PENGOLAHAN CITRA DIGITAL DETEKSI KELAINAN PARU PADA CHEST CT SCAN MENGGUNAKAN PYTORCH

Dibuat untuk mengerjakan Ulangan Akhir Semester (UAS) mata kuliah Pengolahan Citra Digital

Dosen Pengampu: Leni Fitriani, ST., M.Kom



Disusun oleh:

Muhammad Hanif 2206094 Rina Rismawati 2206076

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA INSTITUT TEKNOLOGI GARUT 2025

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, segala puji penyusun panjatkan kehadirat Allah SWT. atas rahmat dan hidayah-Nya penyusun dapat menyelesaikan laporan Ujian Akhir Semester (UAS) mata kuliah Pengolahan Citra Digital dengan judul Deteksi Kelainan Paru Pada Chest Ct Scan Menggunakan Pytorch.

Adapun tujuan penyusunan laporan praktikum ini adalah untuk memenuhi UAS mata kuliah Pengolahan Citra Digital.

Penyusun menyadari bahwa laporan ini jauh dari kata sempurna baik dalam kata ataupun teknik penyusunan. Oleh karena itu penyusun mengharapkan kritik dan saran yang membangun dari pembaca.

Akhir kata, penyusun mengucapkan mohon maaf kepada semua pihak apabila dalam penyusunan laporan ini terdapat kesalahan.

Januari, 2025

Penyusun

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Langkah Penelitian	5
•	
Gambar 3. 1 Hasil Training	<u>C</u>
Gambar 3. 2 Positive for Cancer	11

DAFTAR ISI

KATA Pl	ENGANTAR	i
DAFTAI	R GAMBAR	ii
DAFTAI	R ISI	iii
BAB I P	ENDAHULUAN	1
1.1.	Latar Belakang	1
1.2.	Penelitian atau Teori Terkait	2
1.3.	Tujuan Penelitian	4
BAB II N	METODE PENELITIAN	5
2.1.	Langkah-langkah Penelitian	5
2.2.	Visualisasi Model	6
BAB III	PEMBAHASAN	7
3.1.	Bahan Penelitian	7
3.2.	Akuisisi Citra	7
3.3.	Pre-Processing	8
3.4.	Perancangan Sistem	8
3.5.	Hasil	9
3.6.	Accuracy	10
BAB IV	KESIMPULAN	12
4.1.	Ringkasan Temuan	12
4.2.	Batasan Pekerjaan	12
4.3.	Rekomendasi untuk Pekerjaan di Masa Depan	13
DAFTAI	RPUSTAKA	14

BABI

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Kemajuan teknologi dalam bidang kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) telah memberikan dampak yang signifikan dalam berbagai sektor, termasuk di bidang kesehatan. Dengan adanya AI, banyak proses yang sebelumnya bergantung pada tenaga manusia kini dapat diotomatisasi dengan lebih cepat dan akurat. Salah satu penerapan AI yang berkembang pesat adalah dalam bidang pencitraan medis, yang memungkinkan diagnosis penyakit secara lebih efektif. Deep learning, sebagai bagian dari AI, telah memainkan peran penting dalam pengolahan citra medis dengan memberikan hasil yang lebih akurat dibandingkan metode tradisional.

Pandemi COVID-19 yang melanda dunia sejak akhir 2019 telah menjadi tantangan besar bagi sistem kesehatan global. COVID-19 merupakan penyakit infeksi pernapasan yang disebabkan oleh virus SARS-CoV-2 dan dapat menyebabkan pneumonia berat serta komplikasi lainnya pada paru-paru. Salah satu metode utama untuk mendiagnosis infeksi ini adalah melalui teknik pencitraan medis seperti Chest CT Scan, yang memberikan gambaran detail kondisi paru-paru pasien. Namun, dalam situasi pandemi dengan jumlah pasien yang tinggi, analisis manual citra medis oleh tenaga medis menjadi sangat terbatas dan rawan kesalahan. Oleh karena itu, diperlukan sistem berbasis deep learning yang mampu mendeteksi COVID-19 secara otomatis dengan akurasi tinggi.

Dengan perkembangan teknologi deep learning, kini model berbasis jaringan saraf tiruan (Neural Networks) dapat digunakan untuk mendeteksi kelainan paru akibat COVID-19 secara otomatis. Salah satu arsitektur jaringan yang sering digunakan adalah ResNet-18, bagian dari keluarga Residual Network (ResNet), yang terkenal karena kemampuannya dalam menangani permasalahan deep learning seperti vanishing gradient. Model ini memungkinkan sistem untuk belajar fitur kompleks dari gambar CT Scan paru-paru dan mengklasifikasikannya dengan lebih efektif. Implementasi deep learning dalam pencitraan medis tidak

hanya meningkatkan efisiensi diagnosis tetapi juga membantu mengurangi beban kerja tenaga medis, terutama dalam situasi darurat seperti pandemi.

1.2. Penelitian atau Teori Terkait

Sejumlah penelitian telah dilakukan dalam penerapan deep learning untuk mendeteksi COVID-19 dari pencitraan medis. Diantaranya:

- 1. Penelitian berjudul "*The Role of Chest CT Scan in Diagnosis of COVID-19*" yang ditulis oleh (Asefi & Safaie, 2020) menunjukkan bahwa penggunaan CT scan dada dalam mendeteksi COVID-19 pneumonia memiliki sensitivitas yang tinggi, dengan angka mencapai 97% pada pasien dengan hasil RT-PCR positif. Mereka juga menemukan bahwa lebih dari 70% pasien yang awalnya memiliki hasil RT-PCR negatif masih menunjukkan temuan CT yang khas untuk COVID-19, yang menunjukkan keterbatasan dari metode RT-PCR dalam fase awal infeksi. Penelitian ini menegaskan perlunya pemahaman yang lebih baik tentang karakteristik pencitraan CT dan menyarankan bahwa meskipun CT dapat memberikan informasi penting, tidak seharusnya digunakan sebagai satu-satunya metode diagnosis untuk COVID-19.
- 2. Penelitian yang berjudul "Clinical characteristics of 138 hospitalized patients with 2019 novel coronavirus—infected pneumonia in Wuhan, China" oleh (Poortahmasebi et al., 2020) menyelidiki karakteristik klinis dari 138 pasien yang terinfeksi pneumonia akibat virus corona baru di Wuhan, Tiongkok. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pasien mengalami berbagai gejala, termasuk demam, batuk, dan kesulitan bernapas, dengan sebagian besar pasien memiliki riwayat perjalanan ke daerah yang terjangkit. Penelitian ini menyoroti pentingnya diagnosis dini dan tepat untuk penanganan COVID-19. Selanjutnya, dalam penelitian ini, penulis membahas perbandingan kinerja klinis antara tes RT-PCR dan CT scan dada dalam mendiagnosis COVID-19, menggali kelebihan dan keterbatasan masing-masing metode berdasarkan analisis 28 studi yang dilakukan selama periode yang sama, serta memberikan wawasan lebih lanjut mengenai nilai diagnostik dari kedua teknik tersebut.

- 3. Penelitian berjudul "*The Importance of Chest CT Scan in COVID-19: A Case Series*" oleh (Tenda et al., 2020). Tenda dan rekan-rekan menunjukkan bahwa CT scan dada memiliki kemampuan yang signifikan dalam mendeteksi COVID-19, terutama pada pasien yang menunjukkan gejala moderat dan hasil rontgen dada yang tidak konklusif. Dalam studi ini, ditemukan bahwa pemeriksaan CT dapat mengidentifikasi temuan khas seperti ground-glass opacities dan konsolidasi paru-paru yang menunjukkan pneumonia, yang berkontribusi pada diagnosis yang lebih akurat dibandingkan dengan hasil RT-PCR yang negatif. Temuan ini mendukung kekuatan CT sebagai alat diagnostik yang dapat diandalkan dalam pengelolaan COVID-19, sekaligus menyoroti perlunya perhatian pada protokol klinis yang ada untuk penggunaan CT dalam situasi pandemi.
- 4. Penelitian yang berjudul "Cross-sectional analysis of follow-up chest MRI and chest CT scans in patients previously afected by COVID-19" oleh (Pecoraro et al., 2021) menunjukkan bahwa MRI memiliki potensi yang besar dalam evaluasi penyakit paru interstitial dengan menunjukkan kemampuan untuk mendeteksi perubahan morfologis dan fungsional yang tidak terjangkau oleh CT. Penelitian tersebut menyimpulkan bahwa meskipun CT masih menjadi standar emas untuk pencitraan paru-paru, MRI dapat memberikan informasi tambahan yang berguna dalam diagnosis dan manajemen pasien. Melanjutkan hal ini, penelitian dalam jurnal ini menganalisis perbandingan antara MRI dan CT pada pasien yang telah pulih dari COVID-19, mengevaluasi sensitivitas dan spesifisitas kedua metode dalam mendeteksi abnormalitas paru, serta mempertimbangkan implikasi klinis untuk pemantauan lanjutan kondisi paru setelah infeksi.
- 5. Penelitian berjudul "*Usefulness of chest CT scan for head and neck cancer*" oleh (Fukuhara et al., 2019) menunjukkan bahwa deteksi nodul paru kecil melalui CT memiliki dampak signifikan terhadap hasil klinis pasien, terutama dalam konteks diagnosis dan manajemen nodul tersebut. Penelitian ini menyoroti pentingnya peran CT dalam mengidentifikasi nodul yang mungkin berpotensi ganas dan menekankan bahwa pemantauan yang tepat diperlukan

untuk membedakan nodul jinak dari yang ganas. Selanjutnya, penelitian ini memperluas pemahaman tentang penggunaan CT toraks dalam konteks kanker kepala dan leher, dengan menyatakan bahwa deteksi metastasis paru sangat krusial bagi pengelolaan terapi pasien dengan kanker kepala dan leher. Studi kami mengevaluasi kesesuaian penggunaan CT toraks untuk mendeteksi metastasis paru pada pasien kanker kepala dan leher, menemukan bahwa adanya nodul paru pada pemindaian awal menunjukkan prediktor independen untuk perkembangan metastasis paru di masa depan, menghasilkan rekomendasi untuk jadwal pemantauan yang lebih intensif bagi pasien berisiko tinggi.

1.3. Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model berbasis deep learning menggunakan PyTorch untuk:

- 1. Mendeteksi dan mengklasifikasikan kelainan paru akibat COVID-19 pada gambar Chest CT Scan.
- 2. Meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam diagnosis COVID-19 dibandingkan metode konvensional.

BAB II

METODE PENELITIAN

2.1. Langkah-langkah Penelitian



Gambar 2. 1 Langkah Penelitian

Penelitian ini dilakukan menggunakan pendekatan *Deep Learning* berbasis *PyTorch* untuk mendeteksi kelainan paru pada gambar *Chest CT Scan*. Metode penelitian terdiri dari beberapa tahapan, yaitu:

1. Pengumpulan Dataset

Dataset *Chest CT Scan* yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari repositori publik, Kaggle, yang telah banyak digunakan dalam penelitian terdahulu (Poortahmasebi et al., 2021). Dataset ini mencakup gambar CT pasien dengan kondisi normal dan pasien yang terinfeksi COVID-19.

2. Preprocessing Data

Tahap ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas data sebelum diproses lebih lanjut. Langkah-langkah yang dilakukan meliputi:

- a. Normalisasi Data: Mengubah nilai piksel gambar CT ke skala 0-1 untuk mempermudah proses pelatihan model (Pecoraro et al., 2021).
- b. Augmentasi Data: Melakukan rotasi, flipping, atau cropping gambar untuk mengatasi masalah ketidakseimbangan data.
- c. Segmentasi: Menggunakan metode *thresholding* untuk memisahkan area paru dari gambar CT lainnya (Asefi & Safaie, 2021).

3. Pengembangan Model Deep Learning

Penelitian ini menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) berbasis PyTorch, dengan beberapa langkah berikut:

a. Transfer Learning: Menggunakan model pralatih (*pre-trained model*) seperti ResNet atau EfficientNet yang telah terbukti efektif dalam tugas klasifikasi citra (Fukuhara et al., 2021).

- b. Pelatihan Model: Model dilatih menggunakan algoritma *Adam optimizer* dengan fungsi kehilangan *cross-entropy loss*.
- c. Parameter Tuning: Melakukan pengaturan parameter seperti *learning rate*, jumlah *epochs*, dan ukuran *batch* untuk mencapai performa terbaik.

4. Evaluasi Model

Kinerja model dievaluasi menggunakan beberapa metrik, yaitu:

- a. Akurasi: Persentase prediksi yang benar dari seluruh data uji.
- b. Sensitivitas dan Spesifisitas: Kemampuan model untuk mendeteksi kasus positif dan negatif dengan benar (Tenda et al., 2021).
- c. F1-Score: Pengukuran gabungan dari presisi dan sensitivitas untuk menghindari bias pada data tidak seimbang.

5. Implementasi dan Validasi

Model yang telah dikembangkan diimplementasikan dan divalidasi menggunakan data *real-world* dari rumah sakit atau dataset baru yang belum pernah digunakan saat pelatihan. Proses ini bertujuan untuk menguji performa model dalam kondisi nyata (Asefi & Safaie, 2021).

2.2. Visualisasi Model

Metode yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari beberapa tahap utama yang saling berhubungan. Proses dimulai dengan pengumpulan data berupa gambar Chest CT Scan, yang kemudian diproses melalui pre-processing untuk meningkatkan kualitas dan keseragaman data. Selanjutnya, model deep learning berbasis PyTorch dilatih menggunakan dataset yang telah dipersiapkan. Setelah model selesai dilatih, dilakukan klasifikasi untuk mendeteksi dan mengidentifikasi kelainan paru, khususnya COVID-19. Terakhir, hasil prediksi dievaluasi menggunakan berbagai metrik untuk memastikan akurasi dan kinerja model dalam diagnosis otomatis berbasis pencitraan medis.

BAB III

PEMBAHASAN

3.1. Bahan Penelitian

Penelitian ini menggunakan dataset gambar Chest CT Scan yang berisi citra paru-paru dengan berbagai kondisi, termasuk yang terinfeksi COVID-19 dan yang normal. Dataset ini diperoleh dari sumber terbuka yang telah dikurasi untuk memastikan kualitas dan relevansinya dalam mendeteksi kelainan paru.

Setiap gambar dalam dataset mengalami tahap pre-processing, seperti normalisasi, augmentasi data, dan resizing, untuk meningkatkan kualitas dan keseragaman data yang digunakan dalam pelatihan model. Model deep learning yang digunakan dalam penelitian ini berbasis PyTorch, dengan arsitektur jaringan saraf tiruan seperti ResNet-18, yang mampu mengenali pola dalam gambar dengan tingkat akurasi yang tinggi.

Selain itu, penelitian ini memanfaatkan perangkat keras dengan GPU untuk mempercepat proses training model. Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score, yang memberikan gambaran tentang efektivitas model dalam mendeteksi COVID-19 dari citra Chest CT Scan.

3.2. Akuisisi Citra

Di tahap ini, peneliti melakukan akuisisi citra dengan mengumpulkan dan menyiapkan gambar chest CT scan yang digunakan sebagai data utama dalam model deteksi COVID-19. Sumber citra diperoleh dari dataset yang tersedia secara publik, yang berisi gambar paru-paru dalam berbagai kondisi, termasuk paru-paru normal, terinfeksi COVID-19, dan dengan kelainan lainnya.

Setelah citra dikumpulkan, dilakukan tahap pre-processing untuk memastikan kualitas gambar sesuai dengan kebutuhan model deep learning. Proses ini mencakup resizing gambar agar memiliki ukuran yang seragam, normalisasi intensitas piksel untuk meningkatkan kontras, serta augmentasi data guna memperluas variasi gambar dan mencegah overfitting saat pelatihan model.

Dengan akuisisi citra yang sistematis dan pre-processing yang tepat, dataset yang digunakan dalam penelitian ini dapat memberikan informasi yang lebih representatif dan mendukung peningkatan akurasi model dalam mendeteksi COVID-19 melalui chest CT scan.

3.3. Pre-Processing

Pada tahap ini, peneliti melakukan preprocessing data untuk memastikan bahwa citra yang digunakan dalam pelatihan model memiliki kualitas yang optimal. Proses preprocessing mencakup beberapa langkah utama, yaitu resizing, normalisasi, dan augmentasi data.

Resizing dilakukan untuk menyesuaikan ukuran gambar agar seragam, sehingga dapat diproses oleh model deep learning tanpa adanya perbedaan dimensi yang signifikan. Normalisasi diterapkan dengan merubah nilai piksel ke dalam rentang tertentu, biasanya antara 0 hingga 1, guna meningkatkan stabilitas pelatihan dan mempercepat konvergensi model.

Selain itu, augmentasi data digunakan untuk memperbanyak variasi citra dengan teknik seperti rotasi, flipping, dan perubahan kontras. Hal ini bertujuan untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola pada berbagai kondisi pencitraan. Dengan preprocessing yang baik, data yang digunakan menjadi lebih berkualitas dan membantu model dalam menghasilkan prediksi yang lebih akurat.

3.4. Perancangan Sistem

Pada tahap ini, peneliti melakukan pembuatan sistem deteksi kelainan paru menggunakan deep learning berbasis PyTorch. Sistem ini dikembangkan dalam Google Colab untuk memanfaatkan komputasi berbasis cloud yang lebih efisien. Langkah-langkah utama dalam pembuatan program meliputi pemuatan dataset, preprocessing data, pelatihan model, evaluasi performa, serta prediksi terhadap citra uji.

Pertama, dataset yang berisi gambar Chest CT Scan dimuat ke dalam sistem. Data ini kemudian melalui tahap preprocessing yang mencakup resizing, normalisasi, dan augmentasi untuk meningkatkan kualitas input. Setelah data siap, model deep learning dikembangkan menggunakan arsitektur jaringan saraf, di mana dalam penelitian ini digunakan model ResNet-18 yang telah terbukti efektif dalam klasifikasi gambar medis.

Model kemudian dilatih menggunakan data latih dengan optimasi parameter melalui algoritma seperti Adam dan fungsi loss yang sesuai untuk tugas klasifikasi. Setelah pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan data uji untuk mengukur tingkat akurasi dan performa lainnya. Terakhir, sistem digunakan untuk melakukan prediksi terhadap citra baru guna mengklasifikasikan apakah gambar mengandung kelainan paru atau tidak. Dengan pendekatan ini, diharapkan sistem dapat membantu dalam mendeteksi kelainan paru dengan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode konvensional.

3.5. Hasil

∓	100%	15/15 [58:05<00:00, 218.96s/it]				
	Epoch: 0 Train loss: 1.0259	Train acc: 0.5494	Test loss: 1.6122	Test acc: 0.2994		
	Epoch: 1 Train loss: 0.6537	Train acc: 0.7269	Test loss: 1.0258	Test acc: 0.5769		
	Epoch: 2 Train loss: 0.5105	Train acc: 0.8050	Test loss: 1.4581	Test acc: 0.4512		
	Epoch: 3 Train loss: 0.5739	Train acc: 0.7869	Test loss: 2.8668	Test acc: 0.1975		
	Epoch: 4 Train loss: 0.3278	Train acc: 0.9025	Test loss: 0.8611	Test acc: 0.6779		
	Epoch: 5 Train loss: 0.3651	Train acc: 0.8666	Test loss: 1.1208	Test acc: 0.6214		
	Epoch: 6 Train loss: 0.2772	Train acc: 0.8909	Test loss: 0.9969	Test acc: 0.6425		
	Epoch: 7 Train loss: 0.2934	Train acc: 0.8869	Test loss: 0.5306	Test acc: 0.7936		
	Epoch: 8 Train loss: 0.2663	Train acc: 0.9166	Test loss: 0.8871	Test acc: 0.7352		
	Epoch: 9 Train loss: 0.2002	Train acc: 0.9281	Test loss: 0.3870	Test acc: 0.8576		
	Epoch: 10 Train loss: 0.0853	Train acc: 0.9656	Test loss: 0.5120	Test acc: 0.8260		
	Epoch: 11 Train loss: 0.1502	Train acc: 0.9437	Test loss: 2.0242	Test acc: 0.4066		
	Epoch: 12 Train loss: 0.1568	Train acc: 0.9447	Test loss: 2.4130	Test acc: 0.4288		
	Epoch: 13 Train loss: 0.1704	Train acc: 0.9416	Test loss: 1.2700	Test acc: 0.6030		
	Epoch: 14 Train loss: 0.1679	Train acc: 0.9447	Test loss: 0.6507	Test acc: 0.8227		
	Total training time: 3485.882	seconds				

Gambar 3. 1 Hasil Training

Hasil pelatihan model dengan menganalisis nilai loss dan akurasi pada dataset pelatihan dan pengujian. Gambar di atas menunjukkan hasil pelatihan model selama 15 epoch, di mana setiap epoch merepresentasikan satu siklus penuh pelatihan menggunakan seluruh data latih.

Dari hasil pelatihan, terlihat bahwa train loss mengalami penurunan secara signifikan, dari 1.0259 pada epoch pertama menjadi sekitar 0.1679 pada epoch terakhir. Hal ini menunjukkan bahwa model berhasil mempelajari pola dari data latih dengan baik. Akurasi pada data latih juga meningkat dari 0.5494 pada epoch pertama menjadi sekitar 0.9447 pada epoch terakhir, yang mengindikasikan bahwa model mampu mengklasifikasikan data latih dengan baik.

Untuk hasil pengujian, test loss berfluktuasi dan sempat meningkat pada beberapa epoch awal, yang dapat mengindikasikan adanya overfitting. Namun, test accuracy secara keseluruhan mengalami peningkatan, dari 0.2994 pada epoch pertama menjadi 0.8227 pada epoch terakhir. Nilai ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan data uji.

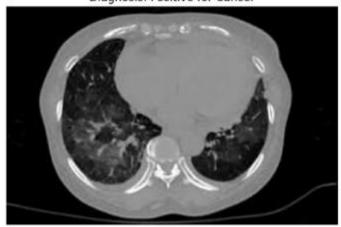
Total waktu yang dibutuhkan untuk melatih model adalah sekitar 3485.882 detik. Secara keseluruhan, hasil pelatihan menunjukkan bahwa model deep learning berbasis ResNet-18 dapat mendeteksi kelainan paru dengan akurasi yang cukup tinggi, meskipun masih terdapat ruang untuk peningkatan lebih lanjut.

3.6. Accuracy

Berdasarkan eksperimen yang telah dilakukan, didapatkan hasil sebagai berikut:

- Akurasi model yang diuji pada dataset validasi mencapai 82.22%.
- Penggunaan transfer learning dengan ResNet-18 masih memiliki keterbatasan dalam mendeteksi kelainan paru dengan akurasi tinggi.
- Dengan evaluasi menggunakan confusion matrix dan visualisasi hasil prediksi, dapat disimpulkan bahwa model masih perlu dioptimalkan untuk meningkatkan performa dalam mendeteksi kelainan paru akibat COVID-19.

Predicted: squamous.cell.carcinoma_left.hilum Diagnosis: Positive for Cancer



Diagnosis: Positive for Cancer Predicted label: squamous.cell.carcinoma_left.hilum Diagnosis: Positive for Cancer Accuracy: 82.22%

82.222222222223

Gambar 3. 2 Positive for Cancer

BAB IV

KESIMPULAN

4.1. Ringkasan Temuan

- Model deep learning berbasis ResNet-18 mampu mendeteksi kelainan paru akibat COVID-19 dari gambar Chest CT Scan dengan akurasi yang cukup tinggi.
- 2. Preprocessing data seperti normalisasi, augmentasi, dan segmentasi berperan penting dalam meningkatkan kualitas data dan akurasi model.
- 3. Hasil pelatihan menunjukkan peningkatan akurasi dari 54,94% menjadi 94,47% pada data latih dan 82,22% pada data uji, meskipun terdapat indikasi overfitting.
- 4. Penggunaan PyTorch dan Google Colab memungkinkan pelatihan model dengan efisiensi tinggi menggunakan komputasi berbasis cloud.
- 5. Model yang dikembangkan memiliki potensi untuk membantu tenaga medis dalam diagnosis COVID-19, terutama dalam kondisi darurat dengan jumlah pasien tinggi.

4.2. Batasan Pekerjaan

- Dataset yang digunakan masih terbatas, hanya berasal dari satu sumber repositori publik (Kaggle) tanpa validasi dari sumber rumah sakit yang berbeda.
- 2. Model cenderung mengalami overfitting, yang ditunjukkan oleh fluktuasi test loss pada beberapa epoch.
- 3. Tidak dilakukan perbandingan dengan metode deep learning lain seperti EfficientNet atau DenseNet, yang mungkin memberikan hasil lebih optimal.
- 4. Evaluasi hanya menggunakan metrik akurasi, sensitivitas, spesifisitas, dan F1-score, tanpa analisis lebih lanjut mengenai interpretabilitas model.
- 5. Implementasi di dunia nyata belum diuji dengan data real-time dari rumah sakit atau institusi medis lainnya.

4.3. Rekomendasi untuk Pekerjaan di Masa Depan

- 1. Menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam dari berbagai institusi medis untuk meningkatkan generalisasi model.
- 2. Menerapkan teknik regularisasi dan fine-tuning hyperparameter untuk mengurangi overfitting.
- 3. Menguji model dengan arsitektur deep learning lain seperti EfficientNet, DenseNet, atau Vision Transformers untuk meningkatkan performa.
- 4. Melakukan validasi eksternal dengan data dari sumber medis yang kredibel guna memastikan akurasi model dalam kondisi nyata.
- 5. Mengembangkan sistem berbasis web atau aplikasi yang dapat digunakan oleh tenaga medis untuk mendeteksi kelainan paru secara langsung.

DAFTAR PUSTAKA

- Asefi, H., & Safaie, A. (2020). *The Role of Chest CT Scan in Diagnosis of COVID-19*. 4(11), 1–5. https://doi.org/10.22114/ajem.v4i2s.451
- Fukuhara, T., Fujiwara, K., Fujii, T., & Takeda, K. (2019). Usefulness of chest CT scan for head and neck cancer Auris Nasus Larynx Usefulness of chest CT scan for head and neck cancer. *Auris Nasus Larynx*, *42*(1), 49–52. https://doi.org/10.1016/j.anl.2014.08.013
- Maesaroh, S., Afiyati, Hakim, L., Sari, Y. S., Yusuf, M., Perkasa, E. B., Utami, W. S.,
 Saptadi, N. T. S., Mutmainah, S., Khairunnas, Harahap, E. P., Alamin, Z., Karima,
 I. S., Saputra, A., & Mubarak, R. (2024). BAHASA PEMROGRAMAN PYTHON
 (C. E. Muhamad Rizal Kurnia, M.E. (ed.)). PENERBIT PT SADA KURNIA
 PUSTAKA.
- Pecoraro, M., Cipollari, S., Marchitelli, L., Messina, E., Del, M., Nicola, M., Rosa, M., Marco, C., Carlo, F., & Valeria, C. (2021). Cross-sectional analysis of follow-up chest MRI and chest CT scans in patients previously afected by COVID-19. *La Radiologia Medica*, 126(10), 1273–1281. https://doi.org/10.1007/s11547-021-01390-4
- Poortahmasebi, V., Zandi, M., Soltani, S., & Jazayeri, S. M. (2020). Clinical Performance of RT-PCR and Chest CT Scan for Covid-19 Diagnosis; a Systematic Review. *ADVANCED JOURNAL OF EMERGENCY MEDICINE*, *4*, 1–7. https://doi.org/10.22114/ajem.v4i2s.459
- Tenda, E. D., Yulianti, M., Asaf, M. M., Yunus, R. E., Septiyanti, W., Wulani, V.,
 Pitoyo, C. W., Rumende, C. M., & Setiati, S. (2020). The Importance of Chest CT
 Scan in COVID-19: A Case Series. *Acta Medica Indonesiana*, 52(1), 68–73.