

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pneumonia adalah infeksi pada salah satu atau kedua paru-paru (Zambare dan Thalkari, 2019). Pneumonia merupakan penyakit yang terjadi akibat adanya infeksi akut pada saluran pernafasan bagian bawah yang khususnya menyerang paru-paru (Pfizer, 2020). Pneumonia dapat terjadi ketika kuman yang masuk ke dalam sistem pernafasan mengalahkan sistem kekebalan tubuh manusia dan mengakibatkan infeksi.

Berdasarkan data Pfizer (2020), pneumonia merupakan penyebab kematian tertinggi kedua pada balita di Indonesia, setelah komplikasi akibat persalinan *preterm*, dengan prevalensi sekitar 15,5%. Diagnosis dini dan pengobatan yang tepat sangat diperlukan untuk mencegah komplikasi serius, termasuk risiko kematian. Saat ini, diagnosis pneumonia dilakukan dengan menginterpretasikan gambar *X-ray* oleh tenaga medis berpengalaman, yang memerlukan waktu dan sumber daya yang cukup besar.

Klasifikasi adalah proses pengelompokan objek yang memiliki karakteristik atau ciri yang sama ke dalam beberapa kelas (Widiastuti *et al.*, 2017). Klasifikasi merupakan metode yang dapat dilakukan dengan dua pendekatan, yaitu manual dan dengan bantuan teknologi. Klasifikasi manual merupakan proses yang dilakukan sepenuhnya oleh manusia tanpa adanya campur tangan teknologi, sehingga memerlukan keahlian dan waktu. Klasifikasi yang menggunakan bantuan teknologi

memanfaatkan berbagai algoritma untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi, di mana terdapat berbagai jenis klasifikasi, seperti *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine* (SVM), *Decision Tree*, *Fuzzy Logic*, serta Jaringan Syaraf Tiruan (*Neural Networks*). Algoritma-algoritma tersebut memungkinkan sistem untuk melakukan analisis data secara mendalam dan melakukan klasifikasi dengan tingkat presisi yang tinggi, sehingga akan sangat berguna untuk diaplikasikan pada pengenalan pola, analisis citra, dan pendeteksian penyakit (Putra *et al.*, 2024)

Data medis terkait pneumonia, seperti gambar *X-ray* tersedia dalam jumlah yang sangat besar seiring dengan berkembangnya teknologi pencitraan medis dan digitalisasi data kesehatan. Perkembangan teknologi dalam bidang komputasi terutama pada *Artificial Intelligence* (AI) dan *Deep Learning* membawa peluang baru untuk melakukan otomatisasi pendeteksian penyakit pada manusia beberapa tahun terakhir. *Deep Learning* merupakan sub bidang dalam *Machine Learning* yang berfokus pada model Jaringan Syaraf Tiruan (Kelleher, 2019). Berbagai metode telah digunakan untuk mengklasifikasikan data-data medis, seperti *K-Nearest Neighbor* (K-NN), *Support Vector Machine* (SVM), *Random Forest*, *Light Gradient-Boosting Machine* (LGBM), dan Jaringan Syaraf Tiruan (JST), namun metode-metode tersebut memiliki keterbatasan dalam kemampuan untuk menangani data yang kompleks dan beragam seperti data gambar medis.

Metode *Convolutional Neural Networks* (CNN) muncul sebagai salah satu metode paling efektif untuk melakukan klasifikasi gambar, termasuk pada data gambar medis. Metode CNN mampu secara otomatis mengekstraksi fitur dari gambar tanpa perlu melakukan pra-pemrosesan data yang ekstensif (Ibrahim *et al.*, 2023). Penelitian ini menggunakan dua metode utama untuk melakukan klasifikasi

penyakit pneumonia, yaitu *Depthwise Separable Convolution* dan *Transfer Learning*. *Depthwise Separable Convolution* dipilih karena memiliki efisiensi yang lebih tinggi dibandingkan dengan CNN konvensional (Turnip dan Rozi, 2024). Pada CNN konvensional, setiap *filter* akan digunakan untuk tiap-tiap saluran fitur, di mana hal ini akan menyebabkan jumlah parameter yang sangat besar. *Depthwise Separable Convolution* memisahkan operasi konvolusi menjadi dua tahap, yaitu *depthwise* dan *pointwise*, yang secara signifikan mengurangi jumlah parameter dan komputasi yang diperlukan tanpa mengorbankan akurasi. Metode tersebut sangat cocok untuk pengolahan data gambar medis seperti *X-ray*, di mana model yang ringan dan efisien sangat dibutuhkan untuk implementasi yang cepat dan hemat sumber daya.

Transfer Learning memiliki kemampuannya dalam pengklasifikasian yang spesifik dengan memanfaatkan model yang telah dilatih pada *dataset* besar (Achmadi *et al.*, 2024). Keunggulan utama dari *Transfer Learning* adalah efisiensinya dalam waktu pelatihan dan kinerja model, terutama ketika *dataset* spesifik yang tersedia untuk pelatihan relatif kecil. *Transfer Learning* memungkinkan penggunaan fitur-fitur yang telah dipelajari pada *dataset* besar dan kompleks, di mana hal tersebut mempercepat proses konvergensi dan meningkatkan akurasi pada *dataset* target yang terbatas (Novriandy *et al.*, 2024). *Depthwise Separable Convolution* yang *lightweight* dalam mengurangi kompleksitas komputasi dan jumlah parameter, serta *Transfer Learning* yang efisien dalam pemanfaatan model pra-latih, menjadikan kedua metode tersebut lebih unggul dalam pengolahan citra medis dibandingkan metode klasifikasi lainnya.

Penelitian terdahulu telah dilakukan oleh Lee *et al.* (2024) menggunakan analisis survival berbasis *machine learning* untuk memprediksi resiko pneumonia

pasca-stroke. Penelitian ini menunjukkan bahwa 5,7% pasien yang diamati mengalami pneumonia dalam waktu satu tahun setelah keluar dari rumah sakit. Menurut Lee berdasarkan validasi silang dengan 5-fold pada data latih, model *Survival Random Forest* (RSF) memiliki *C-index* tertinggi dibanding algoritma *Machine Learning* lainnya dan analisis regresi cox konvensional, dengan model akhir mencapai *C-index* sebesar 0,787 (interval kepercayaan 95%: 0,737-0,840). Penelitian terkait pneumonia juga dilakukan oleh Chandra dan Verma (2019) menggunakan metode *Multilayer Perceptron*, *Logistic Regression*, *Sequential Minimal Optimization* (SMO), *Random Forest*, dan *Classification via Regression* untuk mendeteksi pneumonia pada paru-paru yang telah disegmentasi. Penelitian ini berfokus pada piksel dalam *Region of Interest* (ROI) paru-paru yang lebih berkontribusi terhadap deteksi pneumonia dibandingkan area sekitarnya. *Dataset* yang digunakan sebanyak 412 gambar *X-ray* yang terdiri dari 206 kasus normal dan 206 kasus pneumonia, penelitian menunjukkan hasil bahwa *Logistic Regression* memberikan akurasi tertinggi yaitu sebesar 95,63%, kemudian dilanjutkan oleh *Multilayer Perceptron* dengan akurasi sebesar 95,39% yang menduduki peringkat kedua tertinggi.

Penelitian terdahulu terkait metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dilakukan oleh Swapna *et al.*, (2018) menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan CNN-LSTM (*Long Short Term Memory*) untuk melakukan diagnosis pada penyakit diabetes melalui analisis sinyal *Heart Rate Variability* (HRV) yang diperoleh dari sinyal *Electrogastrography* (EGG). Penelitian ini membagi *dataset* menjadi data pelatihan dan pengujian, dengan akurasi maksimal pada data uji sebesar 90,9% menggunakan CNN-LSTM. CNN memberikan akurasi

sebesar 93,6%, sedangkan CNN-LSTM mencapai akurasi maksimal 95,1% dengan menggunakan validasi silang 5-*fold*. Penelitian terkait CNN juga dilakukan oleh Fang *et al.* (2022) menggunakan *Hierarchical Support Vector Machine* (HCSVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mendeteksi penyakit diabetes dengan melihat karakteristiknya di mana data dibagi menjadi bagian yang sangat abnormal dan berpotensi abnormal. Penelitian ini menunjukkan hasil bahwa algoritma HCSVM yang dikombinasikan dengan *clustering hierarkis* dan SVM memberikan kinerja yang lebih baik, dengan akurasi bertambah pada kelas 1 sebesar 4% dan pada kelas 2 sebesar 5% dari akurasi HCSVM pada data tanpa *clustering* sebesar 91%.

Penelitian terdahulu terkait *Transfer Learning* dilakukan oleh Syu *et al.* (2024) menggunakan metode *Transfer Learning* dan *Heterogeneous Transfer Learning for split Prediction System* (HTTSPS) untuk mengatasi masalah heterogenitas data dalam prediksi layanan kesehatan. HTTSPS membagi *dataset* menjadi matriks fitur sparse dan dense, kemudian menganalisisnya melalui jaringan *embedding* dan SVM. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa HTTSPS mengungguli sistem acuan lainnya di mana HTTSPS dapat mengurangi MSE pengujian hingga 78,6% dibandingkan dengan *Multilayer Perceptron* dan *Bidirectional Embedding Propagation*.

Berdasarkan penelitian terdahulu, terlihat bahwa penerapan teknologi konvolusi dalam klasifikasi penyakit memiliki potensi besar untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam diagnosis medis. Keberhasilan metode CNN, baik digunakan secara mandiri maupun dalam kombinasi dengan *Transfer Learning*, menunjukkan bahwa teknologi ini dapat secara signifikan meningkatkan kemampuan dalam mengenali pola dan klasifikasi gambar medis. Penelitian ini memadukan

Depthwise Separable Convolution dan *Transfer Learning* untuk mengoptimalkan proses klasifikasi data *X-ray* pneumonia. Penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi dan menguji kemampuan gabungan dari kedua teknik ini dalam membedakan antara hasil *X-ray* yang sehat dan yang menunjukkan indikasi penyakit pneumonia. Pendekatan ini tidak hanya bertujuan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi tetapi juga untuk memberikan solusi yang lebih efisien dan cepat dalam diagnosis medis, yang nantinya dapat memperkaya metode diagnostik yang ada dan mendukung pengembangan alat bantu medis berbasis teknologi.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan di atas, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana performa metode *Depthwise Separable Convolution* dalam mengklasifikasikan gambar *X-ray* paru-paru untuk membedakan pasien yang terkena pneumonia dan pasien yang sehat?
2. Bagaimana performa metode *Transfer Learning* dalam klasifikasi gambar *X-ray* paru-paru untuk mendeteksi pasien yang terkena pneumonia dan pasien yang sehat?
3. Bagaimana perbandingan performa metode *Depthwise Separable Convolution* dan *Transfer Learning* dalam mengklasifikasikan gambar *X-ray* paru-paru untuk mendeteksi pasien yang terkena pneumonia dan pasien yang sehat?

1.3 Batasan Masalah

Permasalahan pada penelitian ini agar lebih terfokus, maka diberi batasan masalah yaitu sebagai berikut:

1. Penelitian ini hanya menggunakan data gambar *X-ray* paru-paru yang didapat dari sumber daring yaitu Kaggle.
2. Metode yang digunakan dalam penelitian ini dibatasi pada dua metode utama, yaitu *Depthwise Separable Convolution* dan *Transfer Learning*.
3. Evaluasi performa model hanya mencakup metrik-metrik standar seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*.
4. *Transfer Learning* akan diterapkan menggunakan model yang telah dilatih sebelumnya pada *dataset* dari Kaggle, tanpa melakukan pelatihan tambahan pada data di luar *dataset X-ray* yang digunakan dalam penelitian ini.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menganalisis performa dari metode *Depthwise Separable Convolution* dalam melakukan klasifikasi gambar *X-ray* paru-paru untuk membedakan pasien yang terkena pneumonia dan pasien yang sehat.
2. Mengevaluasi efektivitas metode *Transfer Learning* dalam melakukan klasifikasi gambar *X-ray* paru-paru untuk membedakan pasien yang terkena pneumonia dan pasien yang sehat.

3. Membandingkan performa metode *Depthwise Separable Convolution* (DSC) dan *Transfer Learning* (TL) dalam klasifikasi gambar *X-ray* paru-paru untuk deteksi pneumonia.