besar penelitian masih menerapkan metode XAI pada satu arsitektur model sehingga perbedaan interpretabilitas antararsitektur belum banyak dianalisis dalam satu kerangka eksperimen yang sama.

Berdasarkan permasalahan dan kesenjangan penelitian tersebut, penelitian ini bertujuan membandingkan performa CNN *baseline*, MobileNetV2, dan MobileNetV3 dalam melakukan klasifikasi biner citra *Chest X-Ray* ke dalam dua kelas, yaitu *NORMAL* dan *PNEUMONIA*. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, *confusion matrix*, *ROC Curve*, dan *Area Under the Curve* (AUC). Selain itu, penelitian ini menerapkan Grad-CAM dan Grad-CAM++ sebagai pendekatan *Explainable Artificial Intelligence* untuk menjelaskan serta membandingkan interpretabilitas hasil prediksi dari setiap model. Melalui penelitian ini diharapkan dapat diperoleh model yang tidak hanya memiliki performa klasifikasi yang baik, tetapi juga mampu memberikan interpretasi yang lebih transparan sehingga dapat meningkatkan kepercayaan terhadap pemanfaatan kecerdasan buatan dalam klasifikasi citra *Chest X-Ray*.

1.2 Rumusan Masalah

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

1. Bagaimana proses pengolahan data citra *Chest X-Ray* pada dataset *Chest X-Ray Images (Pneumonia)* dilakukan untuk mendukung klasifikasi pneumonia?
2. Bagaimana model CNN *baseline*, MobileNetV2, dan MobileNetV3 dibangun dan dilatih untuk klasifikasi citra *Chest X-Ray* normal dan pneumonia?
3. Bagaimana perbandingan performa model CNN *baseline*, MobileNetV2, dan MobileNetV3 dalam mengklasifikasi pneumonia berdasarkan metrik evaluasi klasifikasi?
4. Bagaimana XAI diimplementasikan untuk menjelaskan dan membandingkan interpretabilitas hasil prediksi dari model CNN *baseline*, MobileNetV2, dan MobileNetV3?

1.3 Batasan Masalah

Agar penelitian lebih terarah dan sesuai dengan ruang lingkup pembahasan, batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Dataset yang digunakan adalah *Chest X-Ray Images (Pneumonia)* yang tersedia pada platform Kaggle yang dipublikasikan oleh Paul Mooney [5].
2. Dataset terdiri atas dua kelas, yaitu *NORMAL* dan *PNEUMONIA*, sehingga penelitian difokuskan pada klasifikasi biner.
3. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, *confusion matrix*, ROC Curve, AUC, dan *classification report*.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menghasilkan alur pengolahan data citra *Chest X-Ray* pada dataset *Chest X-Ray Images (Pneumonia)* untuk klasifikasi pneumonia.

2. Mengimplementasikan model CNN *baseline*, MobileNetV2, dan MobileNetV3 untuk klasifikasi citra *Chest X-Ray* normal dan pneumonia.
3. Mengevaluasi dan membandingkan performa model CNN *baseline*, MobileNetV2, dan MobileNetV3 berdasarkan metrik evaluasi klasifikasi.
4. Mengimplementasikan XAI untuk menjelaskan serta membandingkan interpretabilitas hasil prediksi dari model CNN *baseline*, MobileNetV2, dan MobileNetV3.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1.5.1 Manfaat Teoretis

Secara teoretis, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi terhadap pengembangan kajian mengenai penerapan *deep learning* dalam klasifikasi citra medis, khususnya pada deteksi pneumonia menggunakan citra *Chest X-Ray*. Selain itu, penelitian ini juga diharapkan dapat memberikan pemahaman mengenai perbandingan performa CNN *baseline*, MobileNetV2, dan MobileNetV3 dalam tugas klasifikasi citra.

Penelitian ini juga diharapkan dapat menjadi referensi bagi pengembangan penelitian di bidang klasifikasi citra medis, khususnya dalam penerapan model *deep learning* dan metode *Explainable Artificial Intelligence* (XAI). Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan pendekatan dengan menggunakan dataset yang lebih besar, membandingkan model yang lebih beragam, menerapkan metode XAI yang lebih luas, maupun melakukan validasi menggunakan data klinis dari institusi kesehatan sehingga diperoleh hasil yang lebih komprehensif.

1.5.2 Manfaat Praktis

Secara praktis, penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi dalam penerapan model *deep learning* untuk membantu proses deteksi pneumonia dari citra *Chest X-Ray*. Hasil visualisasi XAI juga diharapkan dapat membantu dalam memahami area citra yang menjadi perhatian model ketika menghasilkan prediksi, sehingga hasil klasifikasi tidak hanya dinilai berdasarkan metrik performa, tetapi juga berdasarkan aspek interpretabilitas.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan dalam penelitian ini disusun sebagai berikut:

1. **BAB I PENDAHULUAN** Bab ini memuat uraian mengenai latar belakang penelitian, rumusan masalah, batasan penelitian, tujuan penelitian, manfaat penelitian, serta sistematika penulisan yang digunakan dalam penyusunan skripsi.
2. **BAB 2 LANDASAN TEORI**
Bab ini membahas teori-teori yang mendukung penelitian, meliputi pneumonia, citra *Chest X-Ray*, *deep learning*, CNN, arsitektur MobileNet, MobileNetV2, MobileNetV3, XAI, metrik evaluasi model klasifikasi, optimasi model *deep learning*, serta penelitian sebelumnya.
3. **BAB III METODOLOGI PENELITIAN** Bab ini menguraikan metode dan tahapan penelitian yang digunakan, meliputi studi literatur, pengumpulan data, pra-pemrosesan data, perancangan model, proses pelatihan, serta penerapan metode *Explainable Artificial Intelligence* (XAI).
4. **BAB 4 HASIL DAN DISKUSI**
Bab ini berisi spesifikasi perangkat, deskripsi dataset, *preprocessing*, hasil pembagian data, hasil pelatihan model, hasil evaluasi performa model, analisis kesalahan prediksi, hasil XAI, serta hasil analisis representasi fitur.
5. **BAB 5 SIMPULAN DAN SARAN**
Bab ini berisi simpulan dari hasil penelitian serta saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

U N I V E R S I T A S
M U L T I M E D I A
N U S A N T A R A