

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Pneumonia merupakan salah satu penyebab utama kematian di dunia, dengan lebih dari 4 juta kasus kematian setiap tahunnya[1]. Penyakit ini dapat disebabkan oleh berbagai faktor, termasuk virus, bakteri, dan jamur, yang masing-masing memiliki karakteristik dan klasifikasi tersendiri. Metode diagnosis pneumonia umumnya dilakukan melalui pencitraan rontgen dada (CXR) atau computed tomography (CT), dengan CXR menjadi teknik yang paling banyak digunakan karena biayanya yang lebih rendah serta ketersediaannya di berbagai negara [2]. Namun, tantangan besar dalam diagnosis pneumonia adalah bahwa tanda-tanda pada gambar rontgen sering kali tidak dapat dikenali oleh mata manusia, sehingga memunculkan kebutuhan untuk solusi yang lebih efisien dan akurat dalam deteksi pneumonia.

Kemajuan teknologi deep learning, terutama Convolutional Neural Networks (CNN), telah membuka peluang baru dalam pengembangan sistem diagnosis pneumonia berbasis komputer. Penggunaan CNN memungkinkan analisis gambar medis secara lebih cepat, akurat, dan konsisten, yang dapat membantu para ahli radiologi dalam menetapkan diagnosis. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan dalam deteksi pneumonia adalah transfer learning, di mana model CNN yang sebelumnya dilatih pada dataset gambar yang lebih umum. Penelitian-penelitian sebelumnya telah menunjukkan berbagai solusi yang sukses dalam mendeteksi pneumonia menggunakan CNN. Dengan menggunakan arsitektur CNN populer seperti VGG-16, VGG-19, ResNet50, dan Inception-V3 dengan metode transfer learning, telah berhasil mencapai akurasi antara 71% hingga 88% pada 624 gambar uji [3]. Penelitian lainnya juga menggunakan VGG-19 yang dikombinasikan dengan beberapa classifier seperti Support Vector Machine

(SVM) dan random forest, dan mencapai nilai akurasi hingga 98% pada dataset yang terdiri dari 1650 gambar X-ray [4]. Hasil- hasil ini memperlihatkan potensi besar CNN dalam meningkatkan akurasi deteksi pneumonia.

Meskipun transfer learning telah terbukti efektif, model pre-trained seperti ResNet-50 tetap memiliki jumlah parameter yang besar dan konsumsi komputasi tinggi, sehingga dibutuhkan teknik tambahan seperti *structured pruning* untuk efisiensi model, khususnya pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya. Sementara beberapa pendekatan, telah mengembangkan arsitektur CNN baru, seperti Channel-Shuffled Dual-Branched (CSDB) CNN, yang mampu membedakan berbagai jenis pneumonia dengan akurasi antara 94% hingga 98% [5]. Penelitian lain juga mengusulkan arsitektur CovXNet yang menggunakan depthwise convolution dengan variasi dilation rates, mencapai akurasi 90.2% untuk klasifikasi pneumonia dengan empat kelas dan 97.4% untuk klasifikasi dua kelas [6].

Meskipun berbagai model CNN telah menunjukkan performa tinggi dalam klasifikasi pneumonia, sebagian besar model tersebut memiliki jumlah parameter yang sangat besar, menyebabkan konsumsi daya komputasi yang tinggi dan waktu inferensi yang lama. Hal ini menjadi tantangan ketika model diterapkan pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya, seperti sistem berbasis edge computing atau perangkat mobile. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan optimasi model CNN yang dapat mengurangi ukuran jaringan tanpa mengorbankan akurasi secara signifikan.

Salah satu teknik yang diterapkan adalah structured pruning, yaitu metode untuk mengurangi jumlah parameter dalam CNN dengan menghilangkan bobot atau filter yang kurang signifikan. Teknik structured pruning diterapkan untuk menghapus bobot atau filter tertentu dalam jaringan, sehingga mengoptimalkan kecepatan inferensi dan konsumsi daya tanpa mengubah struktur utama dari model CNN tersebut [7]. Dengan menerapkan pruning compression pada ResNet-50, model yang dihasilkan dapat memiliki ukuran

lebih kecil, daya komputasi yang rendah, dan tetap mempertahankan akurasi tinggi, sehingga lebih praktis digunakan dalam lingkungan medis dengan keterbatasan sumber daya [7].

Dengan demikian, penelitian ini membahas penerapan pruning compression pada ResNet-50 untuk meningkatkan efisiensi klasifikasi pneumonia. Evaluasi dilakukan berdasarkan akurasi, ukuran model, dan kecepatan inferensi, guna memastikan bahwa metode ini dapat menjadi solusi optimal dalam pengembangan sistem diagnosis pneumonia berbasis kecerdasan buatan.

1.2. Rumusan Masalah

Dengan tujuan perancangan CNN untuk klasifikasi penyakit pneumonia yang berfokus pada penerapan pruning compression, rumusan masalah yang dikaji dalam penelitian ini adalah :

- Bagaimana penerapan pruning compression pada ResNet-50 dapat mengurangi ukuran model dan meningkatkan efisiensi deteksi pneumonia?
- Sejauh mana pruning pada model CNN dapat mempertahankan akurasi klasifikasi pneumonia dibandingkan dengan model tanpa pruning?
- Bagaimana dampak pruning compression terhadap waktu inferensi dan penggunaan sumber daya komputasi dalam klasifikasi pneumonia?

1.3. Tujuan dan Manfaat

Penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem klasifikasi pneumonia yang optimal dengan menerapkan pruning compression pada ResNet-50 guna meningkatkan efisiensi model tanpa mengorbankan akurasi. Untuk mencapai tujuan ini, penelitian ini akan menganalisis dampak pruning compression terhadap ukuran model dan efisiensi deteksi pneumonia, mengevaluasi performa model yang telah dipruning dalam mempertahankan akurasi

klasifikasi dibandingkan dengan model tanpa pruning, serta meneliti pengaruh pruning compression terhadap waktu inferensi dan konsumsi sumber daya komputasi. Dengan demikian, hasil penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi dalam pengembangan model deep learning yang lebih efisien dan aplikatif dalam dunia medis, khususnya dalam mendukung deteksi pneumonia yang lebih cepat dan akurat.

1.4. Batasan Masalah

Penelitian ini memiliki beberapa batasan untuk memastikan fokus dan ruang lingkup yang jelas dalam pengembangan sistem klasifikasi pneumonia menggunakan deep learning. Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet-50, di mana teknik pruning compression diterapkan untuk meningkatkan efisiensi tanpa menggunakan pendekatan transfer learning.

Selain itu, sistem yang dikembangkan hanya akan melakukan klasifikasi dalam dua kategori, yaitu kondisi sehat dan terinfeksi pneumonia, tanpa mempertimbangkan jenis atau tingkat keparahan infeksi. Dengan batasan ini, penelitian difokuskan pada optimalisasi model melalui teknik pruning compression serta analisis performanya dalam mendeteksi pneumonia secara akurat dan efisien.

1.5. Metode Penelitian

Metode penelitian yang digunakan dalam tugas akhir ini terdiri dari beberapa tahapan utama.

1. Studi Literatur

Tahap pertama adalah melakukan studi literatur yang bertujuan untuk memperoleh pemahaman mendalam mengenai teknologi Convolutional Neural Networks (CNN) dalam bidang klasifikasi citra medis, khususnya untuk mendeteksi penyakit pneumonia pada citra X-ray dan CT scan dada. Selain itu, kajian juga difokuskan pada teknik kompresi model, terutama

pruning compression dengan pendekatan structured pruning. Melalui studi literatur, diperoleh informasi mengenai arsitektur ResNet-50 yang akan digunakan dalam penelitian ini, kelebihan serta keterbatasannya, serta metode evaluasi yang umum digunakan pada penelitian serupa. Tahap ini menjadi dasar teoretis sekaligus rujukan metodologis yang memperkuat validitas penelitian.

2. Pengolahan dan Analisis Dataset

Setelah landasan teori diperoleh, tahap selanjutnya adalah pengolahan dataset. Dataset yang digunakan diambil dari Kaggle dan berisi 5.850 citra X-ray dada anak-anak dengan label normal dan pneumonia. Pada tahap ini dilakukan proses pre-processing untuk memastikan kualitas data sebelum digunakan dalam pelatihan model. Proses ini meliputi pengubahan ukuran gambar agar seragam, normalisasi nilai piksel, augmentasi data untuk memperkaya variasi dataset, serta pembagian dataset ke dalam data latih (training set) dan data uji (test set). Tujuan dari tahapan ini adalah memastikan data yang digunakan berkualitas, seimbang, dan representatif terhadap permasalahan yang diteliti.

3. Eksperimen Model

Pada tahap ini dilakukan eksperimen utama penelitian, yaitu penerapan pruning compression pada arsitektur ResNet-50. Proses dilakukan dengan melatih model awal tanpa pruning terlebih dahulu untuk mendapatkan baseline performa. Setelah itu, diterapkan teknik structured pruning untuk mengurangi filter atau bobot yang dianggap kurang signifikan. Model hasil pruning kemudian dibandingkan dengan model baseline untuk melihat perbedaan performa. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik seperti akurasi klasifikasi, ukuran model (jumlah parameter), serta waktu inferensi. Tahapan ini memungkinkan peneliti menilai sejauh mana pruning dapat mengurangi kompleksitas model tanpa menurunkan akurasi secara signifikan.

4. Modifikasi Arsitektur Model

Setelah dilakukan pruning, model selanjutnya dimodifikasi agar menjadi lebih ramping dan efisien. Modifikasi ini dilakukan dengan menyesuaikan struktur layer hasil pruning sehingga terbentuk arsitektur baru yang lebih ringan, dengan jumlah parameter yang lebih sedikit dibandingkan model awal. Proses modifikasi juga mempertimbangkan keseimbangan antara pengurangan kompleksitas model dan kemampuan model dalam mempertahankan performa klasifikasi. Dengan demikian, model yang dihasilkan tidak hanya lebih hemat dalam penggunaan sumber daya komputasi, tetapi juga tetap relevan untuk digunakan pada perangkat dengan keterbatasan daya komputasi, seperti perangkat mobile atau sistem berbasis edge computing.

5. Analisis Hasil dan Pembahasan

Tahap terakhir adalah melakukan analisis hasil eksperimen serta pembahasan terhadap temuan penelitian. Pada tahap ini, hasil uji coba model baseline dan model hasil pruning dibandingkan secara sistematis berdasarkan metrik evaluasi yang telah ditentukan. Analisis difokuskan pada seberapa besar dampak pruning compression terhadap ukuran model, waktu inferensi, dan tingkat akurasi klasifikasi pneumonia. Selain itu, dilakukan pembahasan mengenai kelebihan, keterbatasan, serta potensi pengembangan penelitian di masa mendatang. Tahapan ini bertujuan untuk memberikan kesimpulan yang komprehensif mengenai efektivitas teknik pruning compression pada ResNet-50 dalam mendeteksi pneumonia dari citra medis.