



## Deteksi Penyakit Covid-19 Pada Citra X-Ray Dengan Pendekatan *Convolutional Neural Network (CNN)*

<sup>1</sup>Mawaddah Harahap\*, <sup>2</sup>Em Manuel Laia, <sup>3</sup>Lilis Suryani Sitanggang, <sup>4</sup>Melda Sinaga, <sup>5</sup>Daniel Franci Sihombing, <sup>6</sup>Amir Mahmud Husein

<sup>1,2,3,4,5,6</sup>Teknik Informatika, Fakultas Teknologi dan Ilmu Komputer, Universitas Prima Indonesia  
<sup>1</sup>mawaddah@unprimdn.ac.id\*, <sup>2</sup>emmanuellaia2812@gmail.com, <sup>3</sup>sitangganglilis566@gmail.com,  
<sup>4</sup>meldasinaga97@gmail.com, <sup>5</sup>danielsihombing813@gmail.com, <sup>6</sup>amirmahmud@unprimdn.ac.id

### Abstract

The Coronavirus (COVID-19) pandemic has resulted in the worldwide death rate continuing to increase significantly, identification using medical imaging such as X-rays and computed tomography plays an important role in helping medical personnel diagnose positive negative COVID-19 patients, several works have proven the learning approach in-depth using a Convolutional Neural Network (CNN) produces good accuracy for COVID detection based on chest X-Ray images, in this study we propose different transfer learning architectures VGG19, MobileNetV2, InceptionResNetV2 and ResNet (ResNet101V2, ResNet152V2 and ResNet50V2) to analyze their performance, testing conducted in the Google Colab work environment as a platform for creating Python-based applications and all datasets are stored on the Google Drive application, the preprocessing stages are carried out before training and testing, the datasets are grouped into the Normal and COVID folders then combined to become a set of data by dividing them into training sets of 352 images, testing 110 images and validating 88 images, then the detection results are labeled with the number 1 means COVID and the number 0 for NORMAL. Based on the test results, the ResNet50V2 model has a better accuracy rate than other models with an accuracy level of about 0.95 (95%) Precision 0.96, Recall 0.973, F1-Score 0.966, and Support of 74, then InceptionResNetV2, VGG19, and MobileNetV2, so that ResNet50V2-based CNNs can be used as initial identification for the classification of a patient infected with COVID or NORMAL.

Keywords: COVID-19, convolutional neural network, CNN, Residual Network, ResNet

### Abstrak

Pandemi Coronavirus (COVID-19) telah mengakibatkan tingkat kematian di seluruh dunia terus meningkat secara signifikan, identifikasi menggunakan pencitraan medis seperti: Sinar-X dan *computed tomography* memainkan peran penting dalam membantu medis mendiagnosis pasien COVID-19 positif atau negatif, beberapa penelitian telah membuktikan pendekatan pembelajaran secara mendalam menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* menghasilkan akurasi yang baik untuk deteksi COVID berdasarkan rontgen dada gambar, dalam penelitian ini kami mengusulkan arsitektur pembelajaran transfer yang berbeda VGG19, MobileNetV2, InceptionResNetV2 dan ResNet (ResNet101V2, ResNet152V2 dan ResNet50V2) untuk menganalisis kinerjanya, pengujian dilakukan di Google Lingkungan kerja Colab sebagai platform untuk membuat aplikasi berbasis Python dan semua dataset disimpan di aplikasi Google Drive, pra-pemrosesan tahapan yang dilakukan sebelum pelatihan dan pengujian, dataset dikelompokkan kedalam Folder Normal dan COVID kemudian digabungkan menjadi satu dataset dengan membagi kedalam pelatihan 352 gambar, menguji 110 gambar dan memvalidasi 88 gambar, kemudian hasil deteksi diberi label dengan angka 1 artinya COVID dan angka 0 untuk NORMAL. Berdasarkan hasil pengujian, ResNet50V2 model memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan model lain dengan tingkat akurasi sekitar 0,95 (95%) Presisi 0,96, Recall 0,973, F1-Score 0,966, dan Dukungan 74, lalu InceptionResNetV2, VGG19, dan MobileNetV2, sehingga ResNet50V2- CNN berbasis dapat digunakan sebagai identifikasi awal untuk klasifikasi pasien terinfeksi COVID atau NORMAL.

Kata kunci: COVID-19, Convolutional Neural Network, CNN, Residual Network, ResNet

### 1. Pendahuluan

Organisasi Kesehatan Dunia mengumumkan virus corona (COVID-19) merupakan penyakit baru pada

tahun 2019 yang menjadi perhatian Internasional, kasus COVID-19 secara global dikonfirmasi lebih dari 1.370 yang terindikasi COVID-19 dan sebagian besarnya

ditemukan di Negara China[1]. Penyakit COVID-19 disebabkan oleh virus SARS-CoV-2 yang teridentifikasi pertama pada Desember 2019 di kota Wuhan [2], Negara China dan dinyatakan pandemi global oleh WHO pada 11 Maret 2020 dengan gejala umumnya antara lain batuk kering, sakit tenggorokan, dan demam [3][4]. Covid-19 pertama kali terjadi di Wuhan, China hingga menjadi penyakit menular yang terjadi diseluruh dunia, yang mengakibatkan banyaknya orang meninggal dan terus meningkat setiap harinya, sehingga diperlukan sistem yang akurat untuk membantu tenaga medis, beberapa karya penelitian telah mengembangkan berbagai model untuk deteksi otomatis COVID-19.

Pencitraan medis seperti sinar-X dan *Computed Tomography* (CT) memainkan peran penting dalam mengoptimalkan diagnosis berbagai penyakit dibidang medis selama ini [5], dimana citra rontgen dada dan CT dapat digunakan untuk mendeteksi kelainan pada tubuh seperti tumor dan perdarahan, mendeteksi emboli paru dan kelebihan cairan pada paru-paru [1]. Penyakit COVID19 merupakan penyakit yang menyerang paru-paru dan sistem pernapasan, ada banyak karya dalam literatur yang menggunakan citra sinar-X untuk mendeteksi penyakit COVID-19 menggunakan metode convolutional neural network (CNN) membuatnya sangat sesuai untuk diagnosis negative dan positif COVID-19 [6]–[10].

Metode CNN merupakan salah satu metode deep learning yang mampu melakukan proses pembelajaran mandiri untuk pengenalan objek, ekstraksi objek dan klasifikasi serta dapat diterapkan pada citra resolusi tinggi yang memiliki model distribusi nonparametric. *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah pengembangan dari *Multilayer Perceptron* (MLP) yang didesain untuk mengolah data dua dimensi. CNN termasuk dalam jenis Deep Neural Network karena kedalaman jaringan yang tinggi dan banyak diaplikasikan pada data citra. Cara kerja CNN memiliki kesamaan pada MLP, namun dalam CNN setiap neuron dipresentasikan dalam bentuk dua dimensi, tidak seperti MLP yang setiap neuron hanya berukuran satu dimensi [11].

Pada penelitian Mohamadou, Y., et al [1] menggunakan CNN dengan kumpulan data yang terdiri dari 13.800 gambar radiografi rontgen dada dan dari 13.725 pasien sehingga dapat memberikan dokter wawasan lebih dalam tentang faktor-faktor penting yang mempengaruhi COVID-19. Pada karya Abbas, A., et al [12] menggunakan pendekatan CNN dalam DeTraC untuk klasifikasi gambar COVID-19 dalam kumpulan data gambar rontgen dada yang komprehensif.

DeTraC menunjukkan solusi yang efektif dan kuat untuk klasifikasi kasus COVID 19 dan kemampuannya untuk mengatasi ketidakteraturan data yang digunakan

untuk pelatihan dan [5] menggunakan CNN untuk mengklasifikasikan pasien yang terinfeksi COVID-19 parameter awal CNN disetel menggunakan evolusi diferensial multi-tujuan (MODE). Eksperimen dilakukan dengan mempertimbangkan teknik pembelajaran mesin yang diusulkan dan kompetitif pada gambar CT dada, sedangkan [13] mengusulkan model klasifikasi menggunakan CNN untuk diagnosis Covid-19. Pendekatan CNN yang diusulkan dibandingkan dengan pengklasifikasi tradisional dengan model ekstraksi fitur CHFS. Beberapa penelitian lainnya seperti [14] mengembangkan sebuah model baru untuk deteksi COVID-19 dengan nama COVIDXception-Net, model dioptimalkan menggunakan metode bayesian dan dibandingkan menggunakan 4 model terlatih VGG16, MobileNetV2, InceptionV3 dan Xception, sedangkan [15] mengembangkan model COVIDLite. Dalam [16] Model *deep learning* mampu menguji dataset yang lebih besar dan bekerja dengan sistem *real time*, sehingga menghasilkan temuan terbaru teknik citra X-Ray yang menunjukkan bahwa gambar tersebut berisi informasi yang relevan tentang virus SARS-CoV-2, yang telah memperkenalkan *Deep Neural Network* (DNN) berbasis Wilayah Lebih Cepat dengan Jaringan Saraf Konvolusional (Faster R-CNN) untuk mendeteksi pasien COVID-19.

Deep Bayes-SqueezeNet diusulkan oleh [17], model yang dikembangkan memiliki kinerja tingkat akurasi 98,3% (di antara kasus Normal, Pneumonia dan Covid). Para peneliti mendemonstrasikan struktur berbasis AI berjenis SqueezeNet yang maju dengan desain jaringan untuk COVID-19 diagnosis dengan aditif optimasi Bayesian. Karya [18] mengusulkan pendekatan berbasis CSEN, skema CSEN yang diusulkan mencapai lebih dari 98% sensitivitas Selain itu, mereka menghasilkan skema yang paling efisien secara komputasi dalam hal kecepatan dan memori. Pendekatan berbeda disajikan oleh [19], mereka menganalisis kuantitatif untuk mengevaluasi 12 CNN *off-the-shelf* dengan tujuan menganalisis gambar sinar-X COVID-19. Mereka juga mengusulkan arsitektur CNN sederhana dengan parameter yang berkinerja baik. Kualitatif yang dilakukan untuk memeriksa keputusan yang dibuat oleh CNNs menggunakan teknik yang dikenal sebagai *Class Activation Maps* (CAM). Dalam penelitian [20] mengembangkan sebuah model baru untuk mendeteksi COVID-19 dengan nama COVID-MobileXpert yaitu jaringan neural dalam ringan (DNN) yang dapat menggunakan snapshot dada X-ray (CXR) untuk skrining COVID-19.

Berdasarkan hasil beberapa ulasan penelitian, penerapan metode CNN untuk identifikasi COVID-19 terbukti akurat, namun ketergantungan terhadap proses akurasi ekstraksi fitur citra memiliki pengaruh yang signifikan. Penelitian ini, kami mengusulkan

pendekatan *transfer learning* model *Residual Network* (ResNet) yang dikenal dari sel piramidal dalam korteks serebral, kemudian hasil ekstraksi di terapkan pada metode CNN untuk klasifikasi COVID dan NON COVID, dataset *Covid chest X-Ray* digunakan untuk pelatihan dan pengujian dengan metode evaluasi *Receiver Operating Characteristic (ROC)* dan *Recified Linear Unit (ReLU)*.

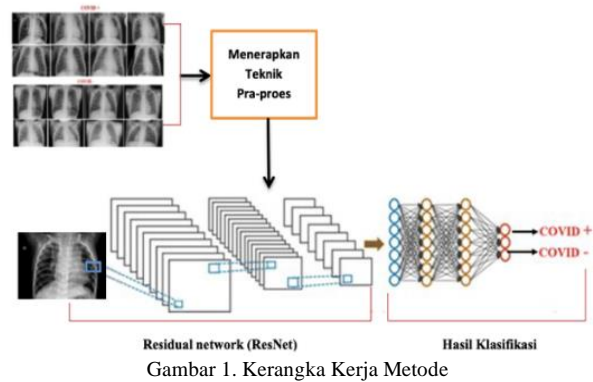
## 2. Metode Penelitian

Dalam penelitian ini, kami menggunakan jenis penelitian eksperimen, dimana kami ingin menganalisis tingkat efisiensi dan persentase keakurasian dengan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dalam mengklasifikasi citra X-ray *positive* dan *negative* COVID-19 yang dihasilkan oleh *Computed Tomography (CT)*.

Metode yang diusulkan terdiri dari beberapa tahap yang dilakukan, pertama gambar dikumpulkan dari data set CT-COVID-19, kemudian dibagi menjadi satu set pelatihan. Semua gambar CT yang berisi temuan klinis COVID-19 kurang lebih dari 216 pasien. Gambar yang dikumpulkan sudah digunakan untuk mengklasifikasikan potongan gambar CT scan menjadi COVID 19 dan non COVID-19. Selanjutnya adalah memasukkan gambar agar diproses Untuk mengklasifikasikan pasien yang terinfeksi COVID-19 dengan menggunakan Model CNN. Dalam langkah ini, CNN mengimplementasikan beberapa konvolusi dan operasi penggabungan untuk mengevaluasi dan memantau fitur potensial. Dalam langkah ini, lapisan yang terhubung sepenuhnya bertindak sebagai pengklasifikasi. Menggunakan fitur yang diekstrak dan mengevaluasi probabilitas untuk objek pada gambar.

Semua eksperimen dan pengujian dilakukan pada lingkungan kerja Google Colab sebagai platform untuk membuat aplikasi berbasis Python dan semua dataset disimpan pada aplikasi Google Drive pada (Source [https://drive.google.com/drive/folders/1LfOQXP6RjhAEf7ft\\_qugObTQxNk3CZmh](https://drive.google.com/drive/folders/1LfOQXP6RjhAEf7ft_qugObTQxNk3CZmh)).

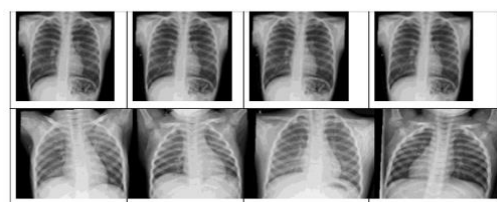
Arsitektur berbeda dalam jaringan model transfer learning VGG19, MobileNetV2, InceptionResNetV2 dan ResNet (ResNet101V2, ResNet152V2 dan ResNet50V2) digunakan untuk deteksi COVID dan NORMAL. Kerangka metode yang diusulkan dalam penelitian disajikan pada gambar 1.



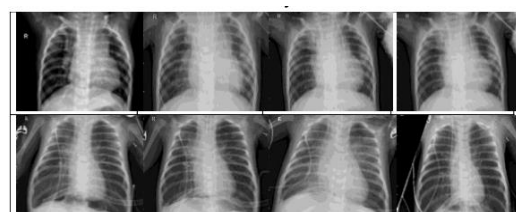
*Transfer Learning* adalah teknik atau metode terhadap suatu Dataset untuk menyelesaikan permasalahan lain yang serupa dengan cara menggunakannya sebagai starting point, memodifikasi dan mengupdate parameternya sehingga sesuai dengan dataset yang baru, serta bertujuan untuk memanfaatkan pembelajaran sebelumnya dan menghindari memulai dari awal. Jenis transfer learning yang digunakan adalah ResNet. *Residual Network* (ResNet) adalah Jaringan Saraf Tiruan (JST) dari jenis yang dibangun pada konstruksi yang dikenal dari sel piramidal dalam korteks serebral.



Pada penelitian ini dataset online Covid chest X-Ray diperoleh dari <https://github.com/ieee8023/covid-chestxray-dataset>. kumpulan dataset ini sudah memiliki dua class, yaitu class COVID dan NORMAL. Pada gambar 3 merupakan sebahagian contoh gambar dataset yang digunakan untuk Normal dan COVID.



Gambar 3. X-Ray Normal



Gambar 4. X-Ray Covid-19

Prosedure kerja untuk pengujian yang dilakukan menggunakan deteksi COVID atau NORMAL pada dataset, pertama, setiap gambar dikumpulkan dari data set X Ray, kemudian dikelompokkan pada masing-masing folder normal dan covid, kedua folder menjadi satu set gabungan gambar dan membaginya menjadi data latih 352 gambar, data uji 110 gambar dan data validasi 88 gambar. Hasil deteksi di labelkan dengan angka 1 berarti COVID dan angka 0 untuk NORMAL.

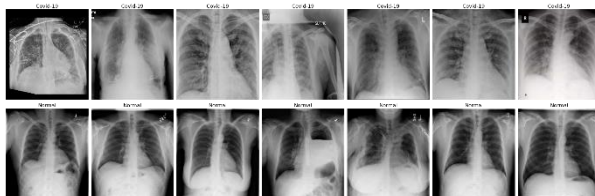
Selanjutnya memasukkan gambar agar diproses untuk mengklasifikasikan gambar COVID-19 atau NORMAL dengan menggunakan Model VGG19, MobileNetV2, InceptionResNetV2 dan ResNet (ResNet101V2, ResNet152V2 dan ResNet50V2).

Kemudian, model CNN diterapkan dengan beberapa konvolusi dan operasi penggabungan untuk mengevaluasi dan memantau fitur potensial.

Terakhir pada (FC) lapisan yang terhubung sepenuhnya bertindak sebagai pengklasifikasi menggunakan fitur yang diekstrak dan mengevaluasi probabilitas untuk objek pada gambar.

### 3. Hasil dan Pembahasan

Persiapan data untuk penelitian ini menggunakan dataset dari kumpulan data terbuka covid- chestxray-dataset memiliki label COVID dan NOMAL seperti ditunjukkan pada gambar 5. Sebelum melakukan pengujian, kumpulan data dibagi menjadi 352 gambar latih, 88 gambar validasi dan 110 gambar uji.



Gambar 5. Dataset

Hasil pengujian pada model dievaluasi dengan menghitung Akurasi, Presisi, Perolehan, dan Skor F1 dengan persamaan sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{TN+TP}{TN+TP+FN+FP} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

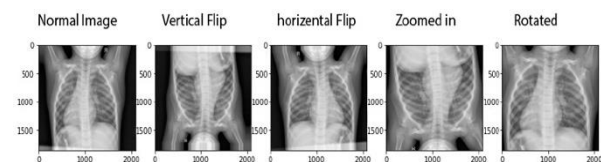
$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{precision + Recall} \quad (4)$$

TP merupakan *True Positive*, TN = *True Negative*, FP = *False Positive*, dan FN = *False Negative*. Akurasi, presisi, *recall*, dan skor F1 merupakan hasil akurasi deteksi COVID pada model yang diusulkan.

Pengujian dilakukan pada lingkungan kerja Google Colab sebagai platform untuk membuat aplikasi berbasis Python dan semua dataset disimpan pada aplikasi Google Drive, arsitektur berbeda dalam jaringan model *transfer learning* VGG19, MobileNetV2, InceptionResNetV2 dan ResNet (ResNet101V2, ResNet152V2 dan ResNet50V2) dianalisa kinerjanya untuk deteksi COVID dan NORMAL.

Tahapan *augmentasi* digunakan untuk meningkatkan akurasi semua model dimana fungsi *ImageDataGenerator* digunakan untuk melakukan *pre-processing* dengan melakukan perubahan gambar menjadi 244x244x3, gambar sedikit dirotasi (probabilitas = 1, rotasi maks = 15) dan zoom (probabilitas= 0,5, persentase\_area = 0,9) dan nilai ambang batas gambar diterapkan untuk menghilangkan piksel yang sangat cerah dan menghapus sebanyak mungkin anotasi teks dari gambar dari [0..255] menjadi [0...1].



Gambar 6 Contoh teknik augmentasi data yang diterapkan pada satu citra.

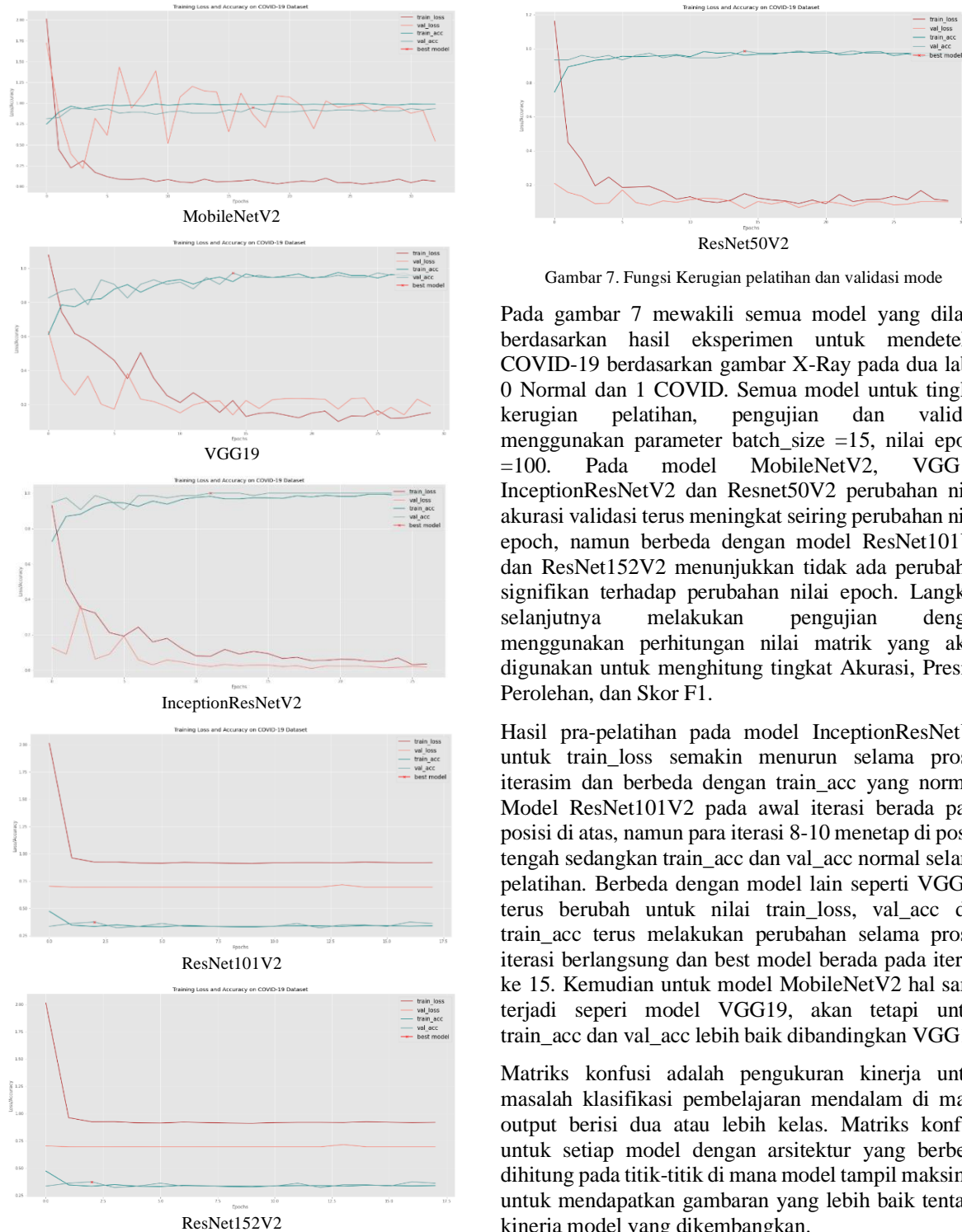
Semua model dilatih berdasarkan pengoptimal Adam dan kerugian lintas entropi kategoris dan fungsi aktivasi menggunakan sigmoid. Selain itu model transfer learning sebelumnya telah dilatih oleh ImageNet untuk mencapai hasil yang akurat dengan beberapa kumpulan data, dibekukan dan hanya lapisan yang terhubung penuh yang dilatih ulang. Semua konfigurasi pengaturan model dilakukan hal yang sama untuk memudahkan dalam menganalisis kinerja.

Tabel 1 Pengaturan Parameter Model

Parameter	Value
Epoch	100
Bacth Size	15
Learning Rate	Initial rate (1e-3)
Optimizer	Adam
Loss Function	Categorical cross entropy
Input Shape	244x244x3
Pooling	GlobalAverage (Flatten layer)
Activation	Sigmoid
Dropout rate	0..5
Weights	ImageNet

Pada gambar 6 merupakan hasil evaluasi semua model. Sebagai hasil dari total 100 proses pelatihan Epoch, kehilangan validasi, akurasi validasi, recall dan metrik presisi dihitung setelah setiap epoch dan hasilnya diplot seperti yang digambarkan pada gambar 7.





Gambar 7. Fungsi Kerugian pelatihan dan validasi mode

Pada gambar 7 mewakili semua model yang dilatih berdasarkan hasil eksperimen untuk mendeteksi COVID-19 berdasarkan gambar X-Ray pada dua label 0 Normal dan 1 COVID. Semua model untuk tingkat kerugian pelatihan, pengujian dan validasi menggunakan parameter  $batch\_size = 15$ , nilai epoch = 100. Pada model MobileNetV2, VGG19, InceptionResNetV2 dan Resnet50V2 perubahan nilai akurasi validasi terus meningkat seiring perubahan nilai epoch, namun berbeda dengan model ResNet101V2 dan ResNet152V2 menunjukkan tidak ada perubahan signifikan terhadap perubahan nilai epoch. Langkah selanjutnya melakukan pengujian dengan menggunakan perhitungan nilai matrik yang akan digunakan untuk menghitung tingkat Akurasi, Presisi, Perolehan, dan Skor F1.

Hasil pra-pelatihan pada model InceptionResNetV2 untuk  $train\_loss$  semakin menurun selama proses iterasi dan berbeda dengan  $train\_acc$  yang normal. Model ResNet101V2 pada awal iterasi berada pada posisi di atas, namun para iterasi 8-10 menetap di posisi tengah sedangkan  $train\_acc$  dan  $val\_acc$  normal selama pelatihan. Berbeda dengan model lain seperti VGG19 terus berubah untuk nilai  $train\_loss$ ,  $val\_acc$  dan  $train\_acc$  terus melakukan perubahan selama proses iterasi berlangsung dan best model berada pada iterasi ke 15. Kemudian untuk model MobileNetV2 hal sama terjadi seperti model VGG19, akan tetapi untuk  $train\_acc$  dan  $val\_acc$  lebih baik dibandingkan VGG19.

Matriks konfusi adalah pengukuran kinerja untuk masalah klasifikasi pembelajaran mendalam di mana output berisi dua atau lebih kelas. Matriks konfusi untuk setiap model dengan arsitektur yang berbeda dihitung pada titik-titik di mana model tampil maksimal untuk mendapatkan gambaran yang lebih baik tentang kinerja model yang dikembangkan.



Gambar 8. Matriks hasil prediksi

Pada gambar 8 merupakan hasil matriks konfusi semua model dengan melakukan klasifikasi terhadap dua label 0 untuk Normal dan 1 untuk COVID. Terlihat bahwa masing-masing model menghasilkan tingkat akurasi yang baik dalam mengklasifikasi COVID dan Normal, walaupun terdapat perbedaan hasil. Model ResNet50V2 dapat mengklasifikasi 72 gambar COVID19 dengan 2 kesalahan deteksi, sedangkan dari 36 gambar normal 33 berhasil di klasifikasi dan 3 salah. Model VGG19 berhasil mengklasifikasi 66 gambar COVID dan 6 salah, sedangkan untuk gambar Normal menghasilkan 1 kesalahan deteksi dan 43 benar. Kemudian untuk model InceptionResNetV2 menghasilkan 62 klasifikasi COVID benar dan 6 salah, sedangkan untuk gambar Normal berhasil mengklasifikasi 41 gambar.

Gambar COVID-19 yang salah diklasifikasikan sebagai gambar Normal memiliki konsekuensi yang lebih berbahaya daripada salah diklasifikasikan sebagai kelas penyakit lain (yaitu, pneumonia virus). Sebaliknya, gambar Normal yang salah diklasifikasikan sebagai gambar pneumonia virus memiliki konsekuensi yang lebih ringan dibandingkan ketika salah diklasifikasikan sebagai COVID-19.

Hasil pengujian ini menunjukkan keunggulan model ResNet50V2, InceptionResNetV2, VGG19, dan MobileNetV2 dalam mengklasifikasi COVID dan Normal dengan sensitivitas dan akurasi yang tinggi dengan akurasi klasifikasi, precision, recall, F1-score, support COVID-19 masing-masing adalah 95% 96%, 97,31%, 96.60%, 74, kemudian model InceptionResNetV2, VGG19, MobileNetV2.

Model CNN yang digunakan untuk mendeteksi COVID-19 dari gambar X-Ray menunjukkan bahwa pembelajaran mendalam kemungkinan masih memiliki potensi yang belum dimanfaatkan dan mungkin dapat memainkan peran yang lebih signifikan dalam memerangi pandemi ini. Jelas masih ada ruang untuk perbaikan, melalui proses lain seperti meningkatkan jumlah gambar dan menerapkan teknik pra-pemrosesan

(yaitu, augmentasi data dan/atau peningkatan gambar). Selain itu juga dapat membantu ahli radiologi untuk memvalidasi diagnosis awal mereka.

Tabel 2. Tabel Hasil Perbandingan Akurasi

Mode	La bel	Preci sion	Re call	F1- Score	Sup port	Accu racy
VGG19	0	0.98	0.91	0.95	66	0.93
	1	0.88	0.98	0.93	44	
Resnet 50V2	0	0.96	0.97	0.97	74	0.96
	1	0.94	0.92	0.93	36	
Resnet 101V2	0	0.00	0.00	0.00	73	0.33
	1	0.34	1.00	0.50	37	
Resnet 152V2	0	0.00	0.00	0.00	73	0.33
	1	0.34	1000	0.50	37	
Inception ResNet V2	0	1.00	0.91	0.96	69	0.94
	1	0.87	1.00	0.93	41	
Mobile NetV2	0	0.86	1.00	0.93	74	0.95
	1	1.00	0.67	0.80	36	

Secara keseluruhan hasil eksperimen pada enam model yang diusulkan untuk mengklasifikasi COVID-19 dan Normal pada kumpulan data X-Ray menghasilkan akurasi 0.96 pada model ResNet50V2 lebih unggul dari model InceptionResNetV2 sebesar 0.94, MobileNetV2 sebesar 0.95 dan VGG19 sebesar 0.93. Oleh karena itu, terbukti bahwa jaringan dangkal berkinerja lebih baik daripada jaringan yang sangat dalam pada jenis dataset gambar ini, selain itu juga mengamati bahwa jumlah parameter jaringan untuk VGGNets jauh lebih tinggi daripada jaringan MobileNetV2, akan tetapi bahwa kedalaman jaringan dapat meningkatkan kinerja tetapi pada label tertentu seperti hasil InceptionResNetV2. Akhirnya jumlah gambar yang digunakan untuk pra-pelatihan model sangat terbatas serta pengujian dengan dataset berbeda menjadi bahan pertimbangan penelitian di masa depan, seperti CT Scan maupun gambar CXR. Performa model ini diharapkan dapat meningkat dengan menambah jumlah dataset.

#### 4. Kesimpulan

Pada penelitian ini, berbagai model arsitektur transfer learning VGG19, MobileNetV2, InceptionResNetV2 dan ResNet (ResNet101V2, ResNet152V2 dan ResNet50V2) diusulkan untuk deteksi COVID-19 berdasarkan gambar X ray. Semua eksperimen dilakukan himpunan data Covid chest X-Ray kemudian dikelompokkan menjadi data latih, data uji dan validasi. Proses pre- processing dengan menetapkan pengaturan konfigurasi untuk kebutuhan pengujian. Banyak eksperimen dilakukan pada dataset X-Ray untuk mengenali lapisan mana yang mampu mengekstrak fitur terbaik sehingga mendapatkan kinerja terbaik. Diamati bahwa jaringan dalam berkinerja baik dalam mengklasifikasikan gambar COVID-19, dan Normal adalah jaringan ResNet50V2 dan InceptionResNetV2 yang melampaui jaringan lain di semua metrix. Pada jaringan VGG19 dan MobileNetV2 memiliki perbedaan nilai akurasi yang sangat rendah dibandingkan dengan

dua model teratas.

Berdasarkan hasil pengujian pendekatan model ResNet50V2 lebih unggul untuk mengklasifikasi COVID dan Normal dengan akurasi klasifikasi, precision, recall, F1-score, support masing-masing adalah 95% 96%, 97,31%, 96.60%, 74 dalam mengidentifikasi gambar X-Ray untuk label COVID-19 dengan sensitivitas dan akurasi yang tinggi. Kemudian model InceptionResNetV2, VGG19 dan MobileNetV2. Terakhir model ResNet101V2 dan ResNet152V2 menghasilkan akurasi paling rendah.

Namun, penelitian ini masih memiliki kekurangan. Secara khusus, analisis yang lebih detail membutuhkan jumlah data gambar yang lebih besar, terutama data COVID-19. Lagi pula, model pembelajaran mendalam yang efektif biasanya dilatih pada lebih dari satu juta gambar, angka yang sulit diperoleh dalam domain medis.

Selain itu, ada kemungkinan bahwa melatih jaringan saraf dalam pada kumpulan data yang terbatas menghasilkan *overfitting* dan menghambat generalisasinya. Studi ablasi visual dapat dilakukan bersama dengan pembelajaran transfer mendalam, yang secara signifikan akan meningkatkan deteksi manifestasi COVID-19 pada gambar X-Ray. Lebih lanjut, pengujian dengan menggunakan sumber gambar yang berbeda seperti gambar CXR atau gambar CT Scan masih perlu dipertimbangkan untuk penelitian di masa depan.

#### Ucapan Terimakasih

Terimakasih kepada Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (LPPM) dan Fakultas Teknologi dan Ilmu Komputer Universitas Prima Indonesia.

#### Daftar Rujukan

- [1] Y. Mohamadou, A. Halidou, and P. T. Kapen, "A review of mathematical modeling, artificial intelligence and datasets used in the study, prediction and management of COVID-19," *Appl. Intell.*, vol. 50, no. 11, pp. 3913–3925, 2020, doi: 10.1007/s10489-020-01770-9.
- [2] M. Ilyas, H. Rehman, and A. Nait-ali, "Detection of Covid-19 From Chest X-ray Images Using Artificial Intelligence: An Early Review," pp. 1–8, 2020, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2004.05436>.
- [3] M. Saqib, S. Anwar, A. Anwar, L. Petersson, N. Sharma, and M. Blumenstein, "COVID19 detection from Radiographs: Is Deep Learning able to handle the crisis?," no. June, pp. 1–14, 2020, doi: 10.13140/RG.2.2.19939.37924.
- [4] L. Wynants *et al.*, "Prediction models for diagnosis and prognosis of covid-19: Systematic review and critical appraisal," *BMJ*, vol. 369, 2020, doi: 10.1136/bmj.m1328.
- [5] D. Singh, V. Kumar, Vaishali, and M. Kaur, "Classification of COVID-19 patients from chest CT images using multi-objective differential evolution-based convolutional neural networks," *Eur. J. Clin. Microbiol. Infect. Dis.*, vol. 39, no. 7, pp. 1379–1389, 2020, doi: 10.1007/s10096-020-03901-z.
- [6] T. Ozcan, "A Deep Learning Framework for Coronavirus

- Disease (COVID-19) Detection in X-Ray Images,” 2020, doi: 10.21203/rs.3.rs-26500/v1.
- [7] S. H. Kassania, P. H. Kassanib, M. J. Wesolowski, K. A. Schneidera, and R. Detersa, “Automatic Detection of Coronavirus Disease (COVID-19) in X-ray and CT Images: A Machine Learning Based Approach,” *Biocybern. Biomed. Eng.*, vol. 41, no. 3, pp. 867–879, 2021, doi: 10.1016/j.bbe.2021.05.013.
- [8] E. E.-D. Hemdan, M. A. Shouman, and M. E. Karar, “COVIDX-Net: A Framework of Deep Learning Classifiers to Diagnose COVID-19 in X-Ray Images,” 2020, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2003.11055>.
- [9] S. Asif, Y. Wenhui, H. Jin, and S. Jinhai, “Classification of COVID-19 from Chest X-ray images using Deep Convolutional Neural Network,” *2020 IEEE 6th Int. Conf. Comput. Commun. ICC3 2020*, pp. 426–433, 2020, doi: 10.1109/ICC351575.2020.9344870.
- [10] S. Pathari and U. Rahul, “Automatic detection of COVID-19 and pneumonia from Chest X-ray using transfer learning,” *medRxiv*, pp. 1–6, 2020, doi: 10.1101/2020.05.27.20100297.
- [11] D. Chen, F. Liu, and Z. Li, “A Review of Automatically Diagnosing COVID-19 based on Scanning Image,” pp. 1–12, 2020, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2006.05245>.
- [12] A. Abbas, M. M. Abdelsamea, and M. M. Gaber, “Classification of COVID-19 in chest X-ray images using DeTraC deep convolutional neural network,” *Appl. Intell.*, vol. 51, no. 2, pp. 854–864, 2021, doi: 10.1007/s10489-020-01829-7.
- [13] A. A. Farid, G. I. Selim, and H. A. A. Khater, “A CNN Classification Model For Diagnosis Covid19,” no. July, 2020, doi: 10.20944/preprints202007.0591.v1.
- [14] S. E. Arman, S. Rahman, and S. A. Deowan, “COVIDXception-Net: A Bayesian Optimization-Based Deep Learning Approach to Diagnose COVID-19 from X-Ray Images,” *SN Comput. Sci.*, vol. 3, no. 2, 2022, doi: 10.1007/s42979-021-00980-3.
- [15] M. Siddhartha and A. Santra, “COVIDLite: A depth-wise separable deep neural network with white balance and CLAHE for detection of COVID-19,” pp. 1–25, 2020, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2006.13873>.
- [16] K. H. Shibly, S. K. Dey, M. T. U. Islam, and M. M. Rahman, “COVID faster R-CNN: A novel framework to Diagnose Novel Coronavirus Disease (COVID-19) in X-Ray images,” *Informatics Med. Unlocked*, vol. 20, p. 100405, 2020, doi: 10.1016/j.imu.2020.100405.
- [17] F. Ucar and D. Korkmaz, “COVIDagnosis-Net: Deep Bayes-SqueezeNet based diagnosis of the coronavirus disease 2019 (COVID-19) from X-ray images,” *Med. Hypotheses*, vol. 140, no. April, p. 109761, 2020, doi: 10.1016/j.mehy.2020.109761.
- [18] M. Yamac, M. Ahishali, A. Degerli, S. Kiranyaz, M. E. H. Chowdhury, and M. Gabbouj, “Convolutional Sparse Support Estimator-Based COVID-19 Recognition from X-Ray Images,” *IEEE Trans. Neural Networks Learn. Syst.*, vol. 32, no. 5, pp. 1810–1820, 2021, doi: 10.1109/TNNLS.2021.3070467.
- [19] T. Majeed, R. Rashid, D. Ali, and A. Asaad, “Covid-19 detection using CNN transfer learning from X-ray Images,” *medRxiv*, p. 2020.05.12.20098954, 2020, [Online]. Available: [https://www.medrxiv.org/content/10.1101/2020.05.12.20098954](https://www.medrxiv.org/content/10.1101/2020.05.12.20098954v2%0Ahttps://www.medrxiv.org/content/10.1101/2020.05.12.20098954v2.abstract), 2020, [Online]. Available: <https://www.medrxiv.org/content/10.1101/2020.05.12.20098954v2.abstract>.
- [20] X. Li, C. Li, and D. Zhu, “COVID-MobileXpert: On-Device COVID-19 Patient Triage and Follow-up using Chest X-rays,” *Proc. - 2020 IEEE Int. Conf. Bioinforma. Biomed. BIBM 2020*, pp. 1063–1067, 2020, doi: 10.1109/BIBM49941.2020.9313217.