

DETEKSI SUHU TUBUH DAN PENGGUNAAN MASKER PADA PENUMPANG BUS TRANS METRO BANDUNG DI ERA *NEW NORMAL* MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* BERBASIS *INTERNET OF THINGS*

Virida Amalia Arta ¹, Rendy Munadi ², Sussi ³

^{1,2,3}Universitas Telkom, Bandung

virdaamaliaarta@student.telkomuniversity.ac.id¹, rendymunadi@telkomuniversity.ac.id², sussi@telkomuniversity.ac.id³

Abstrak

Protokol kesehatan seperti pengecekan suhu dan penggunaan masker pada penumpang Trans Metro Bandung di era *new normal* saat ini dikontrol langsung oleh pihak Trans Metro Bandung (TMB). Hal ini tentu kurang efisien dari segi waktu dan petugas serta lebih beresiko terhadap Covid-19. Maka dari itu dibutuhkan sistem otomatis yang memanfaatkan teknologi *computer vision* yang dapat meminimalisir ketidakefisienan tersebut. Penelitian ini diusulkan dengan merancang sistem deteksi suhu tubuh menggunakan kamera *thermal* AMG883 dan raspberry pi, serta sistem penggunaan masker yang bersifat *contactless* menggunakan klasifikasi *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan arsitektur *Mobilenetv2*. *Dataset* diambil secara langsung pada bus TMB Koridor 2 Cicaheum- Cibeureum. Data dipisah menjadi 80% *training* dan 20% *validasi*. Kemudian data dilatih dan divalidasi untuk mengetahui performansinya. Hasil pengujian dan analisa diperoleh hasil pengukuran suhu menggunakan AMG8833 lebih akurat menggunakan jarak 75 cm, didapatkan akurasi sebesar 99,36% dan *error* sebesar 0,64%. Pada sistem deteksi penggunaan masker didapatkan *epochs* terbaik untuk *training* model, yaitu 200. *Training accuracy* yang dihasilkan sebesar 0,9, *validation accuracy* sebesar 0,9, *training loss* sebesar 0,2, dan *validation loss* sebesar 0,3. Sistem deteksi penggunaan masker lebih optimal bekerja pada wajah tampak depan pada jarak 75 cm untuk objek tunggal maupun jamak.

Kata kunci: Trans Metro Bandung (TMB), *computer vision*, *Convolutional Neural Network (CNN)*, *Internet of Things (IoT)*, AMG8833.

I. PENDAHULUAN

Di era *new normal*, Trans Metro Bandung (TMB) yang merupakan transportasi umum *non-Bus Rapid Transit (Non-BRT)* berupaya untuk menyesuaikan kondisi dan prosedur yang telah ditetapkan pemerintah. Berdasarkan hasil survei dengan pihak TMB, pengecekan protokol kesehatan penumpang seperti pengecekan suhu tubuh dan pengecekan penggunaan masker di bus TMB dilakukan secara langsung oleh petugas pengecekan. Hal tersebut dinilai tidak efisien dari segi waktu dan tenaga. sehingga dibutuhkan sistem otomatis yang dapat mendeteksi suhu tubuh dan mendeteksi penumpang menggunakan masker tanpa kontak langsung antara petugas pengecekan dengan penumpang tersebut.

Pada penelitian sebelumnya [1], pemrosesan data dan LCD untuk menampilkan nilai suhu menggunakan arduino. Sistem yang telah dibuat kemudian diuji dan dibandingkan dengan thermometer digital. Sistem mendapatkan ketepatan akurasi sebesar 97%. Namun pada penelitian tersebut tidak ada validasi suhu tubuh manusia, sehingga suhu yang berada diluar rentang suhu tubuh manusia masih tetap terbaca oleh sistem yang telah dibuat.

Pengujian pada citra statis, *video recording*, dan *video streaming* pada penelitian [2]. Model yang digunakan mendapatkan hasil keluaran deteksi yang sedikit lambat untuk *video streaming*. Sehingga model ini lebih cocok sebagai model deteksi wajah untuk citra statis dan *video recording*.

Penelitian [3] terkait sistem deteksi masker menggunakan *pre-trained Xception*. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa

model sudah baik dalam mendeteksi orang yang menggunakan masker. Namun, sistem ini hanya dapat dipakai untuk citra wajah statis, tidak dapat digunakan untuk *real-time*.

Penelitian [4], terkait sistem deteksi masker dan alarm. Pada penelitian tersebut menggunakan algoritma *locally linear embedding (LLE)* untuk deteksi wajah dan CNN untuk klasifikasinya. Namun, pada penelitian tersebut rentang perbandingan (gap) antara *validation loss* dan *training loss* masih terlalu besar, sehingga *validation accuracy* yang dihasilkan memiliki gap yang jauh lebih rendah dengan *training accuracy*. Salah satu hal yang memengaruhinya adalah *hyperparametric tuning*. Dengan mengubah *hyperparametric tuning* seperti meningkatkan jumlah epoch, maka akan menghasilkan peningkatan pada *validation accuracy*.

Berdasarkan kebutuhan sistem deteksi suhu tubuh, deteksi penumpang yang menggunakan masker tanpa kontak langsung, dan pengembangan dari studi penelitian sebelumnya, maka dilakukan penelitian yang bertujuan untuk merancang sistem deteksi suhu tubuh yang lebih akurat dengan menggunakan AMG8833 dan sistem deteksi penggunaan masker menggunakan CNN dengan arsitektur *MobilenetV2* digunakan pada penel. AMG8833 digunakan untuk mendeteksi suhu dan CNN sebagai metode untuk mengklasifikasikan wajah bermasker dan tidak bermasker.

II. KAJIAN TEORI

Kajian teori sebagai penunjang penelitian yang berhubungan dengan *computer vision*, *Convolutional Neural Network*, model deteksi wajah, dan *machine learning*.

A. Computer Vision

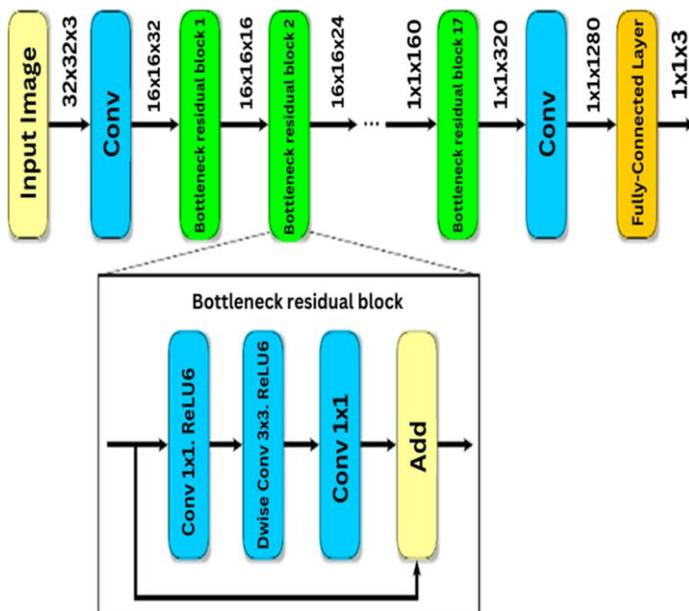
Computer Vision merupakan cabang interdisipliner ilmu komputer yang bekerja dengan data gambar dan video yang tidak terstruktur untuk mencapai suatu pemahaman tingkat tinggi dan melakukan operasi dengan persyaratan untuk mengotomatisasi penglihatan manusia [5]. Pada penelitian ini, objek *task Artificial Intelligence (AI)* dan *Computer Vision* meliputi: *Image Classification, Object Localization, Object Detection*.

B. Convolutional Neural Network (CNN)

CNN termasuk ke dalam salah satu jenis *neural network* yang merupakan pengembangan dari *Multilayer Perceptron* dan biasanya digunakan untuk mendeteksi dan mengenali objek dalam data gambar. Cara kerja CNN menggunakan proses konvolusi, yakni menggeser sebuah kernel konvolusi (*filter*) dengan ukuran tertentu ke dalam gambar. Komputer kemudian memperoleh informasi representatif baru dari hasil konvolusi pada bagian gambar tersebut dengan *filter* yang digunakan [6]. Pada penelitian ini CNN digunakan untuk sistem deteksi penggunaan masker dengan arsitektur MobilenetV2 yang digunakan pada panel

C. MobilenetV2

MobileNetV2 merupakan salah satu arsitektur dari CNN. Sama seperti MobilenetV1, MobilenetV2 memakai konvolusi kedalaman terpisah (*depthwise separable convolution*)[7]. Namun yang membedakan dari versi sebelumnya yaitu terdapat penambahan fitur *linear bottleneck* antara *layer* dan konektor *shortcut* antar *bottlenecks*. Arsitektur MobilenetV2 ditunjukkan pada **Gambar 1** dan **Tabel 1**.



GAMBAR 1 ARSITEKTUR MOBILENETV2

TABEL 1 ARSITEKTUR MOBILENETV2

Input	Operator	t	c	n	s
224 ² × 3	conv2d	-	32	1	2
112 ² × 32	bottleneck	1	16	1	1
112 ² × 16	bottleneck	6	24	2	2
56 ² × 24	bottleneck	6	32	3	2
28 ² × 32	bottleneck	6	64	4	2
14 ² × 64	bottleneck	6	96	3	1
14 ² × 96	bottleneck	6	160	3	2
7 ² × 160	bottleneck	6	320	1	1
7 ² × 320	conv2d 1x1	-	1280	1	1
7 ² × 1280	avgpool 7x7	-	-	1	-
1 × 1 × 1280	conv2d 1x1	-	k	-	-

Gambar 1 dan tabel 1 merepresentasikan arsitektur MobilenetV2, terdiri 19 *residual bottleneck layer*. MobilenetV2 digunakan untuk melakukan ekstraksi ciri dengan standar konvolusi (conv2d), *average pooling* (avgpool), faktor ekspansi (t), jumlah *output feature* (c), pengulangan *block* (n), dan stride (s) [8].

D. Caffe Model

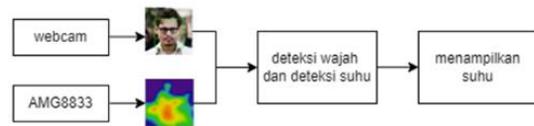
Caffe model merupakan suatu model yang digunakan untuk mendeteksi wajah. Caffe model menggunakan arsitektur ResNet-10 dan didasarkan pada *Single Shot-Multibox Detector (SSD)* serta sudah termasuk dalam OpenCV *deep neural network (DNN) module* setelah OpenCV versi 3.3 [9]. Pada penelitian ini, deteksi wajah dari *video frame* dilakukan menggunakan *pre-trained Res10 SSD Caffe model* dengan OpenCV DNN module [10]. Untuk menggunakan caffe model, terdapat dua file yang dibutuhkan, yaitu file yang berekstensi .prototxt [9], dan file berekstensi .caffemodel [11].

E. Haar cascade classifier

Haar cascade classifier adalah algoritma *machine learning* yang diusulkan oleh Paul Viola dan Michael Jones pada tahun 2001 untuk deteksi objek [12]. Pada penelitian ini, haar cascade digunakan untuk mendeteksi wajah pada sistem deteksi suhu tubuh. Untuk menggunakan Haar cascade yang telah dilatih sebelumnya (*pre-trained*) pada wajah, dibutuhkan file "haarcascade_frontalface_default.xml" yang sudah disediakan oleh pengembang dan pengelola library OpenCV.

III. METODE

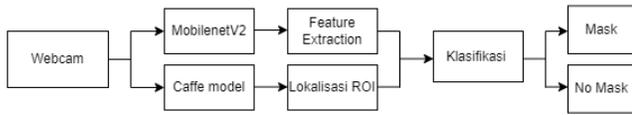
Penelitian ini merancang sistem deteksi suhu tubuh menggunakan AMG8833 dan sistem deteksi penggunaan masker menggunakan CNN dengan arsitekturnya yaitu MobilenetV2.



GAMBAR 2 BLOK SISTEM DETEKSI SUHU TUBUH

Rancangan sistem deteksi suhu ditunjukkan pada Gambar 2. Sistem deteksi suhu menggunakan raspberry pi 3b sebagai pemrosesan data. Di dalam raspberry pi tersebut terdapat program untuk menjalankan sistem deteksi suhu tubuh. Webcam sebagai alat detektor wajah. AMG8833 sebagai

pengukur suhu tubuh. Dan pada penelitian ini, raspberry pi diakses melalui VNC Viewer yang terhubung ke laptop.

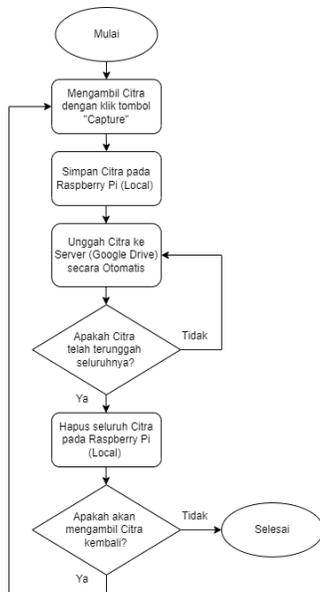


GAMBAR 3
BLOK SISTEM DETEKSI MASKER

Rancangan sistem deteksi penggunaan masker ditunjukkan pada Gambar 3. Sistem ini dijalankan menggunakan webcam laptop. MobilenetV2 berfungsi sebagai feature extraction dan caffe model berfungsi untuk melokalisasikan ROI pada wajah. Kemudian sistem melakukan klasifikasi bermasker atau tidak bermasker.

A. Perancangan Pengambilan Dataset Deteksi Masker

Pengambilan data citra menggunakan flask framework. Dengan framework tersebut bisa membuat berbagai macam fitur, namun untuk pengambilan data citra ini, dibuat fitur yang dapat meng-capture citra dari live videostream. Program dijalankan pada raspberry pi yang telah terpasang di bus TMB serta telah terhubung dan terkonfigurasi dengan webcam. Raspberry pi tersebut dapat diakses dari jarak jauh menggunakan VNC Viewer. Posisi webcam mengarah ke pintu keluar masuk penumpang bus dengan jarak ± 75- 90 cm. Objek pada penelitian ini adalah penumpang bus TMB koridor 2 (Cicaheum- Cibeureum). Objek menggunakan berbagai macam jenis masker, baik itu medis maupun non-medis. Terdapat beberapa postur objek, seperti menghadap lurus ke webcam, serong kiri atau kanan, menghadap kiri atau kanan, dan sedikit menunduk. Berikut ini merupakan alur kerja pengambilan data citra ini.



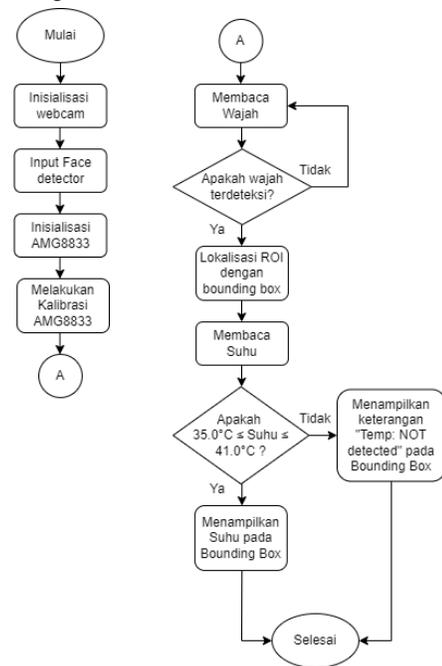
GAMBAR 4
ALUR KERJA PENGAMBILAN DATA CITRA

Gambar 4 menunjukkan bahwa alur kerja pengambilan data citra diawali dengan meng-klik satu kali tombol “Capture”.

Dalam sekali klik tombol tersebut, selama durasi lima detik akan mengambil citra sebanyak 5x sehingga bisa jadi dalam satu objek akan memiliki berbagai macam postur tubuh. Citra-citra dari hasil capture tersebut disimpan pada penyimpanan local raspberry pi yang kemudian akan langsung diunggah seluruhnya secara otomatis ke server (Google Drive). Selanjutnya jika seluruh citra pada penyimpanan local tersebut telah terunggah ke google drive, maka seluruh citra yang ada pada penyimpanan local raspberry pi akan dihapus secara otomatis. Tujuan penghapusan ini adalah agar kapasitas yang ada pada raspberry pi tidak penuh. Kemudian klik satu kali tombol “Capture” ketika ingin mengambil citra kembali.

Dataset yang telah didapatkan difilter dan dikategorikan menjadi dua kelas, yaitu dengan masker dan tanpa masker. Kemudian dataset dibagi menjadi 80% untuk data training, dan 20% untuk data validasi.

B. Perancangan Sistem Deteksi Suhu

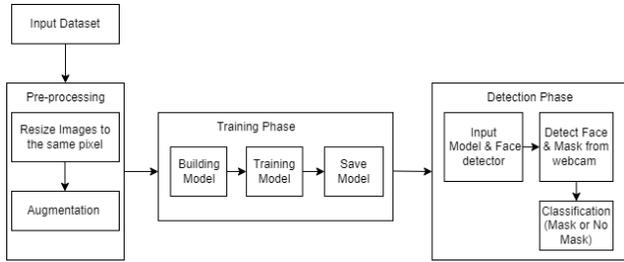


GAMBAR 5
ALUR KERJA SISTEM DETEKSI SUHU TUBUH

Gambar 5 menunjukkan proses deteksi suhu tubuh. Proses deteksi diawali dengan menginisialisasi webcam, kemudian menginput pre-trained face detector model dari haar cascade. Selanjutnya menginisialisasi modul AMG8833 dan melakukan kalibrasi sebesar 6, 2°C. Setelah itu, sistem akan mendeteksi wajah. Jika wajah terdeteksi, maka dilakukan lokalisasi ROI dengan bounding box dan sistem akan membaca suhu dari sensor AMG8833. Kemudian dilakukan validasi suhu tubuh manusia. Jika suhu yang dibaca sensor AMG8833 itu dalam rentang suhu tubuh manusia yaitu antara 35°C- 41°C [13], maka sistem akan menampilkan nilai suhu pada bounding box. Jika suhu yang dibaca sensor AMG8833 di luar rentang suhu tersebut, maka akan menampilkan keterangan “Temp: NOT detected” pada bounding box.

C. Perancangan Sistem Deteksi *Masker*

Sistem deteksi penggunaan masker dirancang melalui tiga tahap, yaitu *pre-processing*, *training*, dan proses deteksi *Dataset* terdiri dari data *training* dengan 280 citra dengan masker dan 226 citra tanpa masker. Data validasi dengan 70 citra dengan masker, dan 56 citra tanpa masker.



GAMBAR 6
PERANCANGAN SISTEM DETEKSI MASKER

Tahap perancangan sistem deteksi penggunaan masker adalah :

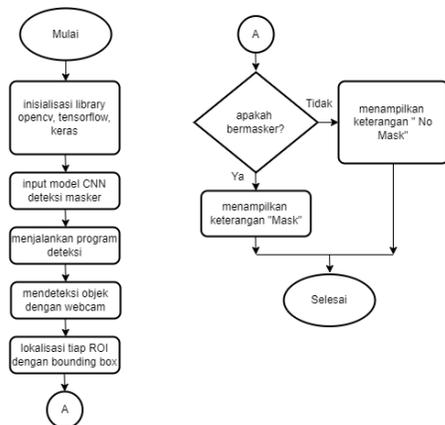
1. Tahap *pre-processing*

Tahap *pre-processing data* meliputi ekstrak *class label* dari *filename*, citra input di *resize* menjadi ukuran 224 x 224 *pixel*, kemudian konversi data dan label ke dalam bentuk *numpy arrays* dan dilakukan *one-hot encoding* pada labels, serta membuat *training image data generator* untuk augmentasi data.

2. Tahap *training*

Tahap *training* diawali dengan membuat *pre-trained model* *Mobilenetv2* yang terdiri dari *base model* yang tidak akan dilakukan perubahan dan *custom head network* yang sudah disesuaikan dengan klasifikasinya, yaitu bermasker dan tidak bermasker. Selanjutnya menggabungkan *base model* dan *custom head network*. Setelah itu, model di *compile* dan di *training* dengan *batch size* sejumlah 64, *learning rate* sebesar 10^{-4} , dan *epochs* sebanyak 100, 200, 300, dan 500 sebagai perbandingan. Setelah model di *training*, model disimpan dalam format *.h5*.

3. Tahap Deteksi



GAMBAR 7
PROSES DETEKSI MASKER

Gambar 7 menunjukkan proses deteksi masker. Proses deteksi diawali dengan menginisialisasi *library* yang dibutuhkan seperti *opencv*, *tensorflow*, *keras*. Kemudian menginput model yang telah didapatkan dari hasil *training* dan jalankan program deteksi. Objek dideteksi kemudian dilakukan lokalisasi ROI dengan *bounding box*. Setelah itu, sistem akan memproses apakah objek yang ada pada ROI menggunakan masker atau tidak. Jika objek menggunakan masker, maka akan menampilkan “Mask” pada *bounding box*. Dan jika tidak, maka akan ditampilkan, keterangan “No Mask” pada *bounding box*.

D. Skenario Pengujian Sistem Deteksi Suhu Tubuh

Pengujian akurasi pembacaan sensor *AMG8833 Thermal Camera* dilakukan untuk mengetahui persentase akurasi dan *error* rata-rata yang dicapai oleh sistem deteksi suhu tubuh. Persentase akurasi dan *error* rata-rata dinyatakan dalam formula:

$$\% \text{ Akurasi} = \frac{\text{Suhu AMG8833}}{\text{Suhu Thermogun}} \times 100\% \quad (1)$$

$$\% \text{ Error} = \frac{\text{Selisih Suhu}}{\text{Suhu Thermogun}} \times 100\% \quad (2)$$

$$\% \text{ Akurasi rata - rata} = \frac{\text{jumlah \% akurasi sample data}}{\text{banyak sample data}} \quad (3)$$

$$\% \text{ Error rata - rata} = \frac{\text{jumlah \% error sample data}}{\text{banyak sample data}} \quad (4)$$

E. Evaluasi Model Klasifikasi Deteksi Masker

Pada penelitian ini, *confusion matrix* digunakan untuk mengetahui performansi sistem ini. Untuk *binary classification*, *confusion matrix* direpresentasikan dalam bentuk matriks yang berukuran 2x2 [14]. Pada *confusion matrix* ini memuat informasi yang dapat membandingkan hasil klasifikasi dari sistem (model yang telah dibuat) dengan hasil klasifikasi yang sebenarnya [15]. *Confusion matrix* ditunjukkan pada Gambar 8.

		True Class	
		Positive	Negative
Predicted Class	Positive	TP	FP
	Negative	FN	TN

GAMBAR 8
CONFUSION MATRIX

Pada *confusion matrix* dapat diperoleh empat informasi seperti:

1. **True Positive (TP)**: total data positif yang diprediksi dengan benar oleh sistem
2. **True Negative (TN)**: total data negatif yang diprediksi dengan benar oleh sistem
3. **False Negative (FN)**: total data positif yang terdeteksi sebagai data negatif oleh sistem
4. **False Positive (FP)**: total data negatif yang terdeteksi sebagai data positif oleh sistem.

Setelah mengetahui nilai- nilai yang ada pada *confusion matrix*, selanjutnya dapat menghitung performansi model. Berikut ini terdapat parameter- parameter dalam menilai performansi atau kinerja dari suatu model klasifikasi:

1. **Precision** merepresentasikan tingkat ketepatan antara data yang diminta dengan hasil prediksi yang diberikan sistem.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{5}$$

2. **Recall** merepresentasikan tingkat keberhasilan sistem dalam mendapatkan kembali informasi.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{6}$$

3. **F1-Score** direpresentasikan sebagai perbandingan rata-rata harmonik dari *precision* dan *recall*.

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \tag{7}$$

4. **Accuracy** merepresentasikan ketepatan model dalam memprediksi seluruh label [16].

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{8}$$

Selanjutnya pengujian sistem dilakukan secara *real-time*. Pengujian dilakukan pada objek tunggal dan objek jamak. Jarak yang akan digunakan pada pengujian ini antara lain 75 cm dan 90 cm.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil pengujian terhadap sistem yang dirancang, di deskripsikan ke dalam dua hasil pengujian, yakni pengujian sistem terhadap deteksi suhu tubuh dan pengujian sistem terhadap deteksi penggunaan masker.

A. Pengujian Sistem Deteksi Suhu Tubuh

Pengujian sistem deteksi suhu bertujuan untuk mendapatkan tingkat keakuratan dari alat yang telah dibuat. Pengujian sistem ini dilakukan dengan membandingkan hasil pengukuran suhu pada *thermogun non-contact* dengan hasil pengukuran suhu pada alat yang telah dibuat ini. Pengujian dilakukan pada 4 sampel orang dengan jarak 75 cm dan 90 cm.

TABEL 2
HASIL PENGUKURAN SUHU DENGAN JARAK 75 CM

Pengujian ke-	Suhu AMG8833 (°C)	Suhu Termogun (°C)	Selisih (°C)	Akurasi (%)	Error (%)
1	36,20	36,60	0,40	98,90	1,10
2	36,30	36,40	0,10	99,70	0,30
3	36,20	36,50	0,30	99,17	0,83
4	36,30	36,40	0,10	99,70	0,30
Nilai Rata- rata				99,36	0,64

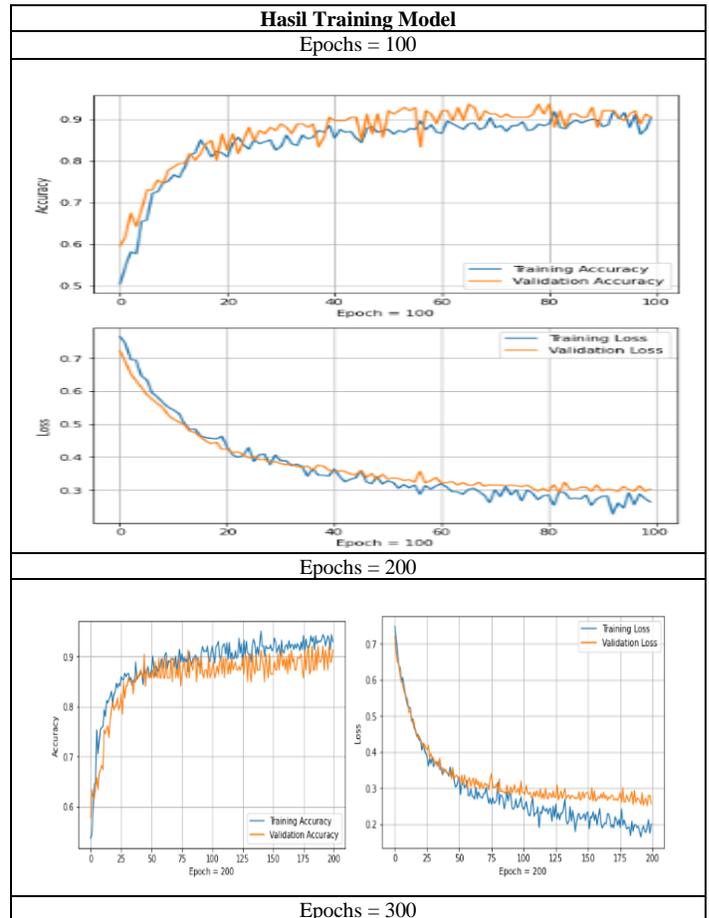
TABEL 3
HASIL PENGUKURAN SUHU DENGAN JARAK 90 CM

Pengujian ke-	Suhu AMG8833 (°C)	Suhu Termogun (°C)	Selisih (°C)	Akurasi (%)	Error (%)
1	35,95	36,60	0,65	98,22	1,78
2	36,30	36,40	0,10	99,70	0,30
3	35,95	36,50	0,55	98,49	1,51
4	36,30	36,40	0,10	99,70	0,30
Nilai Rata- rata				99,02	0,98

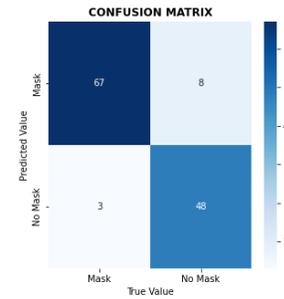
Hasil pengujian sistem pada Tabel 2 menunjukkan bahwa hasil pengukuran suhu tubuh AMG8833 jika dibandingkan dengan termogun memiliki *error* yang berkisar antara 0,30% - 1,1% untuk selisih suhu yang berkisar 0,1°C- 0,4°C. Dan dihasilkan akurasi rata- rata sebesar 99,36% dan error rata- rata sebesar 0,64%. Sedangkan pada Tabel 3 menunjukkan bahwa hasil pengukuran suhu tubuh AMG8833 jika dibandingkan dengan termogun memiliki *error* yang berkisar antara 0,30% - 1,78% untuk selisih suhu yang berkisar 0,10°C – 0,65°C. Dan dihasilkan akurasi rata- rata sebesar 99,02% dan error rata- rata sebesar 0,98%. Persentase error rata- rata di antara hasil pengujian keduanya tidak terlalu besar jika digunakan sebagai pengukur suhu tubuh. Secara keseluruhan, alat pengukuran suhu tubuh yang dilengkapi dengan deteksi wajah sudah cukup baik dalam mendeteksi wajah dan mengukur suhu tubuh. Perbedaan hasil pengukuran AMG8833 dengan *thermogun* dapat disebabkan faktor lain yang mempengaruhi seperti jarak, kondisi lingkungan, dan keterbatasan dari kamera termal AMG8833 itu sendiri. Kamera termal AMG8833 memiliki resolusi rendah, maka dari itu bisa menyebabkan kesalahan pembacaan suhu.

B. Pengujian Sistem Deteksi Penggunaan Masker

Pengujian sistem ini meliputi pengujian *training model* menggunakan beberapa epochs, evaluasi model klasifikasi CNN menggunakan *confusion matrix*, dan pengujian sistem secara *real-time*.



Berikut ini merupakan evaluasi model klasifikasi CNN yang terdiri atas *confusion matrix* dan *classification report*.

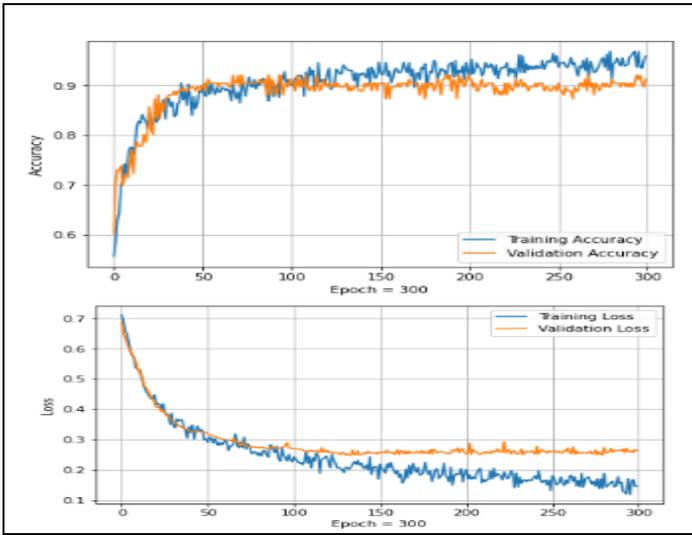


GAMBAR 10
CONFUSION MATRIX

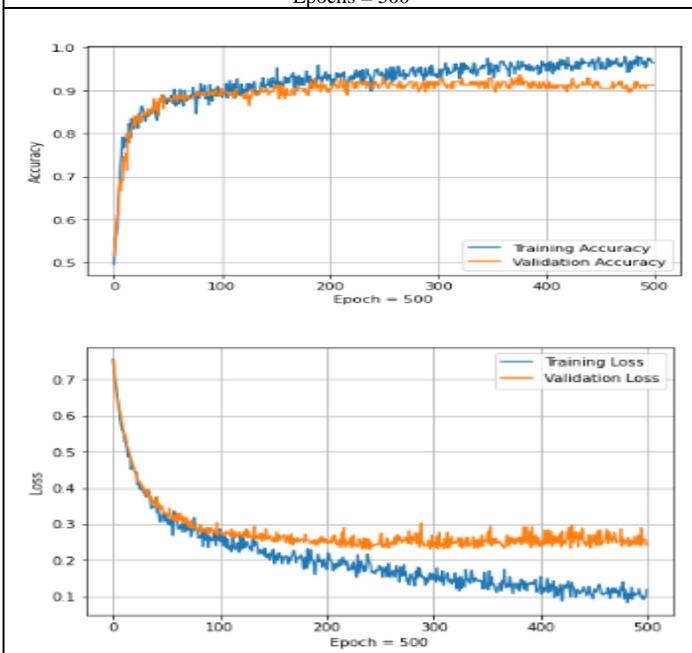
Gambar 10 menunjukkan bahwa model sudah baik dalam mendeteksi orang menggunakan masker atau tidak. Selanjutnya, terdapat tabel pengujian sistem yang dilakukan secara *real-time*.

TABEL 4
OBJEK TUNGGAL JARAK 75 CM

Kondisi	Pengamatan	Kesimpulan
Kondisi wajah tampak depan (bermasker)		Terdeteksi, Sesuai
Kondisi wajah tampak serong ke kanan (bermasker)		Terdeteksi, Sesuai
Kondisi wajah tampak serong ke kiri (bermasker)		Tidak terdeteksi
Kondisi wajah tampak depan (tidak bermasker)		Terdeteksi, Sesuai
Kondisi wajah tampak serong ke kanan (tidak bermasker)		<i>Terdeteksi, Sesuai</i>
Kondisi wajah tampak serong ke kiri (tidak bermasker)		<i>Terdeteksi, Sesuai</i>



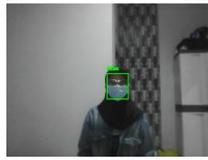
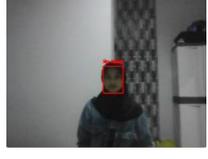
Epochs = 300



GAMBAR 9
HASIL TRAINING MODEL

Gambar 9 menunjukkan jumlah epochs sangat berpengaruh terhadap hasil *training*. Epochs terbaik untuk *training* data pada model ini adalah 200, karena semakin bertambah *step* epochsnya, hasil akurasi yang didapatkan dari proses *training* dan validasi menunjukkan hasil yang cukup baik, yakni nilainya yang semakin meningkat, walaupun tidak terlalu signifikan peningkatannya. Hasil *loss* yang didapatkan dari proses *training* dan validasi juga menunjukkan hasil yang cukup baik, yakni nilainya yang semakin rendah. Hal ini menunjukkan bahwa prediksi model sudah cukup tepat. Selain itu, hasil akurasi dan lossnya antara *training* dengan validasi memiliki rentang yang paling minimum dibandingkan dengan nilai akurasi dan *loss* pada epochs yang lain. Hasil akurasi pada *training*nya adalah 0.9299, dan hasil akurasi pada validasinya adalah 0.9127 di *step* epochs yang ke- 200. Selain itu, hasil *loss* pada *training*nya adalah 0.2002, dan hasil *loss* pada validasinya adalah 0.2573 di *step* epochs yang ke- 200.

TABEL 5
OBJEK TUNGGAL JARAK 90 CM

Kondisi	Pengamatan	Kesimpulan
Kondisi wajah tampak depan (bermasker)		Terdeteksi, Sesuai
Kondisi wajah tampak serong ke kanan (bermasker)		Tidak terdeteksi
Kondisi wajah tampak serong ke kiri (bermasker)		Terdeteksi, Sesuai
Kondisi wajah tampak depan (tidak bermasker)		Terdeteksi, Sesuai
Kondisi wajah tampak serong ke kanan (tidak bermasker)		Terdeteksi, Sesuai
Kondisi wajah tampak serong ke kiri (tidak bermasker)		Terdeteksi, Tidak sesuai

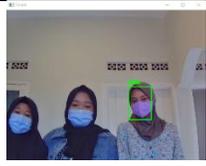
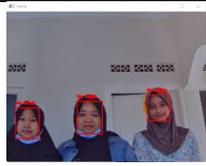
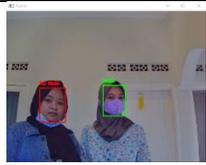
TABEL 6
OBJEK JAMAK JARAK 75 CM

Kondisi	Pengamatan	Kesimpulan
Kondisi bermasker (objek dua orang)		Terdeteksi, Sesuai
Kondisi tidak bermasker (objek dua orang)		Terdeteksi, Sesuai
Kondisi bermasker (objek tiga orang)		Terdeteksi, Sesuai
Kondisi tidak bermasker (objek tiga orang)		Terdeteksi, Sesuai
Kondisi bermasker dan tidak bermasker (objek dua orang)		Terdeteksi, Sesuai
Kondisi bermasker dan tidak bermasker (objek tiga orang)		Terdeteksi, Sesuai

Tabel 4 dan 5 menunjukkan, sistem ini optimal melakukan deteksi pada kondisi wajah tampak depan. Hal ini dikarenakan pada kondisi wajah tampak depan objek terdeteksi dengan baik dan tidak terdapat kesalahan deteksi. Selain itu, hasil pengujian dengan jarak 75 cm lebih baik dibandingkan dengan 90 cm dikarenakan pada jarak 90 cm sistem terkadang tidak dapat mendeteksi objek dan terkadang masih salah dalam memprediksi.

TABEL 7
OBJEK JAMAK JARAK 90 CM

Kondisi	Pengamatan	Kesimpulan
Kondisi bermasker (objek dua orang)		Terdeteksi, Sesuai
Kondisi tidak bermasker (objek dua orang)		Terdeteksi, Sesuai

Kondisi bermasker (objek tiga orang)		Satu objek terdeteksi sesuai, dan dua objek tidak terdeteksi
Kondisi tidak bermasker (objek tiga orang)		Terdeteksi, Sesuai
Kondisi bermasker dan tidak bermasker (objek dua orang)		Terdeteksi, Sesuai
Kondisi bermasker dan tidak bermasker (objek tiga orang)		Terdeteksi, Sesuai

Tabel 6 dan 7 menunjukkan, sistem ini optimal melakukan deteksi pada objek jamak dengan jarak 75 cm. Hal ini dikarenakan pada pengujian tersebut, objek dapat terdeteksi dengan baik dan tidak terdapat kesalahan deteksi. Sedangkan pada pengujian dengan jarak 90 cm, terdapat objek yang tidak terdeteksi. Oleh sebab itu, pengujian dengan jarak 75 cm lebih baik dibandingkan dengan 90 cm dikarenakan pada jarak 90 cm sistem terkadang tidak dapat mendeteksi objek.

V. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang sistem deteksi suhu tubuh menggunakan AMG8833 dan merancang sistem deteksi penggunaan masker menggunakan CNN. AMG8833 sebagai alat pengukur suhu sudah berfungsi dengan baik. Hasil pengukuran suhu lebih akurat yang menggunakan jarak 75 cm. Dan didapatkan akurasi rata-rata sebesar 99,36% dan error rata-rata sebesar 0,64%. Persentase *error* rata-rata yang dihasilkan oleh sistem tidak terlalu besar jika digunakan sebagai pengukur suhu tubuh. Penyimpangan antara hasil pengukuran AMG8833 dengan thermogun dapat disebabkan faktor lain seperti jarak, kondisi lingkungan, dan keterbatasan dari resolusi kamera termal AMG8833 itu sendiri. Epochs terbaik untuk *training* model ini, yaitu 200. *Training accuracy* yang dihasilkan sebesar 0.9299 dan *validation accuracy* sebesar 0.9127. *Training loss* sebesar 0.2002 dan *validation loss* sebesar 0.2573. Hal ini menunjukkan bahwa model sudah baik dalam mengklasifikasikan orang bermasker dan tidak bermasker. Performansi model klasifikasi CNN untuk deteksi penggunaan masker ini sudah baik, hal ini dapat dibuktikan dari hasil *classification report*. Pengujian sistem deteksi penggunaan masker lebih optimal bekerja pada wajah tampak depan. Selain itu, sistem ini juga lebih optimal bekerja pada jarak 75cm, baik itu untuk objek tunggal maupun jamak.

REFERENSI

[1] Wahyu, Mohammad Fernanduz William Andreadw, “Sistem Pengukuran Suhu Tubuh Menggunakan Camera Thermal AMG 8833 Untuk Mengidentifikasi Orang Sakit”, *Undergraduate thesis*, Universitas Dinamika, 2020.

[2] S. K. N, R. P. M, T. Kumari, and B. Debtera, “*Multistage Framework for Automatic Face Mask Detection Using Deep Learning*,” *Comput Intell Neurosci*, vol. 2022, pp. 1–12, Aug. 2022. doi: 10.1155/2022/1500047.

[3] Darmatasia D., “Deteksi Penggunaan Masker Menggunakan *Xception Transfer Learning*”. *Jurnal INSTEK (Informatika Sains dan Teknologi)*. 2020 Oct 27;5(2):279-88. doi: 10.24252/instek.v5i2.20132

[4][[4] S. Khare, S. Mukherjee, N. Kausar, and U. Ganesh Patkar, “*How to Cite: Face Mask Detection and Alert System*,” 2021, doi: 10.21467/preprints.303.

[5] B. Sikka, “*Elements of Deep Learning for Computer Vision Explore Deep Neural Network Architectures, PyTorch, Object Detection Algorithms, and Computer Vision Applications for Python Coders*,” 2021. [Online]. Available: www.bpbonline.com

[6] B. Budiman, C. Lubis, Novario, and J. Perdana, “Pendeteksian Penggunaan Masker Wajah Dengan Metode *Convolutional Neural Network*.” 2021 [Online]. Available: https://miro.medium.com/max/444/1*gpB2G2JsJ0mk1

[7] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, and L.-C. Chen, “*MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks*,” Jan. 2018, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1801.04381>

[8] T. J. Sheng *et al.*, “*An Internet of Things Based Smart Waste Management System Using LoRa and Tensorflow Deep Learning Model*,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 148793–148811, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3016255.

[9] S. Vaddi and V. Vipul Maddi, “*Comparative Analysis of Machine Learning Algorithms for Face Mask Detection and Alerting System*,” *International Research Journal of Engineering and Technology*, 2021, [Online]. Available: www.irjet.net

[10] H. Saraiya *et al.*, “*Using ML for Facial Mask Detection*.” [Online]. Available: <https://ssrn.com/abstract=4097219>

[11] Siegfried, Ivan Muhammad. “*Comparative study of deep learning methods in detection face mask utilization*.” OSF Preprints, 2020. doi.org/10.31219/osf.io/3gph4.

[12] Yulina, S. “*Implementation of Haar Cascade Classifier for Face Detection and Grayscale Image Transformation Using OpenCV*”. *Jurnal Komputer Terapan*, 2021. 7(1), 100-109. doi: 10.35143/jkt.v7i1.3411

[13] M. Hasnain, M. F. Pasha, I. Ghani, M. Imran, M. Y. Alzahrani, and R. Budiarto, “*Evaluating Trust Prediction and Confusion Matrix Measures for Web Services Ranking*,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 90847–90861, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2994222.

[14] M. Shinde, T. Sukhadare, S. Vaidya, M. Kalyankar, and A. Professor, “*Face Mask Detection Alert System using Raspberry Pi*,” *International Research Journal of Engineering and Technology*, 2021, [Online]. Available: www.irjet.net

[15] N. Shajihan, “*Classification of stages of Diabetic Retinopathy using Deep Learning Classification of stages*

*of Diabetic Retinopathy using Deep Learning View project
Classification of stages of Diabetic Retinopathy using Deep
Learning”, doi: 10.13140/RG.2.2.10503.62883.*