

BAB I

PENDAHULUAN

Bab pendahuluan ini menyajikan mengenai latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan dan manfaat, ruang lingkup, serta sistematika pada skripsi mengenai Klasifikasi COVID-19 Berdasarkan Citra *Chest X-Ray Posterior-Anterior* Menggunakan Model *Prototypical Network* dengan Arsitektur *Backbone* DenseNet.

1.1 Latar Belakang

Virus *Corona* adalah virus RNA untai tunggal positif yang terbungkus. Virus ini termasuk dalam subfamili *Orthocoronavirinae*, dengan karakteristik "seperti mahkota" pada permukaannya (Perlman 2020). COVID-19 yang disebabkan oleh SARS-CoV-2 pertama kali teridentifikasi di Wuhan, Tiongkok, pada Desember 2019, dan sejak itu menyebar ke seluruh dunia (Zhu dkk., 2020). COVID-19 yang awalnya menyerang sistem pernapasan telah menciptakan tantangan besar dalam hal diagnosis cepat dan akurat.

COVID-19 yang terus menjadi perhatian kesehatan global pada tahun 2024, menunjukkan pola yang kompleks akibat munculnya varian baru seperti Omicron dan subvarian lainnya yang lebih menular. Studi terbaru menunjukkan bahwa efektivitas vaksin terhadap varian-varian ini bervariasi, dengan beberapa vaksin menunjukkan perlindungan yang lebih rendah terhadap infeksi asimtomatik namun tetap efektif dalam mencegah penyakit parah dan kematian. Penelitian oleh Harris dkk. (2024) mengungkapkan bahwa respons imun terhadap varian berbeda tergantung pada jenis vaksin dan paparan infeksi sebelumnya.

Sementara itu, analisis oleh Xu (2024) menunjukkan potensi vaksin generasi baru, termasuk intranasal, yang dirancang untuk menghadapi varian baru dengan mekanisme perlindungan *multivalen*. Dalam menghadapi tantangan ini, peningkatan cakupan vaksinasi global dan pengembangan vaksin baru menjadi strategi utama untuk membatasi transmisi dan dampak COVID-19 di populasi dunia.

Beberapa negara masih menghadapi tantangan dalam mengendalikan penyebaran COVID-19 akibat infeksi berulang dan kondisi *long COVID*, yang menunjukkan gejala berkepanjangan pada sebagian pasien. Hal ini meningkatkan urgensi untuk diagnosis dini yang cepat dan akurat, terutama di daerah dengan sumber daya kesehatan yang terbatas.

Dalam konteks ini, *chest X-ray* menjadi alat diagnostik penting karena mampu menunjukkan pola khas infeksi COVID-19 seperti *ground-glass opacity* dan konsolidasi paru-paru, yang merupakan ciri umum pada kasus COVID-19 (Shi dkk., 2020).

Klasifikasi citra COVID-19 menjadi penting karena memungkinkan diagnosis yang cepat dan efisien, terutama di tengah keterbatasan alat uji seperti PCR. *Chest X-ray* menawarkan alternatif yang lebih murah dan mudah diakses, terutama di wilayah dengan sumber daya terbatas. Sebagai metode pencitraan, (Appavu dkk., 2024). LeCun dkk., (2015) menyatakan bahwa metode manual tidak hanya memakan waktu dan tenaga, tetapi juga rentan terhadap kesalahan manusia. Oleh karena itu, penggunaan teknologi *Artificial Intelligence* (AI) telah menjadi alternatif dalam meningkatkan efisiensi dan akurasi proses klasifikasi citra medis. Teknologi AI terutama dalam bidang *computer vision* telah menunjukkan kemampuannya dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan objek dalam gambar atau video.

Penelitian oleh Hariri dan Avşar (2024) menunjukkan bahwa penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN) ringan untuk klasifikasi COVID-19 melalui citra *Posterior-Anterior Chest Radiography* menghasilkan akurasi 89,89%. Model ini unggul dibandingkan dengan beberapa model *pre-trained* seperti *EfficientNet-B2*, yang hanya mencapai akurasi 85,7%. Meskipun demikian, ada kelemahan signifikan dalam klasifikasi *Pneumonia-Viral*, di mana model sering mengalami kesulitan membedakan *Pneumonia-Viral* dari *Pneumonia-Bacterial*.

Penelitian yang dilakukan oleh Chen dan Lin (2024) memperkenalkan metode *Multi-Task SupCon Learning* (MTSCL) yang secara signifikan meningkatkan akurasi klasifikasi citra *chest X-ray* untuk COVID-19 dan *pneumonia*. Penelitian ini mengimplementasikan pendekatan hierarki dua tahap untuk membedakan antara kondisi normal, *Pneumonia-Bacterial*, *Pneumonia-Viral*, dan COVID-19, dengan hasil akurasi mencapai 75,19%. Meskipun metode ini mampu meningkatkan generalisasi model terhadap *dataset* besar dan kecil, akurasinya masih di bawah beberapa model terbaru.

Kelemahan utama dari metode *Multi-Task SupCon Learning* (MTSCL) adalah ketergantungan pada *dataset* besar dan keterbatasan dalam menangani skenario dengan data yang sedikit atau tidak seimbang. Hal ini menjadi tantangan dalam konteks klasifikasi COVID-19, terutama karena ketersediaan citra *chest X-ray* berkualitas tinggi sering terbatas.

Oleh karena itu, pendekatan seperti *Few-Shot Learning* (FSL) muncul sebagai solusi inovatif. Dengan menggunakan model *Prototypical Network*, FSL memungkinkan model untuk belajar dari sedikit contoh data, sehingga dapat meningkatkan akurasi dan efisiensi klasifikasi dalam kondisi terbatas (Matta dkk., 2024).

Pendekatan *Few-Shot Learning* (FSL) dengan model *Prototypical Network* menawarkan solusi untuk kondisi data yang terbatas, terutama dalam klasifikasi citra medis seperti *chest X-ray* COVID-19. Model *Prototypical Network* dapat bekerja efektif dengan jumlah data terbatas, menghasilkan representasi yang optimal untuk melakukan klasifikasi berdasarkan jarak antar-prototipe di ruang *embedding* (Trivedi dkk., 2022).

Selain itu, *Prototypical Network* bekerja dengan memetakan representasi dari citra *chest X-ray* ke ruang *embedding*, di mana jarak antar-prototipe digunakan untuk menentukan klasifikasi. Pendekatan ini lebih efektif dalam *Few-Shot Scenarios*, karena tidak membutuhkan banyak data untuk melatih model, melainkan memanfaatkan prototipe kelas dari beberapa contoh yang ada. Beberapa penelitian telah menunjukkan bahwa *Prototypical Network* memberikan hasil yang baik dalam klasifikasi COVID-19 melalui X-ray dengan akurasi tinggi, bahkan dalam kondisi keterbatasan data. (Appavu dkk., 2024; Verma dkk., 2024).

Selain itu, penelitian ini memanfaatkan DenseNet sebagai arsitektur *backbone* utama untuk *Prototypical Network*. DenseNet memiliki keunggulan dalam memaksimalkan penggunaan fitur dari setiap *layer*, sehingga dapat meningkatkan efisiensi dan akurasi model dalam klasifikasi COVID-19 berdasarkan citra *chest X-ray*. Untuk memastikan model menghasilkan performa terbaik, penelitian ini menguji beberapa arsitektur *backbone* lainnya dengan menggunakan Optuna sebagai alat optimasi *hyperparameter*, yang membantu memilih konfigurasi terbaik untuk setiap arsitektur *backbone* yang diuji (Akiba dkk., 2019). Dengan kombinasi pendekatan ini, diharapkan penelitian ini dapat memberikan solusi yang efisien dan efektif dalam mengklasifikasikan COVID-19 di kondisi terbatas data.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, dirumuskan permasalahan yang dibahas pada skripsi ini yaitu bagaimana melakukan Klasifikasi COVID-19 *Posterior-*

Anterior berdasarkan Citra *Chest X-Ray* menggunakan *Prototypical Network*. Dari permasalahan tersebut diturunkan ke dalam permasalahan khusus yaitu:

1. Bagaimana performa *Prototypical Network* dalam mengklasifikasikan COVID-19 pada citra *chest X-ray* di tengah keterbatasan *dataset* COVID-19 yang tersedia?
2. Bagaimana pengaruh penggunaan arsitektur *backbone* DenseNet sebagai dalam meningkatkan akurasi klasifikasi COVID-19 pada citra *chest X-ray Posterior-Anterior*?

1.3 Tujuan dan Manfaat

Berdasarkan rumusan masalah di atas, maka tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Mengkaji bagaimana performa *Prototypical Network* dalam mengklasifikasikan COVID-19 pada citra *chest X-ray*, khususnya dalam kondisi keterbatasan dataset COVID-19 yang tersedia.
2. Mengevaluasi sejauh mana penggunaan arsitektur *backbone* DenseNet dapat meningkatkan akurasi klasifikasi COVID-19 pada citra *chest X-ray Posterior-Anterior*.

Adapun manfaat yang dapat diperoleh dari penelitian ini adalah:

1. Menambah wawasan dalam penerapan model *Prototypical Network* pada klasifikasi citra medis, sekaligus menjadi referensi bagi penelitian lanjutan yang mengkaji pendekatan serupa pada penyakit lainnya.
2. Mendukung pengembangan model klasifikasi COVID-19 yang cepat dan akurat sehingga dapat membantu tenaga medis dalam diagnosis COVID-19 melalui citra *chest X-ray* dengan efisien, terutama di daerah dengan keterbatasan alat dan tenaga kesehatan.

1.4 Ruang Lingkup

Dalam penyusunan laporan skripsi ini, diperlukan batasan-batasan agar pembahasan lebih terarah dan tidak melebihi fokus utama (rumusan masalah) dari penelitian ini. Batasan-batasan terhadap pembahasan yang ada dalam laporan skripsi ini dapat dilihat di bawah ini:

1. Penelitian ini menggunakan *dataset* yang diperoleh dari Mendeley Data, berisi citra *chest X-ray Posterior-Anterior* yang telah teranotasi untuk kasus COVID-19.
2. Penelitian ini berfokus pada penerapan metode *Few-Shot Learning* menggunakan model *Prototypical Network*. DenseNet digunakan sebagai arsitektur *backbone* utama dalam

modelini, namun beberapa arsitektur *backbone* alternatif diuji sebagai bagian dari eksperimen untuk mengetahui pengaruhnya terhadap performa model.

3. Optuna digunakan sebagai metode optimasi *hyperparameter* dalam penelitian ini, bertujuan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi model dalam mengklasifikasikan citra COVID-19. Hanya *hyperparameter* yang relevan dengan performa model *Prototypical Network* dan arsitektur *backbone* yang diuji yang dioptimalkan.

1.5 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan memberikan gambaran laporan skripsi ini secara urut dan jelas. Berikut adalah sistematika penulisan skripsi ini:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menyajikan mengenai latar belakang, rumusan masalah, manfaat dan tujuan, ruang lingkup dan sistematika penulisan pada skripsi mengenai Klasifikasi COVID-19 Berdasarkan Citra *Chest X-Ray Posterior-Anterior* Menggunakan Model *Prototypical Network* dengan Arsitektur *Backbone* DenseNet.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini menyajikan teori-teori yang berhubungan dengan masalah yang dibahas pada skripsi ini. Bab ini memiliki beberapa subbab mengenai COVID-19, klasifikasi citra medis, *state-of-the-art*, *deep learning*, *Prototypical Network*, *Few Shot Learning*, metrik evaluasi, *tools* dan *library*.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini menyajikan informasi mengenai metodologi penelitian yang digunakan pada penelitian. Proses yang dilakukan untuk menyelesaikan permasalahan tersebut antara lain adalah garis besar penyelesaian masalah, pengumpulan data, persiapan data, implemeentasi model, pelatihan model, pengujian performa model, dan evaluasi.

BAB IV IMPLEMENTASI

Bab ini menyajikan informasi mengenai lingkungan dan perangkat yang digunakan dalam proses penelitian serta menyajikan analisis hasil penelitian implementasi dari model *Prototypical Network* klasifikasi citra medis COVID-19.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisi tentang Kesimpulan dari seluruh bab yang telah dibahas serta terdapat saran sebagai bahan masukan untuk pengembangan atau penelitian selanjutnya mengenai penggunaan Model *Prototypical Network* untuk klasifikasi citra medis.