

Penerapan Cov19-Resnet Untuk Deteksi Covid-19 Pada Gambar Chest X-Ray yang Difoto Ulang Menggunakan *Smartphone*

Application of Cov19-Resnet For Detection of Covid-19 in Chest X-Ray Images Rephotographed Using Smartphone

Shelina Linardi, Caecilia Citra Lestari*

Program Studi Informatika, Universitas Ciputra, Surabaya 60219, Indonesia

(*Email Korespondensi: caecilia.citra@ciputra.ac.id)

Abstrak: Pada akhir tahun 2019, dunia digemparkan dengan munculnya Corona virus (COVID-19). COVID-19 cepat berkembang sehingga muncul varian baru dan diperlukan metode yang dapat melakukan deteksi awal kemungkinan adanya virus agar pasien dapat mendapat penanganan yang tepat. Rontgen dada dapat dilakukan untuk melihat kemungkinan COVID-19 pada paru-paru. Sementara itu, konsultasi menggunakan aplikasi telemedika sering digunakan pasien karena lebih hemat waktu dan aman. Sayangnya, gambar rontgen dada yang diberikan pasien memiliki kualitas yang buruk karena difoto ulang menggunakan telepon pintar sehingga menjadi tidak layak baca dan dokter sulit melakukan diagnosis. Oleh karena itu, COV19-ResNet akan digunakan untuk memprediksi kemungkinan adanya virus pada rontgen dada. Dataset yang digunakan merupakan kumpulan gambar dari hasil rontgen dada yang difoto serta dilakukan augmentasi gambar dengan metode rotasi, menambah kecerahan, menurunkan kontras, blur dan kebisingan gambar sehingga menyerupai hasil rontgen dada yang difoto ulang menggunakan telepon pintar. Model dilatih menggunakan 2200 dataset dengan pembagian 80% data pelatihan dan 20% data validasi. Dengan menggunakan 100 epoch dan batch size sebesar 32, model memiliki akurasi pelatihan sebesar 85% dan akurasi validasi sebesar 80%. Model juga telah diuji menggunakan 30 gambar dan memiliki akurasi 90%.

Kata Kunci: COVID-19, COV19-ResNet, rontgen dada, telepon pintar, augmentasi gambar

Abstract: At the end of 2019, the world was shocked by the emergence of the Coronavirus (COVID-19). COVID-19 is rapidly developing so that new variants appear, and a method is needed that can perform early detection of the possibility of a virus so that patients can receive proper treatment. A chest X-ray can be done to look for the possibility of COVID-19 in the lungs. Meanwhile, consultations using telemedicine applications are often used by patients because they are more time-saving and safer. Unfortunately, the chest X-ray images provided by the patient are of poor quality because they were re-photographed using a smartphone, making them unreadable and making it difficult for doctors to make a diagnosis. Therefore, COV19-ResNet will be used to predict the possible presence of virus on chest X-ray. The dataset used is a collection of images from the photographed chest X-rays and image augmentation with the rotation method, increasing brightness, lowering contrast, blur, and image noise so that it resembles the results of a chest X-ray photographed using a smartphone. The model was trained using 2200 datasets with the distribution of 80% training data and 20% validation data. By using 100 epochs and a batch size of 32, the model has a training accuracy of 85% and a validation accuracy of 80%. The model has also been tested using 30 images and has an accuracy of 90%.

Keywords: COVID-19, COV19-ResNet, chest X-ray, smartphone, image augmentation

Naskah diterima 23 November 2023; direvisi 29 November 2023; dipublikasi 8 Desember 2023.
JUISI is licensed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License.



1. Pendahuluan

Pada akhir tahun 2019, dunia digemparkan dengan munculnya wabah penyakit Corona virus (COVID-19) yang pertama kali ditemukan di Wuhan, China. Penyakit COVID-19 adalah penyakit menular yang disebabkan oleh virus SARS-CoV-2. Virus ini menyerang sistem pernapasan manusia dan dapat menginfeksi paru-paru hingga menyebabkan kematian. Hingga 28 Desember 2021, sebanyak 281,808,270 kasus secara global terkonfirmasi berdasarkan statistik World Health Organization (WHO, 2019).

Berdasarkan hasil wawancara dengan dokter spesialis paru-paru, COVID-19 dapat terdeteksi jika pasien melakukan tes PCR. Namun, hasil tes PCR baru bisa diketahui 5-7 jam setelah pasien melakukan tes (Alodokter, 2021). Selain membutuhkan waktu yang cukup lama, tes PCR membutuhkan biaya yang relatif mahal dan harus dilakukan oleh tenaga medis dengan fasilitas pengujian yang khusus dan masih terbatas. Sementara itu, virus terus berkembang dan varian baru bermunculan sehingga dibutuhkan metode yang dapat mendeteksi virus lebih cepat. Keles, dkk. telah melakukan penelitian menggunakan gambar CXR (Chest X-ray) untuk mendeteksi COVID-19 terhadap pasien dengan gejala menggunakan deep learning (Keles, 2021). Jika dibandingkan dengan tes PCR, hasil CXR relatif lebih cepat yaitu sekitar 10-15 menit sehingga dapat digunakan untuk deteksi awal adanya COVID-19 dan pasien bisa segera mendapatkan penanganan yang tepat (Felicia & Utari, 2023).

Penelitian mengenai deteksi COVID-19 melalui CXR menggunakan *artificial intelligence* telah banyak dilakukan. Hemdan, dkk. menggunakan COVIDX-Net yang meliputi tujuh Deep CNN model yang berbeda menggunakan 25 CXR normal dan 25 CXR COVID-19 dataset dan menghasilkan akurasi 90% pada model VGG19 dan DenseNet (Hemdan, 2020). Ismael dan Şengür menggunakan ResNet50 dan SVM pada 180 CXR COVID-19 dan 200 CXR normal menghasilkan akurasi 94,7% (Ismael, 2021). Joaquin menggunakan *deep transfer learning* berbasis ResNet50 pada 339 CXR dan menghasilkan akurasi sebesar 96,2% (Joaquin, 2020).

Karena virus ini mudah menyebar, diberlakukan protokol kesehatan seperti menjaga jarak, menggunakan masker, dan disarankan untuk melakukan aktivitas dirumah. Akibatnya, pasien yang ingin berkonsultasi disarankan untuk melakukan konsultasi melalui aplikasi telemedika (*telemedical consultation*). Berdasarkan wawancara dengan dokter spesialis paru-paru, pasien yang melakukan konsultasi telemedika umumnya memberikan hasil CXR yang difoto ulang. Terkadang hasil CXR tersebut memiliki kualitas gambar yang buruk sehingga dokter kesulitan untuk melakukan diagnosis. Sementara itu, penelitian terdahulu menggunakan dataset berupa hasil CXR yang *di-scan*. Oleh karena itu, penelitian ini akan mencoba menerapkan COV19-ResNet untuk deteksi awal COVID-19 pada gambar CXR yang difoto ulang menggunakan smartphone.

Penelitian ini tersusun sebagai berikut, Bab 2 berisi tinjauan pustaka, Bab 3 berisi metode penelitian, Bab 4 berisi pembahasan penelitian, dan Bab 5 berisi kesimpulan dan saran.

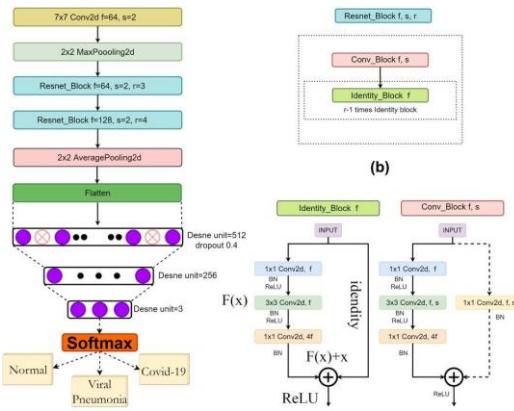
2. Kajian Pustaka

Beberapa penelitian telah dilakukan untuk mendeteksi COVID-19 pada CXR. Penelitian (Keles, 2021) yang digunakan sebagai referensi utama berfokus pada perbandingan COV19-CNNNet dan COV19-ResNet. Arsitektur COV19-ResNet dapat dilihat pada Gambar 1.

Dataset yang digunakan adalah CXR sebanyak 300 gambar COVID-19, 350 gambar Viral Pneumonia dan 350 gambar normal. Dataset dibagi menjadi 60% data pelatihan, 20% data validasi dan 20% data pengujian. Hasilnya, COV19-ResNet memiliki nilai akurasi sebesar 97,61% dan COV19-CNNNet memiliki nilai akurasi sebesar 94,28%.

Penelitian (Hemdan, 2020) membuat *framework* COVIDX-Net dengan membangun tujuh arsitektur CNN yang berbeda. Dataset yang digunakan berupa 50 CXR dengan 25 diantaranya merupakan kasus positif COVID-19 yang telah terkonfirmasi. Model ini dilatih menggunakan *validation split* 80-20%. Meskipun dataset yang sedikit, didapatkan bahwa VGG19 dan DenseNet201 memiliki akurasi tertinggi yaitu 90%.

Penelitian (Ismael, 2021) menggunakan *deep feature extraction*, *fine-tuning of pretrained CNN* dan *end-to-end training of developed CNN* model untuk mengklasifikasikan CXR COVID-19 dan normal. Dataset yang digunakan sebanyak 180 CXR COVID-19 dan 200 CXR normal. *Deep features extracted* dari ResNet50 dan *SVM classifier* dengan kernel linier menghasilkan akurasi sebesar 94.7%.



Gambar 1. Arsitektur COV19-ResNet

Penelitian (Joaquin, 2020) menguji apakah model *transfer learning* ResNet-50 dapat secara efektif mendeteksi COVID-19 pada CXR. Dataset yang digunakan adalah sebanyak 339 CXR dengan sebanyak 35 COVID-19 dan 226 non COVID-19. Pada penelitian ini sebanyak 196 gambar digunakan untuk pelatihan, 65 gambar untuk validasi dan 78 gambar untuk pengujian. Dari 78 gambar pengujian, 75 gambar berhasil diprediksi dengan benar dan memiliki akurasi sebesar 96.2%.

Penelitian (Nayak, 2021) bertujuan untuk mengevaluasi efektivitas 8 model CNN yang telah dilatih sebelumnya yaitu AlexNet, VGG16, GoogleNet, MobileNetV2, SqueezeNet, ResNet34, ResNet50, dan InceptionV3 untuk klasifikasi CXR COVID-19 dan normal. Penelitian ini menggunakan 203 citra CXR COVID-19 dan 203 citra CXR normal dan dibagi menjadi 70% data pelatihan dan 30% data pengujian. Pada tahap *pre-processing*, dilakukan normalisasi pada kisaran 0-1 terhadap nilai piksel dari citra dan penskalaan ulang dengan mengalikan 1/255 dengan nilai piksel. Selanjutnya dilakukan augmentasi data dengan teknik: (1) diputar 5 derajat searah jarum jam, (2) skala diperbesar 15%, (3) gambar dibalik *horizontal*, (4) diberi *Gaussian Noise* dengan mean nol dan varian 0,25. Setiap model dilatih dengan Adam optimizer untuk 50 *epoch* menggunakan *PyTorch toolbox*. Berdasarkan hasil pengujian, model ResNet34 dan ResNet50 memberikan nilai akurasi terbaik yaitu 98.33% dan 97.50%.

Penelitian (Fadli, 2021) bertujuan untuk merancang sebuah sistem berbasis situs web yang dapat mendeteksi COVID-19 melalui CXR menggunakan CNN. Pada penelitian ini, peneliti menggunakan dataset milik Paul Mooney dan Tawsifur Rahman dengan ukuran citra dari 299x299 piksel hingga 1024x842 piksel yang dinormalisasi menjadi 150x150 piksel. Dataset yang digunakan dibagi menjadi 60% data pelatihan, 20% data validasi dan 20% data pengujian. Hasil dari penelitian ini divisualisasikan menggunakan situs web dengan bahasa pemrograman python 3.8. Model CNN diuji menggunakan 90 citra berlabel COVID-19, 120 citra berlabel Viral Pneumonia dan 100 citra berlabel normal dan memiliki nilai akurasi mencapai 90,89%.

3. Metode Penelitian

Pada penelitian ini, akan dilakukan deteksi COVID-19 pada CXR yang difoto ulang menggunakan smartphone dengan *deep learning*. Diagram alur kerja penelitian dapat dilihat pada Gambar 2. Dataset diambil dari (Chowdhury, 2020) yang dikumpulkan dokter secara global dengan tujuan untuk membantu penelitian mengenai COVID-19. Dataset difoto ulang menggunakan 2 kamera *smartphone* yang berbeda, yaitu iPhone 12 (12MP) dan Samsung Galaxy A8+ (16MP). Untuk mengambil gambar CXR yang difoto ulang, *smartphone* diletakkan sejauh 12 cm sejajar terhadap gambar CXR. Lampu yang digunakan untuk mengambil gambar adalah lampu ruangan dengan besar daya 12 watt. Setelah semua dataset difoto ulang, dilakukan augmentasi gambar menggunakan metode rotasi 10° hingga 60°, menaikkan tingkat kecerahan gambar sebesar 20%, menurunkan tingkat kontras sebesar 20%, memberikan *blur*

sebesar 10, dan menggunakan *gaussian noise*. Metode augmentasi gambar digunakan agar gambar menyerupai hasil CXR yang difoto ulang menggunakan *smartphone*. Didapatkan dataset sejumlah 2200 dengan pembagian 1100 CXR COVID-19 dan 1100 CXR normal.

Pada penelitian ini, COVID-19 akan dideteksi menggunakan model dari arsitektur COV19-ResNet (Keles, 2021) yang dapat dilihat pada Gambar 1. Model ini membutuhkan masukan gambar dengan ukuran 224x224x1, sehingga diperlukan *preprocessing* pada dataset dengan mengubah gambar menjadi 224x224 dan mengubah warna menjadi *grayscale*. Setelah masukan, terdapat lapisan 7x7 konvolusi dan 2x2 *max-pooling*. Selanjutnya peneliti membuat “Resnet Block” yang terdiri dari “Conv Block” dan “Identity Block” yang memanfaatkan fungsi *concatenate*.

Model ini menggunakan fungsi *dropout* untuk menghindari *overfitting* dan digunakan fungsi aktivasi *sigmoid* karena kelas yang diprediksi hanya 2, yaitu covid dan normal. Selanjutnya, peneliti menggunakan *adam optimizer* karena dikenal lebih efisien, membutuhkan sedikit memori, dan memiliki akurasi terbaik untuk klasifikasi, menggunakan *binary crossentropy* sebagai fungsi *loss* dan *accuracy* sebagai fungsi metrik.



Gambar 2. Diagram Alur Kerja

4. Pembahasan Penelitian

Setelah pembuatan model, selanjutnya dilakukan proses pelatihan. Pelatihan digunakan menggunakan *validation split* 80% sebagai data pelatihan dan 20% sebagai data validasi. Pada penelitian ini dilakukan percobaan terhadap *epoch* dan *batch size*. Percobaan pada Tabel 1, digunakan *epoch* 30, 50, 100, dan 150 dan *batch size* 32. Berdasarkan hasil percobaan, didapatkan *epoch* 100 memiliki nilai akurasi pelatihan dan validasi tertinggi. Percobaan pada Tabel 2, digunakan *batch size* 16, 32, 64, dan 128 dan *epoch* 100. Berdasarkan hasil percobaan, model dengan *batch size* 32 memiliki nilai akurasi pelatihan dan validasi tertinggi yaitu 85% dan 80% dan akan digunakan untuk melakukan pengujian. Grafik akurasi dan *loss* dapat dilihat pada Gambar 3.

Tabel 1. Hasil Perbandingan Epoch

Epoch	Training		Validation	
	Accuracy	Loss	Accuracy	Loss
30	0.70	3.54	0.65	4386.79
50	0.76	2.16	0.73	559.37
100	0.85	1.49	0.80	35.17
150	0.84	0.95	0.79	5.18

Tabel 2. Hasil Perbandingan Batch Size

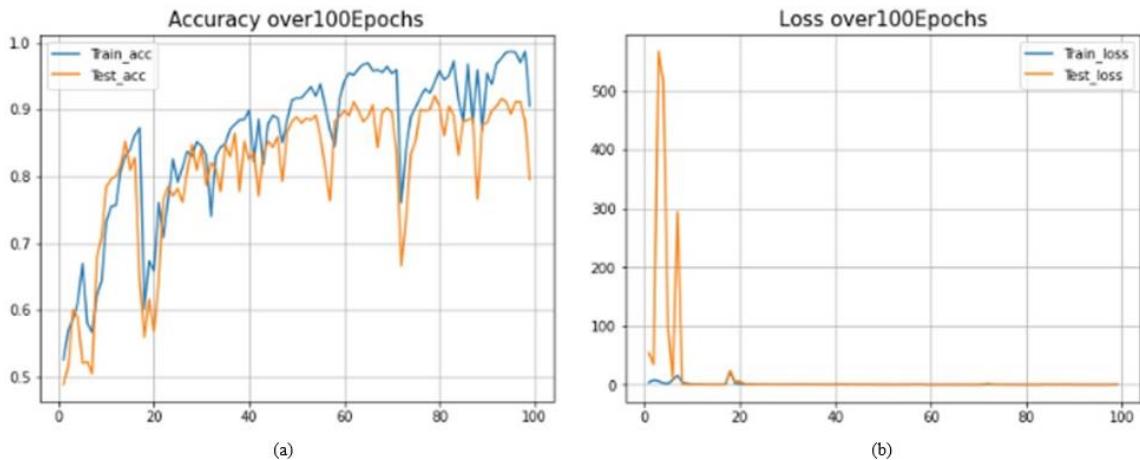
Batch size	Training		Validation	
	Accuracy	Loss	Accuracy	Loss
16	0.80	1.36	0.77	6.47
32	0.85	1.49	0.80	35.17
64	0.80	1.02	0.77	901.09
128	0.82	1.37	0.77	26.6

Selanjutnya, dilakukan pengujian terhadap model. Pengujian dilakukan menggunakan 30 gambar yaitu 5 gambar

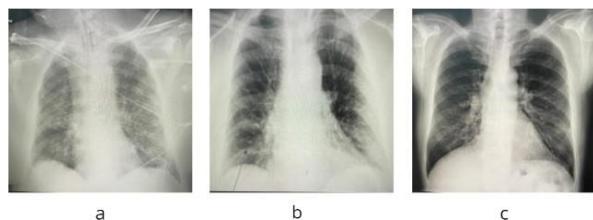
CXR COVID-19 original, 5 gambar CXR COVID-19 dengan peningkatan kecerahan 20%, 5 gambar CXR COVID-19 dengan *blur* 10, 5 gambar CXR normal original, 5 gambar CXR normal dengan peningkatan kecerahan 20%, dan 5 gambar CXR normal dengan *blur* 10. Pada uji coba performa kecepatan di Tabel 3, didapatkan rata-rata kecepatan model memprediksi sebuah gambar selama 0.23 detik. Pada uji performa akurasi, sebanyak 27 gambar berhasil diprediksi dengan benar. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 3. Dapat diketahui bahwa nilai akurasi model dengan membandingkan prediksi benar dan salah dengan total gambar senilai 90%. Berdasarkan hasil analisis, gambar yang diprediksi salah merupakan gambar CXR COVID-19 yang gambarnya cenderung berwarna hitam dan tidak terlalu banyak kabut putih seperti ciri-ciri gambar CXR COVID-19. Hasil perbandingan gambar CXR dapat dilihat pada Gambar 4.

Tabel 3. Hasil Uji Performa Model

Nama Gambar	Kondisi	Kecepatan (detik)	Hasil Prediksi
covid1	Normal	0.21	Normal
covid2	Normal	0.22	Covid
covid3	Normal	0.21	Covid
covid4	Normal	0.22	Covid
covid5	Normal	0.24	Covid
normal1	Normal	0.26	Normal
normal2	Normal	0.25	Normal
normal3	Normal	0.22	Normal
normal4	Normal	0.23	Normal
normal5	Normal	0.20	Normal
bright_covid1	brightness+20%	0.25	Normal
bright_covid2	brightness+20%	0.23	Covid
bright_covid3	brightness+20%	0.24	Covid
bright_covid4	brightness+20%	0.20	Covid
bright_covid5	brightness+20%	0.25	Covid
bright_normal1	brightness+20%	0.21	Normal
bright_normal2	brightness+20%	0.26	Normal
bright_normal3	brightness+20%	0.23	Normal
bright_normal4	brightness+20%	0.22	Normal
bright_normal5	brightness+20%	0.26	Normal
blur_covid1	blur+10	0.20	Normal
blur_covid2	blur+10	0.21	Covid
blur_covid3	blur+10	0.25	Covid
blur_covid4	blur+10	0.24	Covid
blur_covid5	blur+10	0.22	Covid
blur_normal1	blur+10	0.26	Normal
blur_normal1	blur+10	0.23	Normal
blur_normal1	blur+10	0.21	Normal
blur_normal1	blur+10	0.22	Normal
blur_normal1	blur+10	0.26	Normal
Rata-rata		0.23	90%



Gambar 3. Akurasi (a) dan Loss Model (b)



Gambar 4. Perbandingan Gambar CXR: COVID-19 (a), Covid1 (b), Normal (c)

5. Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hasil penelitian, model dengan *epoch* 100 dan *batch size* 32 memiliki akurasi pelatihan sebesar 85% dan akurasi validasi sebesar 80%. Pada uji performa akurasi, model memiliki akurasi pengujian sebesar 90% terhadap 30 gambar. Pada uji performa kecepatan, model memiliki rata-rata kecepatan prediksi sebesar 0.23 detik.

Untuk penelitian mendatang dapat dilakukan perbaikan sebagai berikut. Perbaikan untuk dataset dapat dilakukan dengan menggunakan sumber yang berbeda-beda. Perbaikan untuk *pre-processing* dapat menggunakan teknik augmentasi gambar dengan parameter yang berbeda. Perbaikan untuk model tidak hanya digunakan untuk mendeteksi COVID-19 saja tetapi dapat digunakan untuk mendeteksi penyakit paru lainnya seperti pneumonia, tuberkulosis, bronkitis, hingga kanker paru. Usulan yang lain yaitu menggunakan metode *image segmentation* untuk mengetahui bagian paru-paru mana yang terdeteksi virus.

Daftar Pustaka

- Alodokter. (2021, 10 13). *Berapa lama hasil PCR dapat keluar?* Retrieved from Tanya Dokter: <https://www.alodokter.com/komunitas/topic/pcr-same-day>
- Chowdhury, M. E., Rahman, T., Khandakar, A., Mazhar, R., Kadir, M. A., Mahbub, Z. B., ... & Islam, M. T. (2020). Can AI help in screening viral and COVID-19 pneumonia?. *Ieee Access*, 8, 132665-132676.
- Fadli, A., Ramadhani, Y., & Aliim, M. S. (2021). Purwarupa Sistem Deteksi COVID-19 Berbasis Website Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 5(5), 876-883.
- Felicia, L., & Utari, R. (2023, 03 13). *Rontgen Dada (Thoraks)*. Retrieved from SehatQ:

<https://www.sehatq.com/tindakan-medis/rontgen-dada>

- Hemdan, E. E. D., Shouman, M. A., & Karar, M. E. (2020). Covidx-net: A framework of deep learning classifiers to diagnose covid-19 in x-ray images. arXiv preprint arXiv:2003.11055.
- Ismael, A. M., & Şengür, A. (2021). Deep learning approaches for COVID-19 detection based on chest X-ray images. *Expert Systems with Applications*, 164, 114054.
- Joaquin, A. S. (2020, 03 17). *Using Deep Learning to detect Pneumonia caused by NCOV-19 from X-Ray Images*. Retrieved from Medium: <https://towardsdatascience.com/using-deep-learning-to-detect-ncov-19-from-x-ray-images-1a89701d1acd>
- Keles, A., Keles, M. B., & Keles, A. (2021). COV19-CNNNet and COV19-ResNet: diagnostic inference Engines for early detection of COVID-19. *Cognitive Computation*, 1-11.
- Nayak, S. R., Nayak, D. R., Sinha, U., Arora, V., & Pachori, R. B. (2021). Application of deep learning techniques for detection of COVID-19 cases using chest X-ray images: A comprehensive study. *Biomedical Signal Processing and Control*, 64, 102365.
- WHO. (2019). *WHO Coronavirus (covid-19)*. Retrieved from WHO: <https://covid19.who.int/>