

Klasifikasi COVID-19 dari Citra X-Ray Menggunakan Convolutional Neural Network

Rhafael Chandra

Department of Computer Science and Electronics

Universitas Gadjah Mada

Yogyakarta, Indonesia

rhafaelchandra@mail.ugm.ac.id

Abstrak—Coronavirus Disease (COVID-19) yang muncul pada tahun 2019 adalah penyakit menular yang berbahaya dan dapat fatal. Penentuan apakah seseorang terinfeksi COVID-19 penting untuk dilakukan. Salah satu pendekatan adalah dengan mengklasifikasikan citra X-ray paru-paru, terutama dengan menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). Penelitian ini menggunakan dataset X-ray paru-paru untuk mengklasifikasikan COVID-19. Data diolah dan dipisahkan untuk latihan dan pengujian. Model CNN dilatih dan dievaluasi untuk mengklasifikasikan data uji. Hasil akurasi yang didapatkan oleh model terhadap data uji adalah 71,875 %, Hal ini menunjukkan bahwa klasifikasi COVID-19 masih dapat dikembangkan lebih lanjut lagi dengan mendapatkan dataset yang lebih baik.

Kata Kunci—covid-19, x-ray, klasifikasi, cnn

I. PENDAHULUAN

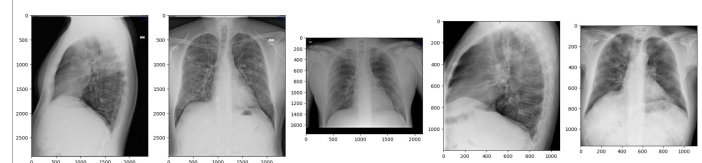
Coronavirus Disease (COVID-19) pada 2019 merupakan penyakit menular yang berbahaya bagi manusia dan dapat menyebabkan kematian. Penyakit ini disebabkan oleh virus SARS-CoV-2 [1]. Mengetahui apakah seseorang mengidap COVID-19 merupakan hal yang penting untuk dilakukan.

Salah satu pendekatan untuk menentukan apakah seseorang mengidap COVID-19 adalah dengan melakukan klasifikasi dari citra x-ray paru-paru seperti pada [2] dan [3]. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa penggunaan citra x-ray paru-paru dapat memberi hasil yang baik dalam melakukan klasifikasi COVID-19 dengan menggunakan metode Deep Learning, khususnya menggunakan Convolutional Neural Network (CNN).

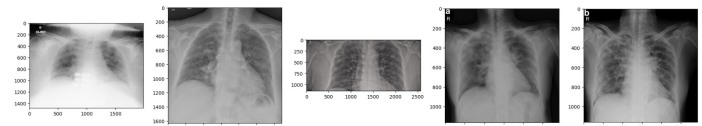
Penelitian ini akan menggunakan dataset citra x-ray dari paru-paru untuk mengklasifikasikan COVID-19. Pertama, akuisisi data dilakukan dari dataset citra x-ray yang telah dilabeli dan dipisahkan untuk data latih dan data uji. Kedua, prapemrosesan data akan dilakukan terhadap keseluruhan dataset. Ketiga, data latih akan dipisahkan lagi untuk validasi dan pelatihan untuk model CNN. Terakhir, model CNN terbaik yang didapatkan akan digunakan untuk mengklasifikasikan data uji untuk dievaluasi. Aplikasi nyata yang didapatkan adalah penelitian ini mampu memberi klasifikasi COVID-19 yang akurat sehingga dapat membantu tenaga kesehatan dalam menangani penyakit ini.

II. DATASET

Dataset yang digunakan adalah citra x-ray paru-paru manusia dari [4] yang merupakan subset dari [5]. Dataset ini terdiri



(a) Sampel positif COVID-19

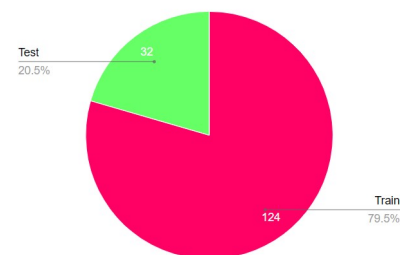


(b) Sampel negatif COVID-19

Gambar 1: Sampel COVID-19

dari dua kelas, yaitu kelas negatif, sebanyak 98 citra, dan positif, sebanyak 58 citra, dengan total 156 citra. Data dengan kelas negatif akan ditandai dengan angka 0, sedangkan positif ditandai dengan angka 1.

Dari sampel dataset pada Gambar 1., terlihat bahwa data memiliki ukuran yang berbeda-beda dan belum diproses lebih lanjut. Pengambilan posisi citra yang berbeda juga menjadi salah satu tantangan dalam penelitian ini.

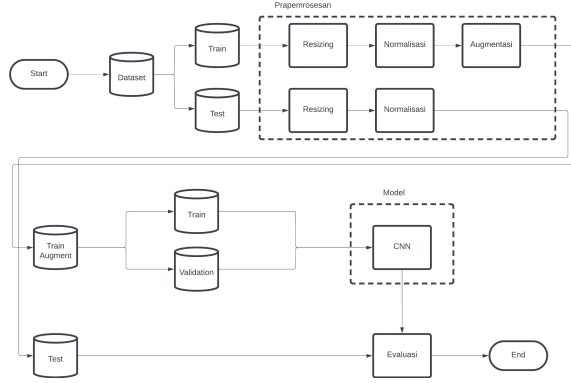


Gambar 2: Distribusi pemisahan dataset

Dataset akan dipisahkan di awal tahap dengan rasio 4:1 untuk data latih dan data uji, seperti pada Gambar 2. Pemisahan di awal ini bertujuan untuk mereplikasi kondisi di mana informasi yang tidak diketahui akan diklasifikasikan oleh model sehingga integritas proses evaluasi model akan terjaga dengan baik.

III. METODOLOGI

Pada penelitian ini, terdapat dua tahapan utama, yaitu prapemrosesan data dan pembuatan model. Pada tahap prapemrosesan data, data latih akan di-*resize*, dinormalisasikan, dan diaugmentasi, sedangkan data uji hanya akan di-*resize* dan dinormalisasikan. Pada tahap pembuatan model, model yang akan digunakan adalah CNN, terdiri atas *convolutional layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer*.



Gambar 3: Diagram alir penelitian

Diagram alir pada Gambar 3 menunjukkan proses yang akan dilakukan pada penelitian ini. Tujuan akhir dari penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan COVID-19 dari citra x-ray dengan kelas target positif dan negatif.

A. Prapemrosesan Data

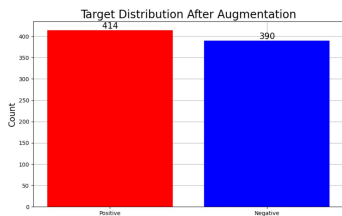
Prapemrosesan data dilakukan pada data latih dan data uji. Tahapan yang ada di bagian ini mencakup *resizing*, normalisasi, dan augmentasi.

1) *Resizing*: Resizing dilakukan pada data latih dan data uji menjadi ukuran 256px×256px. Metode interpolasi yang digunakan secara default adalah interpolasi bilinear (cv2.INTER_LINEAR).

2) *Normalisasi*:

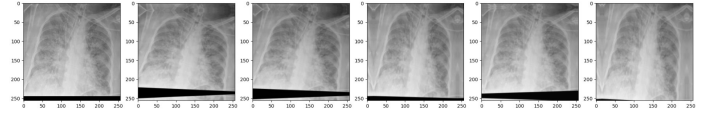
$$I_{i,j,k} = \frac{I_{i,j,k}}{255} \quad (1)$$

Normalisasi yang dilakukan pada data latih dan data uji yang telah di-*resize* adalah metode normalisasi min-max. Untuk setiap nilai pixel i, j di setiap channel k akan dilakukan operasi (1).

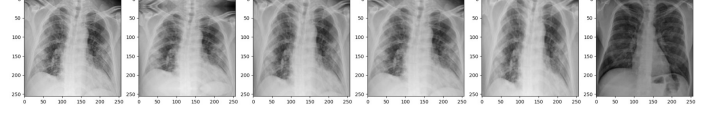


Gambar 4: Distribusi kelas pada data latih setelah augmentasi

3) *Augmentasi*: Augmentasi hanya akan dilakukan pada data latih saja dan sebagai cara untuk mengatasi kelas yang



(a) Sampel augmentasi positif COVID-19



(b) Sampel augmentasi negatif COVID-19

Gambar 5: Sampel augmentasi COVID-19

tidak seimbang. Untuk setiap citra pada setiap kelas yang ada pada data latih, augmentasi yang akan dilakukan mencakup:

- rotasi acak (factor=0.01),
- perubahan *brightness* acak (factor=0.0001),
- perubahan kontras acak (factor=0.01), dan
- *zoom* acak (height_factor=0.2, width_factor=0.2).

Semua perubahan tersebut dikerjakan secara sekuensial pada setiap citra yang ada pada data latih yang menghasilkan citra augmentasi. Penanganan dataset yang tidak seimbang dilakukan pada tahap ini, distribusi kelas setelah augmentasi pada data latih dapat dilihat pada Gambar 4, augmentasi kelas positif pada data latih akan dilakukan sebanyak 7 kali dan kelas negatif pada data latih akan dilakukan sebanyak 3 kali. Citra awal dan citra hasil augmentasi akan digabungkan menjadi dataset pemodelan. Sampel penggabungan tersebut dapat dilihat pada Gambar 5.

B. Pembuatan Model

Data latih akan dipisahkan pada tahap pembuatan model, sebagian data latih akan digunakan sebagai data validasi untuk model dan sisanya untuk latihan model. Data latih akan dipisahkan dengan rasio 4:1 untuk data latih model dan data validasi model.

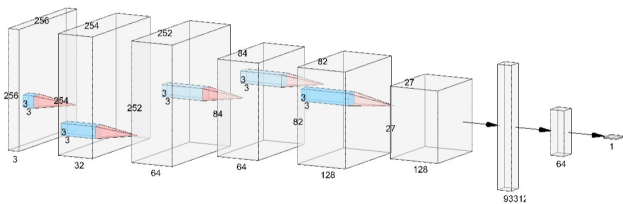
CNN akan digunakan sebagai model untuk mengklasifikasikan COVID-19 dari citra x-ray paru-paru. Terdapat *layer* utama yang ada dalam CNN yang dijelaskan dalam [6], yakni:

- *input layer*, *layer* yang akan menerima input citra untuk dilakukan ekstraksi fitur,
- *convolution layer*, *layer* yang berperan sebagai filter untuk mencari fitur dari citra
- *pooling layer*, *layer* yang memperkecil ukuran citra tetapi masih menyimpan informasi penting dari citra sebelumnya,
- *rectified linear unit layer*, ReLU sebagai *activation function*,
- *fully connected layer*, *layer* yang digunakan untuk klasifikasi setelah fitur diekstraksi.

Pada penelitian ini, arsitektur CNN yang digunakan meliputi *input layer*, *convolutional layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer* serta tambahan *dropout layer* yang akan membuang sebagian dari unit *layer* untuk menangani overfit.

Model: "sequential_2"		
Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 254, 254, 32)	896
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 252, 252, 64)	18496
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 84, 84, 64)	0
dropout (Dropout)	(None, 84, 84, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 82, 82, 128)	73856
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 27, 27, 128)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 27, 27, 128)	0
flatten (Flatten)	(None, 93312)	0
dense (Dense)	(None, 64)	5972032
dropout_2 (Dropout)	(None, 64)	0
dense_1 (Dense)	(None, 1)	65
Total params: 6065345 (23.14 MB)		
Trainable params: 6065345 (23.14 MB)		
Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)		

Gambar 6: Arsitektur CNN yang digunakan



Gambar 7: Visualisasi arsitektur CNN yang digunakan

Input layer yang digunakan berukuran $3@256 \times 256$ yang mengambil ketiga *channel* warna pada citra. *Input layer* kemudian akan dikonvolusi dengan filter 32 dan kernel 3×3 dengan fungsi aktivasi ReLU. Hasil konvolusi tersebut kemudian akan dikonvolusi lagi dengan filter 64 dan kernel 3×3 dengan fungsi aktivasi ReLU. Akan dilakukan metode *max pooling* pada hasil konvolusi dengan kernel 3×3 . *Dropout layer* dengan *rate* sebesar 0.25 akan digunakan setelah *max pooling* untuk menghindari terjadinya overfit. Hasil dari *layer* tersebut kemudian akan dikonvolusikan lagi dengan filter 128 dan kernel 3×3 dengan fungsi aktivasi ReLU. Hasil konvolusi kemudian akan di-*pool* dengan metode *max pooling* dengan kernel 3×3 . *Dropout layer* dengan *rate* 0.25 akan digunakan setelah itu. *Fully connected layer* akan terdiri dari fitur yang sudah diekstraksi dan *hidden layer* 64 unit dengan fungsi aktivasi ReLU dan *dropout layer* dengan *rate* 0.5 serta *output layer* 1 unit dengan fungsi aktivasi sigmoid untuk menghasilkan output dengan range $[0, 1]$. *Summary* dan visualisasi arsitektur CNN yang digunakan pada penelitian ini dapat di lihat pada

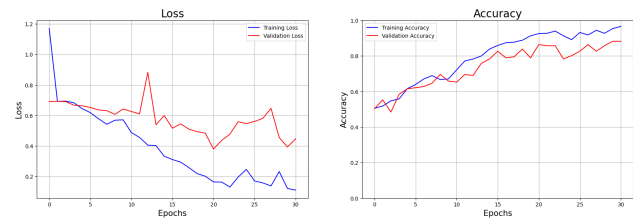
Gambar 6 dan Gambar 7.

Model CNN tersebut akan menggunakan *optimizer* Adam dengan *learning rate* sebesar 0.001 dengan menyimpan *binary cross-entropy* dan akurasi untuk mencari *weight* pada model dengan *epoch* 100 dan *batch size* 32. *Weight* model CNN yang menghasilkan akurasi tertinggi pada data validasi akan disimpan, sedangkan jika nilai *loss* pada data validasi tidak berkurang lagi selama 10 *epoch* maka proses pelatihan model akan berhenti. Karena hasil dari model setelah tahap ini berkisar pada range $[0, 1]$, penentuan apakah suatu data termasuk dalam kelas positif (1) atau negatif (0) akan menggunakan *threshold* 0.5, jika output dari model lebih dari atau sama dengan 0.5 maka data yang dimasukkan termasuk dalam kelas positif dan begitu pun sebaliknya.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahap hasil dan pembahasan akan terbagi menjadi dua bagian, yaitu hasil terhadap data validasi ketika pelatihan model dan evaluasi model terhadap data uji.

A. Validasi



Gambar 8: Akurasi dan loss pada data validasi

Dengan menggunakan *early stopping* model dapat berlatih sebanyak 31 *epoch*. Pada Gambar 8., terlihat bahwa semakin tinggi *epoch* akurasi pada data latih dan data validasi model semakin tinggi dan loss pada kedua data tersebut semakin rendah. Akurasi terbaik pada data latih model yang didapatkan adalah 0,965 dan akurasi terbaik pada data validasi model yang didapatkan adalah 0,881.

B. Evaluasi

True label	Negative	15	5
	Positive	4	8
		Negative	Positive
		Predicted label	

Gambar 9: *Confusion matrix* hasil klasifikasi data uji

Confusion matrix klasifikasi COVID-19 pada data uji dapat dilihat pada Gambar 9. Model dapat dengan benar mengklasifikasikan 15 data berlabel negatif dan 8 data berlabel positif.

Lebih lanjut, model menghasilkan 8 *true positive*, 15 *true negative*, 5 *false positive*, dan 4 *false negative*.

LAMPIRAN

Google Colab: https://s.id/Colab_PKAC2_498550

TABEL I: Tabel *classification report* pada data uji

Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negative	0.79	0.75	0.77	20
Positive	0.62	0.67	0.64	12
Accuracy	-	-	0.72	32
Macro Avg	0.70	0.71	0.70	32
Weighted Avg	0.72	0.72	0.72	32

TABEL II: Skor metrik

Metrics	Score
Accuracy	0.71875
Precision	0.61538
Recall	0.66667
F1 Score	0.6397

Evaluasi model CNN terhadap data uji akan dilakukan dengan melihat metrik *accuracy* dan pada masing-masing kelas melihat metrik *precision*, *recall*, dan *f1 score* seperti pada TABEL I. Nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1 score* secara keseluruhan dapat dilihat pada TABEL II

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil dari model CNN yang digunakan, model mendapatkan nilai *accuracy* sebesar 71,875 %, *precision* sebesar 61,538 %, *recall* sebesar 66,667 %, dan *f1 score* sebesar 63,97% untuk keseluruhan kelas, Hal ini menunjukkan bahwa model masih belum bisa mengklasifikasikan COVID-19 dengan baik dan dapat membahayakan pengguna.

Saran penulis untuk perkembangan lebih lanjut lagi adalah dengan mendapatkan data yang lebih banyak lagi serta memiliki distribusi seimbang dan orientasi akuisisi citra yang sama dapat meningkatkan kinerja model. Mengingat bahwa data yang digunakan dalam penelitian ini tidak seimbang dan akuisisi citra dari orientasi yang tidak selalu sama.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] "Coronavirus disease (COVID-19)," World Health Organization, <https://www.who.int/health-topics/coronavirus> (accessed Apr. 11, 2024)
- [2] A. Meepaganithage and M. Fernando, "Detecting COVID-19 Pneumonia using Chest X-rays through Deep Learning Techniques," 2022 2nd International Conference on Advanced Research in Computing (ICARC), Belihuloya, Sri Lanka, 2022, pp. 19-24, doi: 10.1109/ICARC54489.2022.9753784.
- [3] M. I. Daoud, Y. Alrahahleh, S. Abdel-Rahman, B. A. Alsaify and R. Alazrai, "COVID-19 Diagnosis in Chest X-ray Images by Combining Pre-trained CNN Models with Flat and Hierarchical Classification Approaches," 2021 12th International Conference on Information and Communication Systems (ICICS), Valencia, Spain, 2021, pp. 330-335, doi: 10.1109/ICICS52457.2021.9464532.
- [4] Wahyono, "COVID-19," Departemen Ilmu Komputer dan Elektronika FMIPA UGM, 2020. [Dataset]. Available: <http://ugm.id/MVDataset>
- [5] J. P. Cohen, P. Morrison, and L. Dao, "COVID-19 image data collection," arXiv:2003.11597, 2020, [Dataset] Available: <https://github.com/ieee8023/covid-chestxray-dataset>
- [6] N. Sharma, V. Jain, and A. Mishra, "An Analysis Of Convolutional Neural Networks For Image Classification," Procedia Computer Science, vol. 132. Elsevier BV, pp. 377-384, 2018. doi: 10.1016/j.procs.2018.05.198.