

# Arsitektur MobilenetV2 Untuk Mendeteksi Citra X-Ray Covid-19

<sup>1</sup>Widi Hastomo, <sup>2</sup>Adhitio Satyo Bayangkari Karno, <sup>3</sup>Ellya Sestri, <sup>4</sup>Eva Karla, <sup>5</sup>Stevianus, <sup>6</sup>Dodi Arif

<sup>1,3</sup>Teknologi Informasi, Institut Teknologi dan Bisnis Ahmad Dahlan Jakarta, Indonesia

<sup>2,6</sup>Manajemen, Universitas Gunadarma, Indonesia

<sup>4,5</sup>Ilmu Komunikasi, Universitas Gunadarma, Indonesia

[Widie.has@gmail.com](mailto:Widie.has@gmail.com), [adh1t10.2@gmail.com](mailto:adh1t10.2@gmail.com), [ellyasestri.24@gmail.com](mailto:ellyasestri.24@gmail.com),

[eva\\_karla@staff.gunadarma.ac.id](mailto:eva_karla@staff.gunadarma.ac.id), [stevianus@staff.gunadarma.ac.id](mailto:stevianus@staff.gunadarma.ac.id), [dodiarif@staff.gunadarma.ac.id](mailto:dodiarif@staff.gunadarma.ac.id)

## ARTICLE INFO

### Article History:

Diterima : 08-11-2022

Disetujui : 16-11-2022

### Keywords:

Covid-19; Chest x-ray

MobileNetv2

## ABSTRACT

**Abstract:** The COVID-19 pandemic has hit all over the world, in the last two years and has changed the pace, structure and nature of social life. This study aims to detect COVID-19 using a chest x-ray image dataset sourced from kaggle.com, which is divided into 4 categories. The proposed method is CNN with MobileNetV2 architecture, by dividing 80% train data and 20% test data into 224x224 and batch size 32. The optimizer uses SGD, lr 0.005, momentum 0.9 and epoch 20. The results of the study with the achievement of precision values for the covid category 0.99, lung opacity 0.98, normal 0.96 and viral pneumonia category reached 0.99. Further studies can use the development of the CNN model and can try with other optimizers.

**Abstrak:** Pandemi covid-19 telah melanda diseluruh dunia, dalam dua tahun terakhir dan mengubah langkah, struktur dan sifat kehidupan bermasyarakat. Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi covid-19 menggunakan dataset citra chest x-ray yang bersumber dari kaggle.com, yang dibagi menjadi 4 kategori. Metode yang diusulkan yaitu CNN dengan arsitektur MobileNetV2, dengan membagi data train 80% dan data test 20% ukuran citra menjadi 224x224 dan batch size 32. Optimizer menggunakan SGD, lr 0.005, momentum 0.9 serta epoch 20. Hasil penelitian ini dengan capaian nilai presisi untuk kategori covid 0.99, lung opacity 0.98, normal 0.96 dan kategori viral pneumonia mencapai 0.99. Studi selanjutnya dapat menggunakan pengembangan dari model CNN serta dapat mencoba dengan optimizer yang lain.



<https://doi.org/10.31764/justek.vXIY.ZZZ>



This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license

## A. LATAR BELAKANG

Pandemi Covid-19 telah melanda dipelbagai belahan dunia, hingga saat ini telah menjangkit 228 negara, kondisi ini menjadi perhatian dari para peneliti untuk mendiagnosa (Emin Sahin 2022; Kaur, Gandhi, and Panigrahi 2021), mencegah (Mar-Cupido et al. 2022) dan meprediksinya (Hastomo 2021; Hastomo, Satyo, et al. 2021; Hastomo and Bayangkari 2021; Karno, Hastomo, and Wardhana 2020; Satyo et al. 2021). Merujuk pada laman worldometers, kasus coronavarius mencapai 637.283.239 jiwa dengan tingkat kematian mencapai 6.604.272 jiwa diseluruh dunia (Worldometers 2022). Kasus kematian harian di Indonesia tertinggi pada tanggal 16 Februari 2022 mencapai 64.718 korban jiwa. Jumlah korban jiwa mencapai 15.559 merupakan warga dari provinsi

DKI Jakarta (Satuan Tugas Penanganan COVID-19 2022). Covid-19 merupakan penyakit yang menyerang pernapasan, biasanya pasien yang terjangkit dengan gejala pilek, demam, radang tenggorokan, disertai dengan pneumonia. Covid-19 berdampak secara nyata bagi warga yang lanjut usia dan yang memiliki penyakit penyerta, seperti diabetes, jantung dan darah tinggi (RI 2022).

Alat deteksi yang biasa digunakan di Indonesia yaitu, *Polymerase Chain Reaction* (PCR), Tes Cepat Molekuler (TCM) dan *rapid tes* antigen. Dari ketiga alat tersebut yang paling cepat mendeteksi yakni alat *rapid tes*, berkisar 15-20 menit (Makarim 2022), namun akurasi PCR yang paling tinggi dalam menentukan apakah seseorang terinfeksi virus corona, membutuhkan waktu dari tiga hingga enam jam. Pada masa awal pandemi harga tes PCR mencapai Rp.2,5 jt, hingga saat ini diharga Rp.300.000 telah mengalami tiga kali penurunan (Khoirul 2021). Kolaborasi ahli komputer dan medis menawarkan solusi baru dalam menganalisis deteksi covid-19 secara cepat serta memperoleh model yang berguna dan praktis.

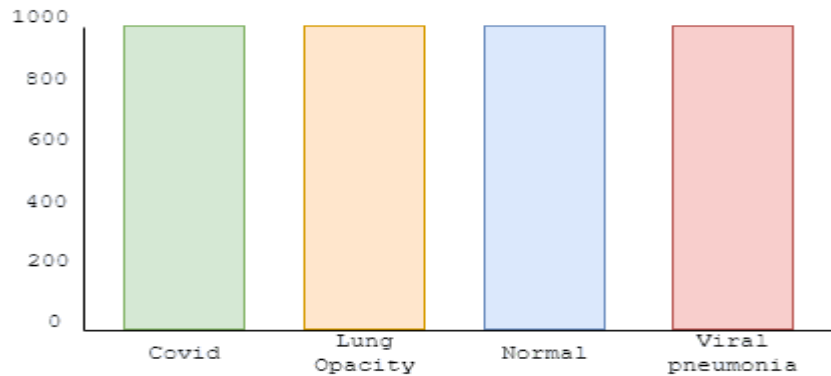
Penelitian yang dilakukan oleh (Akbarimajd et al. 2022) menggunakan metode SqueezeNet, GoogleNet, MobileNetv2, ResNet18, ResNet50, ShuffleNet, and EfficientNetb0 dengan *dataset* berjumlah 2.093 *chest x-ray*, akurasi tertinggi mencapai 98% menggunakan metode ResNet50. Penelitian yang telah dilakukan oleh (Roy et al. 2022) dalam mendeteksi menggunakan *image chest x-ray* menggunakan metode *Singular Value Decomposition* (SVD)- *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) dan *Boosting* dan *Balanced Weighted Categorical Cross Entropy* (BWCCE) dengan akurasi mencapai 94%. Hasil eksperimen yang dilakukan oleh (Banerjee et al. 2022) menggunakan *dataset image chest x-ray* dengan metode DenseNet-201 dan *Random Forest* (RF) *meta-learner* dengan hasil akurasi mencapai 98,13%. Studi yang telah dilakukan oleh (Ukwuoma et al. 2022) terkait deteksi covid-19 *chest x-ray* menggunakan metode *Light-Chroma Separated Branches* (LCSB)-*Inception*, dengan akurasi mencapai 98,2%. Penelitian terkait deteksi covid-19 yang telah dilakukan oleh (Srivastava et al. 2022) menggunakan Model CoviXNet, akurasi mencapai 99,47%.

Berdasarkan dari paparan yang telah disampaikan, eksperimen ini bertujuan untuk mendeteksi covid-19 berdasarkan dari *dataset image chest x-ray* menggunakan pendekatan *Deep Learning* dengan arsitektur MobileNetV2 serta menjadikan literasi terkait identifikasi covid-19.

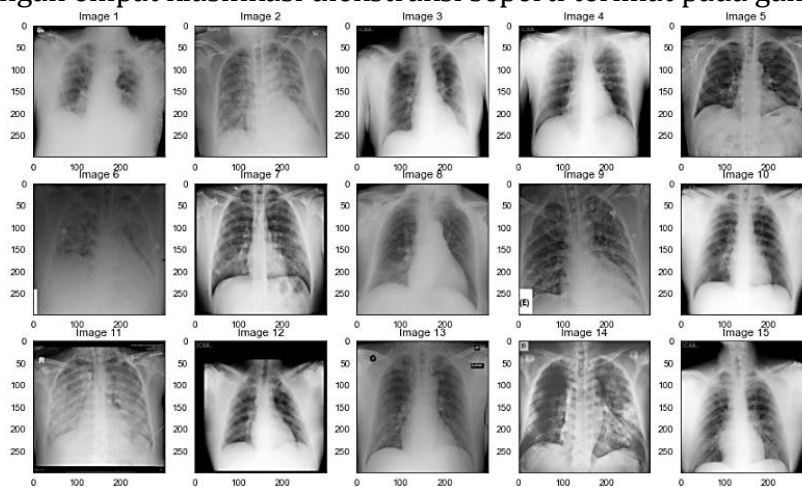
## B. METODE PENELITIAN

### **Dataset**

Jumlah data eksperimen yang digunakan yaitu 4.000 *dataset* gambar citra *chest x-ray* bersumber dari kaggle.com (Muhammad Chowdhuri 2022) dengan format *Portable Network Graphics* (PNG), diklasifikasikan menjadi empat kelas; (a) normal, (b) *viral pneumonia*, (c) *lung opacity* dan (d) covid. Ekstraksi *dataaset* klasifikasi dalam empat kelas diperlihatkan pada gambar 1.



Gambar 1. Ekstraksi klasifikasi dataset 4 kelas  
Dataset dengan empat klasifikasi diekstraksi seperti terlihat pada gambar 2.



Gambar 2. Ekstraksi dataset chest x-ray

### Pre-prosesing

Untuk membuat gambar dengan ukuran yang sama dengan masukan, maka kita dapat melatih model dengan penggabungan segmentasi semantik dan *EdgeConnect* pada gambar yang lebih besar atau membuat sub-gambar menjadi  $224 \times 224$  label *binary* di sekitar setiap objek yang terdeteksi dalam model segmentasi dan kemudian menggabungkan semua sub-gambar, selanjutnya membuat ulang gambar dengan ukuran yang asli. *Random state* merupakan model *hyperparameter* yang digunakan untuk mengontrol keacakan yang berada di dalam model *deep learning*. Dalam menentukan nilai *random state* dapat menggunakan bilangan bulat positif semisal 42, hal ini berfungsi untuk menghasilkan bilangan yang sama pada eksekusi yang berbeda.

### Data Train dan Testing

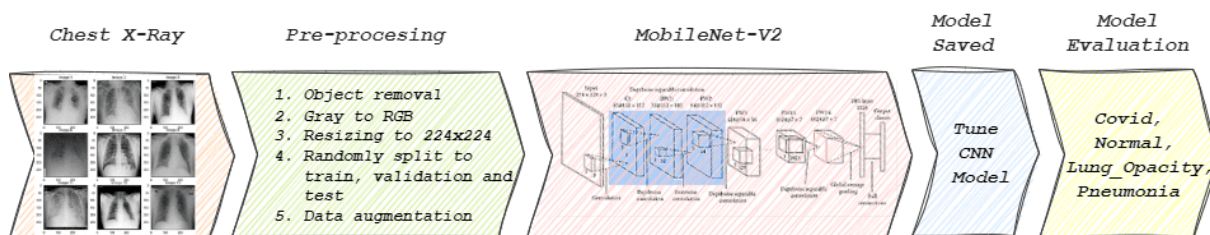
Proses menggunakan arsitektur model MobileNetV2 yaitu, model dasar akan berada di antara lapisan *input/standardisasi* dan klasifikasi biner. Jumlah dataset yang ingin *training* mencapai 0,8 dan data *testing* 0,2. Model akan dilatih selama 20 epoch dengan pengoptimal SGD. Untuk konvergensi yang lebih cepat, akan menggunakan jadwal kecepatan pembelajaran 1 Siklus, maksimal 0,005, momentum 0,9.

### Data Augmentasi

Proses pelatihan model MobileNetV2, sejumlah besar data diperlukan untuk melakukan pelatihan secara efektif karena ketersediaan jumlah data yang memadai untuk pelatihan yang diusulkan model. Metode augmentasi data digunakan untuk mengatasi masalah ini. Teknik ini merupakan metode semisal rotasi, *zooming*, *shifting*, *shearing*, dan

membalik gambar untuk menghasilkan banyak versi gambar yang serupa. Pembuatan data citra berfungsi untuk augmentasi gambar, yang mengembalikan kumpulan pengujian dan pelatihan data

Langkah awal dalam eksperimen ini yaitu proses *input dataset chest x-ray*, dilanjutkan dengan proses pre-prosesing data; (a) *object removal*, (b) *gray to RGB*, (c) *resizing 224x224*, (d) *random traing dan testing*, (e) *data augmentasion*, proses selanjutnya yaitu implementasi model MobileNetV2, dilanjutkan dengan menyimpan model tersebut dan mengevaluasi dengan akurasi. Ilustrasi proses eksperimen terlihat pada gambar 3.



Gambar 3. Alur eksperimen

*Convolution Neural Network* (CNN) pada prinsip kerjanya dapat dilakukan dengan dua langkah; (a) ekstraksi dengan fitur multi skala serta pelatihan jaringan dengan pemberian label pada setiap *dataset*, (b) klasifikasi dilakukan setelah hasil ekstraksi fitur pada langkah pertama. Komponen penting yang berada di CNN yaitu *layer convolusi*, fungsi aktivasi, *layer pooling* dan *layer fully connected*. Lapisan convolusi memberikan arti yang sangat penting dalam CNN, bagian *input* gambar pada *dataset* sangat sensitif dipengaruhi oleh *neuron* yang berada pada lapisan convolusi.

Parameter pertama pada CNN merupakan sebuah konvolusi sebagai input, parameter selanjutnya disebut sebagai fungsi kernel, *output* nya yaitu sebuah peta fitur, terlihat pada persamaan (1), *x* merupakan *input*, sedangkan  $\omega$  adalah fungsi kernel, peta dengan fitur keluaran direpresentasikan dengan *s(t)*. Sedangkan fungsi persamaan ke (2) merupakan sebuah konvolusi operasi pada dua dimensi, *I* merupakan sebuah masukan, sedangkan *K* merupakan fungsi dari kernal 2D (Rasdi Rere, Fanany, and Arymurthy 2016).

$$s(t) = (x * \omega) * (t) = \sum_{a=-\infty}^{\infty} x(a)\omega(t - a) \tag{1}$$

$$S(i, j) = (I * K)(i, j) = \sum_m \sum_n I(m, n)K(i - m, j - n) \tag{2}$$

Prioritas dalam menentukan sebuah fungsi aktivasi menjadi kunci dalam CNN semisal *Rectified Linear Unit* (ReLU) merupakan fungsi aktivasi pada CNN (Ayumi et al. 2017), yang direpresentasikan dengan persamaan sebagai berikut:

$$f(x) = \max(0, x) \tag{3}$$

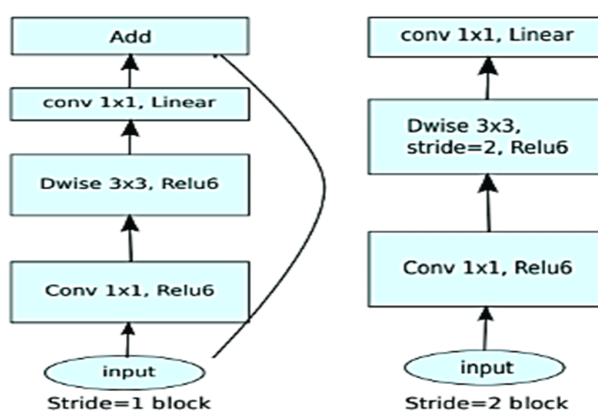
Biaya komputasi dapat dikurangi dengan penyatuan fungsi lapisan, dengan cara mengkalkulasikan sebuah karakteristik statistik secara keseluruhan yang berfungsi sebagai luaran dari lapisan konvolusion disekitar daerah tersebut (Hastomo, Bayangkari Karno, et al. 2021). Lapisan akhir merupakan lapisan yang terhubung secara *fully connected* pada setiap lapisan *neuron* selanjutnya (Rasdi Rere et al. 2016). Untuk perhitungan skor dari probabilitas pada setiap kelas, merupakan sebuah input yang berasal dari luaran lapisan sebelumnya. Klasifikasi yang terakhir merupakan sebuah

akhir *image* masukan dengan nilai tertinggi. Lebih singkatnya penggabungan dari fitur dari *image* yang paling dominan merupakan representasi dari kategori *image* tersebut (Doll, Girshick, and Ai n.d.).

## MobileNetV2

MobileNetV2 merupakan *Deep Neural Network* yang telah digunakan untuk masalah klasifikasi. Bobot ImageNet yang telah dilatih sebelumnya dimuat dari TensorFlow, kemudian lapisan dasar dibekukan untuk menghindari penurunan fitur yang sudah dipelajari. Selanjutnya lapisan baru yang dapat dilatih ditambahkan, dan lapisan-lapisan ini dilatih pada kumpulan data yang dikumpulkan sehingga dapat menentukan fitur untuk mengklasifikasikan citra *chest x-ray*. Kemudian model disetel dengan baik, dan kemudian bobot disimpan. Menggunakan model terlatih membantu menghindari biaya komputasi yang tidak perlu dan membantu dalam memanfaatkan bobot yang sudah bias tanpa kehilangan fitur yang sudah dipelajari.

Lapisan ekspansi menengah menggunakan konvolusi mendalam yang ringan untuk memfilter fitur sebagai sumber non-linearitas. Secara keseluruhan, arsitektur MobileNetV2 berisi lapisan konvolusi penuh awal dengan 32 filter, diikuti oleh 19 lapisan *bottleneck residual*. Arsitektur MobilnetV2 terlihat pada gambar 4.



Gambar 4. Arsitektur MobileNetV2

Lingkungan operasi yang digunakan dalam eksperimen ini yaitu, prosesor i3 generasi 1215U penyimpanan 512 Gb, SSD 8Gb, dengan *Graphics Processing Unit* (GPU) gtx 1650.

## C. HASIL DAN PEMBAHASAN

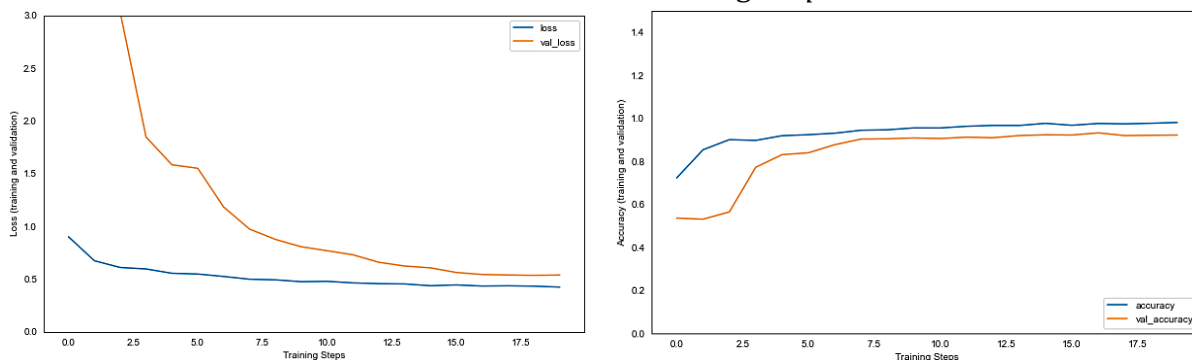
Tahapan dalam eksperimen ini terdiri dari dua pengolahan proses, yang pertama yaitu deteksi menggunakan data *training* selanjutnya validasi dalam menentukan *image chest x-ray* menggunakan klasifikasi *report*. Capaian dalam eksperimen ini dengan menggunakan 4.000 dataset citra *chest x-ray* ditunjukkan dengan grafik *loss* dan akurasi serta matrik konfusi.

$$\text{Accuracy} = \frac{TN + TP}{TN + FP + TP + FN} \quad (4)$$

Hasil akurasi *training* dan validasi ditunjukkan pada gambar 5, capaian dengan *epoch* 20 terlihat pada gambar 5, mendapatkan hasil terbaik dengan akurasi mencapai 0.9797 dan dengan hasil validasi mencapai 0.9212. Hal ini berarti model yang digunakan untuk mendeteksi citra *chest x-ray* dalam kategori baik.

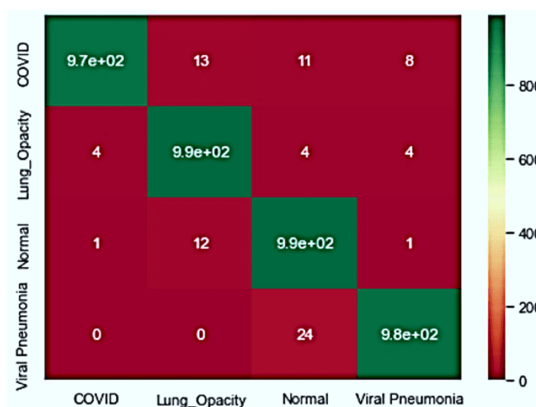
```
[ ] Epoch 11/20
100/100 [=====] - 102s 1s/step - loss: 0.4784 - accuracy: 0.9541 - val_loss: 0.7687 - val_accuracy: 0.9050
Epoch 12/20
100/100 [=====] - 102s 1s/step - loss: 0.4639 - accuracy: 0.9619 - val_loss: 0.7300 - val_accuracy: 0.9112
Epoch 13/20
100/100 [=====] - 102s 1s/step - loss: 0.4565 - accuracy: 0.9659 - val_loss: 0.6593 - val_accuracy: 0.9087
Epoch 14/20
100/100 [=====] - 102s 1s/step - loss: 0.4539 - accuracy: 0.9656 - val_loss: 0.6238 - val_accuracy: 0.9187
Epoch 15/20
100/100 [=====] - 101s 1s/step - loss: 0.4369 - accuracy: 0.9756 - val_loss: 0.6061 - val_accuracy: 0.9225
Epoch 16/20
100/100 [=====] - 102s 1s/step - loss: 0.4445 - accuracy: 0.9666 - val_loss: 0.5624 - val_accuracy: 0.9212
Epoch 17/20
100/100 [=====] - 102s 1s/step - loss: 0.4339 - accuracy: 0.9750 - val_loss: 0.5432 - val_accuracy: 0.9312
Epoch 18/20
100/100 [=====] - 102s 1s/step - loss: 0.4363 - accuracy: 0.9731 - val_loss: 0.5387 - val_accuracy: 0.9187
Epoch 19/20
100/100 [=====] - 96s 957ms/step - loss: 0.4328 - accuracy: 0.9759 - val_loss: 0.5353 - val_accuracy: 0.9200
Epoch 20/20
100/100 [=====] - 91s 909ms/step - loss: 0.4240 - accuracy: 0.9797 - val_loss: 0.5384 - val_accuracy: 0.9212
```

Gambar 5. Proses ekstraksi dengan epoch 20



Gambar 6. Grafik akurasi training dan testing, Gambar 7. Grafik Loss Value training dan testing

Proses selanjutnya yaitu penggunaan modul sklearn dengan bahasa python, berfungsi untuk mengukur akurasi serta untuk visualisasi pada luaran konfusi matrik yang ditampilkan pada gambar 8.



Gambar 8. Konfusi matrik

Gambar 9 merupakan ekstraksi dalam menentukan akurasi pada model MobileNetV2.

	precision	recall	f1-score	support
COVID	0.99	0.97	0.98	1000
Lung Opacity	0.98	0.99	0.98	1000
Normal	0.96	0.99	0.97	1000
Viral Pneumonia	0.99	0.98	0.98	1000
accuracy			0.98	4000
macro avg	0.98	0.98	0.98	4000
weighted avg	0.98	0.98	0.98	4000

Gambar 9. Laporan klasifikasi

#### D. SIMPULAN DAN SARAN

Simpulan dalam eksperimen ini menggunakan model CNN dengan arsitektur MobileNetV2, *optimizer* SGD, nilai  $lr$  0.005 serta momentum 0.9 dan epoch 20 yaitu; Capaian hasil presisi setiap kelas yaitu; (a) Covid 0.99, (b) *Lung\_Opacity* mencapai 0.98, (c) Normal mencapai 0.96, sedangkan (d) *Viral pneumonia* mencapai 0.99. Untuk meningkatkan hasil dari komputasi ini perlu kerjasama dengan pihak medis dalam membaca hasil deteksi covid-19. Hasil dari model MobileNetV2 dapat di implementasikan dengan web serta desktop, agar memudahkan pengguna dalam mendeteksi covid-19. Pengguna dapat memanfaatkan model ini dengan masukan citra rontgen dada, dengan biaya yang relatif terjangkau.

Penelitian selanjutnya dapat menggunakan kombinasi arsitektur CNN yang lainnya, serta menggunakan *optimizer* yang lain dalam menentukan nilai parameter agar hasil lebih optimal. Model ini dapat dicoba dengan masukan citra yang lain, untuk mengukur nilai presisi agar lebih optimal.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Eksperimen ini didukung oleh LP3M ITB Ahmad Dahlan Jakarta sehingga terlaksana dengan baik, penulis mengucapkan terimakasih.

#### REFERENSI

- Akbarimajid, Adel, Nicolas Hoertel, Mohammad Arafat Hussain, Ali Asghar Neshat, Mahmoud Marhamati, Mahdi Bakhtoor, and Mohammad Momeny. 2022. "Learning-to-Augment Incorporated Noise-Robust Deep CNN for Detection of COVID-19 in Noisy X-Ray Images." *Journal of Computational Science* 63:101763. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2022.101763>.
- Ayumi, Vina, L. M. Rasd. Rere, Mohamad Ivan Fanany, and Aniaty Murni Arymurthy. 2017. "Optimization of Convolutional Neural Network Using Microcanonical Annealing Algorithm." *2016 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems, ICACSIS 2016* 506–11. doi: 10.1109/ICACSIS.2016.7872787.
- Banerjee, Avinandan, Arya Sarkar, Sayantan Roy, Pawan Kumar Singh, and Ram Sarkar. 2022. "COVID-19 Chest X-Ray Detection through Blending Ensemble of CNN Snapshots." *Biomedical Signal Processing and Control* 78:104000. doi: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2022.104000>.
- Doll, Piotr, Ross Girshick, and Facebook Ai. n.d. "Mask R-CNN Ar."
- Emin Sahin, M. 2022. "Deep Learning-Based Approach for Detecting COVID-19 in Chest X-Rays." *Biomedical Signal Processing and Control* 78:103977. doi: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2022.103977>.
- Hastomo, Widi. 2021. "Klasifikasi Covid-19 Chest X-Ray Dengan Tiga Arsitektur Cnn (Resnet-152, Inceptionresnet-V2, Mobilenet-V2)." 5(DI).
- Hastomo, Widi, Adhitio Satyo Bayangkari Karno, Nawang Kalbuana, Andri Meiriki, and Sutarno. 2021. "Characteristic Parameters of Epoch Deep Learning to Predict Covid-19 Data in Indonesia." *Journal of Physics: Conference Series* 1933(1):012050. doi: 10.1088/1742-6596/1933/1/012050.
- Hastomo, Widi, and Satyo Bayangkari. 2021. "Diagnosa Covid-19 Chest X-Ray Dengan Convolution Neural Network Arsitektur Resnet-152." 2(1):26–33.
- Hastomo, Widi, Adhitio Satyo, Bayangkari Karno, and Nawang Kalbuana. 2021. "Characteristic Parameters of Epoch Deep Learning to Predict Covid-19 Data in Indonesia." doi: 10.1088/1742-6596/1933/1/012050.
- Karno, Adhitio Satyo Bayangkari, Widi Hastomo, and Indra Sari Kusuma Wardhana. 2020.

- “Prediksi Jangka Panjang Covid-19 Indonesia Menggunakan Deep Learning Long-Term.” *Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Komunikasi* 483–90.
- Kaur, Taranjit, Tapan K. Gandhi, and Bijaya K. Panigrahi. 2021. “Automated Diagnosis of COVID-19 Using Deep Features and Parameter Free BAT Optimization.” *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine* 9:1–9. doi: 10.1109/JTEHM.2021.3077142.
- Khoirul, Hendrik Muhid. 2021. “Harga Tes PCR Dari Rp 2.500.000 Di Awal Pandemi Kini Turun Jadi Rp 300.000.” *Tempo.Co*. Retrieved (<https://bisnis.tempo.co/read/1521706/harga-tes-pcr-dari-rp-2-500-000-di-awal-pandemi-kini-turun-jadi-rp-300-000>).
- Makarim, Fadhli Rizal. 2022. “Mengenal 3 Jenis Tes Corona Yang Digunakan Di Indonesia.” *Halodoc.Com*. Retrieved (<https://www.halodoc.com/artikel/mengenal-jenis-tes-corona-yang-digunakan-di-indonesia>).
- Mar-Cupido, Ricardo, Vicente García, Gilberto Rivera, and J. Salvador Sánchez. 2022. “Deep Transfer Learning for the Recognition of Types of Face Masks as a Core Measure to Prevent the Transmission of COVID-19.” *Applied Soft Computing* 125:109207. doi: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2022.109207>.
- Muhammad Chowdhuri, Amith Khandakar. 2022. “COVID-19 Radiography Database.” *Kaggle.Com*. Retrieved (<https://www.kaggle.com/datasets/tawsifurrahman/covid19-radiography-database>).
- Rasdi Rere, L. M., Mohamad Ivan Fanany, and Aniati Murni Arymurthy. 2016. “Metaheuristic Algorithms for Convolution Neural Network.” *Computational Intelligence and Neuroscience* 2016. doi: 10.1155/2016/1537325.
- RI, Kemenkes. 2022. “FAQ Covid-19.” *Kementerian Kesehatan RI*. Retrieved (<https://www.kemkes.go.id/folder/view/full-content/structure-faq.html>).
- Roy, Santanu, Mrinal Tyagi, Vibhuti Bansal, and Vikas Jain. 2022. “SVD-CLAHE Boosting and Balanced Loss Function for Covid-19 Detection from an Imbalanced Chest X-Ray Dataset.” *Computers in Biology and Medicine* 150:106092. doi: <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2022.106092>.
- Satuan Tugas Penanganan COVID-19. 2022. “Perkembangan Kasus Terkonfirmasi Positif Covid-19 Per-Hari.” *Covid19.Go.Id*. Retrieved (<https://covid19.go.id/id/peta-sebaran>).
- Satyo, Adhitio, Bayangkari Karno, Widi Hastomo, Yasin Efendi, and Ruri Irawati. 2021. “Arsitektur Alexnet Convolution Neural Network ( CNN ) Untuk Mendeteksi Covid-19 Image Chest-Xray.” 482–85.
- Srivastava, Gaurav, Aninditaa Chauhan, Mahesh Jangid, and Sandeep Chaurasia. 2022. “CoviXNet: A Novel and Efficient Deep Learning Model for Detection of COVID-19 Using Chest X-Ray Images.” *Biomedical Signal Processing and Control* 78:103848. doi: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2022.103848>.
- Ukwuoma, Chiagoziem C., Zhiguang Qin, Victor Kwaku Agbesi, Chukwuebuka J. Ejiyi, Olusola Bamisile, Ijeoma A. Chikwendu, Bole W. Tienin, and Md Altab Hossin. 2022. “LCSB-Inception: Reliable and Effective Light-Chroma Separated Branches for Covid-19 Detection from Chest X-Ray Images.” *Computers in Biology and Medicine* 150:106195. doi: <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2022.106195>.
- Worldometers. 2022. “Reported Cases and Deaths by Country or Territory.” *Worldometers.Com*. Retrieved (<https://www.worldometers.info/coronavirus/>).