

# Deteksi Penyakit *Covid-19* Berdasarkan Citra *X-Ray* Menggunakan *Deep Residual Network*

<sup>1</sup> Lailatus Sholihah

<sup>1</sup> Teknik Elektro, Universitas Trunojoyo Madura, Kabupaten Bangkalan

<sup>1</sup>[lailatuslala22@gmail.com](mailto:lailatuslala22@gmail.com)

**Abstract** - Coronavirus-2019 or Covid-19 disease has become a global pandemic and is a major problem that must be stopped immediately. One of the ways that can be done to stop its spreading is to break the spreading chain of the virus by detecting and doing quarantine. X-Ray imaging can be used as an alternative in detecting Covid-19. X-Ray is considered able to describe the condition of the lungs for Covid-19 suspected patients and can be a supporting tool for clinical diagnosis. In this study, we propose a residual based deep learning approach for Covid-19 detection using chest X-Ray images. Evaluation is carried out to determine the performance of the proposed method in the form of precision, recall, F1 and accuracy. Experiments results show that our proposed method provides precision, recall, F1 and accuracy respectively 0.98, 0.95, 0.97 and 99%. In the future, this study is expected to be validated and then used to support clinical diagnoses by doctors.

**Keywords** — *Coronavirus-2019, Covid-19, chest X-Ray, deep learning, residual network*

**Abstrak**—Penyakit Coronavirus-2019 atau Covid-19 telah menjadi pandemi global dan menjadi masalah utama yang harus segera dikendalikan. Salah satu cara yang dapat dilakukan adalah memutus rantai penyebaran virus tersebut dengan melakukan deteksi dan melakukan karantina. Pencitraan X-Ray dapat dijadikan alternatif dalam mempelajari Covid-19. X-Ray dianggap mampu menggambarkan kondisi paru-paru pada pasien Covid-19 dan dapat menjadi alat bantu diagnosis klinis. Pada penelitian ini, kami mengusulkan pendekatan deep learning berbasis residual deep network untuk deteksi Covid-19 melalui citra chest X-Ray. Evaluasi yang dilakukan untuk mengetahui performa metode yang diusulkan berupa precision, recall, F1, dan accuracy. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa usulan metode ini memberikan precision, recall, F1 dan accuracy masing masing 0,98, 0,95, 0,97 dan 99%. Pada masa mendatang, studi ini diharapkan dapat divalidasi dan kemudian digunakan untuk melengkapi diagnosa klinis oleh dokter.

**Kata Kunci**—*Coronavirus-2019, Covid-19, chest X-Ray, deep learning, residual network.*

## I. PENDAHULUAN

Penyakit Coronavirus-2019 atau dikenal dengan Coronavirus Disease-2019 (COVID-19) adalah penyakit menular akut yang disebabkan oleh virus corona jenis baru [1]. Penyakit ini menyerang sistem pernapasan secara akut dengan gejala seperti demam, kelelahan, batuk kering dan sesak napas . Gejala lainnya dapat berupa nyeri otot, produksi dahak, diare,

dan sakit tenggorokan. COVID-19 pertama diketahui pada Desember 2019 di Wuhan, China [2]. Dalam kurun waktu 3 bulan menjadi pandemi global . Berdasarkan laman <https://www.worldometers.info/coronavirus/> yang diakses pada tanggal 23 maret 2020, penyakit ini dilaporkan telah menyebar di 19 negara dengan total penderita sebanyak 351.198 orang. Lebih dari 15.000 orang meninggal dunia karena Covid-19. Ini merupakan ancaman serius bagi negaranegara di dunia yang dapat mengganggu bahkan menghancurkan berbagai sektor kehidupan. Saat ini Covid-19 menjadi musuh bersama yang harus diperangi agar kondisi terburuk tidak dialami [3].

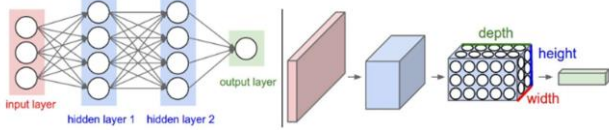
Beberapa strategi telah diterapkan untuk menekan laju pertambahan penderita yang relatif sangat cepat. Usaha untuk menolak penyakit ini sangatlah sulit atau bahkan tidak mungkin, namun kita dapat menekan laju pertumbuhan yang cepat ini agar seimbang dengan kemampuan perawatan medis [4]. Dengan demikian angka kematian dapat diturunkan. Strategi tersebut termasuk pelacakan asal mula penderita, isolasi kota/negara dan atau melakukan tes masal. Saat ini diagnosis utama ditegakkan melalui uji polymerase chain reaction (PCR) dan swab tenggorokan ditambah dengan pendekatan konfirmasi untuk memberikan diagnosa yang akurat [5] . Namun demikian, metode ini membutuhkan waktu dan biaya yang tidak sedikit. Proses diagnosa atau screening awal tidak mungkin menggunakan metode tersebut. Cara lain yang dapat dipertimbangkan adalah tindakan non-invasive melalui pencitraan paru karena mengacu pada gejala yang ditimbulkan yaitu sesak nafas sebagai akibat pneumonia akut [6].

## II. METODE PENELITIAN

### A. *Convolutional Neural Network (CNN)*

Dalam beberapa tahun ke belakang, penggunaan deep learning khususnya convolutional neural network (CNN) berhasil mengungguli performansi machine learning tradisional dalam bidang klasifikasi citra, tidak terkecuali citra medis . Banyak variasi arsitektur jaringan yang dibangun dari CNN, antara lain Inception . VGGNet , MobileNet. Densenet dsb. CNN pada dasarnya adalah susunan banyak layer yang terdiri dari convolution layer, pooling layer, dan fully connected layer [7]. Berbeda dengan jaringan syaraf tiruan biasa seperti yang terlihat pada Gambar 1, CNN mengatur

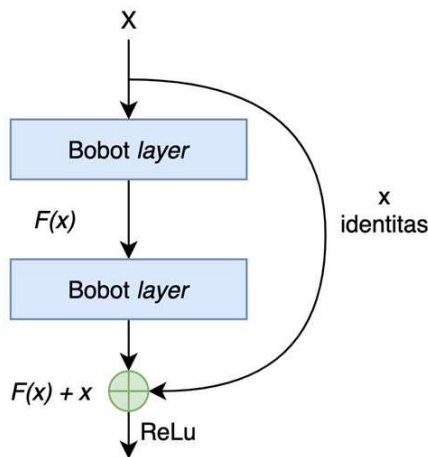
neuron sehingga memiliki tiga dimensi (lebar, tinggi dan kedalaman) yang pada Gambar 1 didefinisikan sebagai satu layer. Setiap layer pada CNN mentransformasi input 3D menjadi output 3D dari aktivasi neuronal Neural Network (CNN).



Gambar 1. Jaringan Saraf Tiruan (kiri) dan CNN (kanan)

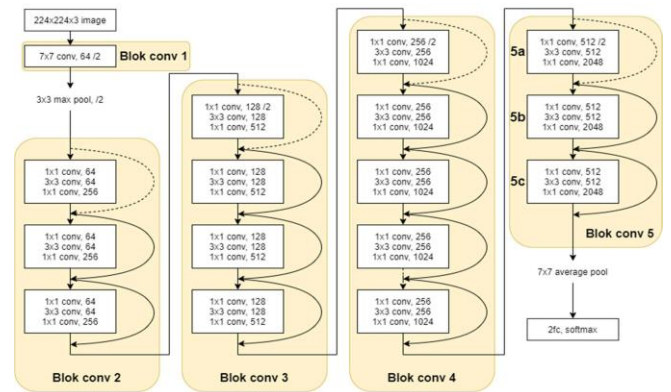
**B. Residual Network**

Masalah yang dialami arsitektur CNN sebelumnya adalah ketika jaringan mulai konvergen dan kedalaman jaringan bertambah maka akurasi akan mengalami nilai saturasi kemudian menurun secara cepat. Residual Network (ResNet) yang diperkenalkan oleh . menambahkan skip connection atau identity mapping pada jaringan CNN untuk mengatasi masalah tersebut. Mekanisme ‘skip connection’ atau identity mapping dapat dilihat pada Gambar 2. Identity mapping  $x$  akan melompati beberapa layer kemudian ditambahkan pada output layer F di depannya.



Gambar 2. Blok Residual

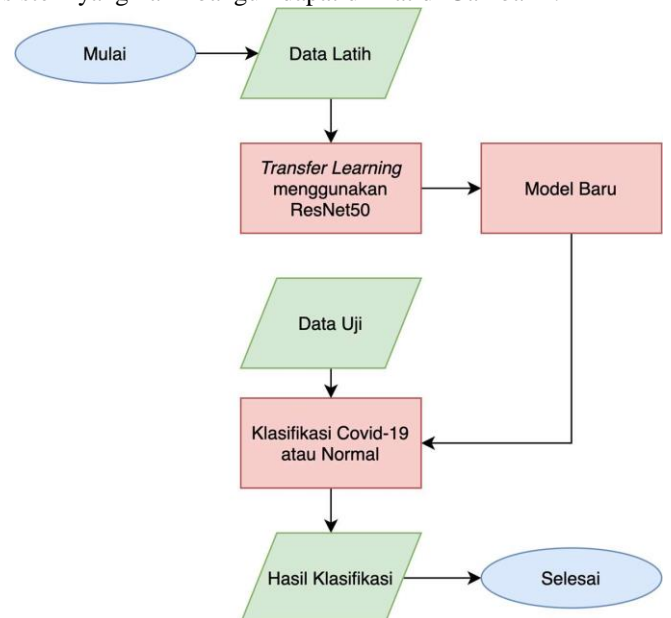
ResNet yang digunakan pada penelitian ini adalah ResNet-50 yang memiliki 50 layer seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3. Selain ResNet-50, beberapa tipe arsitektur ResNet lain diantaranya ResNet-18, ResNet-34, ResNet-101 hingga ResNet-152. Seperti yang telah disebutkan sebelumnya bahwa dasar dari arsitektur ResNet adalah CNN, sehingga layer-layer ResNet-50 juga terdiri dari convolutional layer, pooling layer, dan fully connected (fc) layer serta penambahan skip connection pada setiap beberapa convolution layer [8]. Di akhir, ResNet menggunakan fungsi softmax sebagai fungsi aktivasi.



Gambar 3. Arsitektur ResNet-50 dalam sistem yang dibangun

**C. Sistem yang dibangun**

Setelah mengumpulkan dataset, langkah selanjutnya adalah membangun sistem untuk pelatihan dan mengevaluasi jaringan yang dibuat. Pada penelitian ini, kami menggunakan metode transfer learning, yang melakukan proses latihan dengan menggunakan model yang sudah terlebih dahulu dilatih menggunakan dataset lain. Untuk kasus ini, kami menggunakan model ResNet yang sudah terlebih dahulu dilatih menggunakan Imagenet dataset . Diagram alir dari sistem yang kami bangun dapat dilihat di Gambar 4.



Gambar 4. Diagram Alir dari Proses Latihan dan Evaluasi Arsitektur jaringan yang kami buat berdasarkan dengan model ResNet-50 yang telah dijelaskan di bab 2.2. Yang menjadi dasar perbedaan adalah kami mengubah lapis terakhir dari jaringan tersebut, dari yang awalnya untuk klasifikasi 1000 kelas menjadi hanya 2 kelas yaitu kelas covid19 dan kelas normal. Ada pun gambar rinci dari jaringan yang kami usulkan dapat dilihat di Gambar 3.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dijelaskan hasil eksperimen dan pembahasannya secara terperinci. Dalam menjalankan simulasi deteksi penyakit Covid-19 ini, digunakan komputer dengan sistem operasi Ubuntu 16.04 yang dilengkapi dengan sebuah GPU Titan X yang memiliki memori 12 GB dan RAM sebesar 32 GB. Simulasi dilakukan dengan bahasa pemrograman Python dan library deep learning Keras (Chollet, dkk, 2015). Dataset dibagi menjadi tiga bagian yaitu data latih, validasi, dan tes. Pembagian dataset ketika simulasi adalah 60% untuk data latih, 20% untuk data validasi, dan 20% untuk data tes. Proses latih dimulai dengan laju kecepatan belajar (learning rate) sebesar 10<sup>-3</sup>, optimizer Stochastic Gradient Descent dengan weight 0.0001 decay iterasi selama 30 iterasi. Untuk menambah variasi data dan menghindari overfitting, kami juga menggunakan augmentasi data ketika proses latih yaitu rotasi, menggeser lebar (width shift), menggeser panjang citra (height shift), dan membesarkan citra dengan skala tertentu. Selanjutnya proses latih juga menggunakan batch dengan ukuran 16 sampel.

#### A. Pengaruh terhadap transfer learning

Pada bagian ini dibahas pengaruh transfer learning terhadap model deep learning yang kami bangun. Terdapat tiga model yang digunakan, yaitu Model A yang merupakan model hasil transfer learning pada Blok 5C dari ResNet, Model B adalah model hasil transfer learning pada blok 5b dan 5c, dan terakhir Model C yaitu model hasil transfer learning pada blok 5a, 5b, dan 5c. Penggambaran Blok 5a, 5b, dan 5c dapat dilihat di Gambar 3. Kami mengamati bahwa blok 5 menyimpan high level feature yang cocok dipakai untuk retraining deep learning berbasis citra XRay karena pada blok ini menyimpan informasi yang berguna. Sesuai dengan sub-bab 2.5, kami melaporkan hasil masing-masing model pada Tabel 2, Tabel 3, dan Tabel 4. Kemudian hasil rata-rata untuk semua model ditampilkan di Tabel 5 untuk membandingkan setiap komponen evaluasi.

Tabel 2 menjelaskan nilai precision, recall, dan F-1 score dari Model A. Di sini Model A memiliki nilai recall 0.79 yang artinya 79% dari hanya 97% prediksi yang positif dari keseluruhan prediksi yang benar. Selanjutnya di Tabel 3, kami melaporkan bagaimana hasil uji jika menggunakan Model B. Hasil recall model B lebih baik dari Model A, namun model B memiliki nilai precision yang lebih rendah untuk mendeteksi kasus Covid-19. Di Tabel 4, kami melaporkan hasil prediksi menggunakan Model C. Model C memiliki nilai precision, recall, dan F-1 score yang paling tinggi untuk semua kelasnya. Nilai rata-rata precision, recall, dan F-1 score kami laporkan di Tabel 5. Kemudian kami juga melaporkan perbandingan akurasi dari ketiga Model. Model A memiliki akurasi 97%, Model B memiliki akurasi 97%, dan Model C memiliki akurasi 99%. Dari ketiga model yang diusulkan, dilihat dari sisi akurasi dapat disimpulkan bahwa Model C memiliki performansi yang paling baik. Hal ini dikarenakan penggunaan feature terlatih yang lebih banyak dibandingkan

dua model lainnya. Namun demikian, Model C memiliki kekurangan yaitu penggunaan parameter yang lebih banyak.

Tabel 1. Detail Precision, Recall, F-1 score menggunakan Model A

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Covid-19	0.97	0.79	0.87
Normal	0.98	1.00	0.99

Tabel 2. Detail Precision, Recall, F-1 score menggunakan Model B

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Covid-19	0.94	0.81	0.87
Normal	0.98	0.99	0.99

Tabel 3. Detail Precision, Recall, F-1 score menggunakan Model C

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Covid-19	0.97	0.90	0.94
Normal	0.99	1.00	0.99

Tabel 4. Rata-rata Precision, Recall, dan F-1 score untuk semua model

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Model A	0.97	0.89	0.93
Model B	0.96	0.90	0.93
Model C	0.98	0.95	0.97

Tabel 5. Akurasi untuk semua model

Nama Model	Akurasi
Model A	97%
Model B	97%
Model C	99%

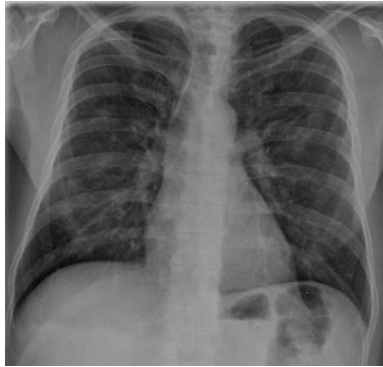
#### B. Evaluasi prediksi berdasarkan kualitas citra



Gambar 5. Citra X-Ray dari Pasien Normal dengan Hasil Prediksi Normal



Gambar 6. Citra X-Ray dari Pasien Covid-19 dengan Hasil Prediksi Covid-19



Gambar 7. Contoh Citra X-Ray dengan Kesalahan Klasifikasi

Selain hasil evaluasi pada Tabel 2 hingga Tabel 6, kami juga mencantumkan contoh hasil evaluasi secara visual dengan menggunakan data test. Gambar 5 merupakan contoh citra yang memiliki kelas normal dan hasil prediksi normal. Hasil prediksi untuk citra sebelah kiri yaitu akurasi sebesar 99.65% dengan Model A, 94.96% dengan Model B, dan 99.71% dengan Model C. Sedangkan untuk citra sebelah kanan yaitu akurasi sebesar 94.62% dengan Model A, 50.43% dengan Model B, dan 95.34% dengan Model C. Dapat dilihat bahwa Model C memiliki akurasi yang lebih tinggi diantara semua model. Namun hal yang patut dicermati adalah Model B memprediksi kedua citra dengan nilai akurasi yang lebih rendah.

Gambar 6 merupakan contoh prediksi Covid-19 dengan input kelas Covid-19. Dengan menggunakan Model A dapat memprediksi citra sebelah kiri pada Gambar 6 sebagai Covid-19 dengan akurasi 97.68%. Sedangkan prediksi dengan Model B menghasilkan akurasi 89.77%. Dan Model C memprediksi citra kiri sebagai Covid-19 dengan akurasi 98.16%. Untuk citra sebelah kanan pada Gambar 6, hasil prediksi masing-masing model adalah sebagai berikut Model A memiliki akurasi sebesar 95.55%, Model B memiliki akurasi sebesar 96.41%, dan Model C memiliki akurasi sebesar 97.99%.

Selanjutnya kami juga melaporkan hasil kesalahan prediksi menggunakan ketiga model sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 7. Masukan kelas sebenarnya adalah Covid-19, namun diprediksi sebagai kelas normal. Berikut akurasi dari masing-masing model yaitu Model A memprediksi normal sebesar 86.59%, Model B sebesar 72.88%, dan Model C sebesar 64.81%. Dapat dilihat bahwa Model C memiliki prediksi yang lebih kecil. Sehingga dari ketiga model dapat disimpulkan bahwa Model C memiliki performansi yang paling stabil.

#### IV. KESIMPULAN

Pada penelitian ini diusulkan metode untuk deteksi COVID-19 berdasarkan citra chest X-Ray. Simulasi dilakukan dua kelompok data citra yaitu COVID-19 dan normal. Arsitektur jaringan yang diusulkan didasarkan pada model ResNet-50

yang mempunyai 50 layer. Kami menggunakan data latih dan data validasi untuk masing-masing kelas sebanyak 48 dan 15 citra. Untuk data uji digunakan 42 citra untuk kelas covid-19 dan 234 citra untuk kelas normal. Proses latih dimulai dengan laju kecepatan belajar (learning rate) sebesar  $10^{-3}$ , optimizer Stochastic Gradient Descent dengan weight 0.0001 decay iterasi selama 30 iterasi. Evaluasi performa metode yang diusulkan diukur melalui precision, recall, F1, dan accuracy. Performa terbaik diperoleh pada Model C dimana nilai precision, recall, F1, dan akurasi masing-masing adalah 0,98, 0,95, 0,97 dan 99%. Hasil penelitian ini cukup baik dimana akurasi yang dicapai lebih besar 95% dan dapat dipertimbangkan untuk diverifikasi dan divalidasi oleh tenaga medis sehingga ke depannya diharapkan dapat diaplikasikan guna mendukung diagnosa klinis penyakit covid-19 pada populasi yang lebih besar.

#### V. DAFTAR PUSTAKA

- [1] G. K. Venayagamoorthy, R. K. Sharma, P. K. Gautam, and A. Ahmadi, "Dynamic Energy Management System for a Smart Microgrid," *IEEE Trans. Neural Networks Learn. Syst.*, vol. 27, no. 8, pp. 1643–1656, 2016, doi: 10.1109/TNNLS.2016.2514358.
- [2] S. Reddy, "Cardiopulmonary Imaging • Review," no. May, pp. 1078–1082, 2020.
- [3] K. C. Liu *et al.*, "CT manifestations of coronavirus disease-2019: A retrospective analysis of 73 cases by disease severity," *Eur. J. Radiol.*, vol. 126, no. February, p. 108941, 2020, doi: 10.1016/j.ejrad.2020.108941.
- [4] I. Allaouzi and M. Ben Ahmed, "A Novel Approach for Multi-Label Chest X-Ray Classification of Common Thorax Diseases," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 64279–64288, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2916849.
- [5] C. Huang *et al.*, "Clinical features of patients infected with 2019 novel coronavirus in Wuhan, China," *Lancet*, vol. 395, no. 10223, pp. 497–506, 2020, doi: 10.1016/S0140-6736(20)30183-5.
- [6] P. Boldog, T. Tekeli, Z. Vizi, A. Dénes, F. A. Bartha, and G. Röst, "Risk assessment of novel coronavirus COVID-19 outbreaks outside China," *J. Clin. Med.*, vol. 9, no. 2, 2020, doi: 10.3390/jcm9020571.
- [7] Y. Takamitsu and Y. Orita, "Effect of glomerular change on the electrolyte reabsorption of the renal tubule in glomerulonephritis (author's transl)," *Japanese J. Nephrol.*, vol. 20, no. 11, pp. 1221–1227, 1978.
- [8] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, vol. 2016-December, pp. 770–778, 2016, doi: 10.1109/CVPR.2016.90.