

Deteksi Wajah Bermasker Menggunakan Deep Neural Network dan Tensorflow

Rian Dwi Yulian Prakoso¹⁾, Sriyati^{2*)}, Nabil Makarim³⁾, Farrel Witamajaya⁴⁾

^{1,3)} Bisnis Digital, Institut Teknologi Dan Bisnis Muhammadiyah Purbalingga

^{2,4)} Bisnis Digital, Politeknik Akbara Surakarta

¹⁾ riyandwwi@itbmp.ac.id, ²⁾ yantisr21@gmail.com, ³⁾ nabilmakarim203@gmail.com, ⁴⁾ farrel.witamajaya@gmail.com

ABSTRACT

The use of face masks is an important part of life in the midst of the Covid-19 pandemic which has been designated as a global pandemic, people are urged to cover their faces when in public areas to avoid the spread of the virus. The use of these face masks has raised serious questions regarding face detection systems. This study used Deep Neural Network and Tensorflow methods to detect faces both using masks and without masks. This study used two datasets, a face collection dataset without a mask and a face group using a mask. The result of this study was the detection of faces with masks trained on the dataset achieved 98% accuracy in training, and for testing got 100% accuracy on faces without masks, and 99.99% accuracy for face with mask.

Keywords: deep neural network, tensorflow, face detection, with masks and without masks.

I. PENDAHULUAN

Dalam gelombang situasi pandemi covid-19 pejabat kesehatan masyarakat mewajibkan semua orang untuk mengenakan masker di tempat umum. Mayoritas kasus positif ditemukan di tempat yang ramai dan over-area keramaian. Oleh karena itu, diresepkan oleh para ilmuwan bahwa menggunakan masker ditempat umum dapat mencegah penularan penyakit (Feng et al. 2020). Dalam kasus ini covid-19 face mask detection pada sistem pengenalan wajah diharapkan dapat mendeteksi wajah walaupun tertutup oleh masker pada gambar. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk deteksi wajah bermasker menggunakan deep neural bertujuan untuk mengetahui apakah gambar terdeteksi sebagai gambar dengan masker wajah atau tanpa masker wajah, selain itu deteksi wajah bermasker yang diterapkan bertujuan untuk mengetahui nilai akurasi yang dihasilkan dari deteksi masker wajah maupun tanpa masker wajah.

Melalui teknik kecerdasan buatan (AI) seperti Machine Learning (ML) dan pembelajaran (*Deep Learning*) yang dapat digunakan dalam banyak hal seperti halnya mencegah penularan COVID-19 (Agarwal et al. 2020). Mendeteksi wajah bermasker dapat menggunakan Keras atau TensorFlow, dan Deep Learning. Manfaat menggunakan alat deteksi wajah bermasker lebih aman dan efisien, akurasi lebih baik, integrasi menjadi lebih mudah dan banyak lagi kelebihan yang lainnya.

Penelitian tentang deteksi wajah bermasker dilakukan oleh (Jignesh Chowdary et al. 2020), penelitian ini menggunakan *Transfer Learning of Inception V3*, pembelajaran transfer yang diusulkan mencapai akurasi sebesar 99,92%, 99,9% selama pelatihan, dan 100%, selama pengujian untuk deteksi wajah no mask dan with mask. Selanjutnya oleh (Militante and Dionisio 2020), penelitian ini menggunakan system Deep Learning dan model VGG-16 CNN, untuk pengenalan wajah bermasker secara Real-Time dan dilengkapi dengan alarm, didapatkan hasil 96% untuk akurasi kinerja. Berdasarkan penelitian terdahulu terlihat masih adanya gap yang dapat penulis isi untuk membahas variable lainnya yang belum di bahas penelitian sebelumnya, sehingga penelitian ini perlu dilakukan. Penelitian ini menggunakan studi Prajna Bhandary tentang penambahan wajah masker untuk datasetnya. Pelaksanaan studi ini menghasilkan 99% dalam semua pelatihan dan pengujian parameter utama. Berbeda dengan penelitian sebelumnya, studi Prajna Bhandary digunakan untuk membuat dataset

sendiri sedangkan yang akan dilakukan tidak membuat dataset melainkan menggunakan dataset Prajna Bhandary (Guillermo et al. 2020)

II. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian yang membahas tentang pengenalan wajah menggunakan masker seperti *face mask detection* dilakukan untuk identifikasi pada orang - orang tidak mengenakan masker di masa pandemi covid-19 ini. Penelitian yang dilakukan oleh Chowdary (Jignesh Chowdary et al. 2020), penelitian yang melakukan identifikasi pada orang – orang tidak mengenakan masker menggunakan model pembelajaran *transfer learning InceptionV3* untuk proses otomasi. Penelitian ini menyempurnakan *pre-trained state-of-the-art deep learning model, InceptionV3* diuji pada Simulasi *Masked Face Dataset (SMFD)* yang terdiri dari 1570 gambar dimana 785 simulasi gambar wajah dengan masker dan 785 gambar wajah yang tidak bermasker. Dari kumpulan data ini, 1099 gambar, kedua kategori digunakan untuk pelatihan dan 470 gambar sisanya digunakan untuk pengujian model, dengan tingkat akurasi sebesar 99,92%, 99,9% selama pelatihan, dan 100%, 100% selama pengujian pada set data SMFD.

Penelitian serupa dilakukan oleh Militante (Militante and Dionisio 2020) , penelitian ini membahas pengenalan masker wajah dengan sistem alarm melalui teknik deep learning dengan cara Convolutional Neural Networks secara real-time. Dataset yang dikumpulkan berisi gambar pola 25.000 menggunakan resolusi piksel 224x224. Pengumpulan datanya terdiri dari seseorang yang mengenakan masker wajah dan tidak mengenakan masker wajah kemudian klasifikasi menggunakan arsitektur CNN dan model yang digunakan yaitu VGG-16 CNN dengan akurasi validasi 96% tercapai selama pelatihan model CNN. Penelitian terkait oleh Anwar & Raychowdhury (Anwar and Raychowdhury 2020), penelitian ini membahas tentang kaitannya dengan banyak organisasi yang menggunakan pengenalan wajah sebagai sarana otentikasi dan telah mengembangkan dataset yang diperlukan secara in-house. Sayangnya, wajah dengan masker menyulitkan untuk dideteksi dan diakui, sehingga mengancam untuk membuat kumpulan data in-house tidak valid dan membuat system pengenalan wajah seperti itu tidak dapat dioperasikan. Penelitian ini memanfaatkan Alat *open-source MaskTheFace* untuk menghasilkan dataset wajah dengan masker dari kumpulan data wajah dengan dukungan fitur yang diperluas. Kemudian dataset yang digunakan yaitu *Masked Faces in Real World for Face Recognition (MRF2)* dengan hasil yang diperoleh dari penggunaan *MaskTheFace*, dilaporkan mengalami peningkatan ~ 38% dalam sistem Facenet untuk wajah “masker” maupun tidak “tanpa masker”. Keakuratan dilatih ulang sistem juga diuji pada kumpulan data MFR2 dan melaporkan keakuratan yang sama, sehingga dapat memperpanjang untuk wajah dengan masker di kehidupan nyata. Penelitian serupa oleh Loey(Loey et al. 2021), menggunakan model untuk deteksi masker wajah pada berbagai dataset. Penelitian terkait tentang hybrid model untuk deteksi masker wajah. Dengan menggunakan tiga komponen, pertama untuk ekstraksi fitur menggunakan Resnet50, kedua dirancang untuk proses klasifikasi masker wajah menggunakan *decision trees, Support Vector Machine (SVM), and ensemble algorithm*. Tiga dataset yang digunakan dalam penelitian ini yaitu *datasets are the Real-World Masked Face Dataset (RMFD), the Simulated Masked Face Dataset (SMFD), dan the Labeled Faces in the Wild (LFW)*. 70% untuk pelatihan, 10% untuk validasi, 20% untuk tahap pengujian. Uji coba eksperimental dilakukan pada computer server dilengkapi oleh prosesor Intel Xeon (2 GHz), RAM 96 GB, perangkat lunak MATLAB. Dengan hasil pengklasifikasi SVM di RMFD mencapai akurasi pengujian 99,64%, dalam SMFD, ia memperoleh 99,49%, sementara di LFW, mencapai akurasi pengujian 100%.

Penelitian dari Guillermo (Guillermo et al. 2020), terkait penggunaan studi Prajna Bhandary tentang penambahan wajah masker untuk membuat datasetnya. Metodologi yang

digunakan dalam penelitian ini meliputi beberapa fase utama yaitu wajah buatan pembuatan set data masker, pelatihan detektor masker wajah, dan pengujian detektor masker wajah. Untuk mengklasifikasi menggunakan MobileNetV2. Penelitian ini juga menggunakan OpenCV dan Tendorflow. Hasil dari penelitian mendapatkan akurasi 99% dalam semua pelatihan dan pengujian parameter utama.

Selanjutnya penelitian yang berkaitan dengan pengenalan wajah oleh Damale (Damale and Pathak 2019), penelitian menggunakan DNN sebagai deteksi wajah, dengan tiga metode yaitu SVM, MLP dan CNN, yang digunakan sebagai pengklasifikasi untuk mengevaluasi pengenalan wajah, dan diperoleh akurasi pengujian sekitar 87%, 86,5% dan 98%.

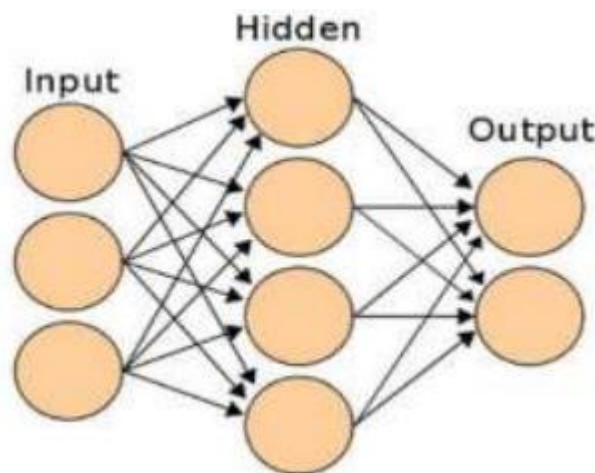
III. METODE PENELITIAN

3.1 Metodologi Penelitian

Deep Neural Network (DNN) adalah algoritma jaringan saraf mendalam, yang paling umum diterapkan untuk menganalisis fitur atau variabel. DNN adalah multilayer perceptron yang setiap neuronnya terhubung ke semua neuron di lapisan berikutnya(Adege et al. 2018)

DNN merupakan suatu sistem proses informasi yang memiliki karakteristik performa tertentu dalam jaringan saraf biologis secara mendalam. Dalam penelitian ini jaringan syaraf sebagai suatu objek atau model time series, dengan beberapa definisi

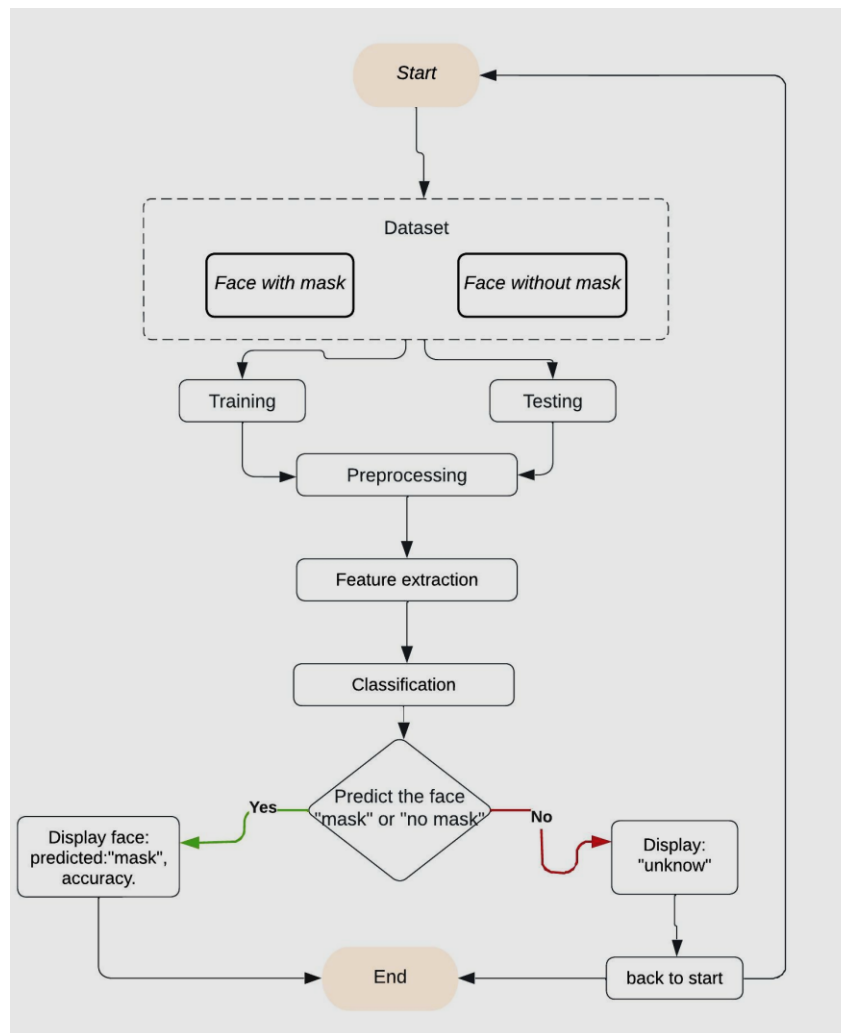
1. Pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen sederhana yang disebut neuron.
2. Sinyal dialirkan di antara neuron di atas jaringan terhubung.
3. Masing-masing jaringan terhubung memiliki weight yang dikalikan dengan sinyal yang di transmisi.
4. Masing-masing neuron menggunakan fungsi aktivasi pada net masukan untuk menentukan sinyal output



Gambar 1 .DNN Layer

Algoritma DNN (Deep Neural Networks) adalah salah satu algoritma berbasis jaringan saraf yang dapat digunakan untuk pengambilan keputusan(Liu et al. 2017) (Feng et al. 2020)

Penelitian ini menggunakan metode *Deep Neural Network* dan *TensorFlow* sebagai deteksi wajah serta dilakukan *Ekstract Each ROI* untuk menentukan apakah orang yang ditangkap dalam data pengujian memakai masker atau tidak. Alur metode penelitian di tunjukan pada gambar 1.



Gambar 1. Alur penelitian

3.2 Metode Pengumpulan Data

Pengumpulan data diperlukan dalam peneliti melakukan penelitian Adapun metode pengumpulan data antara lain:

1. Data Publik

Metode ini dimaksudkan untuk mendapatkan data publik yaitu data gambar pengguna masker sebanyak berjumlah 1,376 gambar, dimana gambar dengan masker 690 gambar dan tanpa masker 686 gambar dari Prajna Bhandary.

2. Studi Pustaka

Melakukan penelusuran melalui dokumen-dokumen yang berhubungan baik dalam bentuk media cetak ataupun elektronik sebagai acuan dalam melakukan penelitian.

3.3 Metode Analisis Data

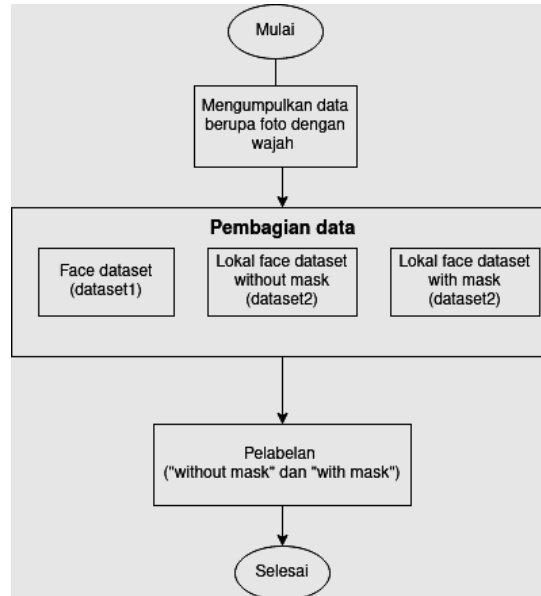
Tahap analisis data yang akan adalah membandingkan hasil eksperimen mulai dari awal sampai akhir. Eksperimen dimulai dari melakukan cleaning atau pembersihan pada data yang telah dikumpulkan. Tahap selanjutnya akan dilakukan transformasi data, dimana pada tahap ini akan dilakukan pengclusteran untuk dijadikan menjadi beberapa group atau kelompok data.

Setelah data berhasil di kelompokkan selanjutnya data di masukan dalam kelompok, data akan mulai di labeli sesuai kelompoknya yaitu “mask” dan “no mask”.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Perancangan Sistem

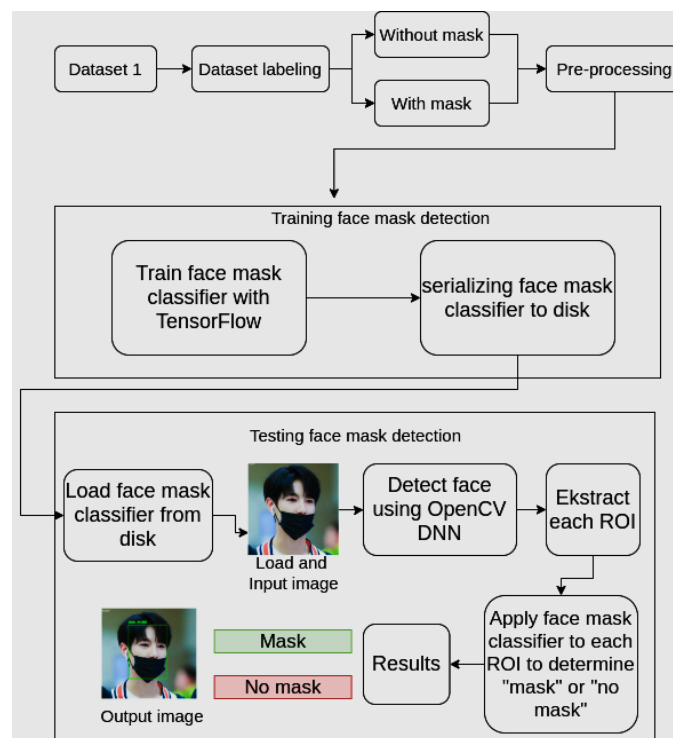
Pada proses perancangan sistem tahapan pertama Setelah semua dataset terkumpul peneliti melakukan pelabelan dengan label wajah “without mask” dan “with mask”. Alur proses pengumpulan data set ditunjukkan pada gambar 2.



Gambar 2. Alur proses pengumpulan data

4.2 Analisis model data

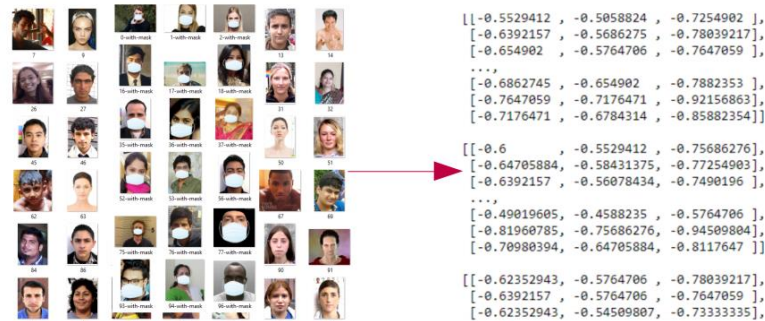
Pada tahapan ini dilakukan pengolahan data dengan mengambil daftar gambar di direktori dataset, lalu menginisialisasi data dan label. Tahapan proses ditunjukkan pada gambar 3.



Gambar 3. Tahapan proses

1. Preprocessing

Pada tahapan ini dilakukan perubahan ukuran menjadi 224×224 piksel, lalu konversi ke format array, dan meningkatkan intensitas piksel dalam gambar input ke rentang $[-1, 1]$ melalui *preprocess input convenience function ()*. Berikut proses konversi gambar ke format array ditunjukkan pada gambar 4.



Gambar 4. Pre-process konversi gambar ke format array

Gambar 4, menjelaskan dimana sebelah kanan adalah kumpulan dari data gambar wajah yang kita lihat sebagai manusia kemudian dikonversi ke format array, agar bisa dibaca oleh komputer.

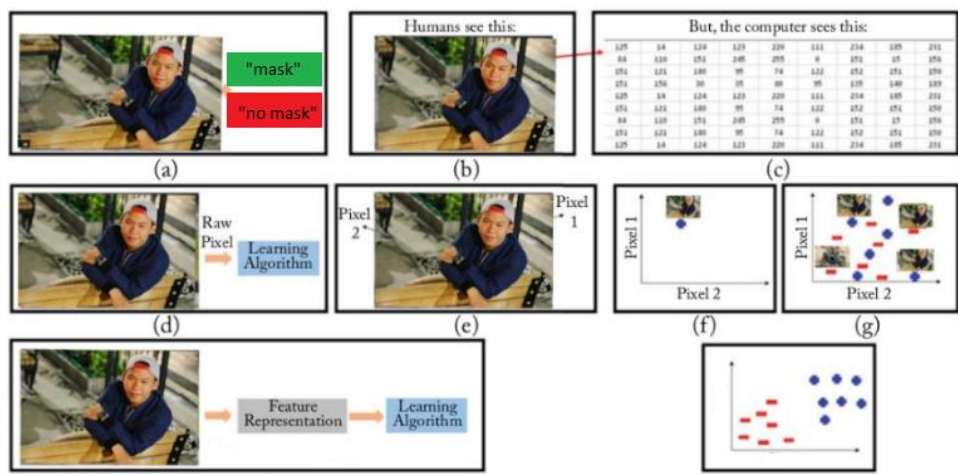
2. Pengkodean One-Hot Encoding

Setelah data pelatihan dalam format array, kemudian dilakukan pengkodean *one-hot encoding* pada label array ('with mask', 'with mask', 'with mask', ..., 'without mask', 'without mask', 'without mask').

Berikut one-hot encode $[[1., 0.], [1., 0.], [1., 0.], \dots, [0., 1.], [0., 1.], [0., 1.]]$, dimana setiap elemen label array terdiri dari array di mana hanya satu indeks yang "hot" (yaitu, 1).

3. Feature extraction dan classification

Pentingnya fitur dan pengklasifikasi adalah akurasi, ketahanan, dan efisiensi sistem penglihatan sangat tergantung pada kualitas fitur gambar dan pengklasifikasi. Tahapan seperti pada gambar 5.



Gambar 5. Features dan classifiers

Pada Gambar 5 tujuannya adalah untuk merancang algoritma yang mengklasifikasikan gambar input ke dalam dua kategori: "mask" atau "no mask."

Pengkalsifikasian menggunakan Tensorflow yang dimana masalah klasifikasi ditangani oleh mobilenetv2 dengan bobot. Kemudian lapisan baru yang dapat dilatih ditambahkan, dan lapisan-lapisan ini dilatih pada set data yang dikumpulkan sehingga dapat menentukan fitur untuk mengklasifikasikan wajah mengenakan masker dari wajah yang tidak mengenakan masker. Kemudian model disetel halus, dan kemudian bobot disimpan. input image untuk model deteksi wajah dengan *Deep Neural Network* dilanjutkan dengan ekstrak setiap ROI, langkah selanjutnya adalah menerapkan model pengklasifikasi masker wajah pada ROI yang diekstrak untuk menentukan apakah orang yang ditangkap dalam data pengujian memakai masker atau tidak. Hasil ditunjukkan melalui pemuatan data pengujian asli tetapi, dengan label pada wajah, label termasuk klasifikasi diidentifikasi dengan warna merah untuk “no mask” dan hijau untuk “mask”.

4.3 Pengujian sistem

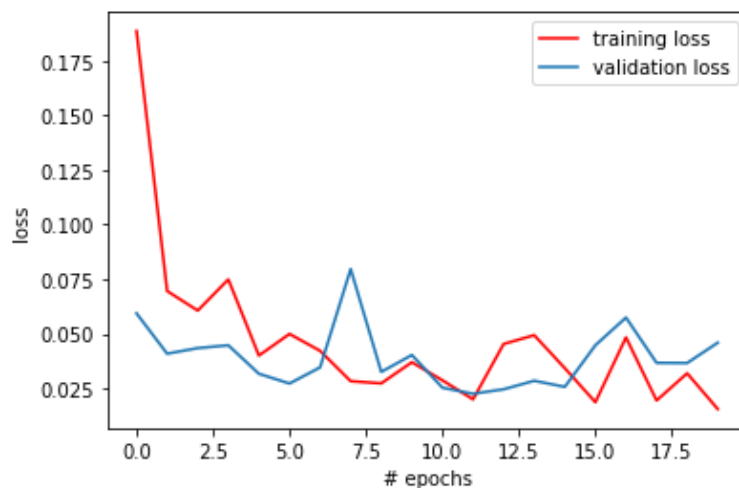
1. Training *accuracy/loss*

Training face mask detector dilatih selama 91 langkah, validasi pada 276 sampel. Hasil ditunjukkan pada tabel 1.

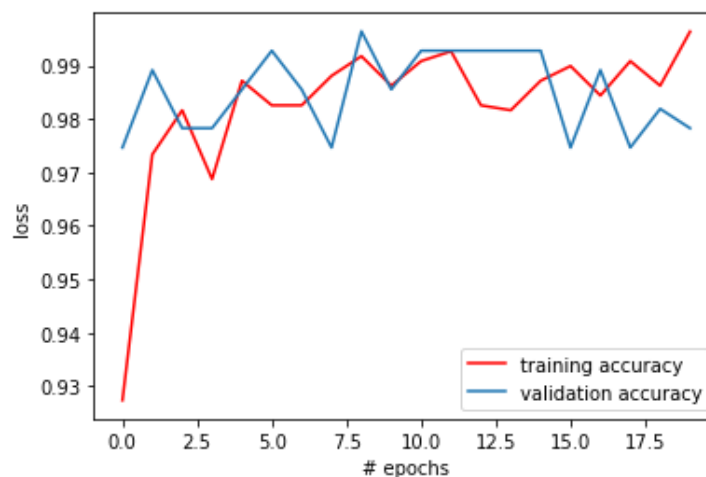
Tabel 1. Training *accuracy/loss*

epoch	waktu	loss	accuracy	val_loss	val_accuracy
1/20	39s 430ms/step	0.1888	0.9274	0.0593	0.9746
2/20	37s 404ms/step	0.0696	0.9733	0.0408	0.9891
3/20	37s 402ms/step	0.0606	0.9816	0.0434	0.9783
4/20	37s 406ms/step	0.0749	0.9688	0.0447	0.9783
5/20	37s 403ms/step	0.0400	0.9871	0.0316	0.9855
....					
20/20	38s 412ms/step	0.0154	0.9963	0.0459	0.9783

Tabel 1 menjelaskan training *accuracy* atau *loss* pada face mask detection. Pengujian *accuracy* atau *loss* lebih lanjut ditunjukkan dalam bentuk grafik seperti pada (Gambar 4) untuk *training loss* dan *validation loss*, sedangkan (Gambar 5) untuk grafik training *accuracy* dan *validation accuracy*.



Gambar 6. Grafik *Training Loss* Dan *Validation Loss*



Gambar 7. Training Accuracy dan Validation Accuracy

Dari analisis grafik pada gambar 6 *training loss* tertinggi yaitu 0.0180 pada epochs ke 0.0 dan terendah 0.010 pada epochs 19.0, kemudian untuk grafik *validation loss* tertinggi 0.075 pada epochs 7.5, terendah 0.030 pada epochs 10.0.

Dari analisis grafik pada gambar 7 *training accuracy* tertinggi di angka 100 dengan epochs 20.0, terendah pada epochs 3.0 di angka 96.8 dan untuk *validation accuracy* tertinggi 100 pada epochs 8.0, terendah pada epochs 16.0 di angka 97.3.

2. Evaluasi

Untuk mengevaluasi digunakan *Confusion matrix*, dengan rumus sebagai berikut (Davis and Goadrich 2006)

		Actual Values	
		Positive (1)	Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

Gambar 8. Confusion matrix

True Positive (TP)

True Negative (TN)

False Positive (FP)

False Negatif (FN)

Akurasi = $(TP + TN) / (TP + FP + FN + TN)$ (1)

Precision = $(TP) / (TP + FP)$ (2)

Recall = $(TP) / (TP + FN)$ (3)

F1 Score = $2 * (Recall * Precision) / (Recall + Precision)$ (4)

Tabel 2. Hasil Akurasi, *Recall*, *Precision*, *F1-Score*, *Support* Dari Training Face Mask Detection

Nama	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>f1-score</i>	<i>Support</i>
With mask	0.97	0.99	0.98	138
Without mask	0.99	0.97	0.98	138
<i>Accuracy</i>			0.98	276
Macro avg	0.98	0.98	0.98	276
Weighted avg	0.98	0.98	0.98	276

Seperti yang terlihat pada Tabel 2, peneliti memperoleh 98% akurasi pada set pengujian.

4.4 Testing

OpenCV menyediakan dua fungsi untuk memfasilitasi preprocessing pada gambar yaitu `cv2.dnn.blobFromImage` dan `cv2.dnn.blobFromImages`, dimana Kedua fungsi ini melakukan pengurangan rata-rata, scaling, dan secara opsional bertukar saluran. Berikut langkah dalam pre-process yang ditangani oleh fungsi `blob From Image` OpenCV.

1. Mean subtraction

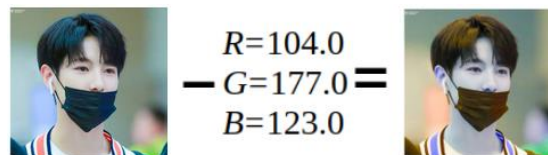
Yaitu merubah ukuran gambar menjadi 300×300 piksel dengan pengurangan rata - rata (μ), $R=104.0$, $G=177.0$, and $B=123.0$. Dimana R (red), G (green) dan B (blue), Dengan rumus sebagai berikut (Rosebrock Adrian, 2017).

$$R = R - \mu R$$

$$G = G - \mu G$$

$$B = B - \mu B \dots \dots \dots (5)$$

Pengurangan rata – rata dapat di lihat pada gambar 7 berikut.



Gambar 9. Pengurangan rata – rata

Gambar 9. Representasi visual pengurangan rata-rata di mana rata-rata RGB (tengah) telah dihitung dari kumpulan data gambar dan dikurangi dari gambar asli (kiri) yang menghasilkan gambar output (kanan).

2. Scaling factor, σ , yang menambahkan dalam normalisasi dengan rumus sebagai berikut:

$$R = (R - \mu R) / \sigma$$

$$G = (G - \mu G) / \sigma$$

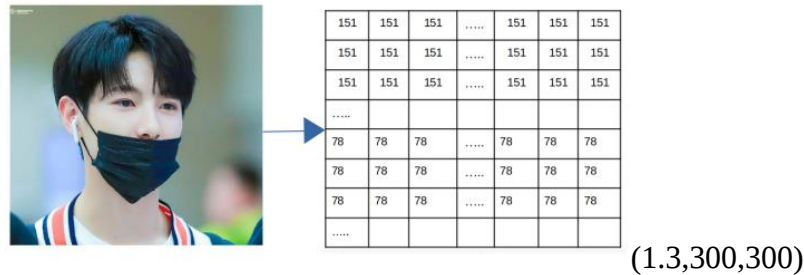
$$B = (B - \mu B) / \sigma$$

$$\sigma = \text{Standard deviation} \dots \dots \dots (6)$$

Berikut fungsi yang digunakan `blob = cv2.dnn.blobFromImage(image, scalefactor=1.0, size, mean, swapRB=True)`.

3. OpenCV's `blobFromImage` function

`BlobFromImage` menciptakan 4-dimensional blob dari gambar. Secara opsional mengubah ukuran (*resizes*) and crops image from center, subtract mean values, scales values by *scalefactor*, swap *Blue* and *Red* channels. Berikut hasil penggunaan fungsi `blob` yang ditunjukkan pada gambar 7 berikut.



Gambar 10. Dimensi blob yang dihasilkan dari blob From Image

Dari proses tersebut tuple yang dihasilkan memiliki format (num_images=1, num_channels=3, width=300, height=300). Hasil ditunjukkan pada gambar 9 berikut.

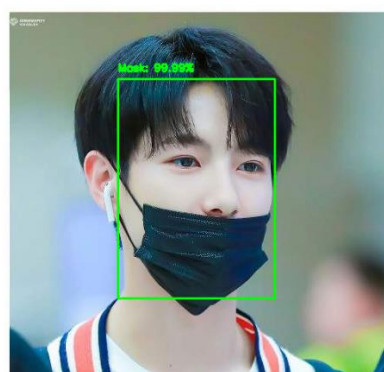
0	1	0.99819726		0.27722836	0.64010775	0.64397085
0	1	0.1225033		4.0074463	4.8407373	4.9870415
0	1	0.11753332		4.009665	0.8307079	4.9888606
0	0	0		0	0	0
0	0	0		0	0	0
0	0	0		0	0	0

Gambar 11. Area deteksi wajah

Pada gambar 11 area deteksi wajah ditandai dengan warna hitam dan yang berwarna putih artinya bukan merupakan area wajah.

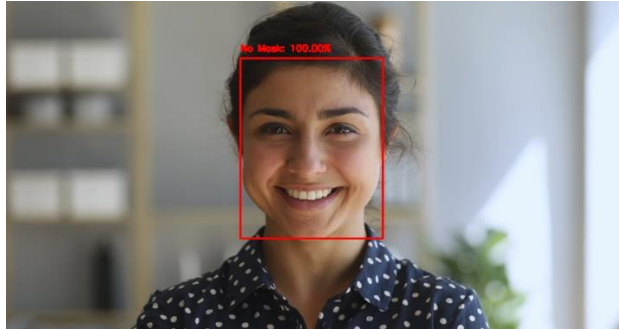
4. Face Region of Interest (ROI)

Model *MaskNet* dengan cara ekstrak *face ROI* via *NumPy*, kemudian Pre-proses ROI dengan cara yang sama seperti yang dilakukan selama pelatihan, lakukan deteksi masker untuk memprediksi *with mask* atau *without mask*. Dari sini, dibuat anotasi dan untuk menampilkan hasil. Dengan menentukan label kelas berdasarkan probabilitas yang dikembalikan oleh model detektor masker dan menetapkan warna terkait untuk anotasi. Warna akan menjadi "hijau" untuk *with mask* dan "merah" untuk *without mask*. kemudian menggambar label teks (termasuk kelas dan probabilitas), serta persegi panjang kotak batas untuk wajah. Hasil dari deteksi masker wajah COVID-19 ditunjukkan pada gambar 12.



Gambar 12. Output deteksi face mask Deep Neural Network dan Tensorflow

Gambar 12 menunjukkan sebuah foto dengan mengenakan masker wajah dan sistem telah berhasil melabeli gambar sebagai “Mask” dengan benar untuk wajah tersebut dan menghasilkan akurasi 99,99%. Dan juga dilakukan pengujian terhadap foto (foto yang dijadikan testing yaitu foto yang di develop by google) dengan wajah tanpa masker yang ditunjukkan pada gambar 11 berikut.



Gambar 13. Output deteksi No mask
Deep Neural Network dan Tensorflow

Pada gambar 13 memperlihatkan deteksi wajah tanpa masker dengan benar melabeli gambar tersebut sebagai “No mask” dengan akurasi 100,00%.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Pengenalan deteksi masker wajah menggunakan *Deep Neural Network* dan *TensorFlow* yang dilatih dan di uji pada dataset untuk membuat deteksi masker wajah. Peneliti melatih model dua kelas yaitu orang yang mengenakan masker dan orang-orang yang tidak mengenakan masker, hasil dari proses pelatihan mendapatkan akurasi 98%. pengujian mendapatkan 99.99% untuk wajah dengan label “Mask”, 100% untuk wajah dengan label “No mask”.

5.2 Saran

1. Perlu dilakukan pengujian terhadap data yang bervariasi untuk penelitian selanjutnya agar mengetahui apakah metode masih baik untuk digunakan.
2. Perlu dilakukan perbandingan antara algoritma untuk mengetahui mana algoritma yang terbaik.

DAFTAR PUSTAKA

- Adege, Abebe Belay, Hsin Piao Lin, Getaneh Berie Tarekegn, and Shiann Shiun Jeng. 2018. “Applying Deep Neural Network (DNN) for Robust Indoor Localization in Multi-Building Environment.” *Applied Sciences (Switzerland)* 8(7): 1–14.
- Agarwal, Sonali et al. 2020. “Unleashing the Power of Disruptive and Emerging Technologies amid COVID-19: A Detailed Review.” <http://arxiv.org/abs/2005.11507>.
- Anwar, Aqeel, and Arijit Raychowdhury. 2020. “Masked Face Recognition for Secure Authentication.” : 1–8. <http://arxiv.org/abs/2008.11104>.
- Damale, Radhika C., and Bazeshree V. Pathak. 2019. “Face Recognition Based Attendance System Using Machine Learning Algorithms.” In *Proceedings of the 2nd International Conference on Intelligent Computing and Control Systems, ICICCS 2018*,.

- Davis, Jesse, and Mark Goadrich. 2006. "The Relationship between *Precision-Recall* and ROC Curves." In *ACM International Conference Proceeding Series*,.
- Feng, Shuo et al. 2020. "Rational Use of Face Masks in the COVID-19 Pandemic." *The Lancet Respiratory Medicine*.
- Guillermo, Marielet et al. 2020. "COVID-19 Risk Assessment through Multiple Face Mask Detection Using MobileNetV2 DNN." *The 9th International Symposium on Computational Intelligence and Industrial Applications (ISCIIA2020)*.
- Jignesh Chowdary, G., Narinder Singh Punn, Sanjay Kumar Sonbhadra, and Sonali Agarwal. 2020. "Face Mask Detection Using Transfer Learning of InceptionV3." In *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*,.
- Liu, Weibo et al. 2017. "A Survey of Deep Neural Network Architectures and Their Applications." *Neurocomputing* 234(November 2016): 11–26. <http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2016.12.038>.
- Loey, Mohamed, Gunasekaran Manogaran, Mohamed Hamed N. Taha, and Nour Eldeen M. Khalifa. 2021. "A Hybrid Deep Transfer Learning Model with Machine Learning Methods for Face Mask Detection in the Era of the COVID-19 Pandemic." *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*.
- Militante, Sammy V., and Nanette V. Dionisio. 2020. "Real-Time Facemask Recognition with Alarm System Using Deep Learning." In *2020 11th IEEE Control and System Graduate Research Colloquium, ICSGRC 2020 - Proceedings*,.