

Pengembangan Algoritma *Convolutional Neural Network* pada Sistem Klasifikasi Penggunaan Masker

Radimas Putra Muhammad Davi Labib¹⁾, Aryuanto Soetedjo²⁾, Muhammad Suriansyah³⁾

^{1),2),3)} Teknik Elektro S-1, Institut Teknologi Nasional Malang
Jl. Raya Karanglo KM. 2, Malang
Email : radimas@lecturer.itn.ac.id

Abstrak. COVID-19 menjadi salah satu pandemi global yang bertanggung jawab atas tingginya angka kematian dan penurunan stabilitas ekonomi selama dua tahun terakhir. Salah satu upaya yang dapat dilakukan untuk mencegah penyebaran virus penyebab pandemi tersebut adalah dengan memakai masker saat berada di tempat umum. Namun dalam kenyataan di lapangan, masih banyak orang yang memakai masker dengan cara yang salah dan bahkan ada yang tidak memakai masker saat berada di tempat umum. Dari permasalahan tersebut, dibutuhkan suatu sistem klasifikasi yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi penggunaan masker berbasis citra. Dalam artikel ini, dijelaskan suatu penelitian mengenai pengembangan algoritma pengolahan citra yang dipadukan dengan pembelajaran mesin berbasis jaringan syaraf tiruan mendalam untuk proses klasifikasi penggunaan masker. Model dari jaringan syaraf tiruan mendalam yang digunakan adalah LeNet. Dalam proses pembelajaran mesin digunakan dataset sebanyak 400 gambar yang dibagi menjadi 240 gambar untuk kebutuhan training dan 160 gambar untuk kebutuhan validasi. Penelitian ini menghasilkan sistem klasifikasi penggunaan masker dengan tingkat akurasi sebesar 98,75%.

Katakunci: COVID-19, klasifikasi, masker, pembelajaran mesin .

1. Pendahuluan

1.1. Latar Belakang

Pandemi COVID-19 yang terjadi mulai akhir tahun 2019 tidak hanya menyebabkan peningkatan angka kematian, namun juga menyebabkan krisis ekonomi dalam lingkup global. Kasus pertama ditemukan pada bulan Desember 2019 di kota Wuhan, provinsi Hubei, China[1]. Pandemi ini disebabkan oleh virus corona jenis baru yaitu SARS-CoV-2 yang dapat menyebar secara masif dalam waktu singkat[2]. Upaya pencegahan penyebaran dari virus corona dapat dilakukan dengan cara vaksinasi dan penerapan protokol kesehatan[3]. Vaksinasi dilakukan untuk membentuk antibodi yang dapat menekan pertumbuhan virus di dalam tubuh. Protokol kesehatan diterapkan di tempat umum dengan cara menjaga jarak, sering mencuci tangan, dan menggunakan masker[4], [5].

Penggunaan masker di tempat umum dapat mencegah penyebaran virus corona melalui udara[6]. Dalam kenyataannya masih banyak orang yang memakai masker secara tidak benar atau bahkan tidak menggunakan masker saat berada di tempat umum. Hal tersebut menyebabkan protokol kesehatan yang dianjurkan tidak efektif dan tingkat penularan dari virus corona menjadi tinggi. Dari permasalahan tersebut dibutuhkan suatu sistem yang dapat mengklasifikasikan tingkat kebenaran dalam pemakaian masker, sehingga dapat memberi peringatan jika penggunaan maskernya tidak tepat.

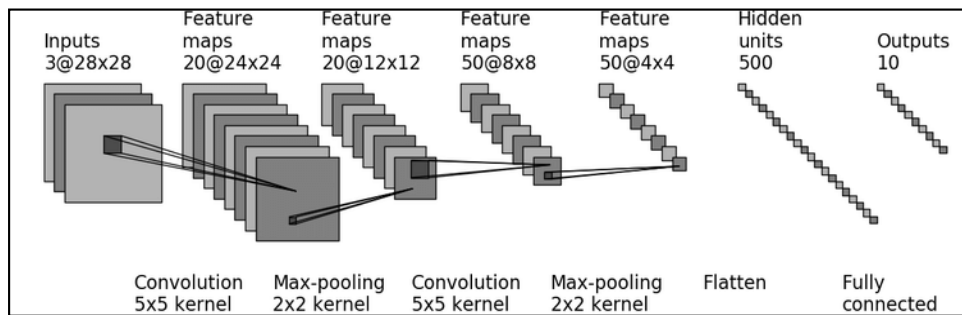
Dalam penelitian sebelumnya, telah dibangun sistem klasifikasi penggunaan masker menggunakan metode *Haar Cascade Classifier*[7]. Sistem klasifikasi tersebut bekerja dengan cara mendeteksi dua fitur wajah yaitu hidung dan bibir. Jika salah satu atau kedua fitur tersebut terdeteksi, maka disimpulkan bahwa masker sedang tidak dipakai dengan benar. Sistem tersebut memiliki tingkat akurasi sebesar 88,89% dan mampu dijalankan pada perangkat *low-cost*. Kekurangan utama dari sistem tersebut adalah keterbatasan dalam membedakan bahwa hidung dan bibir sedang tertutup oleh masker atau tertutup oleh objek lain seperti tangan.

Dalam artikel ini dibahas mengenai penyempurnaan dari sistem yang sebelumnya telah dibangun untuk mendapatkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dan memperbaiki kekurangan yang telah disebutkan. Pengembangan tersebut meliputi perombakan algoritma klasifikasi menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan struktur jaringan LeNet untuk memberikan tingkat

komputasi rendah namun memiliki akurasi yang cukup tinggi, sehingga dapat ditanamkan pada perangkat *low-cost*.

1.2. LeNet

Struktur jaringan LeNet merupakan salah satu model dari CNN yang awalnya digunakan sebagai sistem klasifikasi tulisan tangan berbasis citra[8]. Dalam pengembangannya, struktur jaringan LeNet juga dapat digunakan sebagai sistem klasifikasi berbagai objek seperti penyakit, jenis bau, dan juga tingkat maturitas katarak[9]–[12]. Struktur jaringan ini terdiri dari lapisan konvolusi, lapisan *pooling*, dan lapisan *fully-connected*[13]–[16]. Secara umum struktur jaringan LeNet ditunjukkan pada gambar 1.



Gambar 1. Struktur Jaringan LeNet

Struktur jaringan LeNet dibangun dengan tujuh lapisan jaringan syaraf tiruan. Lapisan pertama adalah input yang berisikan matriks gambar dengan tiga kanal yang mewakili warna dasar *Red Green Blue* (RGB). Lapisan kedua adalah peta fitur berukuran 24 x 24 pixel dengan kedalaman 20 kanal yang merupakan hasil konvolusi dari lapisan pertama. Lapisan ketiga adalah peta fitur berukuran 12 x 12 pixel dengan kedalaman 20 kanal yang merupakan hasil *max pooling* dari lapisan kedua. Lapisan keempat adalah peta fitur berukuran 8 x 8 pixel dengan kedalaman 50 yang merupakan hasil konvolusi dari lapisan ketiga. Lapisan kelima adalah peta fitur berukuran 4 x 4 pixel dengan kedalaman 50 yang merupakan hasil *max pooling* dari lapisan keempat. Dalam lapisan kedua hingga lapisan kelima terjadi proses ekstraksi fitur. Kemudian dilakukan proses *flatten* terhadap peta fitur pada lapisan kelima sehingga menghasilkan 500 *hidden units* pada lapisan keenam. Dan proses terakhir adalah *fully connected* untuk mendapatkan hasil prediksi yang akan ditampilkan pada lapisan ketujuh.

1.3. Dataset

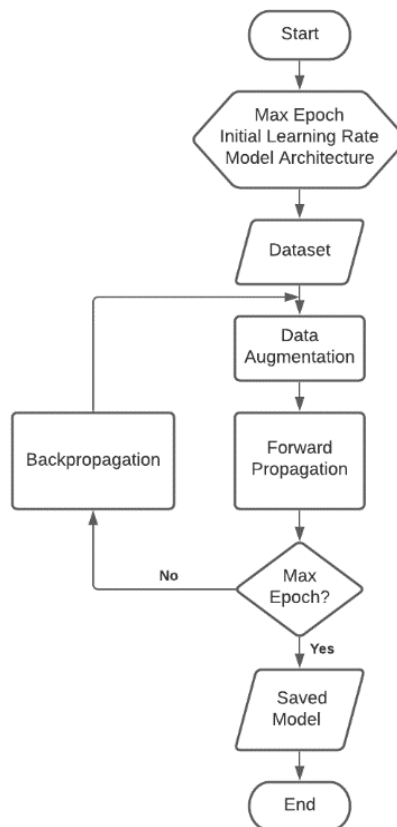
Dataset merupakan sekumpulan data yang digunakan dalam proses pembelajaran mesin pada sistem jaringan syaraf tiruan[17]. Dalam penelitian ini digunakan *dataset* sebanyak 400 gambar dengan rincian 200 gambar data positif dan 200 gambar data negatif. Data positif terdiri dari gambar berbagai wajah dengan penggunaan masker yang benar. Sedangkan data negatif terdiri dari gambar berbagai wajah dengan penggunaan masker yang salah dan juga gambar berbagai wajah tanpa menggunakan masker. *Dataset* didapatkan dengan proses *capture* secara manual menggunakan kamera *webcam internal* dari laptop. Jumlah dari *dataset* ini dibagi menjadi 60% untuk keperluan pembelajaran mesin dan 40% untuk keperluan validasi. Beberapa dari dataset dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Dataset: a) Data Negatif, b) Data Positif

1.4. Pembelajaran Mesin

Jaringan syaraf tiruan dirancang untuk menirukan kerja otak manusia melalui kombinasi dari input data, bobot, dan bias[18]. Elemen-elemen tersebut bekerja sama untuk mengenali, mengkasifikasi, dan mendeskripsikan objek secara akurat. Jaringan syaraf mendalam terdiri dari beberapa lapisan node yang saling berhubungan. Model jaringan syaraf tiruan membutuhkan proses pembelajaran berdasarkan dataset yang telah disiapkan untuk mendapatkan hasil prediksi yang diinginkan. Tahapan pembelajaran mesin dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 3. Tahapan Pembelajaran Mesin

Tahapan pertama adalah inisialisasi *max epoch*, *learning rate*, dan model dari jaringan LeNet yang akan digunakan dalam *training* jaringan syaraf tiruan. Tahapan kedua adalah menyiapkan *dataset* dengan cara memuatnya dari memori. Tahapan berikutnya adalah *training* jaringan syaraf tiruan yang terdiri dari tiga proses antara lain augmentasi data, *forward propagation*, dan *backpropagation*. Tahapan *training* dilakukan sebanyak *max epoch* yang ditentukan pada tahapan pertama. Hasil *training* model jaringan syaraf tiruan akan disimpan ke dalam memori. Algoritma pembelajaran mesin dibangun menggunakan bahasa pemrograman Python yang dipadukan dengan pustaka sumber terbuka Tensorflow.

2. Pembahasan

2.1. Hasil Pembelajaran Mesin Model Jaringan LeNet

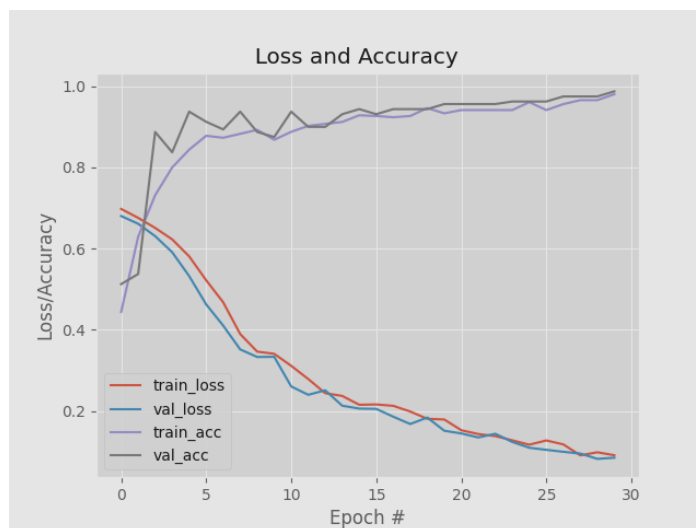
Pembelajaran mesin dilakukan dengan jumlah *epoch* sebanyak 30 kali dan *learning rate* sebesar 0,0002. Dataset yang dibagi menjadi 240 gambar untuk kebutuhan *training* dan 160 gambar untuk kebutuhan validasi. Proses tersebut menghasilkan model jaringan syaraf tiruan dengan akurasi *training* sebesar 98,05% dan akurasi validasi sebesar 98,75%. Hasil pembelajaran mesin dapat dilihat pada gambar 4. Sedangkan proses pembelajaran mesin pada setiap *epoch* ditunjukkan pada gambar 5.

```

Command Prompt
6/6 [=====] - 0s 25ms/step - loss: 0.1276 - accuracy: 0.9415 - val_loss: 0.1236 ^
- val_accuracy: 0.9625
Epoch 25/30
6/6 [=====] - 0s 25ms/step - loss: 0.1168 - accuracy: 0.9610 - val_loss: 0.1093
- val_accuracy: 0.9625
Epoch 26/30
6/6 [=====] - 0s 25ms/step - loss: 0.1273 - accuracy: 0.9415 - val_loss: 0.1042
- val_accuracy: 0.9625
Epoch 27/30
6/6 [=====] - 0s 25ms/step - loss: 0.1176 - accuracy: 0.9561 - val_loss: 0.0993
- val_accuracy: 0.9750
Epoch 28/30
6/6 [=====] - 0s 28ms/step - loss: 0.0906 - accuracy: 0.9659 - val_loss: 0.0950
- val_accuracy: 0.9750
Epoch 29/30
6/6 [=====] - 0s 25ms/step - loss: 0.0981 - accuracy: 0.9659 - val_loss: 0.0819
- val_accuracy: 0.9750
Epoch 30/30
6/6 [=====] - 0s 25ms/step - loss: 0.0908 - accuracy: 0.9805 - val_loss: 0.0848
- val_accuracy: 0.9875
[INFO] serializing network . . .
    
```

Gambar 4. Hasil Pembelajaran Mesin

Dari hasil tersebut membuktikan bahwa sistem klasifikasi yang dibuat menggunakan struktur jaringan LeNet dapat digunakan untuk mengidentifikasi penggunaan masker yang baik dan benar. Sistem ini juga memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang memiliki tingkat akurasi sebesar 88,89%.



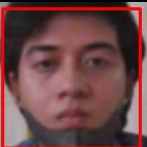
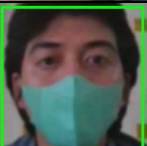
Gambar 5. Proses Pembelajaran Mesin

Dalam proses pembelajaran mesin terlihat bahwa setiap *epoch* pembelajaran terjadi perubahan nilai akurasi *training* dan validasi. Pada gambar 5 terlihat bahwa nilai akurasi tersebut semakin membaik dan nilai *loss* semakin menurun. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model jaringan syaraf tiruan yang telah dibangun memiliki kualitas klasifikasi yang baik karena tidak terjadi *under fitting* maupun *over fitting* pada saat pembelajaran mesin.

2.2. Hasil Klasifikasi

Pengujian sistem dilakukan dengan cara mengaplikasikan algoritma pengolahan citra yang dipadukan dengan model jaringan LeNet yang telah dibangun. Input berupa gambar statis dari wajah dengan berbagai kondisi penggunaan masker. Hasil pengujian dari sistem klasifikasi penggunaan masker dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengujian Sistem Klasifikasi

No	Input	Keadaan	Hasil Klasifikasi
1		Tidak memakai masker	Tidak mematuhi protokol kesehatan
2		Menutupi hidung dan bibir dengan tangan	Tidak mematuhi protokol kesehatan
3		Menutupi hidung dan bibir dengan tangan	Tidak mematuhi protokol kesehatan
4		Memakai masker dengan benar	Mematuhi protokol kesehatan
5		Memakai masker dengan benar	Mematuhi protokol kesehatan
6		Masker tidak menutupi hidung	Tidak mematuhi protokol kesehatan
7		Masker tidak menutupi hidung dan bibir	Tidak mematuhi protokol kesehatan
8		Masker tidak menutupi hidung	Tidak mematuhi protokol kesehatan
9		Masker tidak menutupi hidung dan bibir	Tidak mematuhi protokol kesehatan
10		Menutupi hidung dan bibir dengan tangan	Tidak mematuhi protokol kesehatan
11		Memakai masker dengan benar	Mematuhi protokol kesehatan

12		Memakai masker dengan benar	Mematuhi protokol kesehatan
----	---	-----------------------------	-----------------------------

Hasil yang telah dipaparkan menunjukkan bahwa sistem klasifikasi yang dibangun dapat memberikan kinerja yang optimal. Sistem dapat mengenali bahwa masker telah digunakan dengan baik atau tidak, sistem juga dapat membedakan bahwa hidung dan bibir sedang tertutup oleh masker atau hanya tertutup oleh tangan.

3. Simpulan

Algoritma klasifikasi penggunaan masker berbasis citra yang telah dibangun dapat bekerja secara optimal dengan tingkat akurasi validasi sebesar 98,75%. Selain itu sistem juga mampu membedakan objek yang sedang menutupi hidung dan bibir. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa pengembangan algoritma yang telah dilakukan dapat memperbaiki kekurangan dari penelitian sebelumnya.

Ucapan Terima Kasih

Segenap ucapan terimakasih kepada Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (LPPM) Institut Teknologi Nasional Malang yang telah membiayai penelitian ini.

Daftar Pustaka

- [1] Y. C. Wu, C. S. Chen, and Y. J. Chan, "The outbreak of COVID-19: An overview," *J. Chinese Med. Assoc.*, vol. 83, no. 3, pp. 217–220, 2020, doi: 10.1097/JCMA.0000000000000270.
- [2] S. Annas, M. Isbar Pratama, M. Rifandi, W. Sanusi, and S. Side, "Stability analysis and numerical simulation of SEIR model for pandemic COVID-19 spread in Indonesia," *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 139, 2020, doi: 10.1016/j.chaos.2020.110072.
- [3] S. Manigandan, M. T. Wu, V. K. Ponnusamy, V. B. Raghavendra, A. Pugazhendhi, and K. Brindhadevi, "A systematic review on recent trends in transmission, diagnosis, prevention and imaging features of COVID-19," *Process Biochem.*, vol. 98, no. August, pp. 233–240, 2020, doi: 10.1016/j.procbio.2020.08.016.
- [4] D. K. Chu *et al.*, "Physical distancing, face masks, and eye protection to prevent person-to-person transmission of SARS-CoV-2 and COVID-19: a systematic review and meta-analysis," *Lancet*, vol. 395, no. 10242, pp. 1973–1987, 2020, doi: 10.1016/S0140-6736(20)31142-9.
- [5] W. Lyu and G. L. Wehby, "Community use of face masks and COVID-19: Evidence from a natural experiment of state mandates in the US," *Health Affairs*, vol. 39, no. 8, pp. 1419–1425, 2020, doi: 10.1377/hlthaff.2020.00818.
- [6] S. Feng, C. Shen, N. Xia, W. Song, M. Fan, and B. J. Cowling, "Rational use of face masks in the COVID-19 pandemic," *Lancet Respir. Med.*, vol. 8, no. 5, pp. 434–436, 2020, doi: 10.1016/S2213-2600(20)30134-X.
- [7] R. P. M. D. Labib, S. Hadi, and P. D. Widayaka, "Low Cost System for Face Mask Detection Based Haar Cascade Classifier Method," *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 21, no. 1, pp. 21–30, 2021, doi: 10.30812/matrik.v21i1.1187.
- [8] A. El Sawy, H. El-Bakry, and M. Loey, "CNN for handwritten arabic digits recognition based on LeNet-5," *Adv. Intell. Syst. Comput.*, vol. 533, pp. 565–575, 2017, doi: 10.1007/978-3-319-48308-5_54.
- [9] G. Wei, G. Li, J. Zhao, and A. He, "Development of a LeNet-5 gas identification CNN structure for electronic noses," *Sensors (Switzerland)*, vol. 19, no. 1, 2019, doi: 10.3390/s19010217.
- [10] T. Wang, C. Lu, G. Shen, and F. Hong, "Sleep apnea detection from a single-lead ECG signal with automatic feature-extraction through a modified LeNet-5 convolutional neural network," *PeerJ*, vol. 2019, no. 9, pp. 1–17, 2019, doi: 10.7717/peerj.7731.
- [11] D. Rongshi and T. Yongming, "Accelerator Implementation of Lenet-5 Convolution Neural Network Based on FPGA with HLS," *2019 3rd Int. Conf. Circuits, Syst. Simulation, ICCSS 2019*,

- pp. 64–67, 2019, doi: 10.1109/CIRSYSSIM.2019.8935599.
- [12] R. P. M. D. Labib, S. Hadi, P. D. Widayaka, and I. Suryani, “Convolutional Neural Network for Cataract Maturity Classification Based on LeNet,” vol. 5, no. 2, pp. 97–106, 2022.
 - [13] D. Bau, J. Y. Zhu, H. Strobelt, A. Lapedriza, B. Zhou, and A. Torralba, “Understanding the role of individual units in a deep neural network,” *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.*, vol. 117, no. 48, pp. 30071–30078, 2020, doi: 10.1073/pnas.1907375117.
 - [14] S. Albawi, T. A. M. Mohammed, and S. Alzawi, “Layers of a Convolutional Neural Network,” *Ieee*, p. 16, 2017.
 - [15] H. Gholamalinezhad and H. Khosravi, “Pooling Methods in Deep Neural Networks, a Review,” 2020, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2009.07485>.
 - [16] S. Kanai, Y. Yamanaka, Y. Fujiwara, and S. Adachi, “SigsofTmax: Reanalysis of the softmax bottleneck,” *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, vol. 2018-Decem, no. NeurIPS, pp. 286–296, 2018.
 - [17] G. Liu and J. Guo, “Bidirectional LSTM with attention mechanism and convolutional layer for text classification,” *Neurocomputing*, vol. 337, pp. 325–338, 2019, doi: 10.1016/j.neucom.2019.01.078.
 - [18] A. F. Agarap, “Deep Learning using Rectified Linear Units (ReLU),” no. 1, pp. 2–8, 2018, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1803.08375>.
- ,