

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Paru-paru merupakan salah satu organ vital pada manusia yang berperan penting dalam sistem pernapasan. Sangat banyak penyakit paru-paru yang dapat menyebabkan kematian, salah satunya adalah *pneumothorax*. *Pneumothorax* adalah istilah medis yang menggambarkan kondisi kolapsnya bagian paru-paru, yang terjadi ketika udara masuk ke dalam rongga pleura. Kondisi ini dapat menyebabkan paru-paru gagal mengembang secara maksimal akibat udara yang ada pada rongga pleura [5]. Udara yang berada pada rongga pleura memberikan tekanan pada bagian luar paru-paru, yang menyebabkan kesulitan dalam bernapas sehingga situasi darurat ini dapat mengancam jiwa dan membutuhkan penanganan segera [1].

Pneumothorax terbagi menjadi dua, yaitu *Primary Spontaneous Pneumothorax* (PSP) dan *Secondary Spontaneous Pneumothorax* (SSP). *Primary Spontaneous Pneumothorax* terjadi tanpa adanya penyakit paru yang tampak klinis, sementara *Secondary Spontaneous Pneumothorax* muncul akibat berbagai kondisi penyakit paru yang mendasarinya [6]. Angka kejadian *pneumothorax* setiap tahunnya cukup bervariasi, pada populasi pria diperkirakan terdapat 4,2 hingga 16,8 kasus per 100.000 penduduk, sementara pada wanita angkanya berkisar antara 3,8 hingga 9,8 kasus [6].

Primary Spontaneous Pneumothorax (PSP) dominan menyerang kelompok usia remaja hingga dewasa pada rentang usia (15-34 tahun) [6]. Namun, urgensi dari *pneumothorax* menjadi jauh lebih kritis ketika menyerang pasien lanjut usia. Pada demografi lansia, kasus yang muncul umumnya berupa *Secondary Spontaneous Pneumothorax* (SSP) yang sering kali merupakan komplikasi lanjutan dari penyakit paru obstruktif kronis (PPOK) [6]. Akibatnya kelompok usia rentan menghadapi risiko kematian, terlebih jika pasien memiliki komplikasi kelainan paru lainnya.

Identifikasi *pneumothorax* melalui citra X-ray bukanlah proses yang mudah. Indikator visual utama yang digunakan dalam diagnosis sering kali hanya berupa garis pleura tipis yang sangat sulit terlihat secara jelas, terutama pada pasien dengan kondisi citra yang kurang optimal [7]. Kompleksitas identifikasi dapat meningkat karena adanya struktur anatomi yang tumpang tindih, variasi ukuran organ, letak kelainan pada paru-paru, serta posisi pasien saat pengambilan gambar

yang berpotensi menyebabkan distorsi citra [8]. Selain itu, pendeteksian penyakit *pneumothorax* dari citra medis dengan manual membutuhkan keahlian tinggi, sementara keterbatasan dari radiologis yang sangat berpengalaman masih sedikit terutama pada daerah terpencil [9]. Oleh sebab itu, dibutuhkan sebuah teknologi penunjang yang tidak hanya mampu mendeteksi, tetapi juga melakukan segmentasi untuk melokalisasikan area penyakit *pneumothorax* tersebut secara presisi. Salah satu pendekatan komputasi yang telah banyak digunakan untuk menangani kompleksitas segmentasi citra medis tersebut adalah *deep learning*.

Pendekatan *deep learning* dipilih sebagai metode utama karena keunggulannya dalam mengekstraksi dan mempelajari fitur visual secara otomatis langsung dari data piksel mentah, tanpa memerlukan ekstraksi manual [7]. Kelebihan ini sangat krusial jika dikaitkan dengan karakteristik visual *pneumothorax*, indikator utamanya sering kali hanya berupa garis pleura tipis yang bergeser dan sangat sulit diidentifikasi oleh mata manusia. Melalui arsitektur jaringan saraf tiruannya, *deep learning* mampu mengenali pola spasial yang kompleks dan tumpang tindih pada *Chest X-Ray*, sehingga memungkinkan sistem untuk melakukan pendeteksian sekaligus melokalisasi area paru-paru yang kolaps [7].

Deteksi *pneumothorax* berbasis *deep learning* telah berkembang signifikan. Dalam ranah *deep learning*, arsitektur yang paling dominan digunakan untuk analisis citra medis adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). Adanya arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang mampu mengklasifikasikan keberadaan penyakit dari citra medis [10]. Sebagian besar model masih terbatas pada sistem klasifikasi, yakni hanya menentukan ada atau tidaknya *pneumothorax* tanpa mampu melokalisasikan area kelainan secara spesifik [8, 11, 12]. Keterbatasan ini memunculkan tantangan klinis yang serius, mengingat tenaga medis membutuhkan informasi presisi mengenai lokasi, luas, dan batas area paru-paru yang kolaps sebagai dasar tindakan. Penggunaan *saliency maps* sebagai pengganti lokalisasi masih tidak dapat diandalkan untuk menentukan letak secara presisi [11]. Sementara itu, Mask R-CNN memiliki kekurangan pada pemrosesan area tepi (*edges*) yang merupakan informasi paling kritis dalam segmentasi [8].

Keterbatasan tersebut menunjukkan bahwa pendekatan berbasis *instance segmentation* seperti Mask R-CNN kurang sesuai untuk kasus *pneumothorax*, mengingat kelainan ini tidak memiliki batas objek yang tegas dan terlokalisasi, melainkan berupa perubahan halus pada tingkat piksel yang menyebar sepanjang rongga pleura [8]. Pendekatan yang lebih sesuai adalah *semantic*

segmentation berbasis *pixel-wise classification*, dimana setiap piksel pada gambar diklasifikasikan secara langsung tanpa bergantung pada deteksi *region* terlebih dahulu, sehingga mampu menangkap batas lesi yang tipis dan samar dengan presisi yang lebih tinggi [13]. Kebutuhan lokalisasi ini dapat dilakukan menggunakan model segmentasi seperti U-Net.

U-Net memiliki kemampuan dalam melakukan segmentasi tingkat piksel (*pixel-wise segmentation*). Keunggulan utama U-Net terletak pada struktur *encoder* dan *decoder* yang simetris serta mekanisme *skip connections* yang mampu mempertahankan informasi spasial dan detail halus pada citra selama proses segmentasi. Hal ini membuat U-Net mampu menangkap konteks global sekaligus menghasilkan lokalisasi area kelainan [14][13]. Selain itu, desainnya yang fleksibel dan modular memungkinkan U-Net mudah dikembangkan menggunakan berbagai *backbone* CNN untuk meningkatkan performa segmentasi pada berbagai jenis citra medis [14].

Untuk memaksimalkan fleksibilitas dan performa U-Net tersebut, pemilihan *backbone* yang tepat menjadi sangat krusial, terutama ketika dihadapkan pada karakteristik visual *pneumothorax* yang umumnya hanya berupa garis pleura tipis dengan kontras rendah serta menempati area yang relatif kecil dibandingkan keseluruhan citra. Karakteristik ini menuntut *backbone* CNN yang mampu mengekstraksi fitur secara mendalam tanpa merusak detail lokal, sehingga batas lesi yang tipis dan samar tetap dapat dipertahankan hingga tahap segmentasi akhir. Berdasarkan kebutuhan tersebut, arsitektur ResNet-50 dan DenseNet-169 dipilih sebagai *backbone* dalam pendekatan ini.

ResNet-50 dipilih karena *residual connections* mengatasi *vanishing gradient* pada jaringan dalam, membantu mempertahankan representasi *feature* spasial pada jaringan dalam [15]. Sementara itu, DenseNet-169 dipilih karena arsitekturnya menggunakan penggabungan tensor pada setiap koneksi pintasnya. Hal ini memungkinkan penggunaan ulang peta fitur dari lapisan-lapisan sebelumnya, sehingga aliran informasi dan gradien tetap terjaga dengan efisien untuk mempertahankan detail spasial citra *Chest X-Ray* meskipun menggunakan jumlah parameter yang lebih sedikit [15]. Melalui integrasi arsitektur ini sebagai *backbone* U-Net, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kemampuan masing-masing arsitektur dalam merepresentasikan fitur-fitur visual *pneumothorax* yang bersifat halus dan kompleks pada citra *Chest X-Ray*.

Meskipun berbagai penelitian telah menunjukkan keberhasilan U-Net dalam segmentasi citra medis, pemilihan *backbone* CNN yang digunakan sebagai *encoder*

masih memberikan hasil yang beragam pada kasus *pneumothorax*. Setiap *backbone* memiliki karakteristik ekstraksi fitur yang berbeda, seperti *residual connection* pada ResNet dan *dense connection* pada DenseNet, yang berpotensi memengaruhi kemampuan model dalam mempertahankan informasi spasial dan mendeteksi batas lesi yang tipis. Oleh karena itu, diperlukan analisis komparatif untuk memahami pengaruh pemilihan *backbone* terhadap performa segmentasi *pneumothorax* pada arsitektur U-Net.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini berfokus pada analisis komparatif penggunaan *backbone* CNN ResNet-50 dan DenseNet-169 sebagai *encoder* pada arsitektur U-Net untuk segmentasi *pneumothorax* pada citra *Chest X-Ray*. Penelitian ini menggunakan dataset SIIM-ACR *Pneumothorax Segmentation* yang terdiri atas 12.089 citra *Chest X-Ray* dengan anotasi *mask* dalam format *Run-Length Encoding* (RLE). Fokus utama penelitian bukan hanya memperoleh hasil segmentasi, tetapi juga mengevaluasi bagaimana karakteristik arsitektur masing-masing *backbone* memengaruhi kemampuan U-Net dalam mempelajari pola *pneumothorax*. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan gambaran empiris mengenai pengaruh pemilihan *backbone* terhadap performa segmentasi serta menjadi referensi dalam pengembangan model segmentasi citra medis berbasis U-Net pada kasus *pneumothorax*.

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana pengaruh penggunaan *backbone* ResNet-50 dan DenseNet-169 terhadap performa segmentasi *pneumothorax* pada arsitektur U-Net berdasarkan metrik *Dice Score*, *IoU*, *Precision* dan *Recall*?

1.3 Batasan Permasalahan

1. Dataset yang digunakan adalah *SIIM-ACR Pneumothorax Segmentation* dari Kaggle dengan total 12.089 citra *chest X-ray*.
2. *Backbone* yang dianalisis terbatas pada ResNet-50 dan DenseNet-169.
3. Modifikasi arsitektur hanya dilakukan pada bagian *encoder*, sedangkan *decoder* tetap menggunakan arsitektur U-Net.
4. Metrik evaluasi yang digunakan adalah *Dice Score*, *IoU*, *Precision* dan *Recall*.

5. Penelitian ini bersifat analisis komparatif, bukan pengembangan arsitektur baru.

1.4 Tujuan Penelitian

1. Menganalisis pengaruh penggunaan *backbone* CNN ResNet-50 dan DenseNet-169 terhadap performa segmentasi *pneumothorax* pada arsitektur U-Net

1.5 Manfaat Penelitian

1. Memberikan rekomendasi *backbone* yang optimal dan efisien berdasarkan dari karakteristik arsitektur.

1.6 Sistematika Penulisan

Berisikan uraian singkat mengenai struktur isi penulisan laporan penelitian, dimulai dari Pendahuluan hingga Simpulan dan Saran. Sistematika penulisan laporan adalah sebagai berikut:

- Bab 1 PENDAHULUAN
Menguraikan latar belakang, rumusan, batasan, tujuan, dan manfaat penelitian, beserta sistematika penulisan laporan.
- Bab 2 LANDASAN TEORI
Memaparkan landasan teoretis terkait *pneumothorax*, arsitektur U-Net, serta karakteristik propagasi fitur pada ResNet-50 dan DenseNet-169.
- Bab 3 METODOLOGI PENELITIAN
Menjelaskan alur metodologi, mulai dari prapemrosesan dataset, skema komparasi *encoder*, hingga rancangan metrik evaluasi.
- Bab 4 HASIL DAN DISKUSI
Membahas hasil pengujian, komparasi kinerja kuantitatif dan visual, serta analisis *trade-off* arsitektural antar-*backbone*.
- Bab 5 KESIMPULAN DAN SARAN
Menyajikan simpulan hasil penelitian yang menjawab rumusan masalah, beserta saran untuk riset lanjutan.