



## Implementasi HE, AHE, dan CLAHE Pada Metode *Convolutional Neural Network* untuk Identifikasi Citra X-Ray Paru-Paru Normal atau Terinfeksi Covid19

Nizar Hilmi dan Wahyu Andi Saputra✉

Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Informatika, Institut Teknologi Telkom Purwokerto, Indonesia

### Info Artikel

*Sejarah Artikel:*

Diterima: 6 Desember 2022

Direvisi: 7 Maret 2023

Disetujui: 27 Juni 2023

*Keywords:*

AHE, CLAHE, CNN, Covid 19, Deep Learning, HE, X-ray

### Abstrak

Pada tanggal 7 Juni 2022 secara *global* terdapat 232 negara dengan total kasus infeksi Covid 19 mencapai 529.410.287 kasus serta 6.296.771 kasus kematian. Diagnosis secara cepat dan tepat diperlukan untuk menangani permasalahan tersebut, sehingga dapat menekan penyebaran virus yang semakin meluas dan tidak terkendali. Saat ini, diagnosis berbasis komputer dapat digunakan oleh tenaga medis dalam mendiagnosis pneumonia pada Covid 19. Diagnosis berbasis komputer dapat menggunakan teknologi klasifikasi dalam *deep learning* dengan memanfaatkan data citra *x-ray*. Salah satu metode dalam *deep learning* yang dapat menangani persoalan klasifikasi dan segmentasi melalui data citra yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN). Penelitian ini melakukan pengujian perbandingan performa HE, AHE, dan CLAHE terhadap akurasi CNN yang diperoleh. Hasilnya akan digunakan sebagai model untuk mendiagnosis citra *x-ray* apakah citra termasuk kategori Covid 19 atau normal menggunakan metode *transfer learning*. Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan performa model terbaik diperoleh model CLAHE 50 *epochs* dengan *accuracy*, *precision*, *recall*, *f1-score*, dan AUC 96.4%. Sedangkan pengujian kemampuan model dalam mendiagnosis 40 citra baru diperoleh akurasi 100% untuk kelas Covid 19 dan 70% pada kelas normal dengan akurasi rata-rata 85%.

### Abstract

On June 7, 2022, there were 232 countries with a total of 529,410,287 cases of Covid 19 infection and 6,296,771 deaths. Prompt and precise diagnosis is needed to deal with these problems, so as to suppress the spread of the virus which is increasingly widespread and uncontrolled. Currently, computer-based diagnosis can be used by medical personel in diagnosing pneumonia in Covid 19. Computer-based diagnosis can use classification technology in *deep learning* by utilizing *x-ray* image data. One method in *deep learning* that can handle classification and segmentation problems through image data is *Convolutional Neural Network* (CNN). This study conducted a comparison test the performance of HE, AHE, and CLAHE on the accuracy of the CNN. The results will be used as a model to diagnose *x-ray* images, is it belongs to the Covid 19 category or normal using the *transfer learning* method. Based on the tests, the best model performance is CLAHE 50 *epochs* model with *accuracy*, *precision*, *recall*, *f1-score*, and AUC is 96.4%. While testing the model's ability to diagnose 40 new images, 100% accuracy was obtained for the Covid 19 class and 70% for the normal class with an average accuracy of 85%.

## PENDAHULUAN

*Corona Virus Disease-2019* atau Covid 19 merupakan virus yang sebagian besar dapat mengakibatkan infeksi pada saluran pernafasan bagian atas dengan berbagai tingkat bahaya baik ringan ataupun sedang (WHO, 2020). Gejala umum Covid 19 yaitu demam, batuk kering, dan sesak nafas sedangkan gejala tidak umumnya seperti gangguan saluran pencernaan, sakit kepala, konjungtivitis, hilangnya kemampuan pengecap rasa, ketidakmampuan mencium bau, dan ruam pada kulit (Marzuki et al., 2021).

Covid 19 menyerang sel-sel epitel dalam saluran pernafasan. Pada kasus tersebut, maka bisa diambil analisis awal memanfaatkan citra *x-ray* pada paru-paru untuk menentukan apakah pasien dapat didiagnosis Covid 19 atau tidak (Khoirul Umri et al., 2021). Penggunaan *x-ray* atau *CT-Scan* adalah metode pertama yang digunakan oleh dokter di Tiongkok untuk mendeteksi Covid 19 (Primaya Hospital, 2020). Ilmuwan di Tiongkok berdasarkan jurnal *radiology* menemukan bahwa 601 dari 1014 pasien atau 59% terinfeksi Covid 19 melalui RT-PCR, sedangkan hasil melalui *CT-Scan* terdapat 888 dari 1014 pasien atau 88% terinfeksi Covid 19. Berdasarkan hasil RT-PCR, sensitivitas *CT-Scan* untuk mendeteksi Covid 19 mencapai 97% (Ai et al., 2020).

Deteksi Covid 19 secara umum menggunakan metode pengujian *Reverse-Transcription Polymerase Chain Reaction* (RT-PCR), tetapi metode tersebut dianggap kurang efisien dan memiliki tingkat sensitivitas yang rendah. Terdapat metode lain untuk menangani permasalahan tersebut, yaitu menggunakan citra *x-ray* dan *CT-Scan* untuk mendeteksi Covid 19. Identifikasi Covid 19 melalui citra *x-ray* dapat dilakukan menggunakan metode *deep learning* (Minarno et al., 2021). Salah satu arsitektur *deep learning* yang telah banyak digunakan dalam penelitian yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN). *Convolutional Neural Network* atau CNN adalah metode yang digunakan untuk klasifikasi citra dalam *deep learning* dengan data citra yang besar (Luqman Hakim et al., 2021).

Beberapa faktor yang dapat mempengaruhi hasil akurasi metode CNN yaitu kualitas dataset citra *x-ray* yang buruk, ditandai dengan detail yang tidak memadai, rendahnya kontras dan pencahayaan. Penyebab citra *x-ray* yang buruk adalah peralatan yang kurang mumpuni, kesalahan operator, dan kelainan pasien. Oleh karena itu, perlu perbaikan kualitas citra sebelum diterapkan pada CNN (Widiarto et al., 2021). Beberapa metode untuk meningkatkan kualitas citra yaitu *Histogram Equalization*, *Adaptive*

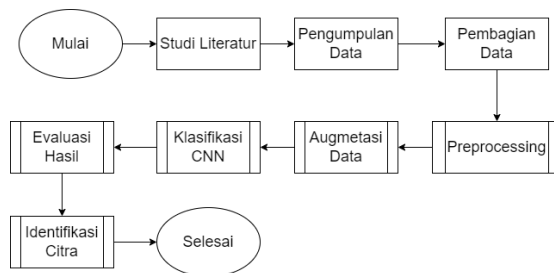
*Histogram Equalization*, dan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*.

*Histogram Equalization* merupakan salah satu teknik dalam pemrosesan histogram citra. Teknik ini mengubah penyebaran nilai intensitas *pixel* dalam suatu citra menjadi merata (Kusuma, 2020). *Adaptive Histogram Equalization* merupakan teknik pengolahan citra yang bertujuan untuk meningkatkan kontras pada suatu citra (Suharyanto et al., 2020). Sedangkan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* digunakan untuk meningkatkan kualitas citra dibandingkan citra asli (Suharyanto et al., 2020).

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan hasil akurasi penerapan *Histogram Equalization*, *Adaptive Histogram Equalization*, dan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* pada algoritma CNN. Hasilnya kemudian dilakukan evaluasi menggunakan metode *Confusion Matrix* (Kurniawan et al., 2020) dan *ROC Curve* (Waluyo et al., 2017). Hasil terbaik dari keseluruhan model akan digunakan untuk proses identifikasi citra.

## METODE PENELITIAN

Subyek dari penelitian ini adalah penyakit paru-paru akibat Covid 19. Sedangkan obyek dari penelitian ini adalah citra *x-ray* paru-paru yang terkena Covid 19 dan normal. Bahan yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset citra *x-ray* paru-paru. Jumlah dataset yang digunakan pada penelitian ini yaitu 3166 data yang terdiri dari 1583 data citra *x-ray pneumonia* dan 1583 data citra *x-ray normal*. Adapun diagram alir penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



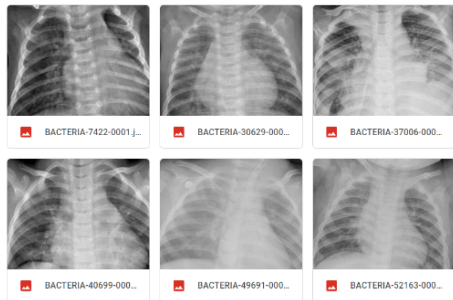
Gambar 1. Diagram alir penelitian

Berdasarkan Gambar 1 dapat dijelaskan alur tahapan penelitian yang akan dilakukan yaitu:

### A. Pengumpulan Data

Pada penelitian ini dataset berupa citra *x-ray pneumonia* dan normal, dengan jumlah total dataset yaitu 3166 data citra dengan resolusi rata-rata 2500x2000 piksel. Citra diperoleh dari

dataset publik yang tersedia di Kaggle (<https://www.kaggle.com/datasets/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>) dan telah divalidasi oleh Guangzhou Women and Children’s Medical Center, Guangzhou. Sampel dataset dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Sampel dataset

**B. Pembagian Data**

Pada penelitian ini dataset terdiri dari dua jenis data, yaitu *data train* dan *data test*, seluruh dataset dibagi ke dalam dua kelas tersebut dengan komposisi *data train* sebanyak 80% dan *data test* sebanyak 20% (Minarno et al., 2021). Pembagian dataset dapat ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Pembagian Data

No	Kategori	Data Train	Data Test
1.	Pneumonia	1266	317
2.	Normal	1266	317

**C. Preprocessing**

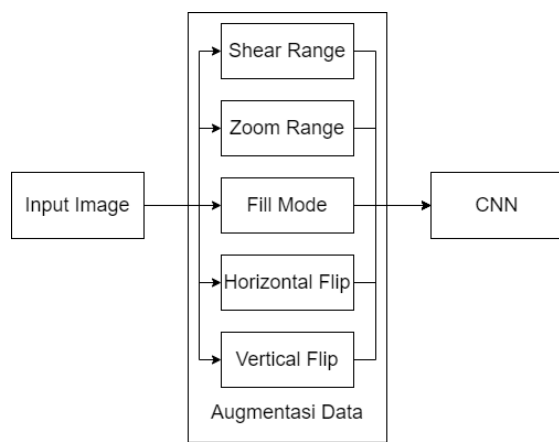
Proses *preprocessing* pada penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan hasil akurasi. Terdapat tiga metode yang dilakukan dalam *preprocessing* pada penelitian ini yaitu *Histogram Equalization* (HE), *Adaptive Histogram Equalization* (AHE), *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE).

**D. Augmentasi Data**

Tahap selanjutnya setelah *preprocessing* yaitu augmentasi data. Augmentasi data adalah proses untuk memperbanyak data pelatihan sehingga terjadinya *overfitting* akan diminimalisir. Augmentasi data yang dilakukan pada penelitian ini yaitu *shear range*, *zoom range*, *fill mode*, *horizontal flip*, *vertical flip*, *rescale*. Tahapan *shear range* dilakukan dengan metode *shear transformation*, cara kerjanya yaitu dengan merotasi citra sesuai dengan derajat nilai yang sudah ditentukan.

Tahapan *horizontal flip* dilakukan dengan memperbanyak data dengan cara memutar

gambar secara *horizontal* sebanyak 90 derajat. Sedangkan *vertical flip* dilakukan dengan cara memutar gambar secara flip sebanyak 90 derajat. Tahapan *zoom range* merupakan tahapan untuk memperbesar citra dengan skala yang sudah ditentukan dari citra asli (Solihin et al., 2022). Adapun *rescale* merupakan tahap merubah nilai *pixel* dari [0,255] menjadi [0,1]. Perubahan nilai *pixel* bertujuan untuk mengurasi *loss* dan meningkatkan akurasi pada saat *training* (Minarno et al., 2021). Alur proses augmentasi data dijelaskan pada Gambar 3.



Gambar 3. Alur augmentasi data

**E. Klasifikasi CNN**

Tahap selanjutnya setelah augmentasi data yaitu membangun model arsitektur CNN yang akan dirancang untuk mengolah citra kemudian mengkategorikan hasil citra tersebut. Proses pembangunan model arsitektur CNN yang dilakukan antara lain (Herlambang, 2019):

1. Penentuan *filter*, *pool size*, *kernel size*, *padding*  
 Pada penelitian ini menggunakan *filter* 32, 64, dan 128. Menggunakan *pool size* 2x2, dan *kernel size* 3x3. Sedangkan *padding* bernilai sama.
2. Penentuan fungsi aktivasi  
 Terdapat dua fungsi aktivasi yang digunakan pada penelitian ini yaitu fungsi aktifasi *relu* dan *sigmoid*.
3. Penentuan *optimizer*  
*Optimizer* merupakan sebuah algoritma untuk menentukan *weight* yang optimal. Pada penelitian ini menggunakan *optimizer Adam*.
4. Penentuan *batch size*  
 Pada penelitian ini menggunakan nilai *batch size* sebesar 32. Artinya, seluruh data citra

pada proses *train* akan dibagi menjadi beberapa ukuran dengan isinya masing-masing 32 citra.

5. Penentuan *epoch*

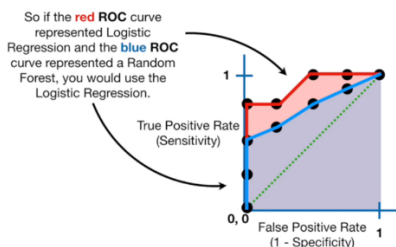
*Epoch* merupakan jumlah iterasi yang akan digunakan untuk mengulang proses pelatihan. Pada penelitian ini menggunakan 50, 20, 15, 10, dan 5 *epochs*.

6. Konfigurasi *layer*

Konfigurasi yang digunakan terdiri dari 3 *convolutional layer* dan 2 *fully connected layer*. Pada *fully connected layer* menggunakan *dense* bernilai 128 dan 64 *units*, fungsi aktivasi *relu*. Sedangkan *classifier layer* menggunakan *dense* bernilai 1 *units* dan fungsi aktivasi *sigmoid*.

F. Evaluasi Hasil

Evaluasi dilakukan untuk menguji presentase keakuratan sebuah model yang sudah dibuat. Evaluasi pada penelitian ini menggunakan metode *ROC Curve* dan *Confusion Matrix*. *ROC Curve* digunakan untuk mengevaluasi suatu model berdasarkan luas kurva atau *AUC* (Datasans, 2019). Semakin besar nilai *AUC* maka semakin bagus kemampuan suatu model. Hal itu dikarenakan model memiliki nilai *TPR* lebih tinggi dan atau nilai *FPR* yang lebih rendah. Visualisasi *AUC* pada *ROC Curve* dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. *AUC* pada *ROC curve*

Evaluasi hasil pada *Confusion Matrix* diperoleh nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Tabel dari *Confusion Matrix* dapat dijelaskan pada Tabel 2.

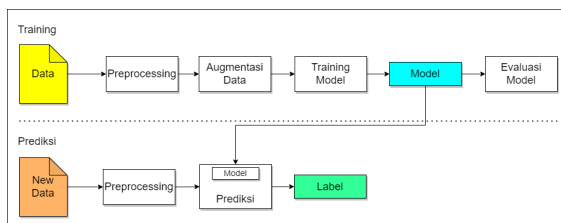
Tabel 2. *Confusion Matrix*

Aktual	Prediksi	
	True	False
True	TP ( <i>True Positive</i> )	FN ( <i>False Negative</i> )
False	FP ( <i>False Positive</i> )	TN ( <i>True Negative</i> )

Akurasi:  $(TP + TN) / (TP+FP+FN+TN) \dots (1)$   
 Presisi:  $TP / (TP+FP) \dots (2)$   
 Recall:  $TP / (TP+FN) \dots (3)$   
 F1-score:  $2*(recall*presisi)/(recall+presisi) \dots (4)$

G. Identifikasi Citra

Pada tahap ini dilakukan identifikasi citra *x-ray* menggunakan *transfer learning* untuk mengetahui hasil kategori apakah citra akan dikategorikan sebagai Covid 19 atau normal. Alur proses identifikasi pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Alur identifikasi citra

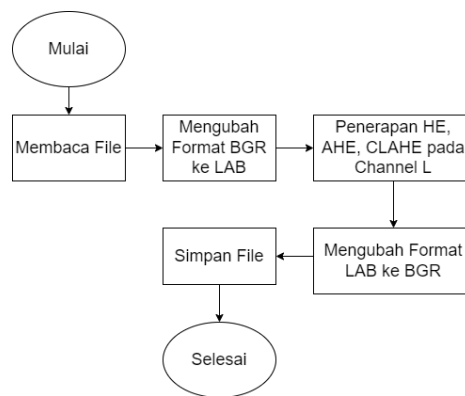
Identifikasi dilakukan menggunakan data baru yang tidak digunakan pada saat *training* model. Selanjutnya data baru akan diproses menggunakan *preprocessing*. Hasil *preprocessing* kemudian diidentifikasi menggunakan model yang sudah disimpan pada saat *training* model. Hasil identifikasi berupa label yang menandakan apakah citra termasuk Covid 19 atau normal.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini membandingkan perolehan akurasi CNN setelah dataset dilakukan perbaikan kualitas citra berbasis histogram HE, AHE, dan CLAHE. Hasil dan pembahasan pada penelitian ini yaitu:

A. *Preprocessing*

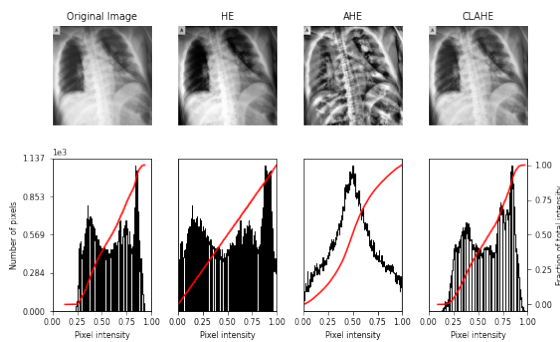
*Preprocessing* bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra dengan cara meningkatkan kontras citra *x-ray*. *Library* yang digunakan yaitu *OpenCV*. Adapun alur penerapan *preprocessing* dijelaskan pada Gambar 6.



Gambar 6. Alur penerapan *preprocessing*

Tahap pertama yaitu membaca file dan mengubah format dari BGR ke format LAB. Hal ini dilakukan karena proses penerapan HE, AHE, dan CLAHE tidak bisa berjalan menggunakan format BGR. Pada format LAB, terdiri dari tiga *channel* yaitu L, A, B. *Channel* L merupakan indikator kecerahan, *channel* A sebagai indikator nilai merah atau hijau, dan *channel* B sebagai indikator nilai biru atau kuning.

Penerapan HE, AHE, dan CLAHE dilakukan pada *channel* L berfungsi untuk meningkatkan kontras pada citra *x-ray*. Pada tahap ini konfigurasi yang digunakan yaitu *Clip Limit* bernilai 1.0, *TileGrid (region size)* bernilai 8x8. Selanjutnya yaitu mengubah kembali format LAB ke format BGR dan menyimpan hasil penerapan HE, AHE, dan CLAHE. Hasil dari *preprocessing* dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Hasil *preprocessing*

Citra pertama merupakan citra asli dimana nilai *pixel intensity* berada pada 0.25 hingga 0.9. Citra kedua merupakan citra hasil HE dimana nilai *pixel intensity* berada pada 0 hingga 1. Artinya distribusi *pixel* lebih beragam dibandingkan citra asli. Citra ketiga merupakan citra hasil AHE dimana nilai *pixel intensity* berada pada 0 hingga 1. Tetapi pada hasil citra AHE distribusi *pixel* menumpuk pada nilai 0.50. Hal ini bisa terjadi karena AHE meningkatkan pemerataan histogram pada keseluruhan *region*.

Citra keempat atau terakhir merupakan citra hasil CLAHE, dimana nilai *pixel intensity* berada pada 0.10 hingga mendekati 1. Pada hasil CLAHE tidak terdapat penumpukan distribusi *pixel* pada nilai tertentu, sehingga hasil citra dapat ditingkatkan kontrasnya dengan meminimalisir *noise*. Hal ini terjadi karena CLAHE meningkatkan pemerataan histogram pada *region* kecil.

### B. Augmentasi Data

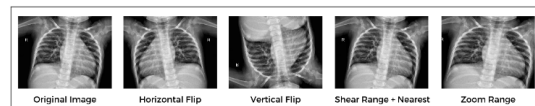
Augmentasi data adalah salah satu teknik yang digunakan untuk menghindari adanya *overfitting*. Augmentasi data dilakukan dengan

memperbanyak dataset menggunakan parameter tertentu, pada penelitian ini parameter yang digunakan untuk augmentasi data yaitu *shear range*, *zoom range*, *fill mode*, *horizontal flip*, *vertical flip*, dan *rescale*. Nilai dari setiap parameter yang digunakan dijelaskan pada Tabel 3.

Tabel 3. Parameter Augmentasi Data

No	Parameter	Value
1	Shear range	0.2
2	Zoom range	0.2
3	Fill mode	Nearest
4	Horizontal flip	True
5	Vertical flip	True
6	Rescale	1/255

Terdapat beberapa parameter seperti *shear range*, *zoom range*, *fill mode*, *horizontal flip*, *vertical flip*. Hasil dari augmentasi data menggunakan parameter Tabel 3 dapat dilihat pada Gambar 8.



Gambar 8. Hasil augmentasi data

### C. Model Arsitektur CNN

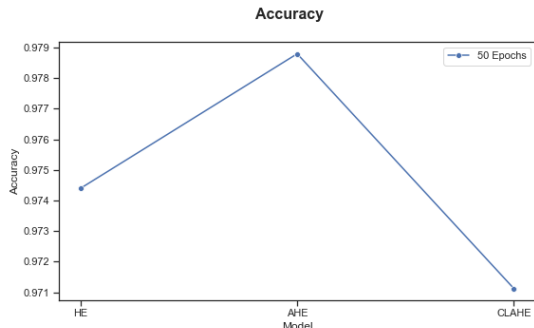
Model arsitektur CNN yang dibangun pada penelitian ini terdiri *input layer*, *convolution layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer*. Konfigurasi pada *convolution layer* memiliki *filter* 32, 64, dan 128. Sedangkan *kernel size* yang digunakan yaitu (3,3). Pada setiap *convolution layer* diberikan *activation layer* menggunakan fungsi "Relu". *Pooling layer* yang digunakan yaitu *max pooling* dengan nilai *pool size* (2,2). Hasil dari *convolutional layer* dirubah menjadi satu dimensi *single vector* menggunakan *flatten*. Hasil dari *flatten* kemudian diproses dalam *fully connected layer*.

Pada *fully connected layer* memiliki 128 dan 64 *units* yang menunjukkan jumlah *node* yang terdapat dalam *hidden layer*. Sedangkan *fully connected layer* terakhir merupakan *layer* yang digunakan sebagai inisiasi dari *layer output*. Menggunakan 1 *units* karena *binary classification* dan menggunakan *activation layer sigmoid*. Artinya output berupa 0 dan 1.

### D. Training Model

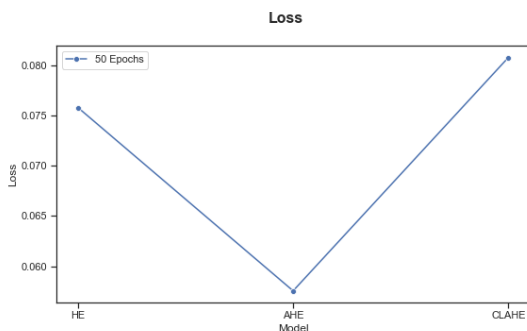
*Training* dilakukan menggunakan 50, 20, 15, 10, dan 5 *epochs*, langkah pada setiap *epochs* dihitung berdasarkan panjang dari *data train* kemudian dibagi dengan *batch size*. *Batch size* yang digunakan dalam penelitian ini yaitu 32. *Binary*

*crossentropy* digunakan sebagai *loss function*, serta menggunakan *optimizer Adam*. Hasil terbaik pada saat *training* diperoleh model dengan 50 *epochs*. Grafik *training accuracy* model 50 *epochs* dapat dilihat pada Gambar 9.



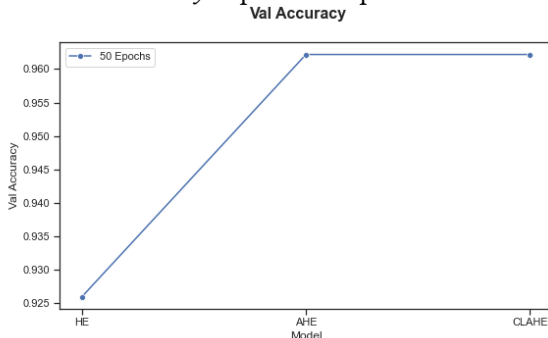
Gambar 9. Training accuracy

Berdasarkan gambar 9, dapat dilihat bahwa akurasi terbaik diperoleh model AHE 50 *epochs* yaitu 97.8% sedangkan akurasi terburuk pada saat *training* diperoleh model CLAHE 50 *epochs* yaitu 97.1%. Grafik *training loss* 50 *epochs* dapat dilihat pada Gambar 10.



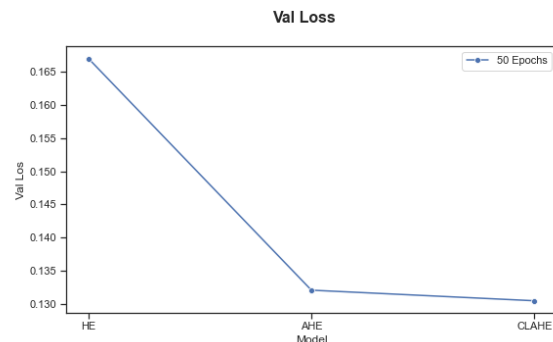
Gambar 10. Training loss

Pada gambar 10, perolehan *loss* terbaik kembali diraih oleh model AHE 50 *epochs* ditandai dengan nilai *loss* terkecil yaitu 5.76% sedangkan perolehan *loss* terburuk kembali diperoleh model CLAHE 50 *epochs* yaitu 8.08%. Grafik *val accuracy* dapat dilihat pada Gambar 11.



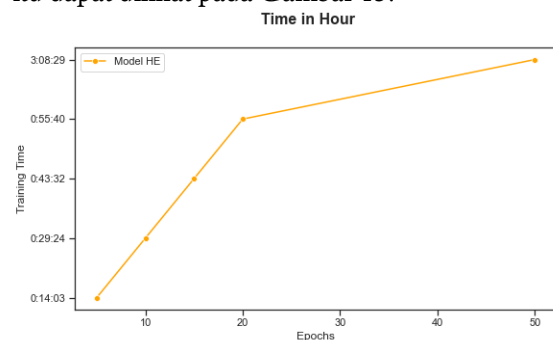
Gambar 11. Val accuracy

Gambar 11 menunjukkan bahwa pada *val accuracy* model CLAHE 50 *epoch* memiliki performa yang sama baik dengan model AHE 50 *epochs* yaitu 96.2%. Nilai tersebut menunjukkan model mampu mengklasifikasikan dengan baik pada *test test*. Grafik *val loss* pada saat *training* dapat dilihat pada Gambar 12.



Gambar 12. Val loss

Pada gambar 12 terlihat bahwa perolehan *val loss* terbaik diperoleh model CLAHE 50 *epochs*, ditandai dengan nilai *val loss* 13%. Sedangkan perolehan terburuk diperoleh model HE 50 *epochs* yaitu 16.7%. Berdasarkan perolehan hasil *training* ditemukan bahwa model AHE unggul pada *training accuracy* dan *training loss*. Sedangkan model CLAHE lebih unggul pada *val loss*. Pada *val accuracy* model AHE dan CLAHE memiliki performa yang sama baik yaitu 96.2%. Kemudian, berdasarkan waktu *training* model 50 *epochs* memperoleh waktu *training* terlama. Hal itu dapat dilihat pada Gambar 13.



Gambar 13. Training time

Pada gambar 13 terdapat perbandingan nilai *epochs* dan pengaruhnya terhadap waktu *training*. Hasilnya semakin besar nilai *epochs* maka semakin lama waktu *training* yang diperoleh. Hal ini dibuktikan pada model HE 50 *epochs* memiliki waktu *training* 3 jam 8 menit dan 29 detik. Sedangkan model HE 5 *epochs* hanya 14 menit 3 detik.

E. Evaluasi Model

Model yang telah dibuat akan dievaluasi menggunakan ROC Curve dan Confusion Matrix. Pada penelitian ini perhitungan Confusion Matrix dan nilai AUC diperoleh menggunakan library sklearn. Evaluasi dilakukan menggunakan data test dengan jumlah data 634 citra. Evaluasi hasil keseluruhan model dijelaskan pada Tabel 4.

Tabel 4. Evaluasi Model

	Epochs	Accuracy	Macro avg			AUC
			Precision	Recall	F1-Score	
HE	50	93.7	94.1	93.7	93.7	93.7
	20	95.4	95.4	95.4	95.4	95.4
	15	95.3	95.4	95.3	95.3	95.3
	10	94.5	94.5	94.5	94.5	94.5
	5	93.8	94.2	93.8	93.8	93.8
AHE	50	95.0	95.0	95.0	95.0	95.0
	20	90.4	91.8	90.4	90.3	90.4
	15	93.2	93.8	93.2	93.2	93.2
	10	91.2	92.3	91.2	91.1	91.2
	5	92.1	92.1	92.1	92.1	92.1
CLAHE	50	96.4	96.4	96.4	96.4	96.4
	20	94.8	95.1	94.8	94.8	94.8
	15	93.5	93.8	93.5	93.5	93.5
	10	92.1	93.1	92.1	92.1	92.1
	5	94.8	94.9	94.8	94.8	94.8

Berdasarkan Tabel 4 menunjukkan bahwa semakin banyak epochs belum tentu akurasi semakin baik. Hal ini ditunjukkan pada model HE nilai akurasi pada 50 epochs 93.7 % sedangkan pada 20 epochs 95.4 %. Pada penelitian ini ditemukan bahwa semakin kecil epochs berpengaruh pada penurunan kemampuan model dalam mengidentifikasi kelas Covid 19. Hal ini bisa dibuktikan berdasarkan nilai precision dan recall yang diperoleh. Contohnya, pada model AHE 20 epochs nilai precision 91.8% sedangkan nilai recall 90.4 %. Model CLAHE 10 epochs nilai precision 93.1% sedangkan nilai recall 92.1%.

Hasil terbaik diperoleh model CLAHE menggunakan 50 epochs dengan nilai accuracy, precision, recall, f1-score 96.3% dan nilai AUC 96.4%. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi kelas Covid 19 atau normal dengan baik. Sedangkan hasil terburuk diperoleh model AHE menggunakan 5 epochs dengan nilai accuracy, precision, recall, f1-score 92.1%, dan nilai AUC 92.1%.

F. Identifikasi Citra

Proses identifikasi dilakukan menggunakan transfer learning terhadap data baru berjumlah 40 citra. Data baru kemudian dilakukan preprocessing menggunakan CLAHE. CLAHE dipilih karena model CLAHE merupakan model terbaik pada training. Citra hasil CLAHE

menggambarkan adanya image enhancement yang menurut mesin lebih baik dibandingkan dengan HE maupun AHE, seperti tingkat kecerahan yang lebih sesuai dan hilangnya slight noise pada area citra.

Proses identifikasi diawali load image kemudian citra dirubah menjadi array. Selanjutnya hasil dari identifikasi dihitung akurasi berdasarkan jumlah prediksi yang benar dan jumlah prediksi yang salah.

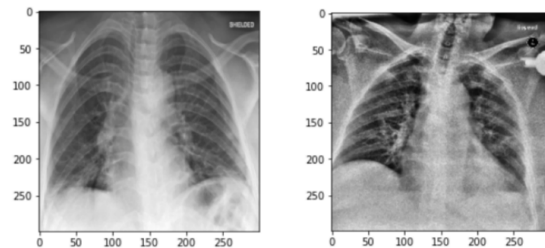
Jumlah prediksi benar diperoleh dari total kebenaran model dalam memprediksi suatu kelas dengan benar. Sedangkan jumlah prediksi salah diperoleh dari total kesalahan model dalam memprediksi suatu kelas. Perhitungan akurasi ditentukan berdasarkan persamaan 1.

Hasil dari proses identifikasi citra dalam pengujian performa model yang telah dibuat dijelaskan pada Tabel 5.

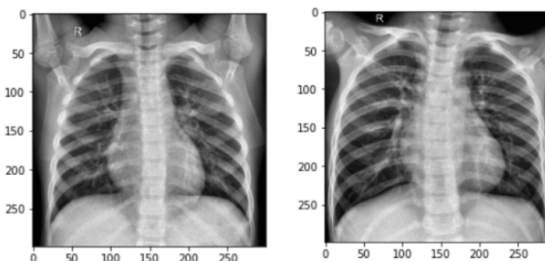
Tabel 5. Performa Identifikasi Model

Model	Jumlah Citra		Prediksi		Akurasi	Akurasi rata-rata
	Covid 19	20	Benar	Salah		
Model	Covid 19	20	20	0	100 %	85 %
CLAHE	Normal	20	14	6	70 %	

Gambar 16 dan 17 berikut merupakan hasil citra yang berhasil diidentifikasi dengan benar dan hasil citra yang memiliki kesalahan identifikasi.



Gambar 16. Citra covid 19 dengan prediksi covid 19



Gambar 17. Citra normal dengan prediksi covid 19

Identifikasi objek yang merupakan bagian dari pengujian menunjukkan adanya hasil yang berbanding lurus dengan model yang telah dirancang. Dengan nilai akurasi model yang

mencapai 96%, sistem dapat mengklasifikasikan citra normal dan pneumonia dengan tepat sesuai dengan data pengujian yang telah disiapkan. Hal ini dapat diamati secara kasat mata bahwa citra paru berpneumonia cenderung memiliki area berwarna putih yang mengitari area tengah dan bawah dari kantung paru. Sementara, citra normal cenderung bersih dan tidak banyak bercak berwarna putih pada kantung paru.

## SIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang sudah dilakukan diperoleh kesimpulan sebagai berikut. Penggunaan metode *preprocessing* HE membuat

nilai *pixel intensity* pada citra menjadi 0 hingga 1. Metode *preprocessing* AHE membuat citra semakin kontras tapi menghasilkan citra yang *noise*. Sedangkan metode *preprocessing* CLAHE berhasil meningkatkan kontras dengan meminimalisir *noise*.

Pada evaluasi model ditemukan bahwa nilai *epochs* berbanding lurus terhadap kemampuan model dalam mengidentifikasi kelas Covid 19. Sedangkan model terbaik diperoleh model CLAHE dengan nilai pada *confusion matrix* yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, *f1-score* 96.4%. Sedangkan nilai AUC diperoleh 96.4%.

## DAFTAR PUSTAKA

- Ai, T., Yang, Z., Hou, H., Zhan, C., Chen, C., Lv, W., Tao, Q., Sun, Z., & Xia, L. (2020). Correlation of Chest CT and RT-PCR Testing for Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) in China: A Report of 1014 Cases. *Radiology*, 296(2), E32–E40. doi: 10.1148/radiol.2020200642
- Datasans. (2019). Memahami ROC dan AUC. *Medium*. Retrieved from <https://datasans.medium.com/memahami-roc-dan-auc-2e0e4f3638bf>
- Herlambang, M. B. (2019). Deep Learning: Convolutional Neural Networks (aplikasi). *Megabagus.Id*. Retrieved from <https://www.megabagus.id/deep-learning002Dconvolutional-neural-networks-aplikasi/2/>
- Khoirul Umri, B., Utami, E., & P Kurniawan, M. (2021). Tinjauan Literatur Sistematis tentang Deteksi Covid-19 menggunakan Convolutional Neural Networks. *Citec Journal*, 8(1), 9–21.
- Kurniawan, A., & Prihandono, A. (2020). Penerapan Teknik Bagging Untuk Meningkatkan Akurasi Klasifikasi Pada Algoritma Naive Bayes Dalam Menentukan Blogger Profesional. *Jurnal Bisnis Digital Dan Sistem Informasi*, 1(1), 34–40.
- Kusuma, I. W. A. W. (2020). Penerapan Metode Contrast Stretching, Histogram Equalization Dan Adaptive Histogram Equalization Untuk Meningkatkan Kualitas Citra Medis Mri. *Jurnal SIMETRIS*, 11(1), 1–10.
- Luqman Hakim, Sari, Z., & Handhajani, H. (2021). Klasifikasi Citra Pigmen Kanker Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(2), 379–385. doi: 10.29207/resti.v5i2.3001.
- Marzuki, I., Bachtiar, E., Zuhriyatun, F., Kurniasih, H., Chamidah, D., Puspita, R., Sianturi, E., Hastuti, P., Mastutie, F., & Airlangga, E. (2021). *COVID-19 Seribu Satu Wajah* (J. Simmarmata, Ed.). Yayasan Kita Menulis.
- Minarno, A. E., Mandiri, M. H. C., & Alfarizy, M. R. (2021). Klasifikasi COVID-19 menggunakan Filter Gabor dan CNN dengan Hyperparameter Tuning. *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 9(3), 493–504. doi: 10.26760/elkomika.v9i3.493.
- Primaya Hospital. (2020, November 11). *Pemeriksaan CT Scan, Bisa Untuk Deteksi Covid-19?* Retrieved from <https://primayahospital.com/radiologi/ct-scan-deteksi-covid-19/>.
- Solihin, A., Mulyana, D. I., & Yel, M. B. (2022). Klasifikasi Jenis Alat Musik Tradisional Papua menggunakan Metode Transfer Learning dan Data Augmentasi. *Jurnal SISKOM-KB (Sistem Komputer Dan Kecerdasan Buatan)*, 5(2), 36–44. doi: 10.47970/siskom-kb.v5i2.279.
- Suharyanto, & Friyadie. (2020). Analisis Komparasi Perbaikan Kualitas Citra Bawah Air Berbasis Kontras Pemerataan Histogram. *Inti Nusa Mandiri*, 15(1), 95–102.
- Waluyo, S. H., & Prihandoko. (2017). Klasifikasi Pemanfaat Program Beras Sejahtera (RASTRA) Berdasarkan Tingkat Kemiskinan Dengan Menggunakan Algoritma Decision Tree C4.5 Berbasis Particle Swarm Optimization. *Jurnal Energy*, 7(2), 19–24.
- WHO. (2020). *Transmisi SARS-CoV-2: implikasi terhadap kewaspadaan pencegahan infeksi*. Jenewa.
- Widiarto, S. A., Saputra, W. A., & Dewi, A. R. (2021). Klasifikasi Citra X-Ray Toraks Dengan Menggunakan Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization Dan



Convolutional Neural Network (Studi Kasus: Pneumonia). *JIFI (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, 6(2), 348–359.