

Implementasi Metode Convolutional Neural Network untuk Deteksi Penggunaan Masker secara Real-Time

Deva Ega Marinda*¹, Imam Husni Al Amin²

^{1,2}Universitas Stikubank; Jl. Tri Lomba Juang No.1, (024) 8451976

e-mail: *¹devaega13@gmail.com, ²imam@edu.unisbank.ac.id

Abstrak

Pandemi COVID-19 yang masih berlangsung telah menyebabkan banyak negara menerapkan kebijakan penggunaan masker sebagai salah satu cara untuk mengendalikan penyebaran virus. Oleh karena itu, deteksi masker secara real-time dapat membantu dalam memastikan kepatuhan masyarakat terhadap kebijakan tersebut. Penelitian ini menggunakan dataset publik sebanyak 1300 citra bermasker dan tidak bermasker. Setelah itu, dilakukan pengembangan struktur jaringan CNN dengan menggunakan bahasa pemrograman Java dan framework TensorFlow. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan dapat mendeteksi penggunaan masker dengan akurasi sebesar 97.5% pada jarak kamera dari 1 hingga 10 meter. Hasil pengujian menunjukkan bahwa faktor-faktor seperti jarak dari kamera ke objek, keberadaan objek lain yang menghalangi, dan minimnya pencahayaan dapat mempengaruhi akurasi sistem. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan metode Convolutional Neural Network dapat menjadi solusi yang efektif untuk mendeteksi penggunaan masker secara real-time. Sistem ini dapat digunakan untuk membantu memastikan kepatuhan masyarakat terhadap kebijakan penggunaan masker dan membantu dalam mengendalikan penyebaran virus COVID-19.

Kata kunci— Deteksi Masker, CNN, Pengenalan Wajah, Covid-19

Abstract

The ongoing COVID-19 pandemic has led many countries to implement mask-wearing policies as a way to control the spread of the virus. Therefore, real-time mask detection can help in ensuring public compliance with the policy. This research uses a public dataset of 1300 masked and unmasked images. After that, a CNN network structure was developed using the Java programming language and the TensorFlow framework. The test results show that the developed system can detect the use of masks with an accuracy of 97.5% at camera distances from 1 to 10 meters. The test results show that factors such as the distance from the camera to the object, the presence of other obstructing objects, and the lack of lighting can affect the accuracy of the system. The results of this study show that the use of the Convolutional Neural Network method can be an effective solution for detecting mask use in real-time. This system can be used to help ensure public compliance with mask use policies and assist in controlling the spread of the COVID-19 virus.

Keywords— Mask Detection, CNN, Face Recognition, Covid-19

1. PENDAHULUAN

Pandemi COVID-19 telah menjadi permasalahan kesehatan global yang kompleks dan mempengaruhi seluruh aspek kehidupan manusia [1]. Penyebaran virus ini sangat cepat dan bisa terjadi melalui droplet yang dihasilkan dari batuk, bersin, atau bicara oleh seseorang yang terinfeksi [2]. Untuk meminimalisir penyebaran virus, penerapan protokol kesehatan menjadi penting, salah satunya adalah penggunaan masker. Namun, penerapan protokol kesehatan ini masih belum optimal dan masih banyak orang yang tidak mematuhi penggunaan masker secara benar. Oleh karena itu, penggunaan teknologi untuk mendeteksi penggunaan masker menjadi penting.

Deteksi masker dapat dilakukan dengan menggunakan berbagai teknik pengolahan gambar dan machine learning, seperti Convolutional Neural Network (CNN). CNN telah terbukti efektif dalam menganalisis data gambar dan dapat diterapkan pada data penggunaan masker untuk memperoleh informasi yang berguna. Dalam penelitian ini, penulis membahas tentang implementasi metode CNN untuk deteksi penggunaan masker secara *real-time*.

Banyak penelitian yang telah dilakukan untuk mengembangkan sistem deteksi masker yang dapat digunakan di berbagai aplikasi, seperti pada kamera pengawas di tempat-tempat umum, perangkat mobile, dan robot. Beberapa faktor yang perlu diperhatikan dalam deteksi masker adalah

kualitas gambar, posisi kamera, dan pencahayaan. Deteksi masker dapat menjadi alat yang efektif dalam pemantauan kesehatan di tempat-tempat umum, seperti bandara atau stasiun kereta api. Dengan adanya sistem deteksi masker, petugas keamanan dapat dengan mudah mengidentifikasi orang yang tidak memakai masker dan memberikan tindakan yang sesuai.

Salah satu penelitian terdahulu yang dilakukan di Indonesia adalah tentang deteksi otomatis jerawat wajah menggunakan metode CNN yang dilakukan oleh FS Putra dan MP Kurniawan pada tahun 2019 [3]. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi otomatis jerawat wajah menggunakan metode CNN dengan memanfaatkan teknologi komputer vision dan deep learning. Metode CNN digunakan dalam penelitian ini untuk mendeteksi dan mengklasifikasi jerawat pada gambar wajah manusia. Arsitektur CNN yang digunakan adalah dengan 4 layer konvolusi dan 2 layer fully connected. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa metode CNN yang dikembangkan berhasil mencapai akurasi sebesar 90,43% dalam deteksi jerawat pada gambar wajah.

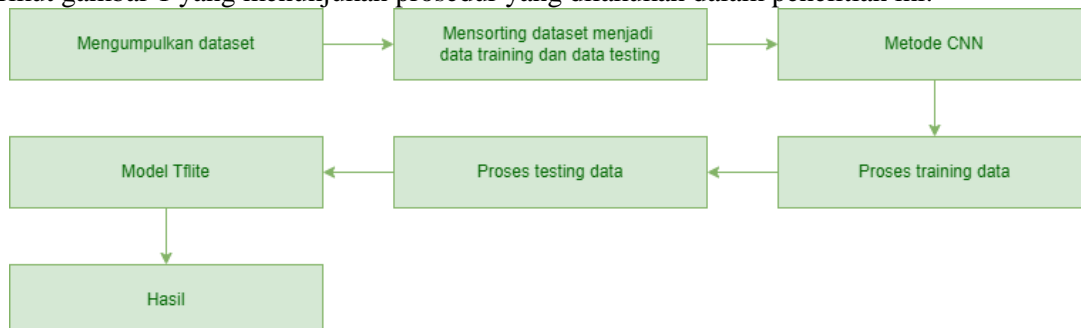
Selain itu penelitian terdahulu yang dilakukan adalah tentang *facial emotion recognition* menggunakan deep CNN yang dilakukan oleh E. Pranav, S. Kamal, dan C.S. Chandran pada tahun 2020 [4]. Penelitian tersebut bertujuan untuk mengembangkan sistem pengenalan emosi wajah dengan menggunakan deep CNN. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari gambar wajah manusia dengan emosi yang berbeda-beda seperti senang, sedih, marah, dan takut. Metode deep CNN digunakan dalam penelitian ini untuk melakukan klasifikasi emosi pada gambar wajah manusia. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa metode deep CNN yang dikembangkan berhasil mencapai akurasi sebesar 92,5% dalam pengenalan emosi pada gambar wajah.

Lalu, penelitian terdahulu yang membahas tentang penerapan CNN untuk *handwriting recognition* pada aplikasi belajar aritmatika dasar berbasis web adalah yang dilakukan oleh Jayaku Brilliantio, Nico Santosa, Garvin Ardian, dan Lukman Hakim (2020) [5]. Penelitian tersebut bertujuan untuk mengembangkan aplikasi belajar aritmatika dasar berbasis web yang mampu mengenali tulisan tangan (*handwriting*) pengguna dengan menggunakan metode CNN. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari gambar tulisan tangan angka 0-9 yang diambil dari tiga sumber yaitu MNIST, NIST, dan CEDAR. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode CNN yang dikembangkan berhasil mencapai akurasi sebesar 97,11% dalam pengenalan tulisan tangan pada gambar angka.

Berdasarkan penelitian sebelumnya tentang deteksi menggunakan CNN dan latar belakang di atas, oleh karena itu penelitian ini berhasil merancang sebuah sistem deteksi wajah bermasker yang dapat mendeteksi seseorang yang memakai masker atau tidak memakai masker menggunakan metode CNN secara *real-time* agar masyarakat lebih menerapkan protokol kesehatan berupa pemakaian masker untuk mengurangi penyebaran virus COVID-19.

2. METODE PENELITIAN

Langkah awal pada metode penelitian ini yaitu dengan mengumpulkan data set gambar bermasker dan tidak bermasker, sesi labelling data untuk mensortir dataset, pembuatan model CNN, proses training data, proses testing data, model Tflite, dan evaluasi kerja model yang dibangun. Berikut gambar 1 yang menunjukkan prosedur yang dilakukan dalam penelitian ini.



Gambar 1 Tahapan Metode Penelitian

2.1 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu teknik deep learning yang banyak digunakan dalam pengolahan citra dan pengenalan pola. CNN memanfaatkan arsitektur neural network yang terdiri dari layer konvolusi, max pooling, dan fully connected untuk melakukan ekstraksi fitur dari data citra.

Metode penelitian CNN banyak digunakan dalam berbagai bidang, seperti dalam deteksi

objek, pengenalan wajah, pengenalan tulisan tangan, dan lain sebagainya. Penelitian dengan menggunakan metode tersebut dapat dilakukan dengan beberapa langkah, yaitu memilih dataset yang sesuai, membangun arsitektur CNN yang tepat, melakukan training CNN, dan mengevaluasi performa CNN dengan menggunakan metrik evaluasi yang sesuai. Dalam membangun arsitektur CNN, perlu diperhatikan parameter seperti jumlah layer, ukuran filter, dan jumlah neuron pada setiap layer. Selain itu, dalam melakukan training CNN, perlu dilakukan tuning parameter seperti learning rate, batch size, dan jumlah epoch.

Penelitian dengan menggunakan metode ini memiliki keuntungan dalam memperoleh hasil pengenalan atau klasifikasi yang lebih akurat dibandingkan dengan metode konvensional. Namun, perlu diingat bahwa penggunaan metode ini memerlukan sumber daya yang cukup besar seperti GPU dan membutuhkan waktu yang relatif lama dalam proses training. Metode CNN telah diterapkan pada berbagai aplikasi, termasuk pengenalan wajah [6], klasifikasi citra medis [7], dan identifikasi objek pada citra [8]. Salah satu contoh penggunaan CNN adalah dalam deteksi objek pada citra medis seperti kanker [9], di mana CNN dapat mengidentifikasi area yang mencurigakan pada citra medis dan memperingatkan dokter untuk memeriksa lebih lanjut.

Hubel dan Wiesel adalah dua ahli saraf yang melakukan penelitian tentang cara otak memproses informasi visual, khususnya dalam mengenali objek di sekitar kita [10]. Mereka menemukan bahwa sel-sel di area visual utama otak manusia dan hewan (area V1) merespon terhadap pola-pola yang spesifik, seperti garis-garis atau tepi, yang membentuk fitur-fitur dari objek-objek di dunia nyata.

Dari temuan ini [11], Hubel dan Wiesel menyimpulkan bahwa otak menggunakan mekanisme pemrosesan hierarkis untuk mengenali objek. Mereka mengemukakan teori tentang jalur dorsal dan ventral dalam pemrosesan visual, di mana jalur dorsal mengelola informasi spasial dan jalur ventral mengelola informasi mengenai objek.

Konsep-konsep yang ditemukan oleh Hubel dan Wiesel menjadi inspirasi bagi pengembangan teknik Convolutional Neural Network (CNN), yang merupakan jenis jaringan saraf tiruan yang terinspirasi dari cara otak memproses informasi visual [12].

2.2 Rancangan Pengembangan Deteksi Masker

Rancangan kerangka kerja identifikasi masker ini sejalan dengan peningkatan aplikasi. Tahapan-tahapan yang diperlukan untuk mengembangkan sistem, yaitu sebagai berikut:

2.2.1 Pengumpulan data

Data yang dibutuhkan adalah gambar wajah yang memiliki label masker atau tidak masker. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini bersifat publik dengan menggunakan format jpg dan jpeg yang dibagi menjadi dua folder, yaitu *with_mask* dan *without_mask*, serta dibagi menjadi dua jenis data, yaitu data training dan data testing. Data training dan data testing memiliki dua folder yaitu folder *with_mask* dan folder *without_mask*, dimana pada folder *with_mask* terdiri dari 650 gambar, dan pada folder *without_mask* terdiri dari 650 gambar. Jadi, jika ditotal keseluruhan pada data training dan data testing ada sebanyak 1300 gambar. Dataset pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3 di bawah ini.



Gambar 3 Dataset Deteksi Masker

2.2.2 Preprocessing data

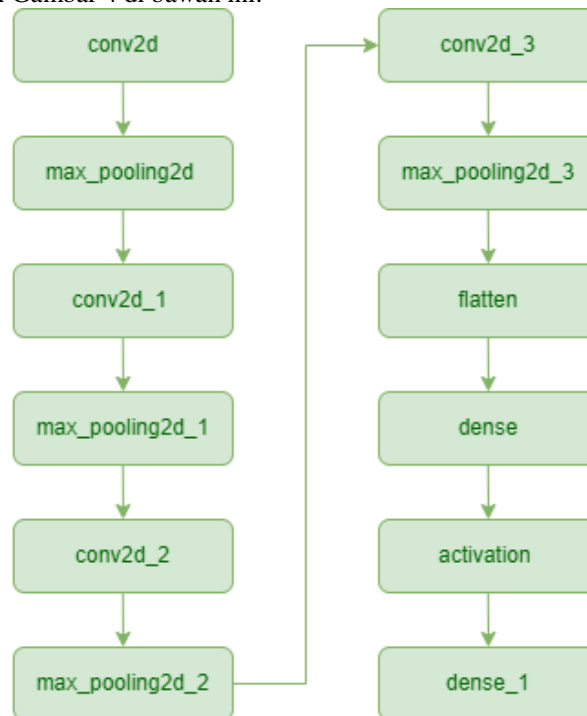
Preprocessing dilakukan untuk mempersiapkan data sebelum dilakukan training model. Langkah preprocessing meliputi:

1. **Resize:** ukuran gambar asli akan diubah menjadi ukuran yang lebih kecil atau lebih besar untuk memudahkan pengolahan data. Hal ini dilakukan agar gambar memiliki dimensi yang sama saat digunakan sebagai input untuk CNN.

2. Augmentasi data: teknik ini bertujuan untuk menambahkan variasi pada dataset dengan membuat perubahan kecil pada gambar asli, seperti rotasi, pergeseran, pembesaran, atau pengurangan kontras. Teknik augmentasi data ini dapat membantu model CNN untuk lebih general dalam mengenali gambar dan mengurangi *overfitting*.
3. Normalisasi: proses normalisasi digunakan untuk mengubah nilai intensitas piksel dalam gambar ke dalam rentang nilai yang sama, biasanya antara 0 hingga 1. Hal ini bertujuan untuk memudahkan perhitungan pada CNN dan meningkatkan akurasi model.
4. Pemisahan dataset: dataset yang digunakan untuk melatih model CNN dibagi menjadi 2 bagian, yaitu data training, dan data testing. Data training digunakan untuk melatih model dan data testing digunakan untuk menguji akurasi model.

2.2.3 Pembuatan model CNN

Model CNN dibuat dengan menentukan jumlah layer, jumlah neuron pada setiap layer, ukuran filter, dan metode optimisasi yang digunakan. Model CNN yang baik harus mampu mengenali perbedaan antara gambar yang menggunakan masker dan tidak menggunakan masker. Model CNN yang digunakan pada penelitian deteksi masker ini yaitu menggunakan *max pooling*. *Max pooling* merupakan penentuan nilai maksimum dengan cara mempartisi gambar input ke dalam satu set persegi panjang yang tidak bertumpukan dan untuk tiap sub wilayah. Pada model ini, terdapat 12 tahap layer yang harus dilalui pada summary yang ditunjukkan Gambar 4 di bawah ini.



Gambar 4 Arsitektur Model CNN

Tahap dari summary di atas nantinya akan mendapatkan hasil total params, trainable params, dan non-trainable params seperti yang ditunjukkan pada tabel 1.

Tabel 1 Hasil Summary Model

Layer (type)	Dimensi Keluaran	Param
conv2d (Conv2D)	(None, 75, 75, 32)	27776
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 37, 37, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 37, 37, 64)	18496
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 18, 18, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 18, 18, 96)	55392
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 9, 9, 96)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 9, 9, 96)	83040
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 4, 4, 96)	0
flatten (Flatten)	(None, 1536)	0
dense (Dense)	(None, 512)	786944
activation (Activation)	(None, 512)	0
dense_1 (Dense)	(None, 2)	1026

Total params: 972,674
Trainable params: 972,674
Non_trainableparams: 0

2.2.4 Training model CNN

Training model CNN pada artikel deteksi masker ini dilakukan setelah selesai melakukan preprocessing data dan pembuatan arsitektur model CNN. Proses training dilakukan untuk mempelajari pola pada data latih dan mengoptimalkan parameter-model untuk mendapatkan model CNN yang akurat dalam melakukan deteksi masker.

Berikut merupakan tahapan-tahapan dalam training model CNN pada deteksi masker menggunakan CNN:

1. Inisialisasi parameter: pada tahap ini, parameter model CNN diinisialisasi secara acak pada awal training. Parameter-model yang diinisialisasi antara lain bobot dan bias.
2. Feedforward: proses *feedforward* dilakukan untuk meneruskan data latih ke dalam jaringan CNN. Data latih akan melalui setiap layer pada CNN dan menghasilkan output yang akan diteruskan ke layer berikutnya.
3. Perhitungan loss function: loss function mengukur seberapa besar kesalahan prediksi model CNN terhadap label yang sebenarnya pada data latih. Pada tahap ini, model CNN menghitung loss function dan menyimpan nilai loss function untuk digunakan pada proses backpropagation.
4. Backpropagation: Pada tahap ini, nilai loss function yang dihitung pada tahap sebelumnya digunakan untuk memperbarui parameter-model. Proses backpropagation dilakukan dengan menghitung gradient dari loss function terhadap bobot dan bias, lalu mengubah bobot dan bias untuk memperbarui parameter-model. Proses ini dilakukan secara iteratif hingga model CNN konvergen dan akurasi prediksi meningkat.
5. Optimasi parameter-model: Proses ini dilakukan untuk menghindari overfitting dan meningkatkan akurasi model CNN. Beberapa teknik optimasi parameter-model yang digunakan antara lain seperti penggunaan regularisasi, dropout, dan learning rate scheduling.

Proses training pada artikel deteksi masker menggunakan CNN dilakukan dengan menggunakan dataset yang telah dipreprocessing dan model CNN dievaluasi dengan menggunakan dataset validasi untuk mengoptimalkan parameter-model dan menghindari *overfitting*. Setelah training selesai, model CNN dievaluasi dengan menggunakan dataset testing untuk menguji akurasi dan performa model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

2.2.5 Pengujian model CNN

Setelah model dilatih, perlu dilakukan validasi untuk mengevaluasi performa model. Model akan diuji dengan data yang tidak dipakai saat training, kemudian dihitung akurasi dan metrik lain seperti presisi, recall, dan F1-score. Jika hasil validasi belum memuaskan, maka perlu dilakukan optimisasi model dengan memodifikasi parameter atau menambah data latih. Setelah model telah teruji dengan baik, model dapat diimplementasikan pada aplikasi deteksi masker pada wajah. Berikut hasil proses testing yang ditunjukkan pada tabel 2 di bawah ini.

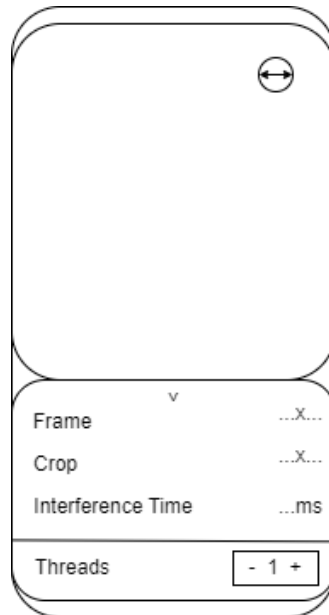
Tabel 2 Hasil Proses Testing

	Precision	Recall	F1-score	Support
No mask	0.99	0.98	0.99	127
mask	0.99	0.99	0.99	133
Accuracy			0.99	260
Macro avg	0.99	0.99	0.99	260
Weighted avg	0.99	0.99	0.99	260

Tabel di atas menampilkan hasil proses testing dengan akurasi nilai yang tinggi, yaitu 0.99 dari 260 gambar yang digunakan.

2.3 Rancangan Antarmuka

Rancangan *interface* merupakan proses menentukan bagaimana sistem akan berinteraksi dengan entitas eksternal. Perancangan antarmuka ini bertujuan untuk memberikan gambaran tampilan desain sederhana sehingga memudahkan user memahami bagian dari antarmuka dari aplikasi yang dibuat. Antarmuka yang dibangun bertujuan untuk memudahkan pengguna dalam melakukan deteksi masker pada gambar atau video secara real-time. Berikut rancangan antarmuka pada aplikasi deteksi masker pada penelitian ini yang ditunjukkan pada gambar 5 di bawah ini.



Gambar 5 Rancangan Antarmuka

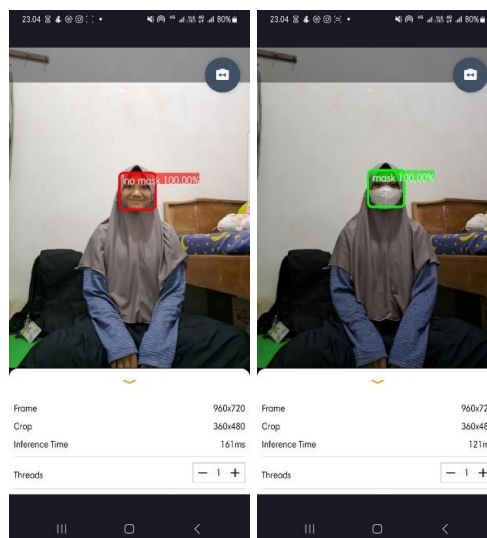
Pada gambar di atas merupakan tampilan awal yang langsung menampilkan kamera dalam sistem aplikasi berbasis android yang digunakan untuk pendeteksian masker wajah. Tampilan aplikasi tersebut menggunakan frame yang berukuran layar pada telepon genggam, sedangkan crop yaitu ukuran foto yang diarahkan, dan inference time yaitu waktu perdetik pada akurasi, sedangkan threads yaitu untuk mengatur kecepatan akurasi jika device CPU dirubah menjadi GPU.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dan pembahasan pada artikel ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model yang telah dibuat pada proses deteksi masker pada gambar atau video secara *real-time*. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan beberapa parameter seperti akurasi, presisi, dan recall. Sistem deteksi masker secara *real-time* ini dibuat dengan model menghitung nilai ketepatan pada sistem. Proses pengklasifikasiannya menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN), sehingga dapat menciptakan suatu sistem yaitu deteksi penggunaan masker secara *real-time*.

3.1 Implementasi Rancangan

Implementasi rancangan antarmuka dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman Java. Implementasi antarmuka dilakukan dengan mengikuti rancangan yang telah dibuat sebelumnya. Dibawah ini merupakan implementasi rancangan pada sistem yang sudah dibuat yang ditunjukkan pada gambar 6, antara lain:



Gambar 6 Tampilan Awal Antarmuka

3.2 Hasil Pengujian Sistem

Berikut beberapa hasil pengujian sistem yang diambil dari berbagai sudut, posisi, tempat,

pencahayaan sebanyak 80 buah uji sampel yang ditunjukkan pada tabel 3 sebagai berikut.

Tabel 3 Hasil Pengujian Sistem

No	Keterangan	Deteksi	Hasil
1	<p><i>Mask & no mask</i> (Dari berbagai sudut). Hasil tes digital pertama dilakukan dengan tiga orang, seperti yang ditunjukkan pada di samping. Pengujian ini dilakukan dengan kamera standar diposisikan sejajar dengan objek dengan minim cahaya. Jarak antara kamera dan objek adalah 2 hingga 6 meter. Tingkat keberhasilan pada pengujian pertama untuk deteksi penggunaan masker menggunakan CNN mencapai 100%. Dari tingkat keberhasilan ini, CNN dapat mendeteksi secara akurat apakah masker dipakai atau tidak, begitu juga dengan posisi kamera yang standar. Dari gambar tersebut terlihat bahwa tiga orang tidak memakai masker terdeteksi oleh sistem dengan menunjukkan indikator berwarna merah.</p>		Terdeteksi
2	<p><i>No mask</i> (Dari berbagai sudut). Pengujian kedua dilakukan di pasar, ditunjukkan pada gambar di samping, dengan dua orang yang terdeteksi oleh sistem. Kamera standar diposisikan sejajar dengan rata-rata pandangan manusia dan dengan posisi arah wajah yang berbeda. Akurasi deteksi manusia pada pengujian kedua ini dengan jarak rata-rata kamera ke objek adalah 3 sampai 4 meter. Akurasi deteksi masker mencapai 100%, karena pada gambar di samping terlihat 1 orang menggunakan masker yang terdeteksi oleh sistem dengan indikasi berwarna hijau dan 1 orang yang tidak menggunakan masker dengan indikasi sistem yang berwarna merah.</p>		Terdeteksi

No	Keterangan	Deteksi	Hasil
3	<p><i>Mask & no mask</i> (Dari berbagai sudut)</p> <p>Selanjutnya, pengujian ketiga dilakukan pada jarak antara 2 hingga 8 meter, dan posisi kamera berada di bawah rata-rata wajah objek untuk mendapatkan perspektif seperti itu, seperti yang ditunjukkan pada gambar di samping. Pada jarak yang cukup jauh ini, deteksi manusia menggunakan CNN mendapatkan tingkat akurasi hingga 100%. Terlihat bahwa objek yang tidak menggunakan masker terdeteksi oleh sistem walaupun dengan jarak yang cukup jauh, dan indikasi berwarna merah. Sedangkan beberapa orang yang menggunakan masker berhasil terdeteksi oleh sistem dengan indikator berwarna hijau hingga mencapai akurasi 100%. Kali ini, sistem untuk deteksi manusia mengalami penurunan karena objek manusia yang terlalu jauh, serta objek yang terlalu berdempetan.</p>	 <p>Frame 960x720 Crop 360x480 Inference Time 265ms Threads - 1 +</p>	Terdeteksi
4	<p><i>Mask & no mask</i> (Dari berbagai sudut)</p> <p>Pengujian keempat dilakukan di tempat terbuka seperti yang ditunjukkan pada gambar di samping, dengan dua orang. Kamera standar diposisikan sejajar dengan rata-rata pandangan manusia dan dengan posisi arah wajah yang berbeda. Akurasi deteksi manusia pada pengujian kelima ini dengan rata-rata jarak kamera ke objek mencapai 5 meter. Akurasi pendeteksian mencapai 100%. Dua orang terdeteksi tidak menggunakan masker dan terdeteksi oleh sistem dengan menunjukkan indikator berwarna merah</p>	 <p>Frame 960x720 Crop 360x480 Inference Time 309ms Threads - 1 +</p>	Terdeteksi

No	Keterangan	Deteksi	Hasil
5	<p><i>Mask & no mask</i> (Dari berbagai sudut)</p> <p>Pengujian kelima dilakukan di tempat umum yang ditunjukkan pada gambar di samping, dengan banyak orang. Kamera standar diposisikan sejajar dengan rata-rata pandangan manusia dan dengan posisi arah wajah yang berbeda. Akurasi deteksi manusia pada pengujian kelima ini dengan rata-rata jarak kamera ke objek mencapai 10meter. Akurasi pendeteksian masker mencapai 100%. Ada beberapa orang yang tidak menggunakan masker terdeteksi oleh sistem dengan menunjukkan indikator berwarna merah, dan yang menggunakan masker terdeteksi indikator berwarna hijau. Kali ini, sistem untuk deteksi manusia mengalami penurunan karena objek manusia yang terlalu jauh, dengan jarak kamera ke objek terjauh adalah 10meter, sehingga objek tersebut tampak kecil di kamera dan tidak dapat terdeteksi oleh CNN. Jadi, dapat disimpulkan bahwa batas maksimal sistem pendeteksian manusia jika ingin mencapai tingkat akurasi yang tinggi adalah maksimal 10meter dengan tingkat pencahayaan yang mumpuni. Pendeteksian ini berkurang karena seseorang tidak menggunakan masker, namun objek manusia tidak terdeteksi karena terlalu jauh dan terlalu dekat dengan orang lain. Objek manusia menutupi objek manusia lain sehingga kamera tidak menangkapnya dan juga tidak terdeteksi oleh sistem.</p>		Terdeteksi

Hasil dari pengujian objek secara real-time digunakan untuk mengevaluasi performa dari model deteksi masker menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). Hasil tersebut dianalisis untuk menghitung akurasi atau tingkat ketepatan model dalam mendeteksi penggunaan masker pada wajah seseorang. Perhitungan akurasi ini dilakukan dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{\text{jumlah deteksi benar}}{\text{jumlah total citra}} \times 100\% \quad (1)$$

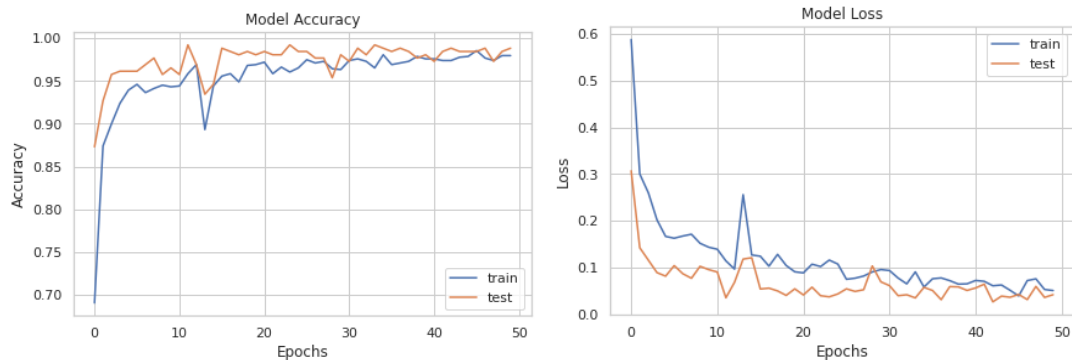
Di mana “jumlah deteksi benar” adalah jumlah citra yang berhasil dideteksi dengan benar sebagai citra yang menunjukkan penggunaan masker, dan “jumlah total citra” adalah jumlah total citra

yang diuji pada model. Dengan demikian, semakin tinggi nilai akurasi, semakin baik performa dari model deteksi masker yang dibangun. Maka hasil yang diperoleh dari pengujian sistem sebanyak 80 citra yang ditunjukkan pada tabel 3 di atas, adalah sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{78}{80} \times 100\% = 97.5\%$$

3.3 Pembahasan Deteksi Masker

Grafik loss dan akurasi dalam pengembangan model CNN digunakan untuk melihat performa model selama proses pelatihan (*training*) dan evaluasi. Grafik loss menggambarkan nilai error model terhadap data pelatihan dan validasi, sementara grafik akurasi menggambarkan seberapa baik model dapat memprediksi kelas yang benar. Tujuan dari grafik ini adalah untuk menentukan apakah model sudah cukup baik atau perlu dilakukan perbaikan atau penyesuaian ulang.



Gambar 7 Grafik Akurasi dan Loss

Gambar di atas menunjukkan hasil dari 2 grafik yang berbeda namun dengan model yang sama. Pada 2 grafik tersebut mempunyai jumlah layer dan filter yang sama, serta menggunakan epoch yang sama yang berjumlah 50 epoch namun isi yang ditampilkan berbeda. Tingkat akurasi data yang tinggi yang dimiliki data *training* dan data *testing* ditujukan dengan grafik *accuracy*, sedangkan grafik *loss* menampilkan kesalahan yang sedikit ketika proses learning data yang dimiliki data *training* dan data *testing*. Grafik *accuracy* dan *loss* memiliki perbedaan gelombang yang disebabkan oleh terjadinya gelombang *overfitting* atas model dan berlebihnya pada jumlah *batch*.

Berdasarkan perhitungan nilai akurasi di atas, hasil akurasi yang didapatkan adalah 97.5%, dengan data keseluruhan citra yang berhasil dideteksi sebanyak 78 sampel dari keseluruhan 80 sampel, sehingga terdapat dua model yang tidak terdeteksi. Sistem dapat mendeteksi topeng dengan jarak ± 10 meter dan dengan sudut tubuh serta posisi pencahayaan yang berbeda.

Hal ini menunjukkan bahwa CNN dapat digunakan sebagai metode yang efektif dan efisien dalam melakukan deteksi penggunaan masker pada citra wajah secara real-time. Selain itu, hasil pengujian juga menunjukkan bahwa model CNN yang digunakan dalam penelitian ini mampu mengidentifikasi dan membedakan antara citra wajah yang menggunakan masker dengan citra wajah yang tidak menggunakan masker dengan cukup baik.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini dilakukan untuk menguji deteksi masker secara *real-time* menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). Proses penelitian dilakukan dengan mengumpulkan data, melakukan sesi pelabelan, dan mengembangkan struktur jaringan. Pengujian dilakukan dengan menggunakan jarak kamera ke objek dari 1 sampai 10 meter untuk mendapatkan akurasi dari sistem ini. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model CNN dapat digunakan untuk mendeteksi masker secara real-time dan bekerja dengan baik, dengan akurasi pendeteksian objek mencapai 97.5%.

Namun, hasil analisis menunjukkan bahwa faktor jarak dari kamera ke objek mempengaruhi akurasi sistem ini. Jarak yang terlalu jauh dapat membuat objek wajah manusia terlihat kecil sehingga tidak dapat dideteksi oleh CNN. Dalam uji coba jarak, akurasi pendeteksian objek akan menurun ketika jarak objek dengan kamera mencapai lebih dari 10 meter. Faktor lain yang mempengaruhi akurasi sistem adalah adanya objek lain yang menghalangi dan pencahayaan yang minim, sehingga sistem tidak dapat mendeteksinya. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat memperbaiki faktor-faktor ini agar sistem dapat digunakan secara lebih luas dan efektif.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] W. H. O. W. H. O. D.-G. Opening, "Remarks at the Media Briefing on COVID-19—11 March 2020." 2020.
- [2] K. A. Prather, C. C. Wang, and R. T. Schooley, "Reducing transmission of SARS-CoV-2," *Science (1979)*, vol. 368, no. 6498, pp. 1422–1424, 2020.
- [3] F. S. Putra and M. P. Kurniawan, "Deteksi Otomatis Jerawat Wajah Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Journal of Information Technology*, vol. 1, no. 2, pp. 30–34, 2021.
- [4] E. Pranav, S. Kamal, C. Satheesh Chandran, and M. H. Supriya, "Facial Emotion Recognition Using Deep Convolutional Neural Network," in *2020 6th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS)*, IEEE, Mar. 2020. doi: 10.1109/ICACCS48705.2020.9074302.
- [5] J. Brilliantio, N. Santosa, G. Ardian, and L. Hakim, "Penerapan convolutional neural network untuk handwriting recognition pada aplikasi belajar aritmatika dasar berbasis web," *Jurnal Teknik Informatika UNIKA Santo Thomas*, vol. 5, no. 2, pp. 137–146, 2020.
- [6] D. Qu, Z. Huang, Z. Gao, Y. Zhao, and G. Song, "An automatic system for smile recognition based on CNN and face detection," in *2018 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, IEEE, 2018, pp. 243–247.
- [7] G. Wang, W. Li, S. Ourselin, and T. Vercauteren, "Automatic brain tumor segmentation using cascaded anisotropic convolutional neural networks," in *Brainlesion: Glioma, Multiple Sclerosis, Stroke and Traumatic Brain Injuries: Third International Workshop, BrainLes 2017, Held in Conjunction with MICCAI 2017, Quebec City, QC, Canada, September 14, 2017, Revised Selected Papers 3*, Springer, 2018, pp. 178–190.
- [8] R. Girshick, J. Donahue, T. Darrell, and J. Malik, "Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2014, pp. 580–587.
- [9] X. Wang, Y. Peng, L. Lu, Z. Lu, M. Bagheri, and R. M. Summers, "Chestx-ray8: Hospital-scale chest x-ray database and benchmarks on weakly-supervised classification and localization of common thorax diseases," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2017, pp. 2097–2106.
- [10] D. H. Hubel and T. N. Wiesel, "Receptive fields of single neurones in the cat's striate cortex," *J Physiol*, vol. 148, no. 3, p. 574, 1959.
- [11] D. H. Hubel and T. N. Wiesel, "Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex," *J Physiol*, vol. 160, no. 1, p. 106, 1962.
- [12] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, "Deep learning," *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436–444, 2015.