

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Selama beberapa tahun terakhir wabah COVID-19 memberikan dampak besar bagi masyarakat di seluruh dunia. Virus ini telah menjangkit sekitar 634,677,954 jiwa dan sekitar 613,735,990 jiwa telah pulih dari virus ini (Worldometers, 2022). Dalam konteks populasi dunia, hampir semua orang telah merasakan dampaknya, termasuk di Indonesia yang memiliki populasi sekitar 276 juta jiwa (Kusnandar, 2021). Penyebaran COVID-19 juga dipengaruhi oleh ketidakpastian dalam pengembangan vaksin serta kebiasaan masyarakat yang kurang memperhatikan kebersihan. Banyak masyarakat, terutama mereka yang berada dalam kategori ekonomi rendah, masih kurang disiplin dalam menjaga jarak dan kebersihan tangan (Montgomery dkk., 2021). Padahal, menjaga kebersihan sangat penting untuk menghambat penularan virus (Mugambe dkk., 2021).

Salah satu tindakan sederhana yang dapat dilakukan adalah mencuci tangan dengan menggunakan sabun atau cairan pembersih sebelum dan sesudah melakukan aktivitas (Araghi dkk., 2020). Sayangnya, seringkali kebiasaan ini dianggap remeh, bahkan beberapa orang tidak terbiasa mencuci tangan di tempat umum (Teasing dkk., 2020). *World Health Organization* (WHO) telah menyampaikan panduan mengenai cara mencuci tangan yang benar. Terdapat enam langkah yang disarankan oleh WHO untuk mencuci tangan dengan baik (Kilpatrick dkk., 2011). Namun, seringkali gerakan mencuci tangan yang dianjurkan tidak dilakukan secara sempurna (Moore dkk., 2021). Banyak gerakan penting dalam mencuci tangan yang terlewatkan, sehingga tangan tidak benar-benar bersih (Wong dkk., 2020). Oleh karena itu, penilaian terhadap gerakan mencuci tangan masih diperlukan untuk menentukan kualitas pencucian yang dilakukan (Wong dkk., 2020).

Beberapa peneliti telah mengusulkan pembuatan perangkat standar untuk melakukan penilaian otomatis terhadap kualitas cuci tangan. Prakasa dan Sugiartono menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasi gerakan cuci tangan. Hasil yang diperoleh bahwa metode CNN mencapai akurasi 95% dengan pengambilan citra tangan dari sisi samping (Prakasa & Sugiarto, 2020). Lalu Prakasa dkk melakukan penyempurnaan dengan merubah sudut pengambilan gambar untuk menghasilkan model yang lebih konsisten dengan capaian akurasi 90% (Prakasa dkk., 2021). Selanjutnya Bakshi mencoba menggunakan arsitektur ResNet50 dan berhasil mencapai akurasi di atas 70% pada tahap implementasi akhir sistem (Bakshi, 2021). Elsts dkk juga menerapkan metode CNN dengan arsitektur MobileNetv2 yang memvariasikan dataset. Namun, akurasi tinggi hanya tercapai pada kondisi tertentu, sehingga tantangan utama dalam penelitian ini adalah pembuatan model yang *reliable* dan penggunaan dataset yang sesuai dengan kondisi lapangan (Elsts dkk., 2022). Greco dkk juga melakukan penelitian serupa dengan menggunakan arsitektur VGG19 yang menghasilkan akurasi tertinggi 88%. Mereka juga mencoba mengimplementasikan model ini pada *Single Board Computer* (SBC) Jetson Nano (Greco dkk., 2022). Meskipun tahap implementasi pada SBC sudah dilakukan, namun keterbatasan sumber daya Raspberry-Pi membuat sistem sulit untuk berjalan secara *real-time* atau waktu-nyata (Prakasa dkk., 2021) (Bakshi, 2021).

Salah satu pendekatan yang digunakan untuk mempertahankan performa model adalah dengan menerapkan segmentasi warna pada tahap prapemrosesan. Greco dkk., Prakasa dkk., dan Prakasa & Sugiarto telah menerapkan segmentasi warna untuk menangkap kontur tangan pada kondisi pencahayaan yang tidak ideal dan mempersempit cakupan fitur yang digunakan. Zahn mencapai akurasi 97% dalam pengenalan gerakan tangan di bawah air dengan menggunakan segmentasi warna (Zahn, 2020). Rahim dkk. juga berhasil mencapai akurasi lebih dari 94% dengan menambahkan segmentasi warna tangan atau *skin mask* dalam kasus pengenalan gerakan tangan (Rahim dkk., 2020). Demikian pula, Lim dkk. menerapkan metode *fitting skeleton* untuk meningkatkan pengenalan sistem terhadap gerakan tangan (Lim dkk., 2020).

Hasil penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa penggunaan metode CNN sebagai ekstraksi ciri sangat relevan. Beberapa arsitektur CNN yang telah digunakan oleh penelitian sebelumnya dengan mempertimbangkan faktor efisiensi dan akurasi meliputi MobileNetv2 (Baumgartl dkk., 2021), MobileNet, HandNet1 (Prakasa dkk., 2021), ResNet50 (Bakshi, 2021), dan VGG19 (Greco dkk., 2022) dengan akurasi umumnya lebih dari 88%. Filter warna tangan pada prapemrosesan citra sangat mungkin untuk dilakukan untuk mempersempit cakupan fitur citra dan membuat akurasi model lebih stabil. Namun, model *deep learning* CNN memiliki beban komputasi yang cukup besar menurut beberapa penelitian sebelumnya. Oleh karena itu, pemilihan arsitektur dan penggunaan *hyperparameter* menjadi penting untuk menjaga efisiensi *output* model CNN.

Penelitian sebelumnya tidak menunjukkan hasil yang maksimal pada tahap *deployment* model CNN untuk berjalan waktu-nyata (*real-time*) pada *Single Board Computer* (SBC). *Output* model CNN dengan arsitektur ResNet50 oleh Bakshi memiliki biaya komputasi yang besar, sehingga sulit untuk berjalan pada Raspberry-Pi secara waktu-nyata (Bakshi, 2021). Hasil serupa juga didapatkan oleh Prakasa dkk. yang hanya mampu memperoleh 5-7 *frame* per second saat melakukan klasifikasi secara waktu-nyata (Prakasa dkk., 2021). Tahap *deployment* terbaik dilakukan pada SBC Jetson Nano oleh Greco dkk. dengan menghasilkan 15 *frame per second* menggunakan arsitektur VGG19 (Greco dkk., 2022). Proses segmentasi warna berdampak baik sekaligus buruk pada beban komputasi yang dihasilkan. Lalu kekurangan pada riset sebelumnya menggunakan dataset citra yang kurang variatif, sehingga model tidak banyak mengenal sampel tangan. Kekurangan juga terdapat pada indikator penilaian kualitas pencucian tangan yang belum ditentukan dari hasil klasifikasi *frame*.

Penelitian ini berfokus pada kelemahan dan keterbatasan yang muncul dalam penelitian sebelumnya. Dimulai dengan merancang perangkat yang lebih sederhana dan *portable* untuk memudahkan implementasi dalam berbagai skenario pencucian tangan. Kemudian digunakan dataset pencucian tangan yang lebih variatif untuk memperkaya pengetahuan model dalam mengenali setiap gerakan pencucian tangan. Selain itu penambahan filter *skin mask* sebagai

segmentasi warna tangan dilakukan untuk mempertahankan konsistensi model dan membatasi fitur yang digunakan, mengikuti pendekatan yang pernah dilakukan oleh Rahin dkk, Prakasa dkk. dan Baumgartl dkk. Beberapa arsitektur CNN yang digunakan adalah MobileNet, MobileNetv2, NASNetMobile, DenseNet121, VGG19, dan ResNet50 dengan mempertimbangkan efisiensi dan akurasi. Selanjutnya, penelitian difokuskan pada optimasi model dan *input* untuk mengurangi biaya komputasi saat berjalan secara waktu-nyata. Pada tahap akhir pembuatan *Graphical User Interface* (GUI) sederhana dilakukan untuk memudahkan pengguna mendapatkan informasi tentang kualitas pencucian tangan berdasarkan hasil klasifikasi *frame*.

1.2. Perumusan Masalah

Berdasarkan pada latar belakang di atas maka masalah dalam penelitian ini dapat dirumuskan sebagai berikut:

1. Bagaimana pengembangan sistem penilaian kualitas pencucian tangan berbasis video menggunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN) secara waktu-nyata pada *Single Board Computer* (SBC) Raspberry-Pi ?
2. Apakah metode *skin mask* menghasilkan fitur secara efektif untuk klasifikasi citra video ?
3. Bagaimana seleksi fitur dilakukan untuk meningkatkan proses klasifikasi secara waktu-nyata pada SBC Raspberry-Pi ?

1.3. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas maka tujuan utama dalam penelitian ini adalah :

1. Mengembangkan perangkat penilaian kualitas pencucian tangan *portable* berbasis video menggunakan model CNN secara waktu-nyata pada SBC Raspberry-Pi.
2. Menerapkan metode *skin mask* guna menghasilkan fitur yang lebih konsisten dan efektif sebagai *input* model CNN

3. Menyeleksi parameter fitur yang digunakan untuk meminimalisir biaya komputasi Raspberry-Pi guna mempercepat proses klasifikasi saat berjalan secara *realtime*.

1.4. Manfaat Penelitian

Dengan dilakukan penelitian ini diharapkan mampu memberikan manfaat secara keilmuan khususnya pada bidang Computer Vision dan Fisika Komputasi dalam penerapannya pada SBC. Adapun manfaat penelitian secara praktis :

1. Memberikan gambaran dan metode yang digunakan dalam *deep learning* pada SBC Raspberry-Pi sebagai perangkat penilaian kualitas pencucian tangan.
2. Memberikan solusi atas ketidakpastian kualitas cuci tangan akibat ketiadaan perangkat standar untuk melakukan penilaian kualitas cuci tangan secara otomatis.

