

BAB I

PENDAHULUAN

Bab pendahuluan menyajikan mengenai latar belakang, rumusan masalah, tujuan, manfaat, ruang lingkup penelitian serta sistematika penulisan dalam pembuatan laporan tugas akhir mengenai Penerapan Arsitektur Transfer Learning InceptionResnetV2 dalam Model Klasifikasi Penyakit Kulit Monkeypox dengan Mempertimbangkan Hyperparameter Terbaik.

1.1 Latar Belakang

Kulit merupakan organ terluas yang menutupi seluruh permukaan tubuh manusia (Rosana dkk., 2020). Kulit memiliki jaringan pembuluh darah, saraf dan kelenjar yang tidak berujung sehingga memiliki risiko yang sangat tinggi untuk terserang penyakit (Sukarno dkk., 2015). Penyakit pada kulit disebabkan oleh beragam faktor diantaranya adalah daya tahan tubuh, kesehatan diri yang buruk serta reaksi alergi terhadap lingkungan (Nuraeni dkk., 2016).

Penyakit kulit saat ini memiliki varian yang beragam, salah satunya adalah penyakit kulit monkeypox (cacar monyet). *Monkeypox* merupakan penyakit kulit endemik yang bermula di negara Afrika Tengah, serta Afrika Barat (Velavan & Meyer, 2022). Pada tahun 2022, terdapat peningkatan kasus monkeypox yang menjangkit negara di Eropa dan berbagai negara lain. Menurut data dari WHO (World Health Organization), Per tanggal 28 September 2022 kasus yang terkonfirmasi positif Monkeypox sebanyak 67.439 kasus dan angka kematian mencapai 27 jiwa yang tersebar di 105 negara (Marisah dkk., 2022). Di Indonesia sendiri, kasus penyakit Monkeypox pertama kali ditemukan di Jakarta pada tanggal 19 Agustus 2022 yang menyerang laki-laki berumur 27 tahun, dan bertambah menjadi 63 orang saat 15 September 2022 (Sari & Hairunisa, 2022). Meningkatnya kasus penyakit Monkeypox, WHO menyatakan Monkeypox sebagai wabah yang diwaspadai dan menjadi perhatian bagi kesehatan global. Berdasarkan panduan WHO, diagnosis awal penyakit Monkeypox dapat dilaksanakan menggunakan PCR (*Polymerase chain reaction*) dengan mendeteksi material genetika dari lesi pada kulit (Budiyarto dkk., 2023). PCR

merupakan metode diagnosa yang telah terpercaya karena sebelumnya berhasil digunakan saat pandemi Covid-19.

Selain PCR, perkembangan metode diagnosa berbasis kecerdasan buatan (AI) semakin meningkat dan dapat membantu mendeteksi lebih awal dengan pemrosesan dan analisis karakteristik citra virus. Munculnya perkembangan ini membantu para dokter dalam berbagai aspek, salah satu contohnya adalah Teknik pencitraan medis seperti *computed tomography* (CT), *magnetic resonance imaging* (MRI) dan *positron emission tomography* (PET) dengan menyediakan informasi visual yang komprehensif dan terperinci tentang tubuh manusia. AI dapat menganalisis citra medis dengan cepat dan tepat, sehingga membantu dalam diagnosis awal yang mungkin belum bisa diraih secara optimal oleh metode konvensional. Deteksi awal ini melalui memiliki peran yang cukup krusial karena dapat memangkas waktu, dan berpotensi menyelamatkan nyawa sehingga dapat ditangani secara dini (Pinto-Coelho, 2023).

Karakteristik citra penyakit dapat dikenali menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN), yang merupakan salah satu metode dalam *deep learning*. CNN telah terbukti efektif dalam menganalisis citra medis karena kemampuannya untuk mengekstraksi fitur dari citra secara otomatis tanpa memerlukan teknik pemrosesan citra tradisional (Lecun dkk., 2015). Metode transfer learning kerap digunakan dalam CNN, yang memungkinkan model untuk memanfaatkan pengetahuan yang sudah ada dari dataset besar dan mengaplikasikannya pada masalah klasifikasi citra yang lebih spesifik. Metode ini pertama kali diperkenalkan oleh penelitian yang dilakukan oleh (Yosinski dkk., 2014), yang menunjukkan bagaimana model *deep learning* yang telah dilatih pada tugas besar seperti pengenalan objek dapat disesuaikan untuk tugas yang lebih kecil dengan dataset yang lebih terbatas, namun tetap menghasilkan kinerja yang tinggi.

Transfer learning menjadi sangat relevan dalam konteks aplikasi medis karena dataset medis sering kali terbatas, sementara model yang dilatih pada dataset besar (seperti ImageNet) dapat mempercepat pelatihan dan meningkatkan akurasi model dalam mengidentifikasi pola yang relevan dalam citra medis (Donahue dkk., 2013). Dengan penerapan transfer learning, model dapat lebih cepat belajar dari data yang lebih sedikit dan tetap memberikan hasil yang optimal, terutama dalam klasifikasi penyakit kulit seperti monkeypox.

Berbagai penelitian terkait transfer learning dalam klasifikasi penyakit kulit *Monkeypox* telah banyak dilaksanakan, salah satunya adalah penelitian yang dilakukan oleh Ali dkk. (2024). Dalam penelitian ini, digunakan berbagai arsitektur transfer learning seperti *VGG-16*, *ResNet50*, *DenseNet121*, *MobileNetV2*, *EfficientNetB3*, *InceptionV3*, serta *Xception*. Penelitian tersebut membandingkan beberapa arsitektur transfer learning yang ada terhadap dataset *monkeypox* yang dikumpulkan secara manual, mengingat keterbatasan dataset penyakit *monkeypox* yang dipublikasikan secara umum. Dalam penelitian ini, digunakan berbagai arsitektur transfer learning seperti *VGG-16*. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa arsitektur *DenseNet121* memberikan performa terbaik dalam mengklasifikasikan citra penyakit *Monkeypox* dengan akurasi mencapai 81,70% (+- 5.39) lebih tinggi dibandingkan dengan arsitektur *InceptionV3* yang memiliki akurasi paling kecil sebesar 76,31% (+- 2.66). Hal ini semakin menguatkan pentingnya penggunaan transfer learning dalam aplikasi medis, khususnya dalam diagnosa penyakit yang memiliki keterbatasan dataset seperti *Monkeypox* (Ali dkk., 2024).

Seiring perkembangan *transfer learning*, *InceptionV3* telah mengalami perkembangan lebih lanjut dengan dirilisnya *InceptionV4* dan *InceptionResNetV2*. *InceptionV4* adalah perpanjangan dari arsitektur *InceptionV3*, dengan meningkatkan kedalaman jaringan dan memperkenalkan beberapa teknik optimasi untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi komputasi. Salah satu perbedaan utama *InceptionV4* adalah penggunaan unit blok yang lebih kompleks dan teknik penggabungan yang lebih baik untuk menghasilkan representasi fitur yang lebih kaya dan lebih kuat (Szegedy dkk., 2017). Sementara itu, *InceptionResNetV2* menggabungkan dua konsep utama dari deep learning, yaitu arsitektur *Inception* dan *residual connections* yang diperkenalkan dalam *ResNet*. *Residual connections* memungkinkan model untuk belajar representasi yang lebih dalam dan kompleks tanpa mengalami masalah seperti vanishing gradients yang sering muncul pada jaringan yang lebih dalam. Arsitektur ini menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan dengan *InceptionV3*, terutama pada tugas-tugas pengenalan citra yang lebih kompleks (Szegedy dkk., 2017).

Dari penjelasan di atas, masih terdapat ruang pengembangan lebih lanjut dalam klasifikasi penyakit kulit *monkeypox*. Salah satu peluang utamanya adalah dengan

memanfaatkan arsitektur *InceptionResnetV2* dengan memperhatikan pemilihan *hyperparameter*.

1.2 Rumusan Masalah

Sesuai dengan latar belakang di atas, maka dapat dirumuskan masalah yang diangkat pada tugas akhir ini adalah bagaimana menerapkan arsitektur *transfer learning* *InceptionResnetV2* dalam klasifikasi penyakit kulit *Monkeypox*.

1.3 Tujuan dan Manfaat Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dalam penulisan tugas akhir ini adalah menghasilkan model *transfer learning* menggunakan *InceptionResNetV2* untuk mengklasifikasikan penyakit kulit *Monkeypox* dan menggunakan pemilihan *hyperparameter* untuk memperoleh model yang optimal.

Manfaat yang diharapkan dari tugas akhir ini adalah peningkatan performa klasifikasi penyakit kulit *Monkeypox*, sehingga penanganan dini dapat dilakukan lebih cepat dan efektif.

1.4 Ruang Lingkup

Ruang lingkup dirumuskan dengan tujuan agar dapat memberikan target pada tugas akhir ini agar memiliki batasan dan tidak menyimpang sehingga sesuai dengan target yang diinginkan.

Berikut merupakan ruang lingkup pada tugas akhir ini:

1. Pengumpulan Data:

- a. Base dataset berjudul *Monkeypox Skins Lesion Dataset V2* yang dihasilkan dari penelitian yang dilakukan oleh Ali dkk. (2024).
- b. Dataset terdiri atas 6 kelas penyakit kulit, antara lain: cacar air (*Chickenpox*), kulit sehat (*Healthy*), campak (*Measles*), cacar monyet (*Monkeypox*), cacar sapi (*Cowpox*), dan penyakit tangan, kaki, dan mulut (*Hand, Mouth, Foot Disease*).
- c. Dataset *MSLDV2* tersebut dilakukan *preprocessing* sehingga menghasilkan dataset citra unik, yang akan digunakan pada penelitian ini.

2. Pengembangan dan Evaluasi Model:

- a. Pengembangan model klasifikasi dilakukan menggunakan arsitektur *transfer learning InceptionResnetV2*.
- b. Evaluasi model dilakukan dengan mengukur metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-Score*
- c. Perbandingan beberapa kombinasi *hyperparameter* pada hasil pelatihan model *InceptionResnetV2*.

1.5 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan yang digunakan dalam penelitian tugas akhir ini terbagi dalam beberapa bab, yaitu:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini memaparkan latar belakang masalah, perumusan masalah, tujuan dan manfaat penelitian, ruang lingkup penelitian, serta sistematika penulisan. Penekanan dalam bab ini diberikan pada pentingnya pengembangan model klasifikasi penyakit kulit Monkeypox menggunakan arsitektur InceptionResNetV2, mengingat keterbatasan dataset Monkeypox yang tersedia secara publik.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini berisi ulasan teoritis dan studi pustaka yang relevan dengan topik penelitian. Tinjauan ini meliputi konsep penyakit Monkeypox, diagnosis berbasis teknologi, pengolahan citra medis, dan pembelajaran mesin, dengan fokus khusus pada metode klasifikasi menggunakan transfer learning, terutama arsitektur InceptionResNetV2.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini mendeskripsikan metodologi yang digunakan dalam penelitian, termasuk desain penelitian, pengumpulan data, pengembangan model dengan arsitektur transfer learning InceptionResnetV2, serta parameter dan

konfigurasi yang diterapkan. Juga akan dibahas metode evaluasi dan kriteria yang digunakan untuk membandingkan performa model.

BAB IV HASIL DAN ANALISIS

Bab ini menyajikan hasil dari pengujian model, termasuk analisis performa berbagai parameter dan konfigurasi yang diuji. Pembahasan akan mencakup perbandingan akurasi, kecepatan, dan keandalan model dalam mendeteksi 6 kelas penyakit yang ada. Akan ada pula pembahasan mengenai tantangan yang dihadapi selama pengujian di lapangan dan bagaimana model menanggapi kondisi nyata.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini mengemukakan kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian, mencerminkan sejauh mana tujuan penelitian telah tercapai. Selanjutnya, akan diuraikan saran-saran untuk pengembangan lebih lanjut berdasarkan hasil penelitian dan keterbatasan- keterbatasan yang ditemui