

Klasifikasi COVID 19 dengan Metode Efficient Net berdasarkan CT scan Paru-paru

Akhmad Irsyad^{a,1}, Islamiyah^{a,2}, Hario Jati Setyadi^{a,3}, Fakhmul Amal^{a,4}

^a Sistem Informasi, Universitas Mulawarman, Samarinda

¹ akhmadirsyad@ft.unmul.ac.id; ² islamiyah@ft.unmul.ac.id; ³ hariojati.setyadi@ft.unmul.ac.id; ⁴ fakhmulamal@gmail.com

INFORMASI ARTIKEL

ABSTRAK

Histori Artikel

Diterima : 10 Agustus 2023

Direvisi : 19 Agustus 2023

Diterbitkan : 30 Agustus 2023

Kata Kunci:

Covid-19

Klasifikasi

Deep Learnin

EfficientNet

Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus 2 (SARS-CoV-2) adalah virus penyebab Covid-19. Covid-19 adalah virus mematikan yang oleh Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) ditetapkan sebagai pandemi karena penyebarannya yang cepat. Dua metode yang kini paling sering digunakan untuk mendeteksi Covid-19 adalah Rapid Diagnostic Test (RDT) dan Real-Time Reverse Transcription Polymerase Chain Reaction (RT-PCR). Menemukan strategi baru yang cepat dan tepat sangat penting karena kedua strategi memiliki kelebihan dan kekurangan. Penggunaan CT scan untuk menemukan Covid-19 adalah salah satu metode yang direkomendasikan. Makalah ini merekomendasikan identifikasi Covid-19 pada gambar CT menggunakan EfficientNet B0. tampil lebih unggul dari model tanpa CLAHE. Untuk performa EfficientNet B0 dengan CLAHE, akurasi, F-measure, recall, dan precision adalah 91,95%, 92,06%, 92,43%, dan 91,69%.

2023 SAKTI – Sains, Aplikasi, Komputasi dan Teknologi Informasi.

Hak Cipta.

I. Pendahuluan

Coronavirus *disease* 2019 (COVID-19) adalah penyakit disebabkan oleh virus *Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus 2* (SARS-CoV-2), penyakit ini menyebar dengan cepat dan dapat menyebabkan kematian. Hingga Juni 2023 COVID-19 telah menyebabkan sekitar 6.808.056 kematian dari 161.778 kasus yang terinfeksi diseluruh Indonesia [1]. Selama fase awal penyakit ini ditandai dengan demam, batuk, dan kelelahan. Temuan menunjukkan bahwa virus COVID-19 menyebar dari orang ke orang. Orang yang terinfeksi memiliki masalah pernapasan serius dan perlu dirawat di unit perawatan intensif. Para pasien memiliki kondisi abnormal pada citra paru-paru hasil *Computed Tomography* (CT). CT *scan* orang yang terinfeksi menunjukkan bahwa penyakit COVID-19 memiliki karakteristik sendiri. Dari beberapa karakteristik CT paru-paru pasien COVID-19 diantaranya adalah *Ground Glass Opacity* (GGO), *pleural changes*, dan *consolidation*. Karena itu, para ahli klinis membutuhkan citra CT paru untuk mendiagnosis COVID-19 pada fase awal [2].

Salah satu rintangan utama dalam mengendalikan penyebaran penyakit ini adalah cepatnya penularan dan kekurangan tes. Tes saat ini sebagian besar didasarkan pada *Real Time Polymerase Chain Reaction* (RT-PCR). Kurangnya alat tes RT-PCR selama waktu puncak wabah COVID-19, menyebabkan banyak kasus yang dicurigai tidak dapat diuji dalam waktu cepat dan mereka terus menyebarkan penyakit kepada orang lain secara tidak sadar. Selain itu saat ini ada dua metode yang biasa digunakan dalam penanganan COVID-19, yaitu *Rapid Diagnostic Test* (RDT) dan *Real-Time Reverse Transcription Polymerase Chain Reaction* (RT-PCT), RDT membutuhkan waktu singkat namun memiliki akurasi yang lebih rendah, dan RT-PCT yang memiliki akurasi lebih baik daripada RDT, tetapi membutuhkan waktu yang lama [3], [4]. Diperlukan metode alternatif yang membutuhkan waktu singkat dan akurasi tinggi. Salah satu metode yang ditawarkan adalah dengan menggunakan citra CT yang telah digunakan oleh beberapa rumah sakit [5].

Perkembangan *computer vision* yang mendukung biomedik telah banyak berkembang seperti meningkatkan kualitas citra [6], segmentasi organ [7], dan klasifikasi tekstur organ [8], analisis *time series* [9], dan karakteristik tumor [10] adalah beberapa pengembangan *computer vision* dalam bidang biomedik. Citra medis CT *scan* dan X-ray paru-paru sangat penting untuk diagnosis COVID-19 otomatis. Beberapa

rumah sakit terkemuka di dunia menggunakan algoritma *artificial intelligence* (AI) untuk mendiagnosis kasus COVID-19 dari CT *scan* atau Gambar X-ray [11].

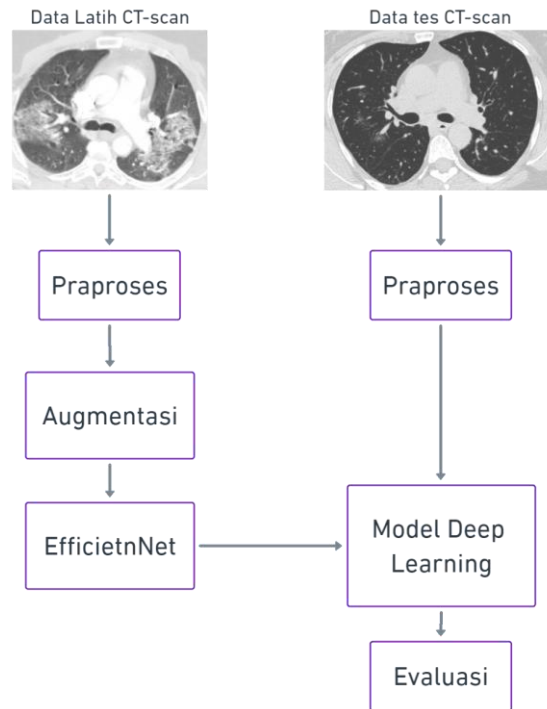
Berikut adalah beberapa studi AI tentang diagnosis COVID-19. Studi yang dilakukan oleh Apostolopoulos dan Mpesiana (2020) menggunakan *dataset* Gambar sinar-X dari pasien dengan pneumonia bakteri yang umum ditemukan, penyakit COVID-19 yang dikonfirmasi, dan normal. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengevaluasi kinerja arsitektur jaringan saraf convolutional *state-of-the-art* yang diusulkan selama beberapa tahun terakhir untuk klasifikasi citra medis. Secara khusus, prosedur yang disebut *Transfer Learning* diadopsi. Dengan *transfer learning*, deteksi berbagai kelainan pada *dataset* citra medis merupakan target yang dapat dicapai. Kumpulan data yang digunakan dalam percobaan ini ada dua. Pertama, koleksi 1427 citra X-ray termasuk 224 citra dengan penyakit COVID-19 yang dikonfirmasi, 700 citra dengan *pneumonia* bakteri umum yang dikonfirmasi, dan 504 citra kondisi normal. Kedua, *dataset* termasuk 224 Gambar dengan penyakit COVID-19 yang dikonfirmasi, 714 citra dengan *pneumonia* bakteri dan virus yang dikonfirmasi, dan 504 citra dari kondisi normal. Data dikumpulkan dari citra X-ray yang tersedia di repositori medis publik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pembelajaran jauh dengan pencitraan sinar-X dapat mengekstraksi biomarker signifikan yang terkait dengan penyakit COVID-19, sedangkan akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas terbaik yang diperoleh adalah masing-masing 96,78%, 98,66%, dan 96,46% [12].

X. Yang et al., (2020) melakukan penelitian dengan pengumpulan *dataset Computed Tomography* (CT) COVID-19, dan menggunakannya untuk dilatih menggunakan *machine learning*. *Computed Tomography* (CT) adalah cara yang berguna untuk mendiagnosis pasien COVID-19 namun memiliki beberapa kesulitan dalam pengumpulan data karena masalah privasi, *dataset* CT COVID-19 yang tersedia secara publik sangat sulit diperoleh, yang menghambat penelitian dan pengembangan metode diagnosis COVID-19 yang didukung AI berdasarkan CT. Untuk mengatasi masalah ini, penelitian ini membangun *dataset* COVID-CT yang berisi 349 citra COVID-19 CT dari 216 pasien dan 463 non-COVID-19 CT. Kegunaan *dataset* ini dikonfirmasi oleh ahli radiologi senior yang telah mendiagnosis dan merawat pasien COVID-19 sejak wabah pandemi ini. Penelitian ini juga melakukan studi eksperimental yang lebih lanjut menunjukkan bahwa *dataset* ini berguna untuk mengembangkan model diagnosis berbasis AI dari COVID-19. Dengan menggunakan *dataset* ini, penelitian ini mengembangkan metode diagnosis berdasarkan pembelajaran multi-tugas dan pembelajaran mandiri, yang mencapai F1 0.90, AUC 0.98, dan akurasi 0.89. Menurut ahli radiolog senior, model dengan kinerja seperti itu cukup baik untuk penggunaan klinis [5].

Dari beberapa penelitian terkait dapat disimpulkan *deep learning* dapat memiliki akurasi yang baik untuk melakukan klasifikasi COVID-19. Pada penelitian ini peneliti mencoba untuk mengembangkan model untuk klasifikasi COVID-19 berdasarkan CT paru-paru menggunakan Arsitektur *EfficientNet*. *EfficientNet* adalah Arsitektur yang dikembangkan oleh Ming Xingdan Quoc pada tahun 2019. *EfficientNet* adalah metode yang dapat *scale up* semua dimensi kedalaman, lebar, dan resolusi secara seragam menggunakan koefisien gabungan yang sangat efektif [13]. Jaringan *EfficientNet* memiliki arsitektur dari B0 hingga B7, Jaringan *EfficientNet* memiliki jumlah blok MBConv yang berbeda. Saat beralih dari *EfficientNet*B0 ke *EfficientNet*B7, kedalaman, lebar, resolusi, dan ukuran model terus meningkat dan akurasi juga ditingkatkan [14]. Berdasarkan penjelasan latar belakang, penelitian ini mengangkat judul "Detection of Covid-19 from Chest CT Images Using *EfficientNet*".

II. Material dan Metode

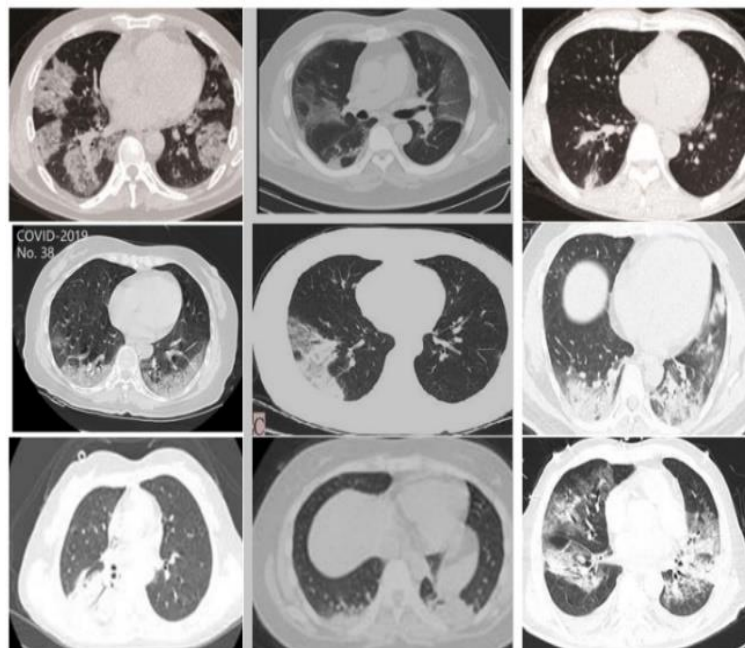
Penelitian ini dimulai dengan mengumpulkan data CT-scan paru-paru lalu data yang diperoleh dilakukan praproses, tujuan dilakukan praproses adalah untuk mengurangi noise yang ada pada gambar sehingga diperoleh hasil output yang lebih baik. Data yang telah di praproses selanjutnya dibagi menjadi data train dan data test. Nantinya data train akan digunakan augmentasi lalu dilakukan pelatihan model. Pada penelitian akan menggunakan arsitektur *EfficientNet* B0 karena dari semua arsitektur *EfficientNet*, *EfficientNet* B0 adalah yang paling simpel namun tetap memiliki kemampuan klasifikasi yang baik. Hasil model pelatihan model *EfficientNet* B0 akan di uji coba dengan data test sehingga diperoleh hasil evaluasi dari model yang dibuat, untuk lebih jelas alur penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.

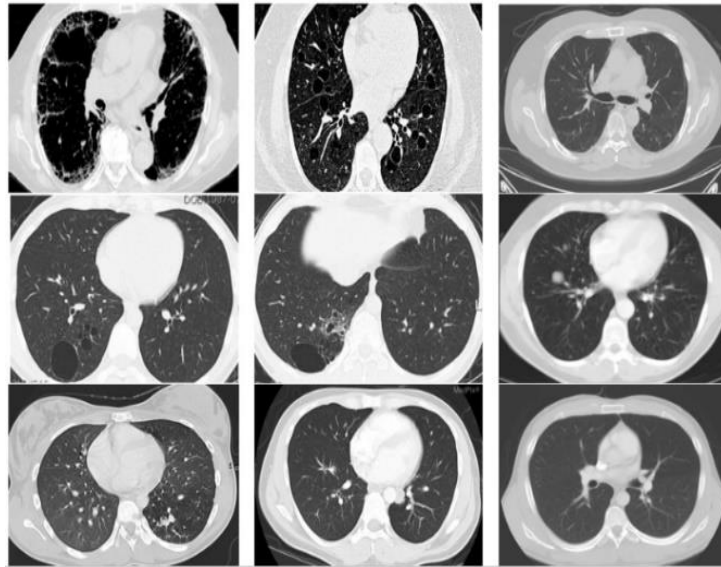


Gambar 1. Alur Penelitian.

A. Dataset

Dataset klasifikasi menggunakan *dataset* dari Soares et al. (2020), di mana terdapat 1230 *CT scan* normal dan 1252 *CT scan* COVID-19. Total citra adalah 2482 *CT scan*. *Dataset* diperoleh dari rumah sakit yang terletak di Sao Paulo, Brasil [15]. *Dataset* *CT scan* terdiri dari gambar dengan format jpg dan png. Ukuran dari tiap gambar berbeda-beda sehingga perlu dilakukan proses *resize* sebelum data di proses. Gambar 2 adalah contoh dari *dataset* *CT* COVID-19 dan Gambar 3 adalah contoh *dataset* *CT* non COVID-19. Seperti yang bisa dilihat pada *CT scan* paru-paru positif Covid-19 memiliki lesi sehingga tampak banyak corak berwarna putih. *Dataset* akan dibagi menjadi data *train* dan data *test*, dengan perbandingan 60% untuk data *train*, 20% data *validasi*, dan 20% data *test*. Data *validasi* digunakan untuk memberikan evaluasi selama proses pelatihan model.

Gambar 2. Contoh *CT scan* Covid-19 C



Gambar 3. Contoh CT scan negatif Covid-19

B. Clip Limited Adaptive Histogram Equalization

Praproses dimulai dengan mengubah ukuran dari semua gambar menjadi 224 x 224 pixel, karena ukuran awal dari setiap gambar berbeda sehingga perlu disamakan untuk mempermudah proses input ke arsitektur *deep learning*. proses selanjutnya adalah meningkatkan kualitas gambar *dataset*, pada penelitian yang dilakuakn menggunakan metode Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE). CLAHE adalah salah satu metode untuk meningkatkan kualitas gambat dengan membagi gambar menjadi beberapa bagian dan melakukan perbaikan kontras per sub-gambar. CLAHE adalah perkembangan dari metode Adaptive Histogram Equalization (AHE), yang menjadi pembedanya adalah AHE melakukan perbaikan kontras pada satu gambar sedangkan CLAHE mebagi terlebih dahulu gambar menjadi beberapa bagian kecil. Adapun langkah-langkah pada proses CLAHE adalah sebagai berikut [16]:

1. Bagi gambar asli menjadi sub-gambar.
2. Hitung setiap histogram sub-gambar.
3. Klip setiap histogram sub-gambar.
4. Lakukan peningkatan dengan menginterpolasi pemetaan skala abu-abu

Kuantitas piksel dalam sub-gambar disesuaikan pada setiap nilai *grayscale*. Jumlah piksel rata-rata pada setiap nilai *grayscale* diberikan dalam persamaan 1:

$$N_{avg} = \frac{N_x \times N_y}{N_{gray}} \quad (1)$$

N_{CL} adalah jumlah skala abu-abu pada sub-gambar, dan adalah jumlah piksel sub-gambar masing-masing dalam dimensi X dan Y. Kemudian batas klip dari histogram dihitung dari persamaan 2:

$$N_{CL} = N_{CLIP} \times N_{avg} \quad (2)$$

N_{CLIP} adalah nilai piksel rata-rata maksimum dari setiap skala keabuan pada sub-gambar. Piksel pada histogram pertama akan terpotong jika kuantitas piksel lebih menonjol dari jumlah piksel yang disesuaikan secara merata ke dalam setiap skala abu-abu (N_d) dalam hal jumlah total piksel terpotong dijelaskan oleh persamaan 3:

$$N_d = \frac{N_{TC}}{N_{gray}} \quad (3)$$

Gambar 3 adalah contoh dari hasil praproses. Seperti yang bisa dilihat pada gambar (a) mempunyai kontras yang masih kurang sebab perbedaan warna masih kurang jelas, pada gambar (b) dapat dilihat bahwa perbedaan kontras gambar menjadi lebih baik sehingga perbedaan warna antara lesion dan paru-paru menjadi lebih jelas



(a)



(b)

Gambar 4. a) CT scan sebelum praproses CLAHE, (b) CT scan setelah praproses CLAHE.

C. Augmentasi

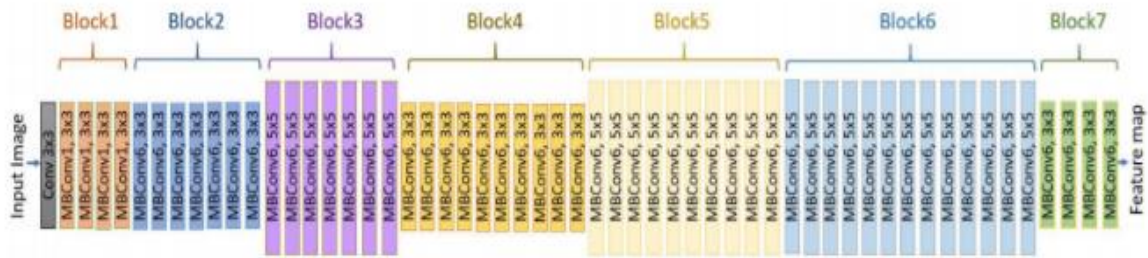
Augmentasi data adalah metode yang digunakan untuk meningkatkan keragaman data yang tersedia untuk model pelatihan tanpa benar-benar mengumpulkan data baru [17]. Berikut adalah metode augmentasi yang digunakan pada penelitian: Cropping adalah metode augmentasi yang dilakukan dengan cara memangkas bagian dari gambar asli dan merubah ukuran gambar yang dipangkas ke resolusi tertentu. Flipping adalah metode augmentasi yang dilakukan dengan cara membalikan gambar secara horizontal maupun vertical. Rotation adalah metode augmentasi yang dilakukan dengan cara memutar gambar secara acak.

D. EfficientNet

EfficientNet adalah Arsitektur yang dikembangkan oleh Ming Xingdan Quoc pada tahun 2019. EfficientNet adalah metode yang dapat *scale up* semua dimensi kedalaman, lebar, dan resolusi secara seragam menggunakan koefisien gabungan yang sangat efektif [13]. Jaringan EfficientNet memiliki arsitektur dari B0 hingga B7, Jaringan EfficientNet memiliki jumlah blok MBConv yang berbeda. Saat beralih dari EfficientNetB0 ke EfficientNetB7, kedalaman, lebar, resolusi, dan ukuran model terus meningkat dan akurasi juga ditingkatkan [14].

Perkembangan arsitektur CNN saat ini, *convolutional layer* sering dipartisi menjadi beberapa tahap dan semua lapisan pada setiap tahap memiliki arsitektur yang sama [13]. Contohnya adalah ResNet dapat diskalakan dari Resnet50 ke ResNet200. Di sini ResNet50 memiliki 50 blok dan dapat diskalakan untuk kedalaman hingga memiliki 200 blok. Dengan peningkatan skala menggunakan EfficientNet, model memiliki efisiensi dan akurasi yang lebih baik. EfficientNet mencapai akurasi dan efisiensi yang jauh lebih baik daripada ConvNets sebelumnya. Secara khusus, EfficientNet-B7 mencapai akurasi 84,3% teratas-1 di ImageNet, sementara menjadi 8,4x lebih kecil dan 6,1x lebih cepat dalam inferensi daripada ConvNet terbaik yang tersedia. EfficientNet dapat mentransfer dengan baik dan mencapai akurasi pada CIFAR-100 (91,7%), Interest (98,8%), dan 3 *dataset* pembelajaran transfer lainnya, dengan urutan parameter yang lebih sedikit

[13]. Untuk arsitektur dari EfficientNet dapat dilihat pada Gambar 5. EfficientNet adalah arsitektur dengan MBConv (*mobile inverted bottleneck convolution*) sebagai blok dasar yang dapat di *scale up*.



Gambar 5. Arsitektur EfficientNet [14].

E. EfficientNet

Precision, *recall*, dan *F-Measure* merupakan parameter yang digunakan dalam pengujian hasil klasifikasi. *Precision* adalah proporsi kasus Prediksi Positif yang benar-benar Positif Sedangkan *recall* adalah proporsi kasus *Real Positive* yang diprediksi dengan Positif dengan benar [17]. Secara umum, *precision* dan *recall* dapat dirumuskan sesuai dengan persamaan 4 dan detail pembahasan pada Gambar 6.

		Actual	
		Positive	Negative
Predicted	Positive	TN	FN
	Negative	FP	TP

Gambar 6. Confusion Matrix.

Gambar 6 adalah gambaran coefficient metrics, seperti yang dapat dilihat *coefficient metrics* terdiri dari *True positive* (TP) yang berarti data yang diklasifikasi oleh model memiliki output *true* dan label sesungguhnya dari data tersebut adalah *true*. *True Negative* (TN) adalah nilai yang diklasifikasikan sebagai false oleh model dan memiliki label yang sesungguhnya bernilai *false*. *False Positive* (FP) adalah data yang diklasifikasikan positive oleh model tapi nilai sesungguhnya adalah false, *False Negative* adalah kebalikan dari false positive, dimana pada FN data di klasifikasikan sebagai negative namun nilai sesungguhnya adalah positive. Nilai coefficient metrics yang diperoleh dapat digunakan untuk mencari accuracy, precision, dan recall dengan persamaan 4:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{4}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

Mengoptimalkan hasil yang didapatkan, diperlukan parameter pengukuran lainnya yaitu *F-measure*. *F-measure* secara efektif mereferensikan *True Positive* ke rata-rata dari Prediksi Positif dan *Real Positive*. *F-measure* dapat dirumuskan sesuai dengan persamaan 5. Semakin besar nilai *F-measure*, maka semakin baik pula hasil dari klasifikasi tersebut.

$$F_{measure} = 2x \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \tag{5}$$

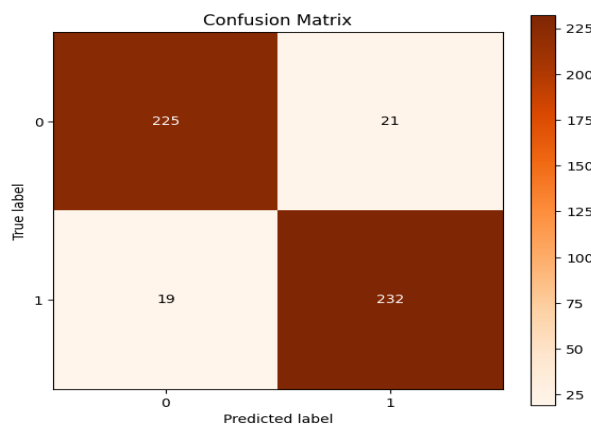
III. Hasil dan Pembahasan

Studi ini diimplementasikan pada *workstation* dengan CPU Core i7 (8th Gen) 2.20 GHz dengan RAM 8GB; Memori grafis 6GB dan diimplementasikan di library Tensorflow Python, dimana tensorflow yang digunakan adalah versi 2.9. hasil dari penelitian ini dapat di lihat pada Tabel 1. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan model efficientNet B0 dapat mendeteksi penyakit Covid-19 dan akan mempunyai hasil yang lebih baik apabila menggunakan praproses CLAHE.

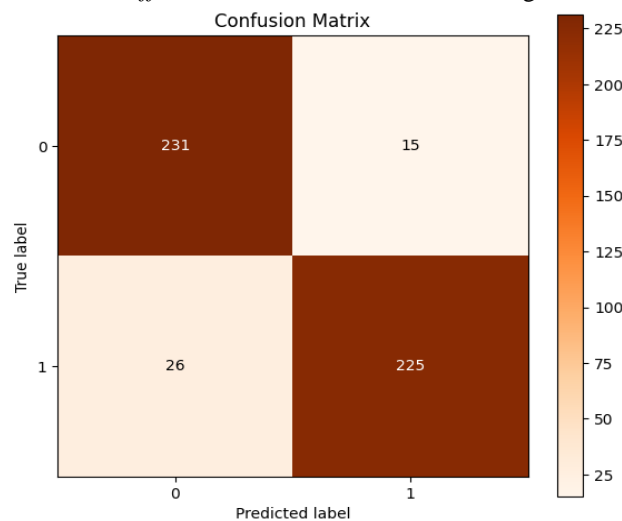
Tabel 1. Hasil EfficientNet B0

Model	Accuracy (%)	Precision (%)	Recall (%)	F-measure (%)
Dengan CLAHE	91.95	91.69	92.43	92.06
Tanpa CLAHE	91.75	93.75	89.64	91.64

Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa klasifikasi dengan CLAHE memiliki performa yang lebih baik apabila dibandingkan tanpa praproses CLAHE. Seperti yang dapat dilihat pada tabel 1 akurasi dengan CLAHE lebih baik dengan nilai 91.95% sedangkan tanpa CLAHE hanya 91.75%. Pada *precision* model tanpa CLAHE memiliki hasil yang lebih baik yaitu 93.75%, sedangkan pada model dengan CLAHE memiliki performa 91,69%, namun pada nilai recall perbedaan tampak jelas dimana model dengan CLAHE memiliki hasil yang lebih baik yaitu 92.43 sedangkan tanpa CLAHE 89.65, sehingga performa keseluruhan model dapat nilai berdasarkan F-measure dimana model dengan CLAHE memiliki preforma lebih baik dengan 92.06 sedangkan tanpa CLAHE memiliki nilai 91.64%.

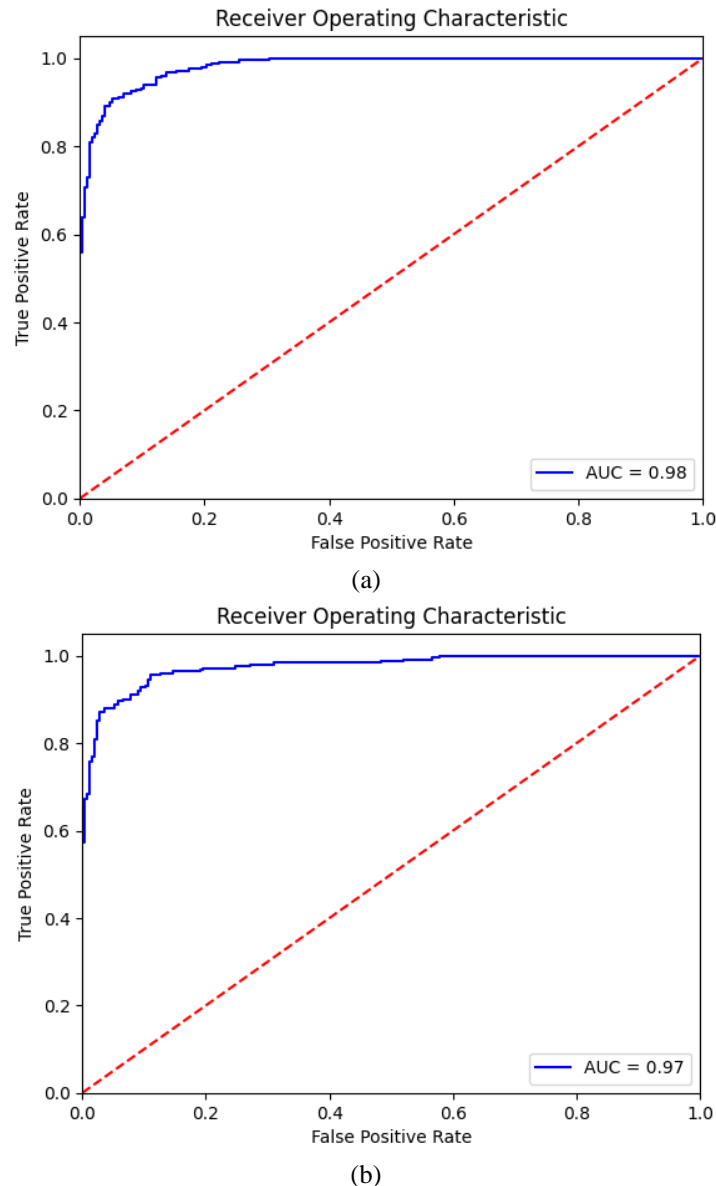


Gambar 7. Coefficient metrics EfficientNet B0 dengan CLAHE



Gambar 8. Coefficient metrics EfficientNet B0 tanpa CLAHE.

Performa Pada penelitian ini dilakukan dengan membandingkan hasil dari EfficientNet yang dilakukan dengan praproses CLAHE dan tanpa praproses CLAHE. Hasil uji coba menunjukkan dengan menggunakan CLAHE dapat memperoleh performa yang lebih baik. Hasil ini dapat dilihat pada Gambar 7 coefficient metrics dengan CLAHE diperoleh TP 232, FP 19, FN 21, TN 225, sedangkan hasil dari tanpa menggunakan CLAHE dapat dilihat pada Gambar 8, dimana TP 225, FP 26, FN 15, dan TN 231. Pada penelitian yang dilakukan nilai accuracy kurang baik digunakan sebagai evaluasi disebabkan jumlah data positif dan negatif Covid-19 yang berbeda, untuk melihat performa sebaiknya dilakukan dengan melihat *precision*, *recall*, dan *F-measure*.



Gambar 9. a. Hasil ROC-AUC model EfficientNet B0 dengan Clahe. b. Hasil ROC-AUC model EfficientNet B0 tanpa CLAHE.

Untuk melihat performa model deep learning yang dibuat dapat juga dilihat dari kurva Area Under the Curve (AUC) - Receiver Operating Characteristics (ROC). ROC-AUC adalah salah satu metrik evaluasi terpenting untuk memeriksa kinerja model klasifikasi. Kurva AUC - ROC adalah pengukuran kinerja untuk masalah klasifikasi pada berbagai pengaturan ambang batas. ROC adalah kurva probabilitas dan AUC mewakili tingkat atau ukuran keterpisahan. Ini memberi tahu seberapa banyak model mampu membedakan antar kelas. Semakin tinggi AUC, semakin baik model dalam memprediksi kelas 0 sebagai 0 dan kelas 1 sebagai 1. Dengan analogi, semakin tinggi AUC, semakin baik model dalam membedakan antara pasien dengan penyakit dan tanpa penyakit [18]. Hasil ROC - AUC dari model yang dibuat menunjukkan model

dengan CLAHE memiliki hasil yang lebih baik dengan nilai 0.98 dan model tanpa CLAHE memiliki nilai 0.97, untuk lebih jelas dapat dilihat pada gambar 9.

Performa EfficientNet B0 dengan CLAHE memiliki hasil yang lebih baik apabila dibandingkan dengan arsitektur deep learning lain seperti Resnet50 dan Alexnet [19]. Tabel 2 adalah perbandingan performa EfficientNet B0 dengan praproses CLAHE dibanding arsitektur lain dengan praproses CLAHE dalam klasifikasi Covid-19 dengan dataset yang sama.

Tabel 1. Performa Klasifikasi model dengan praproses CLAHE.

Model	Accuracy (%)	Precision (%)	Recall (%)	F-measure (%)
EfficientNet B0	91.95	91.69	92.43	92.06
Resnet 50 [19]	88.73	94.52	82.47	88.08
AlexNet [19]	83.70	85.71	81.27	83.44

IV. Kesimpulan

Hasil dari penelitian ini adalah EfficientNet dengan preprocessing CLAHE memiliki hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode lainnya dengan akurasi 91.95%, presisi 91.69%, recall 92.43% dan F-measure 92.06 %, kinerja terendah adalah Alexnet. Namun berdasarkan hasil recall, transfer learning Resnet50 dengan CLAHE memiliki hasil yang lebih baik dibandingkan dengan metode lain dengan perolehan 93,53%. Kurva ROC menunjukkan bahwa EfficientNet dengan CLAHE memiliki ROC yang baik dengan 0.97. Model dengan preprocessing CLAHE memiliki performa yang lebih baik jika dibandingkan dengan model tanpa CLAHE. Alasan EfficientNet lebih baik dari model lainnya adalah karena dataset menggunakan gambar grayscale sehingga proses pembelajaran menggunakan EfficientNet yang memiliki arsitektur lebih kompleks dibandingkan arsitektur lainnya menjadi lebih efisien dalam ekstraksi fitur.

Daftar Pustaka

- [1] covid19.go.id, "Situasi COVID-19 di Indonesia," 2023. <https://covid19.go.id/artikel/2023/06/02/situasi-covid-19-di-indonesia-update-2-juni-2023> (accessed Jun. 03, 2023).
- [2] M. Jenkins, O. Johnson, T. Helliwell, and C. P. Johnson, "Case Report: Suspected COVID-19 death in the community - histological lung findings and the challenges faced by the pathologist," *F1000Research*, vol. 9, 2020, doi: 10.12688/f1000research.23629.1.
- [3] A. Ghaffari, R. Meurant, and A. Ardakani, "COVID-19 Serological Tests: How Well Do They Actually Perform?," *Diagnostics*, vol. 10, no. 7, Jul. 2020, doi: 10.3390/diagnostics10070453.
- [4] A. Scohy, A. Anantharajah, M. Bodéus, B. Kabamba-Mukadi, A. Verroken, and H. Rodriguez-Villalobos, "Low performance of rapid antigen detection test as frontline testing for COVID-19 diagnosis," *Journal of Clinical Virology*, vol. 129, Aug. 2020, doi: 10.1016/j.jcv.2020.104455.
- [5] X. Yang, Z. Jinyu, Z. Yichen, Z. Shanghang, and P. Xie, "COVID-CT-Dataset: A CT Image Dataset about COVID-19," 2020. Accessed: Jul. 09, 2020. [Online]. Available: <https://www.medrxiv.org/>.
- [6] Q. Yang *et al.*, "Low-Dose CT Image Denoising Using a Generative Adversarial Network With Wasserstein Distance and Perceptual Loss," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 37, no. 6, pp. 1348–1357, Jun. 2018, doi: 10.1109/TMI.2018.2827462.
- [7] V. Kumar Singh, M. Abdel-Nasser, N. Pandey, and D. Puig, "LungINFseg: Segmenting COVID-19 Infected Regions in Lung CT Images Based on a Receptive-Field-Aware Deep Learning Framework," *Diagnostics*, vol. 11, no. 2, p. 158, 2021, doi: 10.3390/diagnostics11020158.
- [8] Y. Wang and Q. Zeng, "Ovarian Tumor Texture Classification Based on Sparse Auto-Encoder Network Combined with Multi-Feature Fusion and Random Forest in Ultrasound Image," *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, vol. 11, no. 2, pp. 424–431, Oct. 2020, doi: 10.1166/JMIHI.2021.3298.
- [9] Z. He *et al.*, "The Influence of Average Temperature and Relative Humidity on New Cases of COVID-19: Time-Series Analysis," *JMIR Public Health Surveill* 2021;7(1):e20495 <https://publichealth.jmir.org/2021/1/e20495>, vol. 7, no. 1, p. e20495, Jan. 2021, doi: 10.2196/20495.
- [10] E. A. A. Alaoui, S. C. K. Tekouabou, S. Hartini, Z. Rustam, H. Silkan, and S. Agoujil, "Improvement in automated diagnosis of soft tissues tumors using machine learning," *Big Data Mining and Analytics*, vol. 4, no. 1, pp. 33–46, Mar. 2021, doi: 10.26599/BDMA.2020.9020023.
- [11] J. Shuja, E. Alanazi, W. Alasmary, and A. Alashaikh, "Covid-19 Datasets: A Survey And Future Challenges," 2020, doi: 10.1101/2020.05.19.20107532.

- [12] I. D. Apostolopoulos and T. A. Mpesiana, "Covid-19: automatic detection from X-ray images utilizing transfer learning with convolutional neural networks," *Physical and Engineering Sciences in Medicine*, vol. 43, pp. 635–640, 2020, doi: 10.1007/s13246-020-00865-4.
- [13] M. Tan and Q. V Le, "EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks," in *Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning*, May 2019, pp. 6105–6114, Accessed: Jun. 08, 2021. [Online]. Available: <http://proceedings.mlr.press/v97/tan19a.html>.
- [14] B. Baheti, S. Innani, S. Gajre, and S. Talbar, "Eff-UNet: A novel architecture for semantic segmentation in unstructured environment," in *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, 2020, vol. 2020-June, pp. 1473–1481, doi: 10.1109/CVPRW50498.2020.00187.
- [15] E. Soares, P. Angelov, S. Biaso, M. Higa Froes, and D. K. Abe, "SARS-CoV-2 CT-scan dataset: A large dataset of real patients CT scans for SARS-CoV-2 identification," *medrxiv*, 2020, doi: 10.1101/2020.04.24.20078584.
- [16] R. E. Putra, H. Tjandrasa, and N. Suciati, "Severity Classification of Non-Proliferative Diabetic Retinopathy Using Convolutional Support Vector Machine," *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, vol. 13, no. 4, 2020, doi: 10.22266/ijies2020.0831.14.
- [17] D. M. W. Powers, "Evaluation: From Precision, Recall And F-Measure to ROC, Informedness, Markedness & Correlation," *ArXiv*, vol. 2, no. 1, pp. 37–63, 2011, Accessed: May 14, 2019. [Online]. Available: <http://www.bioinfo.in/contents.php?id=51>.
- [18] S. H. Park, J. M. Goo, and C. H. Jo, "Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve: Practical Review for Radiologists," *Korean Journal of Radiology*, vol. 5, no. 1, p. 11, 2004, doi: 10.3348/KJR.2004.5.1.11.
- [19] A. Irsyad and H. Tjandrasa, "Detection of COVID-19 from Chest CT Images Using Deep Transfer Learning," *International Conference On Information & Communication Technology And System (ICTS)*, 2021.