

## DETEKSI PNEUMONIA MENGGUNAKAN CITRA SINAR-X PARU BERBASIS RESIDUAL NETWORK

Muhammad Adzkie<sup>1</sup>, Firzal Arland<sup>2</sup>, Agung Wahyu Setiawan\*<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Institut Teknologi Bandung, Bandung  
Email: <sup>1</sup>muhammadadzkie@live.com, <sup>2</sup>23220078@std.stei.itb.ac.id, <sup>3</sup>awsetiawan@staff.stei.itb.ac.id  
\*Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 02 Oktober 2021, diterima untuk diterbitkan: 17 Februari 2022)

### Abstrak

Fokus dari studi ini adalah membandingkan kinerja *Mask R-CNN* dengan *ResNet-50* & *101* sebagai *backbone* pada deteksi pneumonia menggunakan citra Sinar-X paru. Selain itu, juga dibandingkan pengaruh augmentasi data berupa rotasi dan refleksi serta pengaruh teknik perbaikan kualitas citra menggunakan *CLAHE* pada kinerja deteksi pneumonia. Set data yang digunakan pada studi ini berjumlah 26.684 citra Sinar-X paru yang diambil dari situs Kaggle RSNA Challenge. Terdapat empat parameter kinerja deteksi yang digunakan, yaitu akurasi; presisi; sensitivitas; dan spesifisitas. Meskipun *ResNet-50* backbone yang memiliki 50 lapisan konvolusi, akan tetapi kinerja deteksi yang dihasilkan lebih baik dibandingkan dengan *ResNet-101* yang memiliki 101 lapisan konvolusi. Selain itu, *ResNet-50* backbone dengan augmentasi data berupa rotasi dan refleksi pada set data citra yang diperbaiki kualitasnya menggunakan *CLAHE* memberikan kinerja yang paling baik. Nilai akurasi yang diperoleh mencapai 76% dengan presisi 62%, spesifisitas 74% dan sensitivitas 67%. Pada studi ini, terlihat bahwa peningkatan jumlah lapisan konvolusi tidak berpengaruh terhadap peningkatan kinerja deteksi. Sebagai tambahan, kinerja deteksi pneumonia menggunakan Sinar-X paru berbasis *ResNet-50* backbone dapat ditingkatkan dengan menambahkan prapemrosesan berupa augmentasi data serta perbaikan kualitas citra menggunakan *CLAHE*.

**Kata kunci:** *pneumonia, Mask R-CNN, sinar-x, CLAHE, ResNet-50, ResNet-101*

## DETECTION OF PNEUMONIA USING RESIDUAL NETWORK BASES LUNG X-RAY IMAGE

### Abstract

The focus of this study is to compare the performance of the *Mask R-CNN* using *ResNet-50* & *101* backbone on pneumonia detection using a chest X-ray image. In addition, the effect of data augmentation in the form of rotation and reflection was also compared. Furthermore, the effect of the image enhancement technique using *CLAHE* on pneumonia detection is performed. In total, 26,684 chest X-ray images are used. These images were downloaded from the Kaggle RSNA Challenge website. There are four parameters are used to evaluate the detection performance, i.e., accuracy; precision; sensitivity; and specificity. Although *ResNet-50* backbone has 50 convolutional layers, the detection performance is better than *ResNet-101* which has 101 convolution layers. In addition, the *ResNet-50* backbone with data augmentation and image enhancement using *CLAHE* provides the best performance. The accuracy of 76%, the precision of 62%, specificity of 74%, and sensitivity of 67% are obtained using this proposed method. In this study, the increase in the number of convolutional layers has no effect on the detection performance. In addition, the performance of pneumonia detection using *ResNet-50* backbone using chest X-rays image can be improved using data augmentation and image quality enhancement using *CLAHE*.

**Keywords:** *pneumonia, MaskR-CNN, x-ray, CLAHE, ResNet-50, ResNet-101*

### 1. PENDAHULUAN

Pneumonia merupakan peradangan pada paru-paru yang diakibatkan oleh infeksi bakteri atau virus. Berdasarkan data Riset Kesehatan Dasar (Riskesdas) yang diselenggarakan oleh Kementerian Kesehatan Republik Indonesia Tahun 2018, terjadi adanya peningkatan jumlah penderita pneumonia apabila

dibandingkan dengan data Tahun 2013. Pada Tahun 2018, jumlah penduduk Indonesia yang menderita gangguan pneumonia sekitar 2,0 %; sedangkan pada Tahun 2013 sekitar 1,8 %. Beberapa gejala yang umumnya dialami penderita pneumonia adalah batuk berdarah, demam, dan sesak napas. Pada penderita dengan gejala berat, penyakit ini dapat menyebabkan

kematian. Di samping itu, pneumonia merupakan penyebab kematian anak nomor satu untuk kategori penyakit menular. Oleh karena itu, untuk menurunkan angka kematian ini perlu dilakukan upaya deteksi pneumonia yang mumpuni.

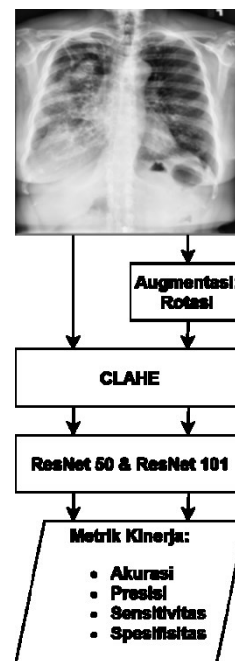
Terdapat beberapa cara yang dapat digunakan untuk mendeteksi terjadinya pneumonia, yaitu diagnosis berbasis citra *CT-Scan* maupun Sinar-X. Diagnosis berbasis citra Sinar-X merupakan metode deteksi paling umum digunakan di negara-negara berkembang, termasuk Indonesia. Hal ini dikarenakan mesin Sinar-X sudah tersedia di hampir semua fasilitas layanan kesehatan. Sementara, ketersediaan mesin *CT-Scan* masih sangat terbatas hanya di Rumah Sakit (RS) besar yang terdapat di daerah perkotaan. Selain itu, deteksi berbasis citra Sinar-X juga lebih murah. Permasalahan lain yang muncul dalam deteksi pneumonia ini adalah diperlukannya tenaga ahli untuk menegakkan diagnosis. Sementara, jumlah tenaga ahli ini tidak tersebar merata, dan terjadi kekurangan terutama di daerah rural. Mengingat kondisi geografis Indonesia yang merupakan negara kepulauan, maka kualitas layanan kesehatan belum dapat merata. Oleh karena itu, pada studi ini dikembangkan suatu metode deteksi pneumonia berbantuan komputer menggunakan citra Sinar-X.

Berdasarkan data yang teramati di situs *Google Scholar*, metode deteksi pneumonia berbasis pembelajaran mesin marak digunakan dan mengalami peningkatan yang signifikan. Implementasi kecerdasan buatan pada bidang medis merupakan suatu keniscayaan dan tidak dapat dihindari. Namun demikian, hal ini tidak akan menggantikan peran tenaga medis, akan tetapi kecerdasan buatan ini akan merupakan komplemen, sehingga tenaga medis dapat berinteraksi dengan pasien lebih lama (Meskó & Görög, 2020). Pada penelitian yang dilakukan oleh Labhane., dkk mengenai pneumonia pediatrik yang dialami oleh anak-anak menggunakan citra sinar-X dengan pendekatan CNN dan transfer learning, *Neural Network* digunakan untuk memprediksi ada tidaknya pneumonia, dan dengan menambahkan teknik augmentasi sehingga model diuji dengan pendekatan gambar yang lebih banyak serta merubah ukuran gambar menjadi 256 x 256 piksel (Labhane, dkk, 2020). Penelitian tersebut mendapatkan hasil akurasi 97% dan presisi mencapai 98%. Penelitian lain oleh Mubaraq., dkk mengusulkan metode *Deep Convolutional Architecture* dengan arsitektur *Mask R-CNN* dengan *Residual Network 50* sebagai *backbone* untuk deteksi pneumonia melalui citra sinar-X. Penelitian Mubaraq mendapatkan akurasi mencapai 85.60% pada arsitektur *Residual Network 50* dan 78.06% pada arsitektur *Mask-RCNN* dengan Resnet-50 sebagai *backbone*. Dalam penelitian ini, kami mengusulkan pembelajaran mesin dengan model *Mask R-CNN* dengan *Residual Network*

(ResNet) sebagai *backbone* untuk deteksi pneumonia dengan citra sinar-X dan memperlihatkan pengaruh dari augmentasi data dan pemrosesan citra dengan metode CLAHE.

## 2. METODE PENELITIAN

Metode yang diusulkan pada studi ini untuk melakukan deteksi pneumonia menggunakan citra Sinar-X paru dapat dilihat pada diagram blok di Gambar 1. Secara umum, metode yang diusulkan ini terdiri dari augmentasi data, perbaikan kualitas citra, pembelajaran mesin menggunakan *Mask R-CNN* dengan *ResNet* sebagai *backbone*. Kinerja dari pembelajaran mesin ini akan diukur dengan menggunakan akurasi, presisi, sensitivitas, dan spesifisitas.



Gambar 1. Diagram blok metode yang diusulkan

### 2.1. Set Data

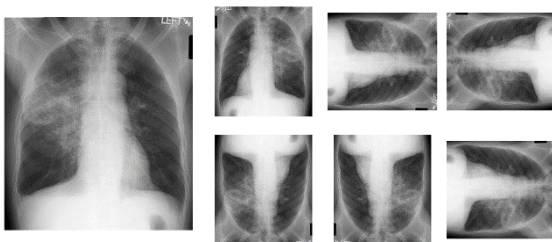
Set data yang digunakan pada studi ini diperoleh dari situs *Kaggle - Radiological Society of North America (RSNA) Pneumonia Detection Challenge* (Wang, dkk, 2017), (Shih, dkk, 2019). RSNA ini menyediakan set data yang dilengkapi dengan anotasi yang dapat digunakan untuk kepentingan pendidikan, penelitian akademis, serta tujuan komersial maupun nonkomersial. Set data ini terdiri dari 26.684 citra dengan format *Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM)*. Informasi yang terdapat dalam set data ini adalah *patientId*, *Region of Interest (RoI)*, serta jumlah kelas yang terbagi menjadi dua, yaitu nonpneumonia dan pneumonia. Sebaran jumlah citra nonpneumonia dan pneumonia yang digunakan sebagai data latih serta data uji dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Sebaran Data Latih dan Uji

kelas	Data latih	data uji
Pneumonia	4.979	1.033
Nonpneumonia	18.656	2.016
Total	23.635	3.049

**2.2. Rotasi dan Refleksi**

Pada studi ini, akan dibandingkan kinerja data asli dengan data teraugmentasi pada proses deteksi pneumonia menggunakan citra Sinar-X paru. Dua proses augmentasi yang dipilih, yaitu rotasi serta refleksi. Rotasi dan refleksi dilakukan sebagai salah satu bentuk dari proses augmentasi sehingga data yang dibandingkan menjadi lebih banyak dan dapat meningkatkan data pengujian (Labhane, dkk , 2020).



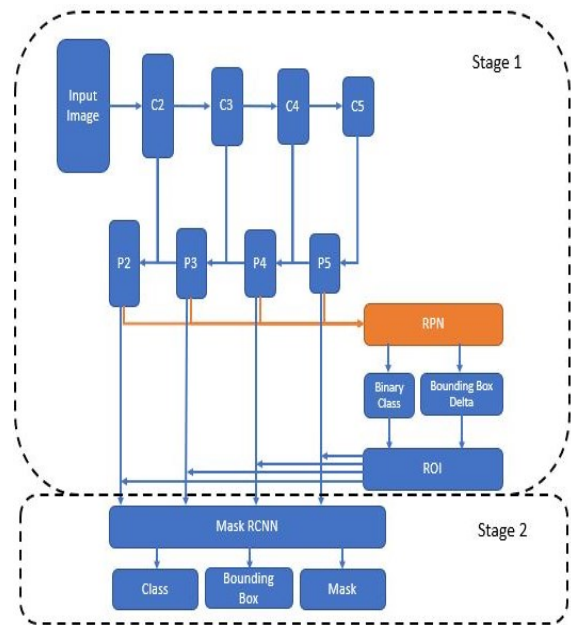
Gambar 2. Citra asli beserta dengan citra teraugmentasi

**2.3. CLAHE**

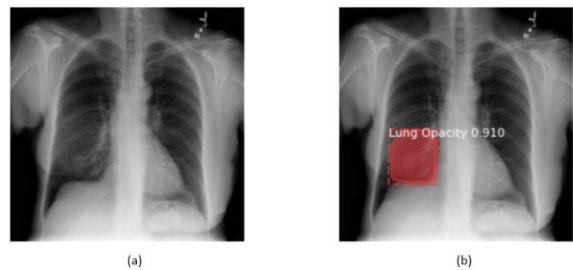
Pada tahap ini, baik citra asli citra teraugmentasi akan diproses lebih lanjut dengan teknik perbaikan citra menggunakan CLAHE. Tahap ini diperlukan karena kualitas citra yang ada pada set data sangat beragam. Tujuan dari proses ini adalah untuk meregangkan kontras citra dengan melakukan distribusi pemerataan nilai tingkat keabuan yang disertai dengan pembatasan amplifikasi histogram. Sehingga, diharapkan kualitas citra yang ada menjadi relatif lebih. Pada studi ini ukuran channel yang digunakan pada CLAHE adalah 8x8 pixel dengan target *colorspace* adalah RGB.

**2.3.1 Mask R-CNN**

*Mask Region Based Convolutional Neural Networks (Mask R-CNN)* merupakan sebuah algoritma lanjutan dari *Faster RCNN*. Algoritma ini dikembangkan melalui penggabungan antara CNN dengan *Region Proposal Network* (He, dkk, 2020). *Mask R-CNN* memiliki dua tahapan utama seperti pada Gambar 2 yang diadaptasi dari (Xiang Zhang, 2018). Tahapan pertama adalah penentuan posisi koordinat *Region of Interest (RoI)* berdasarkan citra masukan dengan menggunakan metode *Region Proposal Network* (RPN). Pada tahap kedua, dilakukan prediksi kelas dari objek yang dilatih serta mengklarifikasi posisi RoI. Luaran dari tahap ini adalah suatu *Mask* terhadap area yang terjangkit virus atau bakteri, *Mask* ini didapatkan dari hasil segmentasi yang dapat dilihat pada Gambar 4b sedangkan citra asli dapat dilihat pada Gambar 4a.



Gambar 3. Arsitektur *Mask-RCNN*



Gambar 4. (a) Gambar Asli (b) Gambar Lokalisasi Virus dengan Mask RCNN

**2.3.2 Residual Network (ResNet)**

ResNet merupakan salah satu arsitektur dari CNN yang dirancang untuk dapat mengaktifkan ratusan atau bahkan ribuan lapisan konvolusi. Pada studi ini, terdapat dua tipe ResNet yang digunakan sebagai *backbone* dalam algoritma *Mask Region Based Convolutional Neural Networks (Mask-RCNN)*, yaitu ResNet-50 dan ResNet-101. Perbedaan mendasar dari ResNet-50 dan ResNet-101 adalah pada jumlah lapisan serta parameternya. Pada ResNet-50 memiliki 50 lapisan dengan 23,52 juta parameter, sedangkan ResNet-101 memiliki 101 lapisan dengan 42,51 juta parameter.

**3. TINJAUAN PUSTAKA**

Secara umum, deteksi pneumonia menggunakan citra Sinar-X paru berbasis pembelajaran mesin dapat dikategorikan menjadi dua, yaitu pembelajaran mesin tradisional dan transfer pembelajaran (*transfer learning*). Pada pembelajaran mesin tradisional, diasumsikan bahwa data latih dan data uji memiliki ruang fitur serta distribusi data yang sama (Kaboli, 2017). Sebelum deteksi dilakukan, pada umumnya

dilakukan dua tahap awal, yaitu prapemrosesan dan ekstraksi ciri.

### 3.1. Prapemrosesan

Prapemrosesan merupakan suatu tahap awal yang berfungsi untuk mempermudah proses ekstraksi ciri pada pengolahan citra maupun pembelajaran mesin. Berikut beberapa prapemrosesan yang umum digunakan dalam deteksi pneumonia menggunakan citra Sinar-X (Mamlook, Chen, & Bzizi, 2020):

1. Mengubah dimensi ukuran citra, berfungsi untuk meringankan dan mempercepat proses komputasi.
2. Augmentasi data, merupakan suatu metode untuk memanipulasi citra tanpa menghilangkan informasi penting pada data tersebut, seperti rotasi; refleksi; serta pemotongan.
3. Penapisan, merupakan suatu metode untuk mengurangi atau menghilangkan suatu derau atau informasi yang tidak penting yang terdapat pada sebuah citra.

Selain itu, terdapat juga prapemrosesan berupa perbaikan kualitas citra. Teknik prapemrosesan ini digunakan untuk meningkatkan kualitas informasi yang terkandung dalam suatu citra. Metode perbaikan kualitas citra yang paling banyak digunakan dalam deteksi pneumonia menggunakan citra Sinar-X paru adalah *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) (Nefoussi, Amamra, & Amarouche, 2021), (Siddhartha & Santra, 2020), (Umri, Akhyari, & Kusri, 2020). Di samping itu, terdapat studi yang menggunakan beberapa teknik perbaikan kualitas citra, yaitu *Histogram Equalization* (HE); CLAHE; komplemen citra; *Balance Contrast Enhancement Technique* (BCET); dan koreksi gama (Rahman, dkk, 2021).

### 3.2. Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri merupakan suatu metode untuk mendapatkan ciri atau fitur khusus yang menjadi pembeda. Sehingga suatu citra tertentu dapat dikenali berdasarkan karakteristiknya tersebut. Setidaknya terdapat tiga metode ekstraksi ciri yang diperkenalkan pada deteksi pneumonia menggunakan citra Sinar-X, yaitu:

1. Gabungan antara transformasi *wavelet* dengan matriks Gray-Level Co-occurrence (Singh, dkk, 2019),
2. Lapisan konvolusi (Jakhar & Hooda, 2018),
3. *Deep Neural Network* (Mamlook, Chen, & Bzizi, 2020)

### 3.3. Deteksi Pneumonia menggunakan Pembelajaran Mesin Tradisional

Beberapa metode pengklasifikasi pembelajaran mesin tradisional yang diaplikasikan untuk deteksi pneumonia menggunakan citra Sinar-X disajikan

pada Tabel 2. Dapat dilihat bahwa studi pada Tabel 2 tersebut memanfaatkan metode-metode pengklasifikasi yang sudah umum digunakan, yaitu *Support Vector Machine* (SVM), *weighted k-Nearest Neighbors* (k-NN) (Singh, dkk, 2019), *decision tree*, *adaboost*, *random forest*, *neural network*, *naive bayes*, *logistic regression* (Jakhar & Hooda, 2018), *xgboost*, dan *gradient boost* (Mamlook, Chen, & Bzizi, 2020). Dengan menggunakan data sebanyak 5.856 citra Sinar-X paru, pengklasifikasi *random forest* memiliki kinerja yang paling baik, dengan nilai akurasi yang diperoleh mencapai 97,61%.

Tabel 2. Deteksi Pneumonia Menggunakan Pembelajaran Mesin Tradisional

referensi	jumlah data	pengklasifikasi	Akurasi (%)
Singh dkk, 2019	3.000	<i>SVM</i>	94,60
Jakhar & Hooda, 2018	5.863	<i>Weighted k-NN</i>	92,60
		<i>Decision Tree</i>	77,00
		<i>Adaboost</i>	78,00
		<i>Random Forest</i>	82,00
		<i>SVM</i>	76,00
		<i>Neural Network</i>	81,00
		<i>Naive Bayes</i>	72,00
		<i>Logistic Regression</i>	77,00
Mamlook, Chen, & Bzizi, 2020	5.856	<i>Random Forest</i>	97,61
		<i>Xgboost</i>	96,24
		<i>k-Nearest Neighbor</i>	92,35
		<i>Decision Tree</i>	86,64
		<i>Gradient Boost</i>	96,24
		<i>Adaboost</i>	95,56

### 3.4. Deteksi Pneumonia menggunakan Transfer Learning

*Transfer learning* merupakan suatu metode pemrosesan data pada pembelajaran mesin dengan cara memanfaatkan suatu model yang sudah pernah dilatih sebelumnya terhadap suatu set data untuk dapat menyelesaikan suatu permasalahan. Model awal ini akan digunakan sebagai *starting point* yang dapat dimodifikasi dan diperbarui parameternya. Sehingga, parameternya sesuai dengan set data yang akan digunakan nantinya.

Beberapa studi tentang deteksi pneumonia menggunakan *transfer learning* disajikan dalam Tabel 3. Pada umumnya, metode *transfer learning* yang digunakan adalah berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) serta pengembangan dari arsitektur CNN, seperti *Deep CNN*; VGG 16 & 19; *Inception*; *Residual Neural Network* (*ResNet*); *DenseNet*; *MobileNet*; *Xception*; serta *AlexNet* (Mamlook, Chen, & Bzizi, 2020), (Jakhar & Hooda, 2018), (Labhane, dkk, 2020), (Hilmizen, Bustamam, & Sarwinda, 2020), (Elshennawy & Ibrahim, 2020), (Dey, dkk, 2021), (Cha, Lee, & Ko, 2021), (Yu, Wang, & Zhang, 2021). Selain itu, beberapa metode gabungan antara *transfer learning* dengan pembelajaran mesin tradisional juga diaplikasikan pada deteksi pneumonia, yaitu (Dey, dkk, 2021):

1. *Modified-VGG19* dengan pengklasifikasi menggunakan SVM *Linear (VGG-19-SVM-Linear)*,
2. *Modified-VGG19* dengan pengklasifikasi menggunakan SVM *Radial Basis Function (VGG-19-SVM-RBF)*,
3. *Modified-VGG19* dengan pengklasifikasi menggunakan SVM k-NN (*VGG-19-SVM-KNN*),
4. *Modified-VGG19* dengan pengklasifikasi menggunakan SVM *Random Forest (VGG-19-SVM-RF)*,
5. *Modified-VGG19* dengan pengklasifikasi menggunakan SVM *Decision Tree (VGG-19-SVM-DT)*.

Tabel 3. Deteksi Pneumonia Berbasis *Transfer Learning*

referensi	jumlah data	metode	akurasi (%)
Jakhar & Hooda, 2018	5.863	Deep CNN	84,00
Mamlook, Chen, & Bzizi; 2020	5.856	CNN	98,46
Labhane dkk; 2020	5.964	Basic CNN	97,00
		VGG16	98,00
		VGG19	97,00
		InceptionV3	98,00
Hilmizen, Bustamam, & Sarwinda, 2020	2.500	ResNet-50	98,27
		VGG16	98,93
		DenseNet121	98,27
		MobileNet	97,87
		Xception	96,00
		InceptionV3	98,27
Elshennawy & Ibrahim, 2020	5.856	ResNet-152V2	99,22
		MobileNetV2	96,48
		CNN	92,19
		LSTM-CNN	91,80
Dey, dkk, 2021	7.150	AlexNet	87,76
		VGG16	90,61
		VGG19	91,39
		ResNet-50	91,52
		VGG19-SVM-Linear	94,91
		VGG19-SVM-RBF	97,88
		VGG19-KNN	97,52
		VGG19-RF	97,94
		VGG19-DT	97,45
Cha, Lee, & Ko, 2021	5.856	ResNet-152V2	95,03
		Densenet121	95,35
		ResNet-118	94,87
		SE-Attention	96,63
Yu, Wang, & Zhang, 2021	5.856	CGNet	99,00

### 3.5. Fokus Penelitian

Berdasarkan pemaparan pada bagian di atas, terdapat beberapa peluang yang masih dapat dilakukan pada deteksi pneumonia menggunakan citra Sinar-X. Pada studi ini akan diimplementasikan deteksi berbasis pembelajaran mesin dengan model *Mask R-CNN* dan *Residual Network (ResNet)* sebagai *backbone*. Penggunaan *Mask R-CNN* pada studi ini ditujukan untuk mendeteksi letak pneumonia pada paru-paru. Selain itu, pada studi ini juga dilakukan pengaruh augmentasi data dan teknik prapemrosesan citra menggunakan *Contrast Limited Adaptive*

*Histogram Equalization (CLAHE)* pada kinerja pembelajaran mesin. Selanjutnya, akan dilakukan perbandingan kinerja antara *ResNet-50* dan *ResNet-101 backbone* untuk mendeteksi pneumonia. Sebagai tambahan, pada studi-studi sebelumnya, jumlah data yang digunakan berkisar antara 2.500 – 7.150 citra. Oleh karena itu, pada studi ini digunakan jumlah data yang lebih banyak yaitu 23.635 untuk data latih dan 3.049 untuk data uji. Sehingga diharapkan hasil yang diperoleh meningkatkan kinerja deteksi pneumonia menggunakan citra Sinar-X.

## 4. HASIL

Pada studi ini akan dibandingkan beberapa kinerja dari sistem yang diusulkan untuk mendeteksi pneumonia menggunakan citra Sinar-X berbasis *ResNet-50* dan *ResNet-101 backbone*. Terdapat dua skenario yang diujicobakan, yaitu citra asli dan citra teraugmentasi rotasi serta refleksi. Selain itu, akan ditampilkan kinerja perbaikan kualitas citra menggunakan *CLAHE* yang dibandingkan dengan tanpa perbaikan kualitas.

### 4.1. ResNet-50 Backbone

Tabel 4 memperlihatkan hasil kinerja *ResNet-50* pada set data citra asli dengan proses augmentasi serta set data citra tidak teraugmentasi. Pada set data citra asli yang tidak teraugmentasi, nilai akurasi yang diperoleh sebesar 65% dengan presisi 49%, spesifisitas 87% dan sensitifitas 55%. Sedangkan pada set data citra asli yang teraugmentasi, nilai akurasi yang diperoleh sebesar 74% dengan presisi 61%, spesifisitas 78% dan sensitifitas 66%. Sehingga, secara umum terlihat bahwa pada *ResNet-50*, kinerja citra asli teraugmentasi rotasi dan refleksi lebih baik dibandingkan dengan citra asli tidak teraugmentasi, kecuali pada nilai sensitivitas.

Tabel 4. Kinerja Citra Teraugmentasi pada *ResNet-50*

	Asli Nonaugmentasi (%)	Asli Teraugmentasi (%)
Akurasi	65	74
Presisi	49	61
Sensitivitas	87	66
Spesifisitas	55	78

Kinerja *ResNet-50* untuk set data citra yang telah mengalami perbaikan kualitas citra menggunakan *CLAHE*, baik yang tidak teraugmentasi maupun teraugmentasi dapat dilihat pada Tabel 4. Secara umum, kinerja set data citra yang diperbaiki menggunakan *CLAHE* yang teraugmentasi lebih baik dibandingkan dengan set data yang tidak teraugmentasi. Kecuali pada nilai sensitivitas, dimana kinerja set data yang tidak teraugmentasi mencapai nilai 97%, sementara hanya 74% untuk set data teraugmentasi.

Dengan membandingkan hasil pada Tabel 4 dengan Tabel 5, dapat dilihat bahwa kinerja deteksi pneumonia pada set data citra yang diperbaiki

menggunakan CLAHE lebih baik dibandingkan dengan set data citra asli. Kecuali pada nilai spesifisitas yang hanya berbeda 1%.

Tabel 5. Kinerja CLAHE pada ResNet-50

	CLAHE	
	Nonaugmentasi (%)	teraugmentasi (%)
Akurasi	55	76
Presisi	43	62
Sensitivitas	97	74
Spesifisitas	33	77

#### 4.2. ResNet-101 Backbone

Kinerja ResNet-101 pada set data citra dengan proses augmentasi serta set data citra tidak teraugmentasi dapat dilihat pada Tabel 6. Pada penggunaan ResNet-101 *backbone* ini, tidak ada perbedaan nilai akurasi dan presisi antara set data citra asli teraugmentasi maupun tidak, yaitu sebesar 61% dan 46%. Sementara, nilai sensitivitas set data citra asli tidak teraugmentasi lebih baik dibandingkan dengan tidak teraugmentasi, yaitu sebesar 48% dan 45%. Sedangkan nilai sensitivitas pada set data citra asli teraugmentasi lebih baik dibandingkan dengan yang tidak teraugmentasi, yaitu sebesar 92% dan 88%. Dengan hasil yang diperoleh ini, sulit untuk membandingkan kinerja set data citra asli yang tidak teraugmentasi dengan teraugmentasi.

Tabel 6. Kinerja Citra Teraugmentasi pada ResNet-101

	Asli teraugmentasi	
	Nonaugmentasi (%)	Asli teraugmentasi (%)
Akurasi	61	61
Presisi	46	46
Sensitivitas	48	45
Spesifisitas	88	92

Tabel 7 memperlihatkan kinerja ResNet-101 *backbone* pada set data citra yang diperbaiki menggunakan CLAHE yang tidak teraugmentasi maupun teraugmentasi. Secara umum, kinerja set data yang tidak teraugmentasi lebih baik apabila dibandingkan dengan yang teraugmentasi. Kecuali pada nilai sensitivitas, dimana mencapai 97% pada set data citra teraugmentasi, sementara hanya 95% untuk yang tidak teraugmentasi.

Dengan membandingkan kinerja deteksi pneumonia menggunakan Sinar-X yang telah ditampilkan pada Tabel 4 – 7. Terlihat bahwa kinerja paling baik adalah ResNet-50 *backbone* pada set data citra yang telah diperbaiki menggunakan CLAHE dengan skema teraugmentasi.

Tabel 7. Kinerja CLAHE pada ResNet-101

	CLAHE	
	Nonaugmentasi (%)	teraugmentasi (%)
Akurasi	60	52
Presisi	46	41
Sensitivitas	42	30
Spesifisitas	95	97

#### 4.3. Perbandingan Dengan Penelitian Lainnya

Tabel 8 memperlihatkan hasil perbandingan metode yang diusulkan pada studi ini dengan studi sebelumnya (Mubarak, Dominique, & Thias, 2019). Pada studi ini, dimensi citra yang digunakan berukuran  $1024 \times 1024$  piksel. Sedangkan penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Mubarak., dkk menggunakan citra berukuran  $128 \times 128$  piksel mendapatkan nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas sebesar 78%, 85%, dan 36%. Sementara, pada studi ini diperoleh nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas sebesar 74%, 78%, dan 66%. Terlihat bahwa dimensi citra yang lebih besar tidak menjamin kinerja yang diperoleh akan lebih baik.

Tabel 8. Hasil Uji Banding

	Metode yang diusulkan	
	(Mubarak, dkk)	1024 x 1024
Dimensi Citra	$128 \times 128$	$1024 \times 1024$
Akurasi (%)	78	74
Presisi (%)	-	61
Sensitivitas (%)	85	78
Spesifisitas (%)	36	66

#### 5. KESIMPULAN

Pada studi ini telah diimplementasikan ResNet-50 & 101 *backbone* untuk deteksi pneumonia menggunakan citra Sinar-X. Terdapat empat skema percobaan yang telah dilakukan yaitu dengan menggunakan set data citra asli tidak teraugmentasi, citra asli teraugmentasi, citra diperbaiki CLAHE tidak teraugmentasi, dan citra diperbaiki CLAHE teraugmentasi. Kinerja paling baik dicapai oleh ResNet-50 *backbone* pada set data citra diperbaiki CLAHE dan teraugmentasi dengan akurasi mencapai 76%, presisi 62%, sensitivitas 74% dan spesifisitas 77%. Meskipun ResNet-50 memiliki jumlah lapisan konvolusi yang lebih sedikit dibandingkan dengan ResNet-101, hal ini tidak menjamin bahwa semakin banyak jumlah lapisan konvolusi maka kinerjanya juga akan mengalami peningkatan. Selain itu, semakin besar dimensi citra yang diolah juga tidak menjamin bahwa kinerja deteksi semakin meningkat. Sebagai tambahan, kinerja deteksi pneumonia menggunakan citra Sinar-X paru dapat ditingkatkan dengan menggunakan augmentasi data serta teknik perbaikan kualitas citra berbasis CLAHE.

Batasan utama yang terdapat pada studi ini adalah masih digunakannya citra utuh dengan ukuran gambar  $1024 \times 1024$  piksel. Studi lanjutan akan fokus pada prapemrosesan untuk melakukan segmentasi area paru citra yang digunakan. Diharapkan, dengan adanya segmentasi paru ini, kinerja deteksi akan mengalami peningkatan.

#### DAFTAR PUSTAKA

CHA, S.-M., LEE, S.-S. & KO, B., 2021. Attention-Based Transfer Learning for Efficient Pneumonia Detection in Chest X-ray

- Images. Applied Sciences, [online] 11(3), p.1242. Available at: <<https://www.mdpi.com/2076-3417/11/3/1242>> [Accessed 2 May 2021]. <https://doi.org/10.3390/app11031242>
- DEY, N., ZHANG, Y.D., RAJINIKANTH, V., PUGALENTHI, R. & RAJA, N.S.M., 2021. Customized VGG19 Architecture for Pneumonia Detection in Chest X-Rays. Pattern Recognition Letters, 143, pp.67–74. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2020.12.010>
- HE, K., GKIOXARI, G., DOLLÁR, P. & GIRSHICK, R., 2020. Mask R-CNN. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 42(2), pp.386–397. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2018.2844175>
- HILMIZEN, N., BUSTAMAM, A. & SARWINDA, D., 2020. The Multimodal Deep Learning for Diagnosing COVID-19 Pneumonia from Chest CT-Scan and X-Ray Images. In: 2020 3rd International Seminar on Research of Information Technology and Intelligent Systems, ISRITI 2020. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.pp.26–31. <https://doi.org/10.1109/ISRITI51436.2020.9315478>
- JAKHAR, K. & HOODA, N., 2018. Big data deep learning framework using keras: A case study of pneumonia prediction. In: 2018 4th International Conference on Computing Communication and Automation, ICCCA 2018. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. <https://doi.org/10.1109/CCAA.2018.8777571>
- JIN, W., DONG, S., DONG, C. & YE, X., 2021. Hybrid ensemble model for differential diagnosis between COVID-19 and common viral pneumonia by chest X-ray radiograph. Computers in Biology and Medicine, 131, p.104252. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2021.104252>
- KABOLI, M., 2017. To cite this version : HAL Id : hal-01575126 A Review of Transfer Learning Algorithms Mohsen Kaboli.
- LABHANE, G., PANSARE, R., MAHESHWARI, S., TIWARI, R. & SHUKLA, A., 2020. Detection of Pediatric Pneumonia from Chest X-Ray Images using CNN and Transfer Learning. In: Proceedings of 3rd International Conference on Emerging Technologies in Computer Engineering: Machine Learning and Internet of Things, ICETCE 2020. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.pp.85–92. <https://doi.org/10.1109/ICETCE48199.2020.9091755>
- AL MAMLOOK, R.E., CHEN, S. & BZIZI, H.F., 2020. Investigation of the performance of Machine Learning Classifiers for Pneumonia Detection in Chest X-ray Images. In: IEEE International Conference on Electro Information Technology. IEEE Computer Society.pp.98–104. <https://doi.org/10.1109/EIT48999.2020.9208232>
- MESKÓ, B. & GÖRÖG, M., 2020. A short guide for medical professionals in the era of artificial intelligence. npj Digital Medicine, Available at: <<https://doi.org/10.1038/s41746-020-00333-z>> [Accessed 30 Apr. 2021].
- AL MUBAROK, A.F., DOMINIQUE, J.A.M. & THIAS, A.H., 2019. Pneumonia detection with deep convolutional architecture. In: Proceeding - 2019 International Conference of Artificial Intelligence and Information Technology, ICAIT 2019. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.pp.486–489. <https://doi.org/10.1109/ICAIT.2019.8834476>
- NEFOUSSI, S., AMAMRA, A. & AMAROCHE, I.A., 2021. A Comparative Study of Chest X-Ray Image Enhancement Techniques for Pneumonia Recognition. [online] Springer, Cham.pp.276–288. Available at: <[https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-69418-0\\_25](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-69418-0_25)> [Accessed 3 May 2021].
- RAHMAN, T., KHANDAKAR, A., QIBLAWEY, Y., TAHIR, A., KIRANYAZ, S., KASHEM, S.B.A., ISLAM, M.T., MAADEED, S. AL, ZUGHAIER, S.M., KHAN, M.S. & CHOWDHURY, M.E.H., 2020. Exploring the effect of image enhancement techniques on COVID-19 detection using chest X-rays images.arXiv,.<https://arxiv.org/abs/2012.02238>
- SHIH, G., WU, C.C., HALABI, S.S., KOHLI, M.D., PREVEDELLO, L.M., COOK, T.S., SHARMA, A., AMOROSA, J.K., ARTEAGA, V., GALPERIN-AIZENBERG, M., GILL, R.R., GODOY, M.C.B., HOBBS, S., JEUDY, J., LAROAIA, A., SHAH, P.N., VUMMIDI, D., YADDANAPUDI, K. & STEIN, A., 2019. Augmenting the National Institutes of Health Chest Radiograph Dataset with Expert Annotations of Possible Pneumonia. Radiology: Artificial Intelligence, [online] 1(1), p.e180041. Available at:

<<http://pubs.rsna.org/doi/10.1148/ryai.2019.180041>> [Accessed 3 May 2021].

- SIDDHARTHA, M. & SANTRA, A., 2020. COVIDLite: A depth-wise separable deep neural network with white balance and CLAHE for detection of COVID-19. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2006.13873>
- SINGH, N., SHARMA, R. & KUKKER, A., 2019. Wavelet Transform Based Pneumonia Classification of Chest X- Ray Images. In: 2019 International Conference on Computing, Power and Communication Technologies, GUCON 2019. [online] pp.540–545. Available at: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8940593/references#references>> [Accessed 2 May 2021].
- UMRI, B.K., Wafa AKHYARI, M. & KUSRINI, K., 2020. Detection of COVID-19 in Chest X-ray Image using CLAHE and Convolutional Neural Network. In: 2020 2nd International Conference on Cybernetics and Intelligent System, ICORIS 2020. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. <https://doi.org/10.1109/ICORIS50180.2020.9320806>
- WANG, X., PENG, Y., LU, L., LU, Z., BAGHERI, M. & SUMMERS, R.M., 2017. ChestX-ray8: Hospital-scale chest X-ray database and benchmarks on weakly-supervised classification and localization of common thorax diseases. In: Proceedings - 30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2017. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.pp.3462–3471. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.369>
- YU, X., WANG, S.H. & ZHANG, Y.D., 2021. CGNet: A graph-knowledge embedded convolutional neural network for detection of pneumonia. Information Processing and Management, 58(1), p.102411. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2020.102411>
- XIANG, Z., 2018. Simple Understanding of *Mask* RCNN. Available at : <<https://alittlepain833.medium.com/simple-understanding-of-Mask-rcnn-134b5b330e95>> [Accessed 2 May 2021]