

Laporan Tugas Klasifikasi Covid-19 dari Citra X-Ray Berbasis CNN

Ravie Arjun Nadhief

Department of Computer Science and Electronics

Faculty of Mathematics and Natural Science

Gadjah Mada University

Sleman, Special Region of Yogyakarta, Indonesia

raviearjunnadhief@mail.ugm.ac.id

Abstract—Deteksi dini COVID-19 melalui citra X-ray dapat mempercepat penanganan klinis, namun interpretasi citra membutuhkan keahlian radiologis. Laporan ini mengusulkan implementasi Convolutional Neural Network (CNN) sederhana yang dibangun dari awal untuk klasifikasi citra X-ray ke dalam dua kelas: COVID-19 dan non-COVID. Dataset yang digunakan berasal dari MV Dataset (56 citra positif, 98 citra negatif), di mana tahap segmentasi paru-paru dilakukan menggunakan model U-Net pra-latih untuk mempersempit *region of interest*. Selanjutnya data di-augmentasi hingga 1.000 sampel positif dan 500 sampel negatif guna meningkatkan recall pada kelas positif. Model CNN terdiri dari tiga blok Conv2D-ReLU yang diikuti MaxPooling2D, dilanjutkan lapisan *fully connected* 256 neuron, dan lapisan output sigmoid. Pelatihan dilakukan selama 10 epoch dengan batch size 32 menggunakan optimizer RMSprop dan *binary crossentropy* loss. Evaluasi menunjukkan akurasi pelatihan lebih dari 95%, namun akurasi uji hanya mencapai 53% dengan recall kelas positif 33%. Hasil ini mengindikasikan keterbatasan jumlah dan keragaman data, serta arsitektur yang masih sederhana. Meskipun bersifat edukatif dan belum siap untuk aplikasi klinis, tugas ini memberikan wawasan praktis tentang pipeline segmentasi-augmentasi-klasifikasi menggunakan CNN pada citra medis dan menekankan perlunya pengayaan data serta eksplorasi arsitektur lebih kompleks ke depan.

Index Terms—X-ray dada, COVID-19, segmentasi paru-paru, augmentasi data, Convolutional Neural Network.

I. PENDAHULUAN

COVID-19 merupakan salah satu penyakit yang paling berdampak secara global dalam beberapa tahun terakhir. Deteksi dini terhadap infeksi COVID-19 sangat penting untuk memperlambat penyebarannya. Meskipun metode utama yang digunakan dalam diagnosis adalah RT-PCR, pencitraan medis seperti X-Ray dada juga sering digunakan sebagai alat bantu dalam proses identifikasi infeksi. Citra X-ray paru-paru telah menjadi salah satu prosedur yang paling banyak digunakan dan efektif oleh peneliti untuk memantau COVID-19. Namun, analisis citra X-Ray memerlukan keahlian khusus dari tenaga medis, sehingga dibutuhkan sistem bantu berbasis komputer untuk membantu proses tersebut [6].

Laporan ini disusun sebagai bagian dari tugas pembelajaran dalam mata kuliah yang berkaitan dengan pemrosesan citra dan pembelajaran mesin. Tujuan utama dari tugas ini adalah membangun model klasifikasi gambar menggunakan pendekatan Convolutional Neural Network (CNN) untuk membedakan antara citra X-Ray pasien dengan COVID-19 dan

yang bukan COVID-19. Dataset yang digunakan berasal dari MV Dataset, yang menyediakan koleksi citra X-Ray dengan label sesuai kondisi pasien.

Model CNN yang digunakan dalam laporan ini dibangun sepenuhnya dari awal (*from scratch*), tanpa menggunakan model pra-latih (*pretrained model*) atau pendekatan transfer learning. Proyek ini tidak ditujukan untuk penggunaan medis atau implementasi klinis, melainkan sebagai latihan praktis untuk memahami konsep dasar CNN dan penerapannya dalam klasifikasi gambar medis.

II. PEKERJAAN TERKAIT

Berbagai pendekatan telah dikembangkan untuk mendeteksi COVID-19 dari citra X-ray dada, mulai dari segmentasi area paru hingga klasifikasi menggunakan pembelajaran mesin dan deep learning. Beberapa studi menekankan pentingnya segmentasi paru-paru sebagai tahap awal agar model hanya memproses *region of interest*. Haikhan et al. [4] dan Pandey et al. [5] menggunakan model U-Net pra-latih untuk menghasilkan mask paru-paru, lalu mempraktikkan masking pada citra asli sehingga teks, label rumah sakit, dan struktur anatomi di luar paru-paru diminimalkan.

Sebelum maraknya deep learning, metode tradisional seperti ekstraksi fitur HOG (Histogram of Oriented Gradients) yang dikombinasikan dengan SVM banyak diuji. Huda et al. [6] membandingkan HOG-SVM dengan beberapa arsitektur CNN, dan menemui bahwa meski HOG-SVM cukup menjanjikan, model CNN menunjukkan peningkatan signifikan pada akurasi dan f1-score.

Pada ranah deep learning, arsitektur CNN sederhana yang dibangun dari awal (*scratch*) juga banyak diimplementasikan. Raaouf et al. [2] dan YoNG-Zaii [3] mempublikasikan notebook GitHub yang mencakup preprocessing, augmentasi, dan pelatihan CNN untuk klasifikasi COVID-19, sehingga menjadi referensi praktis bagi tugas ini. Sementara itu, Huda et al. [6] menyertakan perbandingan hasil CNN dengan metode tradisional, menegaskan keunggulan deep learning pada citra medis.

Secara keseluruhan, tugas ini akan memadukan ide segmentasi paru-paru menggunakan U-Net pra-latih dengan arsitektur CNN dari awal, dilengkapi augmentasi data untuk mengatasi keterbatasan jumlah sampel, sehingga diharapkan

model dapat lebih fokus dan robust dalam mengenali pola infeksi COVID-19 pada area paru-paru.

III. DATA DAN PEMORSESAN

A. Deskripsi Dataset

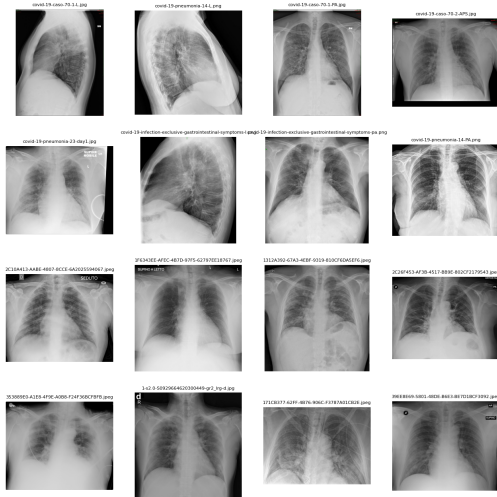


Fig. 1. Sample citra X-ray dari dataset

Dataset yang digunakan dalam tugas ini adalah MV Dataset, yang dapat diakses melalui tautan di sini Dataset ini berisi kumpulan citra X-Ray dada yang diklasifikasikan ke dalam dua kategori, yaitu COVID-19 dan Non-COVID.

Secara keseluruhan, dataset terdiri dari 154 gambar, dengan 56 gambar positif COVID-19 dan 98 gambar negatif (Non-COVID)

Citra-citra dalam dataset memiliki resolusi dan kualitas yang bervariasi, mencerminkan kondisi nyata dari data medis yang diperoleh dari berbagai sumber. Beberapa gambar menunjukkan gejala khas infeksi COVID-19, seperti infiltrasi bilateral dan opasitas pada paru-paru, sedangkan gambar Non-COVID dapat menunjukkan paru-paru sehat atau kondisi lain yang bukan disebabkan oleh virus SARS-CoV-2.

Sebelum digunakan dalam pelatihan model, citra-citra ini diproses terlebih dahulu melalui beberapa tahap preprocessing, seperti resizing ke ukuran yang seragam, normalisasi piksel, dan augmentasi data untuk meningkatkan keragaman sampel pelatihan. Dataset kemudian dibagi ke dalam subset data pelatihan dan data validasi untuk mengevaluasi kinerja model secara objektif.

B. Pemrosesan Data

Sebelum data digunakan dalam proses pelatihan model, dilakukan beberapa tahap pemrosesan untuk meningkatkan kualitas data dan memastikan model dapat belajar secara optimal dari fitur yang relevan.

Untuk memastikan bahwa model hanya fokus pada area yang relevan, yaitu paru-paru, dilakukan segmentasi citra X-Ray menggunakan model *U-Net* yang telah dilatih sebelumnya (*pretrained model*). Model ini diunduh dan digunakan dari

notebook di Kaggle yang disediakan oleh Farhan Haikhan di [link](#) ini. Segmentasi ini menghasilkan peta mask yang menandai area paru-paru dalam setiap gambar.

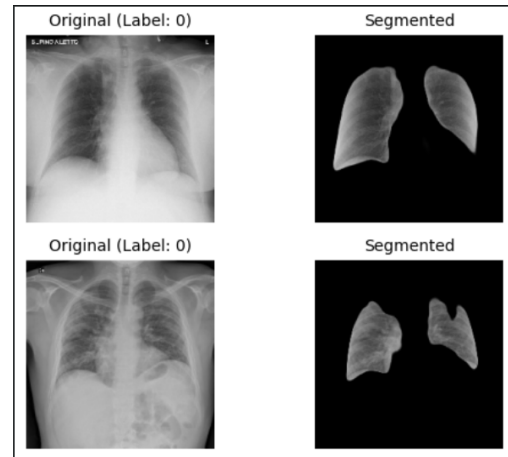


Fig. 2. Sampel Hasil Segmentasi

Setelah mask diperoleh, dilakukan proses masking pada citra asli sehingga hanya area paru-paru yang ditampilkan, sementara area di luar paru-paru dibuat menjadi hitam. Dengan demikian, model hanya akan menerima informasi visual dari area yang relevan, dan gangguan dari elemen lain seperti teks, label rumah sakit, atau organ di luar paru-paru dapat diminimalkan.

Mengingat jumlah citra dalam dataset tergolong sedikit (154 gambar secara total), dilakukan augmentasi data untuk memperkaya variasi data latih dan mengurangi risiko *overfitting*. Teknik augmentasi yang digunakan meliputi:

- Rotasi acak
- Zoom in/out
- Perubahan kecerahan (*brightness*)
- *Horizontal flipping*

Selain meningkatkan keberagaman data, augmentasi juga digunakan untuk menangani ketidakseimbangan kelas dan meningkatkan performa deteksi terhadap kelas COVID-19 positif. Oleh karena pentingnya meminimalkan kesalahan deteksi terhadap kasus positif (*false negative*), jumlah data kelas positif diperbanyak secara signifikan. Setelah augmentasi, total citra untuk kelas positif mencapai 1000 gambar, sedangkan kelas negatif sebanyak 500 gambar. Tujuan dari pendekatan ini adalah untuk meningkatkan nilai *recall* pada kelas COVID-19, karena kesalahan dalam mendeteksi pasien positif sebagai negatif dapat berakibat lebih fatal dibandingkan kesalahan sebaliknya.

IV. METODE

Pada bagian ini dijelaskan metode yang digunakan untuk membangun model klasifikasi gambar X-Ray paru-paru menjadi dua kelas, yaitu COVID-19 positif dan non-COVID. Model yang digunakan merupakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) sederhana yang dibangun dari awal (*from scratch*) tanpa menggunakan *transfer learning*.

A. Arsitektur Model

Model CNN yang digunakan terdiri dari tiga blok utama *convolution* dan *max-pooling*, diikuti dengan lapisan *fully connected* sebelum mencapai layer output. Arsitektur lengkapnya adalah sebagai berikut:

- **Input Layer:** menerima gambar dengan ukuran tertentu sesuai hasil praproses (segmentasi dan augmentasi).
- **Conv2D Layer 1:** 32 filter, ukuran kernel (3×3), *padding* 'same', fungsi aktivasi ReLU.
- **MaxPooling2D Layer 1:** ukuran pool (2×2).
- **Conv2D Layer 2:** 64 filter, ukuran kernel (3×3), *padding* 'same', fungsi aktivasi ReLU.
- **MaxPooling2D Layer 2:** ukuran pool (2×2).
- **Conv2D Layer 3:** 128 filter, ukuran kernel (3×3), *padding* 'same', fungsi aktivasi ReLU.
- **MaxPooling2D Layer 3:** ukuran pool (2×2).
- **Flatten Layer:** mengubah data menjadi vektor 1 dimensi.
- **Dense Layer:** 256 neuron, fungsi aktivasi ReLU.
- **Output Layer:** 1 neuron dengan fungsi aktivasi sigmoid, digunakan untuk klasifikasi biner.

B. Konfigurasi Pelatihan

Model dikompilasi menggunakan optimizer *RMSprop* dengan *learning rate* sebesar 0,001. Fungsi loss yang digunakan adalah *binary_crossentropy* karena klasifikasi bersifat biner. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik akurasi.

Model dilatih menggunakan 85% dari data pelatihan, sementara 15% sisanya digunakan sebagai data validasi. Pelatihan dilakukan selama 10 *epoch* dengan ukuran *batch* sebesar 32. Proses pelatihan dilakukan dengan memanfaatkan fungsi `model.fit()` dari pustaka TensorFlow Keras.

Selama proses pelatihan, juga dilakukan augmentasi data secara *on-the-fly* untuk meningkatkan generalisasi model terhadap data baru.

V. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Evaluasi Performa Model

Evaluasi performa model dilakukan berdasarkan kurva akurasi dan loss selama pelatihan, matriks kebingungan (confusion matrix), dan classification report yang mencakup metrik seperti precision, recall, dan f1-score.

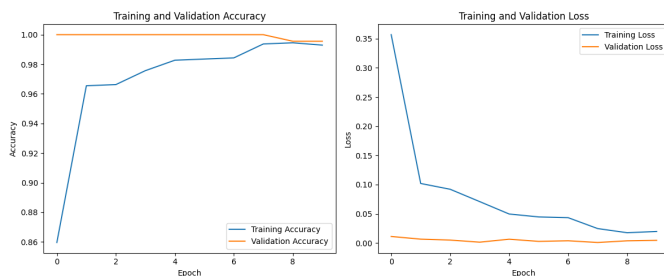


Fig. 3. Kurva akurasi dan loss selama pelatihan dan validasi

Berdasarkan Gambar 3, model menunjukkan tren konvergen selama pelatihan. Akurasi pelatihan meningkat signifikan,

namun akurasi validasi cenderung tetap konstan di angka tinggi (mendekati 1.00), yang mengindikasikan kemungkinan terjadinya overfitting. Hal ini juga didukung oleh nilai loss validasi yang relatif kecil dan stabil dibanding loss pelatihan.

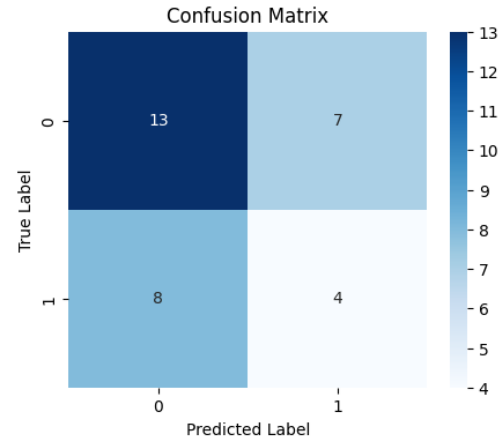


Fig. 4. Confusion Matrix

Dari Gambar 4, dapat dilihat bahwa model mengalami kesulitan dalam mengklasifikasikan kelas positif (COVID-19). Hanya 4 dari 12 gambar COVID-19 yang berhasil dikenali dengan benar, sedangkan sisanya salah diklasifikasikan sebagai non-COVID.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.62	0.65	0.63	20
1	0.36	0.33	0.35	12
accuracy			0.53	32
macro avg	0.49	0.49	0.49	32
weighted avg	0.52	0.53	0.53	32

Fig. 5. Classification Report pada data uji

Gambar 5 menunjukkan bahwa model memiliki akurasi total sebesar 53%. Precision dan recall untuk kelas positif masing-masing hanya 0,36 dan 0,33, menunjukkan kinerja yang lemah dalam mendeteksi kasus COVID-19. Padahal, recall untuk kelas ini seharusnya menjadi prioritas karena pentingnya menghindari kesalahan klasifikasi negatif-palsu (false negative).

B. Analisis dan Diskusi

Hasil yang kurang memuaskan kemungkinan disebabkan oleh beberapa faktor:

• Ukuran dataset yang kecil

Meskipun dilakukan augmentasi hingga 1000 gambar positif dan 500 negatif, namun secara substansi, model tetap belajar dari jumlah variasi gambar yang sangat terbatas.

• Kualitas augmentasi

Augmentasi berbasis transformasi citra (rotasi, flipping, zooming, dsb) tidak serta merta meningkatkan keragaman

semantik data. Model mungkin terlalu menyesuaikan diri terhadap pola augmentasi alih-alih pola penyakit.

- **Keseimbangan label setelah augmentasi**
Proporsi kelas yang tidak seimbang (1000 positif vs 500 negatif) walaupun bertujuan untuk meningkatkan recall, bisa menyebabkan bias model yang malah menurunkan kemampuan generalisasi pada kelas non-COVID.
- **Arsitektur CNN sederhana**
CNN yang digunakan cukup dangkal dan tidak memiliki kemampuan untuk mengekstraksi fitur kompleks secara optimal. Deep CNN atau pendekatan *transfer learning* dengan model seperti ResNet atau EfficientNet dapat dieksplorasi di masa mendatang.
- **Resolusi gambar dan informasi kontekstual**
Beberapa gambar X-Ray mungkin mengandung artefak atau variasi posisi anatomi yang tidak tertangani dengan baik hanya melalui segmentasi paru-paru.

VI. SIMPULAN DAN SARAN

A. Simpulan

Dalam tugas ini, telah dilakukan pembangunan model klasifikasi citra X-Ray untuk mendeteksi COVID-19 menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) sederhana yang dibangun dari awal (scratch). Proses pelatihan dilakukan pada dataset terbatas yang telah diproses melalui segmentasi paru-paru dan augmentasi data untuk memperkaya variasi.

Meskipun akurasi pelatihan menunjukkan hasil tinggi, performa validasi dan pengujian justru tidak memuaskan, khususnya pada kemampuan mendeteksi kasus positif COVID-19. Recall yang rendah (0,33) pada kelas positif menunjukkan bahwa model belum mampu menggeneralisasi dengan baik dan rawan terhadap kesalahan klasifikasi negatif-palsu. Hal ini cukup berisiko dalam konteks medis, meskipun eksperimen ini hanya bersifat edukatif dan tidak diterapkan pada praktik klinis nyata.

B. Saran

Beberapa saran untuk pengembangan lebih lanjut adalah sebagai berikut:

- **Meningkatkan jumlah dan keragaman data**
Pengumpulan dataset yang lebih besar dan beragam sangat penting agar model dapat belajar pola penyakit secara lebih representatif.
- **Menggunakan arsitektur CNN yang lebih kompleks:**
Model deep learning seperti ResNet, DenseNet, atau EfficientNet yang telah terbukti efektif dalam klasifikasi citra medis dapat digunakan melalui pendekatan *transfer learning*.
- **Augmentasi semantik**
Selain augmentasi geometrik, eksplorasi terhadap augmentasi berbasis domain seperti generative adversarial networks (GAN) dapat meningkatkan realisme dan keragaman data sintesis.
- **Penerapan teknik regularisasi dan fine-tuning**

Untuk menghindari overfitting, penggunaan teknik seperti batch normalization, L2 regularization, atau learning rate scheduling bisa dipertimbangkan.

REFERENCES

- [1] MV Dataset, "MV Dataset for COVID-19 Chest X-Ray Images," Universitas Gadjah Mada, [Online]. Available: <http://ugm.id/MVDataset>. [Accessed: 20-Apr-2025].
- [2] A. Raaouf, "Cnn_model.ipynb," GitHub repository: Covid-19-Detection-CNN, [Online]. Available: https://github.com/raaouf/Covid-19-Detection-CNN/blob/master/Cnn_model.ipynb. [Accessed: 20-Apr-2025].
- [3] YoNG-Zaii, "COVID-19 Detection Model.ipynb," GitHub repository: COVID-19-Detection-using-CNN, [Online]. Available: <https://github.com/YoNG-Zaii/COVID-19-Detection-using-CNN/blob/main/COVID-19%20Detection%20Model.ipynb>. [Accessed: 20-Apr-2025].
- [4] F. Haikhan, "Pretrained U-Net Lung Segmentation Dataset," Kaggle Notebook, [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/code/farhanhaikhan/pretrained-unet-lung-segmentation-dataset/notebook>. [Accessed: 20-Apr-2025].
- [5] N. Pandey, "Lung Segmentation from Chest X-Ray Dataset," Kaggle Notebook, [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/code/nikhilpandey360/lung-segmentation-from-chest-x-ray-dataset>. [Accessed: 20-Apr-2025].
- [6] N. L. I. Huda, M. A. Islam, M. O. Goni, and N. Begum, "Covid-19 Classification Using HOG-SVM and Deep Learning Models," in *Proc. 2022 2nd Int. Conf. Innovative Res. in Appl. Sci., Eng. and Technol. (IRASET)*, Meknes, Morocco, 2022, pp. 1–5, doi:10.1109/IRASET52964.2022.9738357.