

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pneumonia adalah salah satu penyakit infeksi paru-paru yang menjadi penyebab utama kematian, khususnya pada kelompok rentan seperti anak-anak, orang tua, dan individu dengan sistem kekebalan tubuh yang lemah[1]. Berbagai faktor dapat mempengaruhi tingkat keparahan pneumonia, termasuk jenis patogen yang menyebabkan infeksi paru-paru, usia pasien, serta kondisi kesehatan secara keseluruhan, penyakit ini cenderung lebih untuk orang dewasa berusia di atas 65 tahun, anak-anak di bawah lima tahun, dan orang-orang dengan gangguan medis tertentu seperti diabetes, gagal jantung, atau penyakit paru obstruktif kronik(PPOK)[2]. Kondisi medis yang berkaitan dengan paru-paru memiliki banyak jenis, salah satunya adalah pneumonia, salah satu metode untuk memeriksa kesehatan paru-paru adalah dengan menggunakan citra X-Ray, karena prosesnya cepat[3].

Pneumonia masih menjadi tantangan besar dalam pelayanan kesehatan di berbagai negara. India, misalnya, menyumbang sekitar 20% dari total kematian akibat pneumonia pada anak di bawah usia lima tahun [4]. Secara global, diperkirakan sekitar 450 juta orang mengalami pneumonia setiap tahun, dengan angka kematian mencapai sekitar enam juta jiwa [5]. Tingginya angka kejadian tersebut diperburuk oleh berbagai faktor, seperti meningkatnya populasi lanjut usia, bertambahnya pasien dengan gangguan sistem imun, perubahan karakteristik patogen, serta meningkatnya resistensi bakteri [6]. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa pneumonia bukan hanya menjadi masalah klinis, tetapi juga menjadi beban yang signifikan bagi sistem pelayanan kesehatan.

Dalam praktik klinis, proses diagnosis pneumonia masih sangat bergantung pada interpretasi citra chest X-ray oleh dokter maupun radiolog. Meskipun metode ini telah lama digunakan, proses pembacaan citra

membutuhkan ketelitian, pengalaman, dan waktu yang tidak sedikit. Pada rumah sakit atau fasilitas kesehatan dengan jumlah pasien yang tinggi maupun keterbatasan tenaga radiologi, kondisi tersebut dapat menyebabkan keterlambatan diagnosis serta meningkatkan risiko terjadinya perbedaan interpretasi antar tenaga medis[5]. Pneumonia lebih sering terjadi di negara-negara miskin dan terbelakang, di mana kepadatan penduduk, polusi, dan kondisi lingkungan yang tidak higienis mendominasi. Tantangan ini semakin memperburuk situasi, ditambah dengan keterbatasan pasokan medis. Oleh karena itu, deteksi dini dan pengobatan tepat waktu sangat penting untuk mencegah penyakit ini berkembang ke tahap yang mengancam jiwa[6].

Model Machine Learning telah menunjukkan efisiensi yang luar biasa dalam berbagai aplikasi waktu nyata, seperti mengidentifikasi retinopati diabetes, mendeteksi tumor otak, dan memprediksi penyakit paru-paru. Terinspirasi oleh keberhasilan mereka, model-model ini semakin banyak digunakan untuk prediksi pneumonia menggunakan gambar X-ray[7].

Teknik diagnostik yang paling sering digunakan untuk berbagai jenis pneumonia adalah mempelajari peningkatan opasitas pada area paru-paru yang terlihat melalui radiografi dada atau X-ray dada (CXR). Peningkatan opasitas ini disebabkan oleh peradangan pada paru-paru yang diiringi oleh akumulasi cairan dalam jumlah besar di area yang terkenal[8]. X-ray dada sering kali memerlukan proses peregangan kontras untuk meningkatkan kejelasan gambar, sehingga analisis dan diagnosis dapat dilakukan dengan akurat. Peningkatan kontras gambar dapat dilakukan dengan memanfaatkan histogram nilai intensitas. Diagnosis pneumonia, yang bergantung pada X-ray dada, dapat diotomatisasi menggunakan sistem berbasis komputer[9].

Dalam beberapa dekade terakhir, perkembangan teknologi kecerdasan buatan AI, khususnya deep learning, telah membuka peluang baru dalam bidang pencitraan medis. Convolutional Neural Networks (CNN), sebuah arsitektur deep learning yang dirancang khusus untuk tugas pemrosesan gambar, telah

menunjukkan performa unggul dalam klasifikasi dan deteksi objek pada berbagai aplikasi[10]. Dalam konteks medis, CNN mampu secara otomatis mengenali pola kompleks pada citra X-ray untuk mendeteksi keberadaan pneumonia dengan tingkat akurasi yang tinggi[11]. CNN sangat penting dalam mendeteksi penyakit karena efisiensinya dalam ekstraksi fitur, kemampuan beradaptasi dengan lingkungan komputasi yang berbeda, dan kemampuan untuk memberikan akurasi yang tinggi dalam tugas klasifikasi gambar. Hal ini memastikan manajemen penyakit yang tepat waktu dan hemat biaya, meningkatkan hasil dan kualitas[12].

Convolutional Neural Networks (CNN) adalah jenis algoritma pembelajaran mendalam khusus yang terutama digunakan untuk tugas-tugas visi komputer. CNN dirancang untuk memproses gambar input dengan memberikan nilai penting (melalui bias dan bobot yang dapat dipelajari) pada fitur yang berbeda dalam gambar, sehingga memungkinkan mereka untuk membedakan satu objek dari objek lainnya[13]. Convolutional Neural Networks (CNNs) terinspirasi dari korteks visual otak dan dirancang untuk mengatasi tantangan pengenalan pola yang kompleks dalam pemrosesan gambar, mampu mengenali pola linier maupun non-linier, ini sangat efektif, karena CNN klasifikasi gambar karena jumlah parameter dan koneksi yang lebih sedikit, sehingga proses pelatihannya menjadi lebih sederhana dibandingkan dengan jenis jaringan neural lainnya[14]. Hasil yang menjanjikan dari sistem deteksi pneumonia akan membantu para radiolog di daerah pedesaan dengan sumber daya terbatas untuk mendeteksi dan mengidentifikasi pneumonia secara cepat dan hemat biaya, yang pada akhirnya akan berdampak pada peningkatan kesehatan masyarakat global, terutama pada anak-anak, dengan menurunkan angka morbiditas dan mortalitas akibat pneumonia[15].

CNN menawarkan fleksibilitas di berbagai disiplin ilmu, peningkatan akurasi dengan mengurangi kesalahan manual, serta potensi untuk efisiensi dan aksesibilitas yang lebih baik di masa depan dan menunjukan bahwa ketahanan terhadap variasi tersebut karena kemampuannya untuk dilatih pada set data yang

luas dan beragam, sehingga memungkinkannya untuk menggeneralisasi secara lebih efektif di berbagai skenario[16]. Serta, CNN menghadapi tantangan seperti ketergantungan pada dataset berlabel dalam jumlah besar, sensitivitas terhadap noise, keterbatasan robustitas, dan kebutuhan komputasi yang tinggi[17].

Berbagai arsitektur transfer learning telah banyak dikembangkan, di antaranya DenseNet121, ResNet50, dan EfficientNet. ResNet menggunakan mekanisme skip connection untuk mengatasi permasalahan vanishing gradient sehingga mampu mempertahankan performa pada jaringan yang lebih dalam dan telah menunjukkan hasil yang sangat baik dalam berbagai tugas pengenalan citra medis [18][19]. Selain ResNet, DenseNet121 memanfaatkan konsep dense connectivity yang memungkinkan setiap lapisan menerima informasi dari seluruh lapisan sebelumnya sehingga proses ekstraksi fitur menjadi lebih efektif. Sementara itu, EfficientNet menerapkan metode compound scaling untuk meningkatkan akurasi dengan jumlah parameter yang lebih efisien dibandingkan arsitektur konvensional. Ketiga model tersebut memiliki karakteristik yang berbeda sehingga berpotensi menghasilkan performa klasifikasi yang berbeda pula pada dataset yang sama [20].

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana penerapan metode Convolutional Neural Network (CNN), DenseNet121, EfficientNet, dan ResNet dalam klasifikasi pneumonia menggunakan citra chest X-ray?
2. Bagaimana perbandingan performa CNN, DenseNet121, EfficientNet, dan ResNet berdasarkan accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix?
3. Model manakah yang memberikan performa terbaik dalam mendeteksi pneumonia pada citra chest X-ray?

1.3 Batasan Masalah

Dalam menjaga fokus penelitian terkait klasifikasi pneumonia menggunakan pendekatan *deep learning* berbasis citra *chest X-ray*, batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini hanya berfokus pada klasifikasi pneumonia berdasarkan citra *chest X-ray*, sehingga tidak membahas penyakit paru-paru lainnya di luar *pneumonia*, seperti Covid-19 atau penyakit paru-paru lainnya.
2. Dataset yang digunakan dibatasi pada dua kelas, yaitu citra *Normal* dan *Pneumonia*.
3. Penelitian ini berfokus pada evaluasi performa model klasifikasi citra dan tidak digunakan sebagai alat diagnosis medis secara langsung.
4. Penelitian ini tidak melakukan diagnosis medis secara langsung, melainkan mengevaluasi model klasifikasi citra sebagai alat bantu deteksi.

1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian

1.4.1 Tujuan Penelitian

1. Menerapkan metode Convolutional Neural Network (CNN), DenseNet121, EfficientNet, dan ResNet untuk klasifikasi pneumonia menggunakan citra chest X-ray.
2. Membandingkan performa model CNN, DenseNet121, EfficientNet, dan ResNet berdasarkan nilai accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix.
3. Menentukan model dengan performa terbaik dalam mendeteksi pneumonia pada citra chest X-ray.

1.4.2 Manfaat Penelitian

1. Memberikan pemahaman mengenai penerapan teknologi deep learning dalam klasifikasi pneumonia menggunakan citra chest X-ray.

2. Menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya yang berkaitan dengan klasifikasi citra medis menggunakan metode *CNN*, *DenseNet121*, *EfficientNet*, dan *ResNet*.
3. Membantu pengembangan sistem pendukung deteksi awal pneumonia berbasis kecerdasan buatan (Artificial Intelligence).
4. Memberikan informasi mengenai perbandingan performa beberapa model deep learning dalam proses klasifikasi pneumonia.

1.5 Sistematika Penulisan

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini membahas latar belakang penelitian, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, serta sistematika penulisan penelitian.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini berisi teori-teori yang mendukung penelitian, seperti konsep pneumonia, citra chest X-ray, deep learning, Convolutional Neural Network (CNN), DenseNet121, EfficientNet, ResNet, serta penelitian terdahulu yang berkaitan dengan klasifikasi pneumonia menggunakan citra medis.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan tahapan penelitian yang dilakukan, meliputi pengumpulan dataset, preprocessing data, perancangan model CNN, DenseNet121, EfficientNet, dan ResNet, proses pelatihan model, serta metode evaluasi yang digunakan.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini membahas hasil implementasi dan pengujian model yang telah dilakukan. Selain itu, dilakukan analisis dan perbandingan performa model berdasarkan accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

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

