

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Penyakit paru merupakan salah satu penyakit yang menyebabkan angka kematian yang tinggi di seluruh dunia. Penyakit paru, seperti pneumonia, tuberkulosis, dan COVID-19, menjadi perhatian utama dalam bidang kesehatan, terutama dalam konteks pandemi *Global* yang terjadi baru-baru ini. Menurut data *World Health Organization* (WHO), pneumonia masih menjadi penyebab utama kematian pada anak-anak di bawah lima tahun, sedangkan tuberkulosis adalah salah satu penyakit menular yang paling mematikan di dunia[1]. Sementara itu, pandemi COVID-19 yang dimulai pada tahun 2019 menyebabkan lonjakan besar dalam jumlah kasus penyakit paru, serta mempengaruhi sistem kesehatan *Global* secara signifikan. Deteksi dini penyakit paru sangat penting untuk mengurangi angka kematian dan memastikan pasien menerima perawatan yang tepat waktu[2].

Citra medis, seperti *X-ray*, *CT scan*, dan *MRI*, memiliki peran yang sangat penting dalam dunia medis, karena memungkinkan dokter untuk melihat kondisi dalam tubuh tanpa operasi. Namun, citra medis juga memiliki tantangan tersendiri, variasi dalam gambar bisa menyulitkan dokter dalam mendiagnosis penyakit. Pada hal inilah teknologi *deep learning*, khususnya *Convolutional Neural Networks* (CNN) dapat dimanfaatkan. CNN merupakan jenis jaringan saraf tiruan yang sangat efektif dalam mengenali pola atau fitur dalam citra, menjadikannya sangat berguna untuk aplikasi seperti klasifikasi citra medis[3]. Namun, untuk melatih model CNN seperti VGG16, perlu model yang besar agar dapat mengenali pola-pola dengan akurat. *Transfer learning* memungkinkan model yang telah dilatih pada *dataset* besar untuk diterapkan, bahkan dengan *dataset* yang lebih kecil. Pendekatan ini sangat menguntungkan dalam bidang medis, karena tersedia data yang terbatas, tetapi kebutuhan akan model yang akurat tetap tinggi[4]. Menganalisis citra medis ini secara manual memerlukan keterampilan medis yang tinggi dan waktu yang lama, yang dapat menyebabkan keterlambatan dalam diagnosis dan pengobatan. Untuk itu, teknologi kecerdasan buatan dan *deep learning* menawarkan solusi yang lebih efisien dan akurat dalam mendeteksi berbagai penyakit paru melalui analisis citra medis secara otomatis[5]. *Deep learning* adalah cabang dari *machine learning* yang menggunakan jaringan saraf tiruan (*artificial neural networks*) dengan banyak lapisan (*layers*) untuk memproses data dalam jumlah besar dan memperoleh fitur-fitur yang relevan secara otomatis.

VGG16 adalah model jaringan saraf tiruan yang dikembangkan oleh *Visual Geometry Group* (VGG) dari University of Oxford pada tahun 2014. Model ini memiliki arsitektur yang cukup sederhana namun sangat efektif, terdiri dari 16 lapisan yang meliputi lapisan konvolusi dan lapisan *fully connected*. Keunggulan utama dari VGG16 adalah kemampuannya dalam mengenali fitur visual dari citra dengan akurasi yang tinggi. Namun, pelatihan model CNN seperti VGG16 membutuhkan data yang besar dan waktu yang lama. Di sinilah teknik *transfer learning* diperlukan[5]. Dalam penelitian sebelumnya oleh Jasin 2023 Pengembangan Arsitektur VGG16 dan DCNN7 pada *Convolutional Neural Network* dalam Melakukan Klasifikasi Pose Yoga, Penelitian ini membahas pengembangan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi pose yoga. Peneliti membandingkan lima model: VGG16, ResNet50, DCNN-7, serta dua model rancangan sendiri (Model 1 berbasis VGG16 dan Model 2 berbasis DCNN-7). *Dataset* yang digunakan merupakan gabungan dari beberapa *dataset Kaggle*, berjumlah 2.945 gambar yang terbagi dalam 7 kelas pose yoga (*down dog, goddess, plank, tree, warrior, cobra, mountain*) dengan pembagian 80% *training*, 10% validasi, dan 10% *testing*. Hasil pengujian menunjukkan Model 1 (modifikasi VGG16 dengan penambahan *layer* konvolusi dan *fully connected*) memberikan performa terbaik dengan akurasi 83,73%, *precision* 85,76%, *recall* 83,73%, dan *F1-score* 0,8473. Model ini mengungguli arsitektur lain dalam semua metrik evaluasi. Peneliti menyimpulkan bahwa pengembangan arsitektur berbasis VGG16 dapat meningkatkan akurasi klasifikasi pose yoga[6].

Lalu untuk penelitian selanjutnya VGG16 terbukti efektif dengan studi yang dilakukan Hussain 2023 [7] yang mengusulkan strategi *deep ensemble* untuk meningkatkan akurasi pada penelitian diagnosis penyakit Covid-19 dan Pneumonia dari citra X-ray. Penelitian ini secara spesifik memanfaatkan metode *transfer learning* dengan melakukan *fine-tuning* pada beberapa arsitektur *deep learning* ternama untuk mengesktrak fitur penting dalam dunia medis sebelum melakukan klasifikasi. Dalam penelitian tersebut, beberapa model dievaluasi untuk menemukan arsitektur dengan perfoma terbaik. Model VGG16 menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan pencapaian akurasi sebesar 95% lalu disusul oleh *Inception-V3* 92%, *Xception-V3* 92%, *MobileNet-V2* 38%, dan *ResNet-101* 34%. Studi ini secara jelas menunjukkan dua hal penting. Pertama bahwa arsitektur VGG16 dengan metode *transfer learning* merupakan fondasi yang sangat kuat dan mampu memberikan hasil yang sangat akurat untuk klasifikasi penyakit paru. Kedua, penelitian ini juga membuka wawasan bahwa akurasi masih dapat ditingkatkan lebih lanjut melalui teknik *ensemble*, yaitu menggabungkan kekuatan dari beberapa model untuk mendapatkan keputusan akhir yang lebih bagus. Hal ini

memberikan dasar yang kuat untuk membandingkan antara metode *transfer learning* dan *training* guna melihat bagaimana setiap pendekatan dapat dioptimalkan[7].

Transfer learning adalah pendekatan di mana model yang telah dilatih sebelumnya pada suatu *dataset* besar (seperti *ImageNet*) digunakan sebagai titik awal untuk menyelesaikan tugas yang berbeda namun terkait, seperti klasifikasi penyakit paru. Teknik ini memungkinkan model untuk memanfaatkan fitur yang sudah dipelajari dari *dataset* lain dan menyesuaikan diri dengan *dataset* yang lebih kecil dan spesifik. Pendekatan ini sangat menguntungkan karena mengurangi kebutuhan akan data pelatihan yang besar serta menghemat waktu dan sumber daya komputasi[4]. Penerapan *transfer learning* pada deteksi penyakit paru juga sangat relevan karena memungkinkan penggunaan model yang sudah dilatih pada *dataset* besar (seperti *ImageNet*) dan kemudian diadaptasi untuk *dataset* yang lebih kecil dan lebih spesifik. Misalnya, jika *dataset* yang digunakan untuk klasifikasi penyakit paru terbatas[8], model yang telah dilatih sebelumnya dapat membantu model untuk mengenali pola-pola umum yang ada pada citra medis dan meningkatkan kemampuan generalisasi pada *dataset* yang terbatas. Ini sangat penting karena tidak semua rumah sakit atau institusi medis memiliki akses ke *dataset* yang besar dan beragam untuk melatih *model deep learning* dari awal[9].

Penelitian yang dilakukan oleh Charan 2024, menyajikan pendekatan *transfer learning* untuk mengatasi tantangan dalam klasifikasi multi-penyakit paru, yang secara spesifik mencakup Tuberculosis (TB), COVID-19, dan Pneumonia dari citra *X-ray*. Salah satu inovasi utama dalam penelitian ini adalah peningkatan performa model dengan menggabungkan fitur visual yang diekstrak oleh arsitektur *deep learning* dengan fitur tekstural yang diturunkan menggunakan *Local Binary Patterns* (LBP). Dalam metodologinya, penelitian ini mengevaluasi beberapa arsitektur CNN pra-terlatih (*pre-trained*) yang terkenal, termasuk VGG16, *ResNet50*, *EfficientNet*, *InceptionNet*, dan *MobileNetV2*. Model-model ini dimanfaatkan sebagai *feature extractor* dengan membekukan lapisan-lapisan pra-terlatih (*frozen layers*) untuk mempertahankan pengetahuan yang telah didapat dari *dataset ImageNet*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa VGG16 merupakan arsitektur yang sangat kompeten untuk tugas ini. Saat diuji pada *dataset* tak terlihat (*unseen dataset*), VGG16 yang menggunakan *transfer learning* berhasil mencapai Akurasi 90%. Studi ini secara signifikan menunjukkan bahwa metode *transfer learning* pada VGG16 merupakan pendekatan yang kuat dan efektif untuk klasifikasi penyakit paru. Lebih jauh lagi, penelitian ini membuktikan bahwa penggabungan fitur-fitur tambahan yang direkayasa, seperti fitur tekstural, memiliki potensi untuk meningkatkan akurasi diagnostik, memberikan dasar yang kuat untuk eksplorasi lebih lanjut dalam optimasi model klasifikasi citra medis[10].

Di sisi lain, *training* adalah proses melatih model dari awal dengan *dataset* yang lengkap tanpa memanfaatkan pengetahuan yang diperoleh dari *dataset* lain. Meskipun *training* memungkinkan model untuk belajar fitur yang lebih mendalam dari *dataset* yang sangat *spesifik*, pendekatan ini cenderung memerlukan data yang lebih banyak dan waktu pelatihan yang lebih lama, serta lebih rentan terhadap *overfitting* jika data yang digunakan terbatas. Meskipun VGG16 *Training* memiliki beberapa kelemahan seperti jumlah parameter yang sangat besar pada lapisan, *fully connected* yang memakan banyak sumber daya komputasi, serta rentan terhadap masalah *overfitting* saat dilatih dari awal pada tugas-tugas spesifik.

Menyadari tantangan ini, penelitian yang dilakukan oleh HaoyanYang 2021 memberikan wawasan penting tentang bagaimana mengatasi kelemahan tersebut. Dalam studi mereka untuk indentifikasi varietas kacang tanah, mereka tidak hanya menerapkan metode *training* pada VGG16 standart, tetapi juga mengusulkan modifikasi signifikan terhadap arsitekturnya. Modifikasi tersebut meliputi penghapusan lapisan *fully connected*, penambahan *Batch Normalization* untuk mengatasi *vanishing gradient*, dan lapisan konvolusi untuk meningkatkan kemampuan belajar fitur hasilnya sangat signifikan. Model VGG16 standart yang dilatih dari awal hanya mencapai akurasi tes rata rata 87,8% dan menunjukkan gejala *overfitting* yang jelas. Sebaliknya, model VGG16 yang telah dimodifikasi dan juga dilatih dari awal berhasil mencapai akurasi 96,7%, sebuah peningkatan sebesar 8,9%. Penelitian ini menunjukkan bahwa meskipun arsitektur dasar seperti VGG16 sangat kuat, performanya dapat ditingkatkan secara drastis melalui adaptasi arsitektur dan penerapan metode pelatihan yang tepat seperti *training*, bahkan hingga mengungguli arsitektur standar lainnya. Hal ini menjadi dasar yang kuat untuk meneliti lebih lanjut perbandingan antara metode *training* dan *transfer learning* pada arsitektur VGG16 untuk melihat pendekatan mana yang paling optimal untuk tugas spesifik seperti klasifikasi penyakit paru[11]. Dalam penelitian ini, akan dilakukan perbandingan antara metode *transfer learning* dan *training* pada model VGG16 untuk klasifikasi penyakit paru, dengan tujuan untuk mengetahui metode mana yang lebih efektif dalam mengklasifikasikan citra medis penyakit paru. Dengan membandingkan kedua metode ini, diharapkan dapat ditemukan metode yang lebih efisien dalam hal akurasi, waktu pelatihan, serta penggunaan sumber daya komputasi[7].

Berdasarkan analisis perbandingan tersebut, VGG16 dipilih karena arsitekturnya yang sederhana dan paling sesuai dengan tujuan utama penelitian ini, yaitu untuk menganalisis dan membandingkan dampak dari metode *transfer learning* dan *training* tanpa dipengaruhi oleh kerumitan arsitektur tambahan[12]. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang bermanfaat dalam pengembangan teknologi *AI (Artefact Intelegiont)* untuk medis

khususnya dalam deteksi penyakit paru. Dengan membandingkan *transfer learning* dan *training* pada model VGG16, dapat memberi wawasan metode mana yang lebih efektif dalam klasifikasi penyakit paru baik dari segi akurasi, efisiensi waktu, penggunaan sumber daya. Penelitian ini juga dapat menjadi dasar untuk penelitian selanjutnya dalam bidang pengolahan citra medis, serta berpotensi meningkatkan sistem pendukung keputusan medis yang lebih cepat, efisien, dan akurat.

1.2 Perumusan masalah

Berikut ini adalah uraian mengenai perumusan masalah yang meliputi permasalahan, metode usulan, dan pertanyaan penelitian:

1.2.1 Permasalahan

Penyakit paru merupakan salah satu penyebab utama kematian di seluruh dunia, mencakup kondisi serius seperti pneumonia, tuberkulosis, dan COVID-19. Deteksi dini melalui analisis citra medis seperti *X-ray* dada diperlukan untuk penanganan yang efektif dan meningkatkan peluang kesembuhan pasien. Namun, proses diagnosis manual oleh tenaga medis ahli memiliki tantangan signifikan, yaitu membutuhkan waktu yang lama dan keahlian tinggi, yang dapat menyebabkan keterlambatan dalam diagnosis dan pengobatan. Untuk mengatasi tantangan ini, teknologi *deep learning* dengan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) seperti VGG16 dapat menjadi solusi. Selain aspek akurasi, pelatihan model *Deep learning* dengan arsitektur VGG16 menuntut sumber daya komputasi, khususnya pada penggunaan GPU untuk menangani jutaan parameter yang terlibat. Permasalahan mendasar muncul terkait seberapa signifikan perbedaan beban komputasi dan alokasi memori GPU yang dibutuhkan antara metode *Transfer learning* yang memanfaatkan bobot pra-latih dengan metode *Training* yang melatih bobot dari nol, pemilihan metode pelatihan yang optimal menjadi masalah penting yang menentukan keberhasilan model.

1.2.2 Metode Usulan

Untuk mengatasi permasalahan yang telah diidentifikasi, penelitian ini mengusulkan perbandingan dua metode pelatihan pada arsitektur VGG16 menggunakan *dataset* citra *X-ray* paru-paru. *Dataset* yang digunakan berjumlah 4000 gambar yang terbagi rata ke dalam empat kelas: COVID-19, normal, pneumonia, dan tuberkulosis. Dengan demikian, permasalahan utama dalam penelitian ini adalah untuk menentukan metode pelatihan mana *transfer learning* atau *training* yang paling efektif dan efisien untuk klasifikasi penyakit paru menggunakan arsitektur VGG16. Analisis ini tidak hanya akan membandingkan akurasi klasifikasi, tetapi juga mengevaluasi perbedaan dalam hal waktu pelatihan dan penggunaan sumber daya

komputasi untuk memberikan rekomendasi terbaik. Dengan demikian, permasalahan utama dalam penelitian ini adalah untuk menentukan metode pelatihan *transfer learning* atau *training* yang paling efektif dan efisien untuk klasifikasi penyakit paru menggunakan arsitektur VGG16. Analisis ini tidak hanya akan membandingkan akurasi klasifikasi, tetapi juga mengevaluasi perbedaan dalam hal waktu pelatihan dan penggunaan sumber daya komputasi untuk memberikan rekomendasi pendekatan terbaik.

Terdapat dua pendekatan utama yang dibandingkan:

1. **Training:** Melatih model VGG16 dari awal menggunakan *dataset* citra penyakit paru. Pendekatan ini memungkinkan model untuk mempelajari fitur-fitur yang sangat spesifik dari data medis yang digunakan. Namun, metode ini memiliki kelemahan yaitu memerlukan *dataset* dalam jumlah yang sangat besar, waktu pelatihan yang jauh lebih lama, dan kebutuhan sumber daya komputasi (CPU, GPU, RAM) yang tinggi. Selain itu, risiko *overfitting* (model terlalu hafal data latih) menjadi lebih tinggi jika jumlah data terbatas.
2. **Transfer learning:** Memanfaatkan model VGG16 yang telah dilatih sebelumnya pada *dataset* gambar berskala besar (seperti *ImageNet*) dan mengadaptasikannya untuk tugas klasifikasi penyakit paru. Metode ini lebih efisien karena dapat bekerja dengan baik meskipun *dataset* medis yang tersedia terbatas, serta secara signifikan mengurangi waktu pelatihan dan beban komputasi. Namun, muncul pertanyaan mendasar apakah fitur-fitur umum yang dipelajari dari *dataset* non-medis cukup efektif untuk menghasilkan akurasi yang setara atau lebih baik dibandingkan model yang dilatih sepenuhnya pada data spesifik penyakit paru.

1.2.3 Pertanyaan Penelitian

Berdasarkan permasalahan yang telah dijabarkan, berikut adalah pertanyaan penelitian yang akan dijawab dalam penelitian ini:

1. Bagaimana perbandingan kinerja akurasi model VGG16 antara metode *Transfer learning* dan metode *training* vgg16 dalam mengklasifikasikan citra penyakit paru?
2. Berapa lama waktu komputasi per *epoch* yang dihasilkan oleh kedua metode pelatihan tersebut?

1.3 Tujuan dan Manfaat

1.3.1 Tujuan

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah untuk membandingkan dan menganalisis kinerja dua metode pelatihan, yaitu *transfer learning* dan *training*, dalam menggunakan arsitektur model VGG16 untuk klasifikasi penyakit paru. Beberapa tujuan spesifiknya adalah:

1. Menganalisis Perbandingan Akurasi: Mengukur dan membandingkan akurasi klasifikasi dari model VGG16 yang dilatih dengan metode *transfer learning* dan *training* pada *dataset* penyakit paru.
2. Mengukur waktu yang diperlukan untuk melatih model VGG16 menggunakan kedua metode tersebut dengan data berjumlah 4000 gambar.

1.3.2 Manfaat

1. Manfaat Keilmuan

- Pemahaman metode pelatihan: Membuktikan efektivitas metode *transfer learning* dibandingkan dengan *training* pada arsitektur VGG16, khususnya dalam menangani *dataset* 4000.
- Mengoptimalkan arsitektur VGG16: Menambah wawasan untuk pengaruh modifikasi VGG16 dengan menggunakan augmentasi pada data latih.

2. Manfaat Penerapan.

- Alat Bantu Medis: Menghasilkan sistem deteksi otomatis untuk membantu tenaga medis dalam mempercepat proses diagnosis penyakit paru.

1.4 Batasan Masalah

1. Jumlah Data: Penelitian ini menggunakan *dataset* citra medis paru-paru sebanyak 4000 gambar. Link *dataset*:
<https://ieee-dataport.org/documents/chest-x-ray-images-multiple-diseases>
2. Parameter: Evaluasi kinerja model akan difokuskan pada metrik standar, yaitu akurasi, waktu pelatihan, dan penggunaan sumber daya komputasi GPU.
3. Kelas: *Dataset* yang digunakan mencakup 4 kelas diagnosis yang berbeda, yaitu:
 - COVID-19
 - Normal
 - Pneumonia
 - Tuberkulosis

4. Metode: Penelitian ini secara khusus akan berfokus pada perbandingan dua metode pelatihan utama:
 - a. *Transfer learning* menggunakan model VGG16 yang sudah di *pre-trained*.
 - b. *Training* yang melatih model VGG16 dari awal.
 - c. Metode lain, seperti penggunaan model selain VGG16, tidak akan menjadi fokus dalam penelitian ini.

1.5 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan skripsi ini disusun untuk memberikan alur yang jelas dan sistematis dalam penyampaian informasi terkait penelitian. Berikut adalah struktur penulisan yang akan digunakan:

BAB 1 PENDAHULUAN Berisi latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah, dan sistematika penulisan.

BAB II KAJIAN PUSTAKA Mengulas teori-teori yang relevan, penelitian sebelumnya terkait kanker paru dan pengolahan citra, serta konsep dasar tentang metode *transfer learning* dan *training* dengan VGG16.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN Menjelaskan desain penelitian, sumber data dan pengumpulan data, metode pengolahan citra, implementasi model VGG16, serta prosedur eksperimen dan analisis data.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN Bab ini memaparkan hasil implementasi dan analisis penelitian secara menyeluruh, dimulai dari deskripsi lingkungan uji coba (perangkat keras dan lunak) serta detail modifikasi arsitektur VGG16 yang digunakan. Pembahasan utama berfokus pada pemaparan hasil eksperimen dari dua skenario pelatihan, yaitu *Transfer learning* dan *Training*, yang mencakup visualisasi grafik pelatihan, evaluasi *Confusion matrix*, dan perhitungan metrik akurasi. Bab ini diakhiri dengan analisis komparatif untuk menentukan metode terbaik serta dokumentasi implementasi model (*deployment*) ke dalam aplikasi web berbasis *Streamlit*.

BAB V PENUTUP Bab ini memuat kesimpulan akhir yang ditarik berdasarkan data hasil pengujian untuk menjawab seluruh pertanyaan penelitian.

Daftar Pustaka