



# JITE (Journal of Informatics and Telecommunication Engineering)

Available online <http://ojs.uma.ac.id/index.php/jite> DOI: 10.31289/jite.v6i2.8128

Received: 30 September 2022

Accepted: 17 January 2023

Published: 25 January 2023

## Optimization of Faster R-CNN to Detect SNI Masks at Mandatory Mask Doors

Marah Doly Nasution<sup>1)</sup>\*, Al-Khowarizmi<sup>2)</sup> & Halim Maulana<sup>3)</sup>

1) Department of Mathematic Education, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, Indonesia

2) Department of Information Technology, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, Indonesia

3) Department of Information System, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, Indonesia

\*Corresponding Email: [marahdoli@umsu.ac.id](mailto:marahdoli@umsu.ac.id)

### Abstrak

Dalam mempersiapkan masa endemik covid-19 setiap Instansi Pemerintahan dan swasta akan diwajibkan dengan aturan baru oleh pemerintah, dimana setiap orang wajib menggunakan masker dan melakukan physical distancing pada saat keluar rumah untuk beraktifitas. Hal ini merupakan salah satu kebiasaan baru yang akan dibiasakan ke masyarakat oleh pemerintah di tahun 2022 dan tahun berikutnya. Dikarenakan mudahnya penularan virus Covid-19 oleh karena itu pemilihan masker SNI sangat dianjurkan. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan jenis masker SNI dan tidak SNI sehingga dengan adanya sistem pengawasan cluster masker SNI ini dapat meningkatkan keamanan pada lokasi-lokasi yang mengharuskan penggunaan wajib masker seperti pada sekolah-sekolah dan masker yang digunakan dapat berfungsi efektif mencegah penyebaran dan penularan Covid-19. Dari dataset yang diambil sebanyak 100 gambar secara random pada pengguna masker SNI dan tidak SNI. Dimana jenis masker yang SNI telah dilakukan pembelajaran pada masker Duckbil, KN-45, Surgical Mask 2 ply, dan Bedah 3 ply termasuk dalam masker SNI dan pada masker kain tidak termasuk dalam masker SNI pada pengambilan dengan jarak 0,5 meter, 1 meter, 1,5 meter dan 2 meter dari perangkat mobile. Terlihat pada masker SNI pada jarak 0,5 meter mencapai akurasi sebesar 100%, jarak 1 meter meraih akurasi 100%, pada jarak 1,5 meter meraih akurasi pada 95% dan pada jarak 2 meter meraih akurasi 90%. Sedangkan pada masker tidak SNI pada jarak 0,5 meter mencapai akurasi sebesar 100%, jarak 1 meter meraih akurasi 100%, pada jarak 1,5 meter meraih akurasi pada 95% dan pada jarak 2 meter meraih akurasi 90%.

**Kata Kunci:** Optimalisasi, Faster RCNN, Masker.

### Abstract

*In preparing for the COVID-19 endemic period, every government and private agency will be required to comply with new rules by the government, where everyone is required to wear a mask and perform physical distancing when leaving the house for activities. This is one of the new habits that will be familiarized to the public by the government in 2022 and the following year. Due to the easy transmission of the Covid-19 virus, the selection of SNI masks is highly recommended. The purpose of this study was to classify the types of SNI and non-SNI masks so that the presence of this SNI mask cluster monitoring system could increase security in locations that require the mandatory use of masks such as in schools and the masks used can function effectively to prevent the spread and transmission of Covid -19.. From the dataset, 100 pictures were taken randomly on SNI and non-SNI mask users. Where the types of masks that are SNI have been studied on Duckbil masks, KN-45, Surgical Mask 2 ply, and Surgical 3 ply are included in SNI masks and cloth masks are not included in SNI masks at a distance of 0.5 meters, 1 meter, 1.5 meters and 2 meters from the mobile device. It can be seen on the SNI mask at a distance of 0.5 meters achieving 100% accuracy, a distance of 1 meter achieving 100% accuracy, at a distance of 1.5 meters achieving an accuracy of 95% and at a distance of 2 meters achieving 90% accuracy. Whereas non-SNI masks at a distance of 0.5 meters achieve 100% accuracy, a distance of 1 meter achieves 100% accuracy, at a distance of 1.5 meters achieves an accuracy of 95% and at a distance of 2 meters achieves an accuracy of 90%.*

**Keywords:** Optimization, Faster RCNN, Mask.

**How to Cite:** Nasution, M. D., Al-Khowarizmi, A.-K., & Maulana, H. (2023). Optimization of Faster R-CNN to Detect SNI Masks at Mandatory Mask Doors. *JITE (Journal Of Informatics And Telecommunication Engineering)*, 6(2), 602-611.

## I. PENDAHULUAN

Penggunaan masker saat ini merupakan hal yang wajib ditaati dalam melakukan aktivitas baik itu oleh karyawan, mahasiswa dan masyarakat (Lo Moro et al., 2020). peraturan penggunaan masker diberlakukan oleh pemerintah seiring dengan adanya virus Covid-19 yang melanda Indonesia (Sulistyawati et al., 2021). Masker menjadi barang wajib pada masa adaptasi kebiasaan baru akibat pandemi virus (Kahar et al., 2020). penggunaan masker secara disiplin dipercaya mampu menekan tingkat penyebaran virus Covid-19 (Anand et al., 2021). Pada pandemi banyak jenis masker yang dijual bebas dipasaran mulai dari masker yang memiliki SNI ataupun tidak memiliki SNI sehingga sulitnya pemerintah mengurangi penyebaran Covid-19 (Nurahmadi et al., 2022). Oleh karena itu perlunya prototipe dalam melakukan deteksi masker yang memiliki SNI ataupun tidak dengan maksud agar dapat meminimalisir penularan Covid-19 dan mendukung penerapan kehidupan normal baru yang sekarang sedang berjalan sekaligus mengingatkan pentingnya penggunaan masker (Forouzandeh et al., 2021).

Dalam melakukan pengenalan pada masker SNI tentunya melibatkan beberapa teknik seperti Digital Image Processing dan Neural Network. Digital Image Processing termasuk dalam bidang ilmu yang mempelajari tentang bagaimana suatu citra itu dibentuk, diolah, dan dianalisis sehingga mampu menghasilkan informasi yang dapat dipahami oleh manusia (Al-Khowarizmi & Suherman, 2021)(Aaron & Chew, 2021)(Herrera-Pereda et al., 2021). Pada dasarnya Digital Image Processing menghasilkan fungsi dari intensitas cahaya yang direpresentasikan dalam dua dimensi (Syah & Al-Khowarizmi, 2021). Setiap citra dari dunia nyata memiliki berbagai karakteristik yang juga terdiri dari berbagai pengetahuan (Khowarizmi et al., 2020). Untuk itu citra perlu diklasifikasi untuk agar dikenali dan dipahami oleh komputer dengan cepat hal tersebut masuk kedalam ranah neural network (Lubis et al., 2021)(Suherman et al., 2020). Sementara itu banyak metode dalam digital image processing untuk menjelaskan data dari suatu gambar dengan menerapkan komputer vision untuk menjelaskan data baik manufaktur, medical, pertanian dan lain-lain yang akan dipelajari komputer sebagai pengetahuan komputer (Sarker, 2021)

Dari berbagai penelitian yang telah dikembangkan dengan menggunakan algoritma Faster Regional Convolutional Neural Network (Faster R-CNN) maka timbul ketertarikan dalam melakukan penelitian dengan pengembangan model Faster R-CNN. Dimana Faster R-CNN yang merupakan suatu metode dari object detection yang mampu mendeteksi suatu objek yang ditangkap oleh kamera (Gavrilescu et al., 2018)(Chen et al., 2021)(Meng et al., 2018). Cara kerja dari protipe diawali dari proses pendeteksian oleh sistem apakah orang tersebut mengenakan masker atau tidak. Video deteksi ini akan dikirim ke server cloud (Julham et al., 2022). Sehingga orang yang tidak mengenakan masker akan terdeteksi dan tidak dapat memasuki ruang yang dirancang terintegrasi dengan pintu otomatis dengan penerapan internet of things (IoT). "Jadinya pintu hanya terbuka bagi yang memakai masker SNI guna untuk pengembangan penelitian ini.

## II. STUDI PUSTAKA

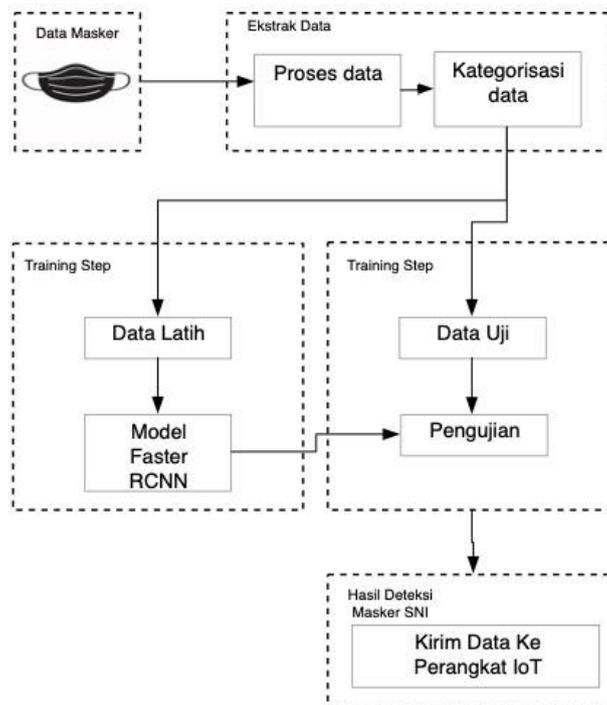
Pendeteksi masker merupakan masalah mendasar dan penting dalam computer vision saat ini karena pandemi virus Covid-19. pendeteksian masker merupakan tahap penting dalam menekan persebaran virus Covid-19 (Humam & Nishom, 2021). Tujuan pendeteksian masker adalah menentukan keberadaan posisi masker dalam video dan jika masker ditemukan maka posisi masker ditandai dengan bounding box (Fang et al., 2019). Ada banyak faktor yang memengaruhi pendeteksian masker SNI, yaitu kualitas video, posisi pengguna masker berbagai skala wajah dan occlusions (Budiman et al., 2021). Faster R-CNN merupakan algoritma deteksi objek berbasis wilayah terbaru yang menunjukkan hasil luar biasa pada berbagai deteksi objek (Bimanjaya et al., 2021). Saat ini penggunaan masker di tempat umum semakin meningkat penggunaan masker yang memiliki SNI sangat efektif dalam mengurangi penyebaran covid ditempat umum.

Penerapan pendeteksian telah banyak dilakukan pada penelitian seperti yang dilakukan oleh pustaka (Mou et al., 2019) yang melakukan deteksi terhadap gambar yang membuktikan bahwa metode deteksi target dilaut laut menggunakan Faster R-CNN menunjukkan kinerja deteksi yang lebih baik dalam akurasi dan keandalan dibandingkan dengan metode Faster R-CNN tradisional. Pada pustaka (Kafedziski et al., 2018) melakukan klasifikasi objek menggunakan Faster Region Convolutional Neural Network (Faster R-CNN) dengan sistem Ground Penetrating Radar (GPR) dihadirkan. Secara khusus, Faster R-CNN Inception-v2 dipilih, sebagai kompromi antara beban komputasi dan akurasi, dibandingkan dengan R-CNN Lebih Cepat lainnya. Pada pustaka (Zhu et al., 2016) melakukan pendeteksian buku dengan menerapkan Faster R-CNN hasil deteksi yang baik dalam hal kecepatan dan akurasi.

Melihat penelitian-penelitian sebelumnya belum ada yang melakukan optimalisasi algoritma faster CNN dalam melakukan pendeteksian masker SNI berbasis IOT oleh sebab itu dalam penelitian ini akan diusulkan model prototipe dalam melakukan deteksi masker SNI dengan melakukan optimalisasi terhadap algoritma Faster CNN. Diharapkan pada hasil akhir penelitian ini meningkatkan kemanan pada lokasi-lokasi yang mengharuskan penggunaan masker dan masker yang digunakan dapat berfungsi efektif mencegah penyebaran dan penularan Covid-19 dan masker yang digunakan sudah sesuai strandard menurut WHO.

### III. METODE PENELITIAN

Model yang akan digunakan pada sistem pengawasan cluster masker SNI yaitu dengan menerapkan model arsitektur dari faster R-CNN selanjutnya akan dilakukan evaluasi model yang paling optimal dalam deteksi objek menggunakan masker SNI sehingga sistem dapat berjalan optimal dengan persentase tingkat pengenalan 100%. Gambaran umum pendeteksian masker SNI menggunakan Faster R-CNN yang akan dibangun dapat dilihat pada general architecture pada gambar 1 dibawah ini:



Gambar 1. General Architecture

Pada gambar 1 terlihat untuk melakukan deteksi dengan optimalisasi pada metode faster RCNN dilakukan berdasarkan step berikut:

1. Melakukan pengambilan wajah dengan masker
2. Melakukan ekstraksi gambar dengan:
  - a. Melakukan proses data yaitu melaukan resizing citra menjadi ukuran 300 *pixel* x 300 *pixel*.
  - b. Melakukan kategorisasi data yaitu membagi menjadi data latih dan data uji. Adapun sempel data membagi data uji latih dan data uji dengan pedekatan statistik yaitu pendekatan slovin yang dihitung berdasarkan persamaan (1).

$$n = \frac{N}{1+Ne^2} \quad (1)$$

Dimana:

n = jumlah dataset yang dicari

N = ukuran dataset

e = nilai margin of error dari ukuran dataset

3. Melakukan deteksi masker dengan Faster RCNN pada training data
  - a. Input *neuron*
  - b. Melakukan convolution layer dengan mengkombinasikan dua buah deret angka yang menghasilkan deret angka ketiga
  - c. Mengukur fungsi aktivasi dengan ReLu  $f(x) = \max(x, 0)$ .

4. Melakukan deteksi masker dengan faster RCNN pada testing data
  - a. Input *neuron*
  - b. Melakukan convolution layer dengan mengkombinasikan dua buah deret angka yang menghasilkan deret angka ketiga
  - c. Mengukur fungsi aktivasi dengan ReLu  $f(x) = \max(x, 0)$ .
5. Setelah mendapatkan deteksi pada masker SNI dan masker tidak SNI hasil dikirim kepada perangkat IoT untuk pengembangan lebih lanjut

#### IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

ada penelitian akan menggunakan metode Faster R-CNN sebagai oprimasi dalam mendeteksi master yang SNI dan tidak SNI. Sebelum masuk dalam deep learning pada Faster RCNN maka terlebih dahulu mnelakukan pengumpulan data set agar dapat diuji coba pada perangkat IoT untuk pintu wajib masker. Sebagai metode dalam mendeteksi masker yang SNI dan tidak SNI, adapun pertama kali yang dilakukan yaitu pengambilan dataset yang diawali dengan persiapan pada kamera dari perangkat *mobile*. Untuk memulainya wajah menghadap kamera dengan menggunakan masker SNI dan tidak SNI lalu sistem nanti akan mendeteksi apakah masker tersebut sudah SNI atau belum dengan jarak pengambilan 0,5 meter, 1 meter, 1,5 meter dan 2 meter. Data set dalam penelitian ini berjumlah 100 orang dengan. Adapun pengambilan gambar dirangkum pada gambar 2 berikut ini.



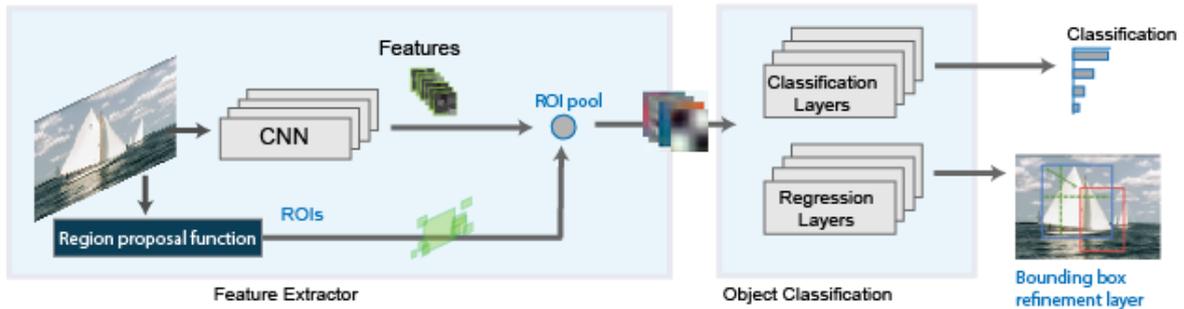
Gambar 2. Rangkuman Dataset pengguna masker

Dari gambar 2 terlihat pengambilan gambar pengguna masker yang selanjutnya akan dilakukan pembelajaran pada metode Faster RCNN.

##### A. Optimasi Faster R-CNN untuk Deteksi Masker SNI

Sekitar tahun 2010 deteksi objek tingkat dalam (deep learning) sangat diperlukan pada tingkat biasa (Meyer & Kusch, 2019). Ini lebih baik sebagai fitur sebagai deep convolutional yang mana jaringan syaraf tiruan yang paling baik dalam mempelajari fitur yang kuat dan tingkat tinggi. Bentuk pengenalan object ini lebih dikenal dengan region CNN (RCNN) (Liu et al., 2021). Era deep leaning memperkenalkan dua jenis model deteksi dua tahap dan deteksi satu tahap. RCNN mengekstrak satu set proposal objek dengan pencarian selektif. Setiap gambar diubah ukurannya menjadi ukuran gambar tetap untuk jaringan dan CNN yang telah dilatih sebelumnya untuk mengekstrak fitur gambar. Fitur-fitur ini kemudian dimasukkan ke

dalam pengklasifikasi seperti Support Vector Machine (SVM) (Muhathir & Al-Khowarizmi, 2020) untuk memprediksi keberadaan suatu objek dan kategorinya. Faster RCNN menggunakan gambar lengkap tidak seperti RCNN di mana hanya fitur dari wilayah yang diusulkan yang digunakan. RCNN cepat mencapai ini dengan menghasilkan wilayah yang diinginkan dari jaringan konvolusi dan menggunakan fitur ini untuk memasukkan ke dalam lapisan yang terhubung sepenuhnya, dengan menggunakan teknik regresi softmax selama pembuatan kotak pembatas untuk menekan beberapa prediksi objek. Adapun model Faster RCNN terlihat pada gambar 3.



Gambar 3. Model Faster RCNN (Gavrilescu et al., 2018)

Faster RCNN yang sebelumnya dikenal dengan RCNN merupakan salah satu detektor objek deep learning real-time pertama. Model yang dibahas sebelumnya menggunakan algoritma pencarian selektif untuk menemukan ROI. Faster RCNN t menghilangkan pencarian selektif dan memperkenalkan jaringan proposal wilayah di mana jaringan akan belajar dengan sendirinya tanpa intervensi dari algoritma eksternal. Peta fitur dapat mengenali proposal wilayah dan proposal wilayah ini dibentuk ulang menggunakan lapisan penyatuan dan memprediksi nilai untuk kotak pembatas. Untuk mengimplementasi teknik Faster R-CNN dengan data set yang telah didapatkan, maka selanjutnya dapat dihitung dengan menggunakan rumus pada persamaan (2) sebagai berikut (Benjdira et al., 2019):

$$L(P_i) = \frac{1}{N_{cls}} \sum L_{cls}(p_i, P_i^*) \quad (2)$$

Dimana  $p_i$  merupakan prediksi probaliti  $P_i^*$  merupakan nilai anchor dan  $L_{cls}$  = merupakan angka anchor dari beberapa tahapan. Adapun hasil dari perhitungan yang didapatkan hasil training pada tabel 1 berikut:

Tabel 1. Proses Training

Approach	Loss RPN	Loss RPN Regression	Loss Detector Classifier	Loss Detector Regression
1.	0,108	0,208	0,508	0,308
2.	0,222	0,215	0,212	0,215
3.	0,132	0,121	0,215	0,243
4.	0,105	0,106	0,506	0,206
5.	0,208	0,208	0,508	0,308
6.	0,175	0,185	0,102	0,292
7.	0,180	0,194	0,294	0,204
8.	0,256	0,356	0,300	0,305
9.	0,210	0,215	0,216	0,256
10.	0,290	0,320	0,321	0,340

Dari tabel 1. Hasil dari dilakukannya data set pada proses training merupakan sebuah model yang terdiri dari 3 tahapan yaitu Convolutional layer, Pooling layer, dan Fully connected layer. Hasil dari data set menggunakan faster R- CNN ini terbentuknya sebuah model dan data record yang siap untuk pendeteksian lebih lanjut. Pada proses data training, loss diartikan sebagai hukuman bagi sistem dalam memprediksi hasil yang salah. Dimana loss dikatakan sebagai angka yang dapat menunjukkan indikasi seberapa buruk prediksi dari model sampel data set yang diuji. Jika data set yang di uji baik, maka loss akan bernilai nol jika yang terjadi sebaliknya maka jumlah loss yang didapatkan pasti akan lebing banyak. tujuan dilakukannya training

sebuah model adalah untuk mencari beban dan bias data yang memiliki loss rendah dalam rata-rata sebanyak jumlah data didalam dataset.

Pada pengujian dilakukan untuk menentukan performa algoritma Faster R-CNN dengan cara mencari nilai akurasi, presisi dan recall dengan metode K-Fold Cross Validation. Pada pengujian ini dataset dibagi menjadi 100 gambar dataset yang dibagi menjadi data train dan data test secara acak. Data train pada masing-masing berjumlah 50 gambar, sedangkan data test berjumlah 50 gambar. Pada setiap fold dilakukan lima kali percobaan dan dihitung akurasi. Hasil pengujian dengan menggunakan K-Fold Cross Validation ini dapat dilihat pada Tabel 1 yang menampilkan akurasi, presisi, dan recall yang telah di kalkulasi pada masing-masing fold dengan perhitungan menggunakan Confussion Matrix. Confusion matriks adalah sebuah metode yang digunakan untuk menghitung nilai akurasi pada konsep data mining dimana hasil terlihat pada tabel 2.

Tabel 2. Pengujian asil Akurasi, Presisi, Recall Dengan Metode K-Fold Cross Validation

No	Fold	Accuracy %	Precision %	Recall %
1.	1	80%	80%	80%
2.	2	75%	75%	75%
3.	3	95%	95%	95%
4.	4	79%	79%	79%
5.	5	90%	90%	90%

Akurasi diartikan sebagai banyaknya data yang diprediksi benar, dari seluruh dataset. Akurasi didefinisikan dari jumlah true positive dan true negative dibagi jumlah seluruh data true positive, true negative, false positive, dan false negative seperti yang terlihat pada rumus berdasarkan persamaan (3) berikut:

$$Acc = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (3)$$

Presisi didapat dari Sebagian data yang relevan dari seluruh data pengujian yang bernilai benar. sebuah Classifier sempurna memiliki presisi bernilai 1, yang berarti 100%. Presisi diambil dari jumlah data true positive dibagi dengan penjumlahan dari true positive dan false positive, seperti terlihat pada rumus berdasarkan persamaan (4) sebagai berikut:

$$Prec = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4)$$

Recall, yang terkadang disebut sensitivity, adalah Sebagian data yang relevan dan bernilai benar dari seluruh data yang relevan. Sebuah classifier sempurna memiliki nilai recall 1, atau 100%. Recall ditentukan dari banyaknya data true positive dibagi dengan penjumlahan true positive dan false negative, seperti pada persamaan (5) berikut ini:

$$Recc = \frac{TP}{TP+FN} \quad (5)$$

## B. Pengujian Akurasi Jarak Masker

Setelah berhasil mendeteksi akurasi dalam membaca masker selanjutnya menentukan akurasi dari dataset yang telah di ujikan. Pengujian dilakukan di sistem dengan menyiapkan data set terlebih dahulu. Dataset yang telah di record 100 pengambilan gambar baik menggunakan masker SNI dan masker tidak SNI dengan jarak pengambilan 0,5 meter, 1 meter, 1,5 meter dan 2 meter serta hasil pengukuran terlihat pada tabel 3 sebagai berikut.

Tabel 3. Uji Akurasi Jarak Masker SNI

No	Jarak Pengujian	Akurasi	Memberi Sinyal
1.	0,5 Meter	100 %	Terbuka
2.	1 Meter	100%	Terbuka

3.	1,5 Meter	95%	Terbuka
4.	2 Meter	90%	Terbuka

Setelah itu melakukan pengujian tabel akurasi jarak masker yang tidak SNI dengan menggunakan Dataset yang telah di record 100 pengambilan gambar baik menggunakan masker SNI dan masker tidak SNI dengan jarak pengambilan 0,5 meter, 1 meter, 1,5 meter dan 2 meter dan hasil perhitungan terlihat pada tabel 4.

Tabel 4. Uji Akurasi Jarak Masker Tidak SNI

No	Jarak Pengujian	Akurasi	Memberi Sinyal
1.	0,5 Meter	100 %	Tidak Terbuka
2.	1 Meter	100%	Tidak Terbuka
3.	1,5 Meter	95%	Tidak Terbuka
4.	2 Meter	90%	Tidak Terbuka

Dari tabel 3 dan tabel 4 didapat kan hasil dataset berhasil diuji dan sistem tidak mendeteksi masker yang belum SNI. Dimana sistem dan alat yang sudah dirancang belum bisa mendeteksi masker tidak SNI dan berjalan dengan baik.

### C. Pengujian Waktu

Pengujian waktu data set bertujuan untuk mengetahui waktu yang diperlukan dalam mendeteksi jenis masker SNI dan tidak SNI dalam melakukan tindakan. Adapun hasil perhitungan dari dataset yang telah di record terlihat pada tabel 5 sebagai berikut:

Tabel 5. Uji Akurasi Waktu Masker

No	Jenis Masker	Kecepatan	Deteksi
1.	Masker Kain	20 detik	Tidak Terdeteksi
2.	Masker Duckbil	20 detik	Terdeteksi
3.	Masker KN - 45	20 detik	Terdeteksi
4.	Masker Surgical Mask 2 ply	30 detk	Terdeteksi
5.	Masker Bedah 3 ply	30 detik	terdeteksi

Dari tabel 5 terlihat bahwa berbagai masker yang SNI dan tidak SNI telah diamati bahwa masker Duckbil, KN-45, Surgical Mask 2 ply, dan Bedah 3 ply termasuk dalam masker SNI. Sedangkan pada masker kain yang banyak diproduksi oleh UMKM di Indonesia tidak termasuk dalam masker SNI. Terlihat juga dari hasil akurasi pada waktu untuk mendeteksi masker pada masker yang SNI dengan masker Duckbil dan KN-45 memperoleh waktu 20 detik paling cepat pada deteksi masker, sedangkan pada masker kain yang merupakan tidak masker SNI memperoleh waktu 20 detik dalam mendeteksi. Adapun penerapan metode Faster RCNN yang diterapkan pada perangkat mobile terlihat pada rangkuman gambar 4 sebagai berikut:





Gambar 4. Deteksi Masker SNI dengan Faster RCNN

Dari gambar 4 dirangkum hasil deteksi dengan menggunakan faster RCNN dimana awal pendeteksian apabila tidak memakai masker dan masker tidak SNI tidak akan terdeteksi. Sedangkan masker yang SNI maka akan mendapatkan akurasi dan memberi sinyal kepada perangkat IoT untuk memberi perintah buka atau tidak buka pintu.

## V. SIMPULAN

Dalam penelitian ini telah dikembangkan model Faster R-CNN untuk melakukan pengenalan pada masker SNI pada pintu wajib SNI yang mana memiliki dataset sebanyak 100 pengambilan gambar secara random pada pengguna masker SNI dan tidak SNI. Dimana jenis masker yang SNI telah dilakukan pembelajaran pada masker Duckbil, KN-45, Surgical Mask 2 ply, dan Bedah 3 ply termasuk dalam masker SNI dan pada masker kain tidak termasuk dalam masker SNI pada pengambilan dengan jarak 0,5 meter, 1 meter, 1,5 meter dan 2 meter dari perangkat mobile. Terlihat pada masker SNI pada jarak 0,5 meter mencapai akurasi sebesar 100%, jarak 1 meter meraih akurasi 100%, pada jarak 1,5 meter meraih akurasi pada 95% dan pada jarak 2 meter meraih akurasi 90%. Sedangkan pada masker tidak SNI pada jarak 0,5 meter mencapai akurasi sebesar 100%, jarak 1 meter meraih akurasi 100%, pada jarak 1,5 meter meraih akurasi pada 95% dan pada jarak 2 meter meraih akurasi 90%. Dimana kendala pada jarak terlihat akurasi lebih baik dengan jarak 0,5 meter sampai 1 meter. Terlihat juga dari hasil akurasi pada waktu untuk mendeteksi masker pada masker yang SNI dengan masker Duckbil dan KN-45 memperoleh waktu 20 detik paling cepat pada deteksi masker, sedangkan pada masker kain yang merupakan tidak masker SNI memperoleh waktu 20 detik dalam mendeteksi. Sehingga pada masker yang terdeteksi SNI memberikan sinyal kepada perangkat IoT untuk membuka pintu secara otomatis dan pada masker yang tidak SNI dan tidak menggunakan masker maka pintu wajib masker tidak terbuka. Dari hasil penelitian yang disimpulkan bahwa kendala pada dataset diperlukan masker model lain dengan merek yang tersebar luas dipasaran sehingga metode Faster RCNN mampu melakukan deteksi berdasarkan ketebalan masing dengan visualisasi 3 dimensi.

## VI. UCAPAN TERIMAKASIH

Dibiayai oleh Direktorat Riset, Teknologi, dan Pengabdian Kepada Masyarakat. Direktorat Jendral Pendidikan Tinggi, Riset, dan Teknologi. Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi sesuai dengan kontrak penelitian penugasan Tahun Anggaran 2022

## DAFTAR PUSTAKA

- Aaron, J., & Chew, T.-L. (2021). A guide to accurate reporting in digital image processing—can anyone reproduce your quantitative analysis? *Journal of Cell Science*, *134*(6), jcs254151.
- Al-Khowarizmi, & Suherman. (2021). Classification of Skin Cancer Images by Applying Simple Evolving Connectionist System. *IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)*, *10*(2), 421–429. <https://doi.org/10.11591/ijai.v10.i2.pp421-429>
- Anand, U., Cabreros, C., Mal, J., Ballesteros Jr, F., Sillanpää, M., Tripathi, V., & Bontempi, E. (2021). Novel coronavirus disease 2019 (COVID-19) pandemic: from transmission to control with an interdisciplinary vision. *Environmental Research*, *197*, 111126.

- Benjdira, B., Khursheed, T., Koubaa, A., Ammar, A., & Ouni, K. (2019). Car detection using unmanned aerial vehicles: Comparison between faster r-cnn and yolov3. *2019 1st International Conference on Unmanned Vehicle Systems-Oman (UVS)*, 1–6.
- Bimanjaya, A., Handayani, H. H., & Darminto, M. R. (2021). Ekstraksi Tapak Bangunan dari Orthophoto Menggunakan Model Mask R-CNN (Studi Kasus: Kelurahan Darmo, Kota Surabaya). *Jurnal Teknik ITS*, *10*(2), C198–C203.
- Budiman, B., Lubis, C., & Perdana, N. J. (2021). Pendeteksian Penggunaan Masker Wajah Dengan Metode Convolutional Neural Network. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Sistem Informasi*, *9*(1), 40–47.
- Chen, Y., Wang, H., Li, W., Sakaridis, C., Dai, D., & Van Gool, L. (2021). Scale-aware domain adaptive faster r-cnn. *International Journal of Computer Vision*, *129*(7), 2223–2243.
- Fang, W., Zhong, B., Zhao, N., Love, P. E., Luo, H., Xue, J., & Xu, S. (2019). A deep learning-based approach for mitigating falls from height with computer vision: Convolutional neural network. *Advanced Engineering Informatics*, *39*, 170–177.
- Forouzandeh, P., O'Dowd, K., & Pillai, S. C. (2021). Face masks and respirators in the fight against the COVID-19 pandemic: An overview of the standards and testing methods. *Safety Science*, *133*, 104995.
- Gavrilescu, R., Zet, C., Foşalău, C., Skoczylas, M., & Cotovanu, D. (2018). Faster R-CNN: an approach to real-time object detection. *2018 International Conference and Exposition on Electrical And Power Engineering (EPE)*, 165–168.
- Herrera-Pereda, R., Crispi, A. T., Babin, D., Philips, W., & Costa, M. H. (2021). A Review On digital image processing techniques for in-Vivo confocal images of the cornea. *Medical Image Analysis*, *73*, 102188.
- Humam, M., & Nishom, M. (2021). *AUTOMATIC FACE MASK DETECTOR MENGGUNAKAN ALGORITMA VIOLA AND JONES*. Politeknik Harapan Bersama.
- Julham, J., Lubis, M., Lubis, A. R., Al-Khowarizmi, A.-K., & Kamil, I. (2022). Automatic face recording system based on quick response code using multicam. *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, *11*(1), 327.
- Kafedziski, V., Pecov, S., & Tanevski, D. (2018). Detection and classification of land mines from ground penetrating radar data using faster R-CNN. *2018 26th Telecommunications Forum (TELFOR)*, 1–4.
- Kahar, F., Dirawan, G. D., Samad, S., Qomariyah, N., & Purlinda, D. E. (2020). The epidemiology of COVID-19, attitudes and behaviors of the community during the Covid pandemic in Indonesia. *Structure*, *10*, 8.
- Khowarizmi, A., Akhm, Lubis, M., & Lubis, A. R. (2020). *Classification of Tajweed Al-Qur'an on Images Applied Varying Normalized Distance Formulas*. 3, 21–25. <https://doi.org/10.1145/3396730.3396739>
- Liu, Y., Sun, P., Wergeles, N., & Shang, Y. (2021). A survey and performance evaluation of deep learning methods for small object detection. *Expert Systems with Applications*, *172*, 114602.
- Lo Moro, G., Sinigaglia, T., Bert, F., Savatteri, A., Gualano, M. R., & Siliquini, R. (2020). Reopening schools during the COVID-19 pandemic: Overview and rapid systematic review of guidelines and recommendations on preventive measures and the management of cases. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *17*(23), 8839.
- Lubis, A. R., Prayudani, S., Lase, Y. Y., & Fatmi, Y. (2021). Similarity Normalized Euclidean Distance on KNN Method to Classify Image of Skin Cancer. *2021 4th International Seminar on Research of Information Technology and Intelligent Systems (ISRITI)*, 68–73.
- Meng, R., Rice, S. G., Wang, J., & Sun, X. (2018). A fusion steganographic algorithm based on faster R-CNN. *Computers, Materials & Continua*, *55*(1), 1–16.
- Meyer, M., & Kuschik, G. (2019). Automotive radar dataset for deep learning based 3d object detection. *2019 16th European Radar Conference (EuRAD)*, 129–132.
- Mou, X., Chen, X., Guan, J., Chen, B., & Dong, Y. (2019). Marine target detection based on improved faster R-CNN for navigation radar PPI images. *2019 International Conference on Control, Automation and Information Sciences (ICCAIS)*, 1–5.
- Muhathir, & Al-Khowarizmi. (2020). Measuring the Accuracy of SVM with Varying Kernel Function for Classification of Indonesian Wayang on Images. *2020 International Conference on Decision Aid Sciences and Application, DASA 2020*. <https://doi.org/10.1109/DASA51403.2020.9317197>
- Nurahmadi, F., Lubis, F., & Nainggolan, P. I. (2022). Analysis Of Deep Learning Architecture In Classifying SNI Masks. *JOURNAL OF INFORMATICS AND TELECOMMUNICATION ENGINEERING*, *5*(2), 473–482.
- Sarker, I. H. (2021). Data science and analytics: an overview from data-driven smart computing, decision-making and applications perspective. *SN Computer Science*, *2*(5), 1–22.
- Suherman, S., Fahmi, F., Herry, Z., Al-Akaidi, M., & Al-Khowarizmi. (2020). Sensor Based versus Server Based Image Detection Sensor using the 433 Mhz Radio Link. *2020 4rd International Conference on Electrical, Telecommunication and Computer Engineering (ELTICOM)*, 7–10. <https://doi.org/10.1109/ELTICOM50775.2020.9230502>

- Sulistiyawati, S., Rokhmayanti, R., Aji, B., Wijayanti, S. P. M., Hastuti, S. K. W., Sukesu, T. W., & Mulasari, S. A. (2021). Knowledge, attitudes, practices and information needs during the covid-19 pandemic in indonesia. *Risk Management and Healthcare Policy*, 14, 163.
- Syah, R., & Al-Khowarizmi, A.-K. (2021). Optimization of Applied Detection Rate in the Simple Evolving Connectionist System Method for Classification of Images Containing Protein. *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer Dan Informatika*, 7(1), 154. <https://doi.org/10.26555/jiteki.v7i1.20508>
- Zhu, B., Wu, X., Yang, L., Shen, Y., & Wu, L. (2016). Automatic detection of books based on Faster R-CNN. *2016 Third International Conference on Digital Information Processing, Data Mining, and Wireless Communications (DIPDMWC)*, 8–12.