

# Analisa Perbandingan Algoritma CNN Dan MLP Dalam Mendeteksi Penyakit COVID-19 Pada Citra X-Ray Paru

Novelinda Permata Wulandari <sup>1,\*</sup>, Devi Fitriyah <sup>2</sup>

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana  
Jalan Meruya Selatan No. 1, Jakarta Barat, Indonesia  
E-Mail : 41517010073@student.mercubuana.ac.id <sup>1)</sup>; devifitriyah@mercubuana.ac.id <sup>2)</sup>;

## INFORMASI ARTIKEL

### Histori Artikel

Diterima : 08 Juli 2021  
Direvisi : 10 Agustus 2021  
Diterbitkan : 14 Agustus 2021

### Kata Kunci:

Covid-19  
Citra X-Ray  
Convolutional Neural Network  
Multilayer Perceptron

## ABSTRAK

Bulan Maret 2020 Organisasi Kesehatan Dunia atau WHO (*World Health Organization*) menyatakan bahwa COVID-19 sebagai pandemi global. Untuk mengendalikan penyebaran COVID-19 ini dibutuhkan diagnosis secara dini dan akurat. Saat ini, standar emas dalam diagnosis COVID-19 didasarkan pada *Reverse Transcription Polymerase Chain Reaction* (RT-PCR) yakni mengambil dari sample pasien secara langsung. Dalam menangani masalah yang ada dibutuhkan metode *diagnostic alternative*, seperti melakukan pengolahan dan analisis dari pencitraan medis. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk melakukan diagnosis alternatif menggunakan data citra paru untuk dapat mengklasifikasi mana paru yang terkena COVID-19 dan mana paru yang sehat. Metode yang digunakan dalam mengklasifikasi data citra adalah dengan pendekatan Deep Learning. Pada kasus ini, penelitian ini akan melakukan perbandingan algoritma CNN dan MLP untuk dapat melihat mana dari keduanya yang menghasilkan hasil yang lebih baik. Hasil yang didapat menunjukkan bahwa CNN lebih unggul dengan akurasi sebesar 97,14% dibandingkan dengan MLP dengan akurasi sebesar 91,39%. Hal ini karena Algoritma CNN memiliki lebih banyak lapisan dibandingkan dengan MLP, serta Algoritma CNN dapat bekerja dengan baik pada data spasial.

2021 SAKTI – Sains, Aplikasi, Komputasi dan Teknologi Informasi.  
Hak Cipta.

## I. Pendahuluan

Penyakit *Corona Virus Disease* – 2019 atau biasa kita sebut COVID-19 merupakan penyakit infeksi akut yang disebabkan oleh virus corona jenis baru [1]. Coronavirus adalah virus RNA positif non-segmen, milik *Nidovirales*, dan ada di mana-mana pada manusia maupun mamalia lain. [2]. Pada bulan Maret 2020 organisasi kesehatan dunia atau WHO (*World Health Organization*) menyatakan bahwa COVID-19 sebagai pandemi global [3]. Pandemi COVID-19 ini sudah menjadi keadaan darurat kesehatan masyarakat yang menjadi perhatian internasional, dimana semua negara memerlukan upaya internasional yang terkoordinasi untuk memerangi COVID-19. Pemantauan COVID-19 perlu diperkuat dan dikembangkan obat-obatan dan vaksin untuk melawan infeksi COVID-19 secepatnya [4]. Adapun beberapa gejala yang disebabkan oleh COVID-19 ini adalah demam, kelelahan, batuk kering dan pasien secara bertahap mengalami *dyspnea* parah [5].

Untuk mengendalikan penyebaran COVID-19 ini dibutuhkan diagnosis secara dini dan akurat. Saat ini, standar emas dalam diagnosis COVID-19 didasarkan pada *Reverse Transcription Polymerase Chain Reaction* (RT-PCR). Namun, ada beberapa kekurangan dengan mekanisme pengujian ini. Oleh karena itu, dibutuhkan metode *diagnostic alternative* yang dapat menangani masalah ini [6]. Diantaranya adalah pencitraan medis, seperti *Computed Tomography* (CT) dan X-Ray [7]. Pesatnya perkembangan teknologi komputer, teknologi pengolahan citra digital telah banyak diterapkan di bidang medis [8]. Sejumlah penelitian telah membuktikan bahwa teknik AI mampu membantu ahli radiologi dalam mengidentifikasi virus COVID-19 ini secara akurat serta mempercepat proses diagnosa [9]. Berdasarkan [9] mengusulkan alat diagnostik yang akurat dan cepat yang disebut sistem FUSI-CAD, dengan menghasilkan *confidence interval* sebesar 95%.

Terdapat banyak cara untuk melakukan digital imaging atau pencitraan digital ini, salah satunya adalah menggunakan *deep learning*. Metode *deep learning* yang paling terkenal pada saat ini ialah *Convolutional Neural Network* (CNN). Pada penelitian yang dilakukan oleh [2] mengusulkan sebuah model deep learning untuk mendeteksi COVID-19 berdasarkan citra rontgen dada. Penelitian ini memberi kesimpulan bahwa framework yang diusulkan dapat digunakan sebagai alat pendukung darurat dalam skrining pasien

COVID-19. Salah satu penelitian yang dilakukan oleh Islam et al., memberikan akurasi sebesar 99,4% dalam mendeteksi COVID-19 dari citra X-Ray menggunakan jaringan deep CNN-LSTM [10]. Penelitian lain yang dilakukan oleh [11], menyimpulkan bahwa diagnosis COVID-19 biasanya dikaitkan dengan gejala pneumonia, yang dapat diungkap dengan tes genetik dan pencitraan. Model deep learning lain yang dapat digunakan ialah *Multilayer Perceptron* (MLP). Seperti pada penelitian yang dilakukan oleh [12], ia melakukan klasifikasi pada kulit sapi tersamak yang terdiri dari empat kategori yaitu, semi krom, nabati, kulit boks dan pull up. Dengan menghasilkan nilai akurasi sebesar 87,83%. Namun pada penelitian yang sudah dilakukan oleh [13] masih belum akurat dan hanya menghasilkan akurasi sebesar 73,4% saja. Pada penelitian tersebut digunakan metode *Multilayer Perceptron* (MLP) dengan menambahkan GLCM sebagai fitur ekstraksi untuk mendeteksi wayang.

Dalam penelitian ini penulis melakukan eksperimen dengan Convolutional Neural Network (CNN) dan Multilayer Perceptron (MLP) yang diterapkan pada citra X-Ray paru untuk mendeteksi COVID-19. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membandingkan kedua metode tersebut dalam mendeteksi paru yang terkena COVID-19 dan paru yang Normal.

## II. Material dan Metode

### A. Tinjauan Pustaka

Teknologi deep learning terbukti dapat memberikan solusi bagi citra medis terutama segmentasi citra, salah satunya seperti Convolutional Neural Network (CNN) [14]. CNN muncul sebagai teknik terkemuka yang digunakan untuk klasifikasi berdasarkan informasi kontekstual [15]. Penelitian dari [16], berdasarkan model yang telah dihasilkan dari proses training CNN dengan data input citra CL dapat disimpulkan bahwa CNN dapat digunakan untuk mendeteksi COVID-19 dengan nilai *accuracy* sebesar 100% dan nilai *sensitivity* sebesar 92,86%. Pada penelitian yang dilakukan oleh [17] mereka menerapkan CNN berdasarkan dari *deep learning* model yang disebut GoogleNet pada pengklasifikasian citra yang diambil didalam laut.

Multilayer Perceptron merupakan model aplikasi neural network yang menggunakan algoritma training back-propagation. Definisi arsitektur dalam jaringan MLP adalah hal sangat relevan, karena kurangnya koneksi dapat membuat jaringan tidak mampu memecahkan masalah parameter yang dapat disesuaikan yang tidak mencukupi, sementara kelebihan koneksi menyebabkan *over-fitting* pelatihan [18]. Dari penelitian yang telah dilakukan oleh [18] mengusulkan model baru untuk masalah Multilayer Perceptron arsitektur optimasi sebagai masalah *mixed-integer* yang diusulkan. Selain itu [19] juga menggunakan algoritma evolusioner baru untuk mengoptimasi bobot dari MLP yang disebut Algoritma *Imperialist Competitive*.

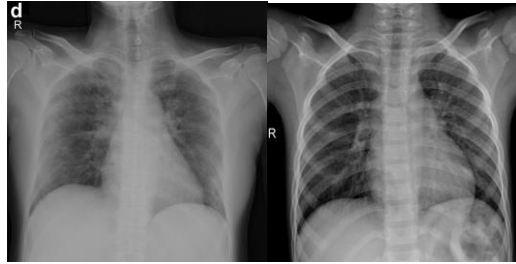
Penelitian [20] dilakukan sebuah strategi yang disempurnakan untuk penggabungan data multi frekuensi diusulkan berdasarkan MLP dan CKF. Strategi tersebut meningkatkan setimasi sikap data inersia dan visi dengan mempertimbangkan perbedaan frekuensi sampling dan perbedaan fitur. Dan menemukan hasil bahwa metode yang diusulkan dapat dipercaya untuk memperkirakan sikap dan mencapai kemampuan konvergensi yang ditingkatkan. Pada penelitian yang dilakukan [21] dapat dibuktikan bahwa MLP dapat digunakan untuk memprediksi kekeringan nonlinear data timeseries bulanan suhu rata-rata dan total curah hujan yang terekam dari 17 stasiun sinoptik Northern Area dan Pakistan dari tahun 1975 hingga 2012. Dimana Penelitian ini dapat menjadi pendukung keputusan bagi sumberdaya air dan perencana pengelolaan untuk dapat mengambil tindakan yang diperlukan.

### B. Metode Penelitian

Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengetahui perbandingan dari dua metode yang digunakan yaitu, CNN dan MLP. Tahapan penelitian dapat dijelaskan sebagai berikut

#### 1. Pengumpulan Data

Penelitian ini data yang digunakan adalah data dari citra X-Ray dada yang di dapat melalui laman <https://www.kaggle.com/leoyuguanall/covid-19-chest-x-ray-classification>. Dari data tersebut kami membagi menjadi dua kelas: citra X-Ray dari pasien yang terkena COVID-19 dan citra X-Ray dari pasien yang sehat atau normal. Dengan masing-masing jumlah 1564 citra X-Ray pasien COVID-19 dan 1341 citra X-Ray pasien sehat atau normal. Detail dari data dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Citra X-Ray Dada Pasien Covid-19 dan Normal

## 2. Pre-Processing Data

Dari data yang sudah didapat, data tersebut masih belum siap untuk diproses dan harus melewati proses *pre-processing* terlebih dahulu. *Pre-processing* ini bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra dan pengambilan bagian citra yang diinginkan saja [22]. Beberapa tahapan *pre-processing* yang dilakukan adalah :

- a. Pengubahan Citra X-Ray ke *Grey Scale*  
Tahapan ini dilakukan untuk mengubah jenis citra menjadi citra *grey scale*. Hal ini bertujuan untuk menyederhakan citra [23].
- b. Pengubahan Ukuran Citra atau *Resize*  
*Resize* citra dilakukan untuk mengubah ukuran besarnya citra kedalam pixel.
- c. Histogram  
Histogram ini bertujuan untuk meratakan pesebaran pixel pada citra.
- d. Segmentasi  
Segmentasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *thresholding* dengan menggunakan *simple threshold*. Pada penelitian ini, segmentasi dilakukan bertujuan untuk mengetahui bagian paru pada X-Ray.

## 3. Implementasi Algoritma

Setelah melewati proses *pre-processing* data kemudian di implementasikan menggunakan dua metode yang kemudian hasilnya akan di bandingkan. Metode yang digunakan ialah *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Multilayer Perceptron* (MLP).

### a. Convolutional Neural Network (CNN)

CNN adalah konstruksi matematika yang biasanya terdiri dari tiga jenis lapisan yaitu, *convolution*, *pooling* dan *fully connected layers*. Lapisan pertama dan kedua, *convolutional layer* dan *pooling layer*, berfungsi untuk mengekstraksi fitur, sedangkan lapisan yang ketiga, *fully connected layer*, berfungsi untuk memetakan fitur yang diekstraksi menjadi output akhir, seperti klasifikasi [24]. Setelah proses *preprocessing*, algoritma dijalankan, kemudian dilakukan proses pelatihan. Proses pelatihan ini merupakan tahapan dimana algoritma dilatih untuk mendapatkan hasil yang tinggi dari proses klasifikasi yang dilakukan. Pada tahap ini Algoritma CNN memiliki beberapa proses yaitu proses *feedforward* dan proses *backpropagation*. Untuk memulai proses *feedforward* dibutuhkan ukuran dan jumlah layer yang akan dibentuk, ukuran *sub-sampling*, dan gambar vektor yang diperoleh dari data *preprocessed*. Gambar vektor akan mengalami proses konvolusi dan *max pooling* untuk memperkecil ukuran gambar dan memperbanyak neuron. Dengan cara ini, banyak jaringan dengan variabel data tambahan terbentuk [25].

*Convolutional layer* menerima satu set *input feature maps* (IFM) dan menghasilkan satu set *output feature maps* (OFM). *Feature maps* adalah matriks neuron 2D dan beberapa volume 3D *feature maps* [26]. IFM dapat diperpanjang dengan neuron tambahan di perbatasan, yang dikenal sebagai *padding*, untuk menghasilkan OFM dan IFM dengan ukuran yang sama. Untuk mempertahankan ukuran *feature maps*, angka nol biasanya ditambahkan di perbatasan peta. Jumlah bobot lapisan konvolusional atau NWCL (*Number of Weight of a Convolutional Layer*) bergantung pada jumlah kernel atau *nk*, dan ukuran kernel, (*kx*, *ky*, *kz*), dan di berikan oleh: Jumlah *multiply-akumulasi* atau MACC (*Number Multiply-Accumulation*), bergantung pada ukuran IFM, (*wx*, *wy*, *wz*), ukuran kernel, jumlah kernel sebagai berikut:

$$NW_{CL} = nk \times (kx \times ky \times kz + 1) \dots \dots \dots (1)$$

Dimana :

- $NW_{CL}$  : jumlah bobot lapisan konvolusional,
- $nk$  : jumlah kernel,
- $kx$  : ukuran kernel x,
- $ky$  : ukuran kernel y,
- $kz$  : ukuran kernel z,

$$MACC_{CL} = 2 \times NW_{CL} \times (wx \times wz) \dots\dots\dots(2)$$

Dimana :

- $MACC_{CL}$  : jumlah multiply-akumulasi,
- $wx$  : ukuran IFM x,
- $wz$  : ukuran IFM z

Pooling layer mensubsampel IFM untuk mencapai invariansi penerjemahan dan mengurangi over-fitting. Pada dasarnya, lokasi relatif suatu fitur lebih penting daripada lokasi absolutnya. Satu dari *Fully-Connected Layers* mengikuti lapisan konvolusional terakhir dengan struktur yang sama dari neural network sederhana, dimana neuron yang ada dari lapisan tersebut terhubung ke semua neuron dari lapisan sebelumnya. Output dari lapisan dense terakhir mengaitkan satu neuron ke kelas objek. Setelah melewati *layer* atau lapisan dari CNN ini kemudian akan dilakukan proses *testing*. Pada proses testing akan dilakukan proses klasifikasi dengan menggunakan hasil dari training. Hasil dari proses testing ini akan menghasilkan nilai akurasi dari klasifikasi yang dilakukan.

b. *Multilayer Perceptron* (MLP)

Algoritma MLP merupakan algoritma yang menggunakan jaringan saraf dalam biologi. Algoritma tersebut dikenal handal dalam proses pembelajaran yang dapat dilakukan dengan tepat sasaran. Cara kerja dari MLP ini sendiri adalah dengan memperbaiki *backpropagation*. Penetapan bobot yang optimal akan berujung pada hasil prediksi yang tepat [27]. Pada MLP, digunakan fungsi standar Sigmoid dimana jumlah pembobotan dari sejumlah input dan bias dimasukkan ke activation level melalui fungsi transfer untuk menghasilkan output, dan unit-unit diatur dalam lapisan topologi feed-forward yang disebut Feed Forward Neural Network (FFNN) [27]. MLP memiliki 3 lapisan pembelajaran yang terdiri dari *input layer*, *hidden layer* dan *output layer* [28]. Teknik yang paling sering digunakan dalam MLP adalah *backpropagation*. Adapun beberapa langkah yang harus dilakukan dalam metode ini yaitu :

1. Inisialisasi  
Pada tahap inisialisasi, bobot awal dan threshold ditentukan secara acak, namun dalam rentang tertentu.
2. Untuk setiap data dalam pelatihan, sesuai dengan nilai masukan dan bobot jaringan saat ini, gunakan rumus berikut untuk menghitung masukan dari node:

$$Input_j = \sum_{i=1}^n O_i w_{ij} + \theta_j \dots\dots\dots(3)$$

$O_i$  = Output simpul *i* dari layer sebelumnya

$w_{ij}$  = bobot relasi dari simpul *I* pada layer sebelumnya ke simpul *j*

$\theta_j$  = bias (sebagai pembatas)

3. Menurut masukan dari langkah kedua, kemudian gunakan fungsi aktivasi tipe-*sigmoid* untuk menghasilkan keluaran untuk node:

$$Output = \frac{1}{1 + e^{-input}} \dots\dots\dots(4)$$

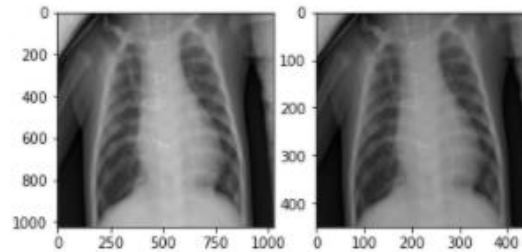
4. Kemudian hitung error dari setiap nilai yang diprediksi dengan nilai yang sesungguhnya.
5. Setelah mendapatkan nilai error, kemudian dikembalikan ke layer sebelumnya (*backpropagated*).
6. Hasil dari nilai error dari langkah sebelumnya kemudian digunakan untuk memperbaiki bobot relasi

### III. Hasil dan Pembahasan

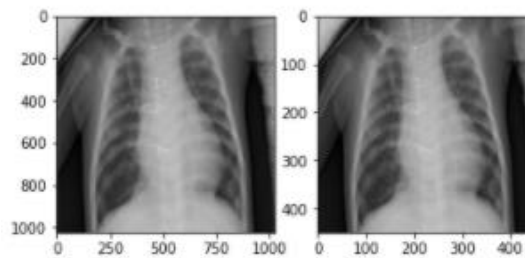
Tahapan ini menampilkan hasil dari eksperimen dan analisis yang telah dilakukan dengan dua metode, *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Multilayer Perceptron* (MLP). Pada eksperimen data yang digunakan sebanyak 2905 citra X-Ray dada. Data tersebut terdiri dari 1564 citra X-Ray dada pasien Covid-19 dan 1341 citra X-Ray dada pasien Normal.

#### A. Proses Pre-processing

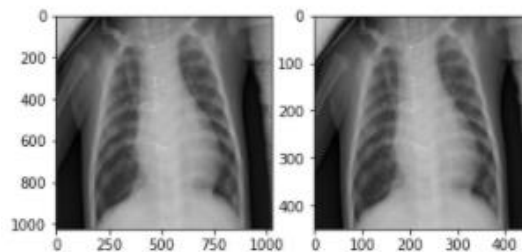
Penelitian ini dilakukan beberapa proses *pre-processing*. *Pre-processing* adalah pemrosesan awal pada citra digital sebelum dilakukan pengolahan citra. *Pre-processing* ini bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra yang mengalami distorsi. Proses *pre-processing* dapat dilakukan dengan beberapa tahapan mulai dari konversi warna RGB ke *greyscale*, *cropping*, dan *resize* [29]. Pada penelitian ini dilakukan empat tahap *pre-processing*, yaitu konversi warna RGB ke *greyscale*, histogram, dan *resize* yang kemudian ditambahkan *threshold* sebagai segmentasi citra.



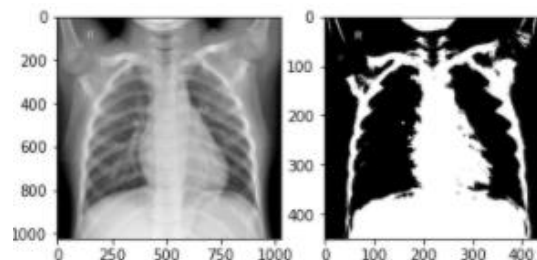
Gambar. 2. *Pre-processing: Resize citra*



Gambar. 3. *Pre-processing: Konversi ke Greyscale*



Gambar. 4. *Pre-processing: Histogram*

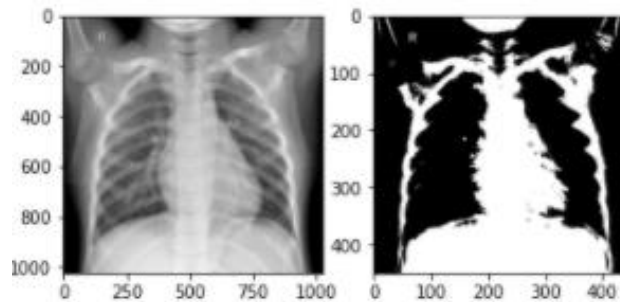


Gambar. 5. *Pre-processing: Segmentasi Threshold*

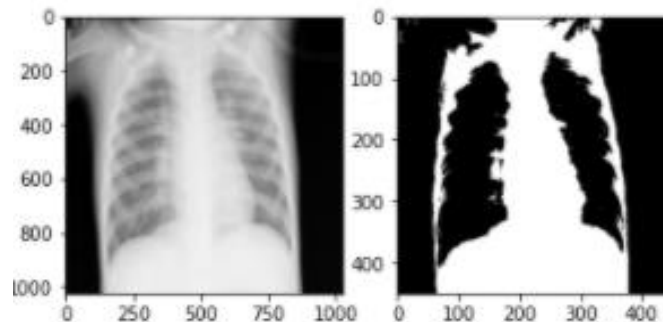
Segmentasi citra merupakan langkah penting dalam pengolahan citra dan dapat digunakan dimana-mana ketika bagian internal gambar akan dianalisis [30]. Tujuan dari segmentasi citra ini adalah untuk memisahkan area (background) suatu objek dari area background sehingga objek tersebut dapat dengan mudah dianalisis guna mengidentifikasi objek yang melibatkan persepsi visual dalam jumlah besar [31]. Dalam penelitian ini segmentasi citra dilakukan untuk memisahkan bagian paru-paru dalam citra X-Ray dada. Teknik segmentasi citra yang terkenal dan masih digunakan sampai sekarang adalah *Edge detection*, *Threshold*, *Histogram*, *Region based method* dan *Watershed Transformation* [32].

Threshold merupakan teknik penting dalam segmentasi citra. Tujuan utamanya adalah untuk mengklasifikasikan pixel suatu gambar menjadi dua kelas yaitu objek dan latar belakang [33]. Dalam penelitian ini digunakan jenis threshold binary atau *simple threshold*. Dimana pada threshold ini apabila nilai pixel lebih besar dari nilai ambang yang ditentukan, ditetapkan dengan nilai standar.

Detail citra yang sudah dilakukan *pre-processing* dapat dilihat pada Gambar 6. Dan Gambar 7.



Gambar. 6. Citra hasil Pra-pemrosesan pada Pasien dengan Paru Normal



Gambar. 7. Citra hasil Pra-pemrosesan pada Pasien dengan Paru COVID-19

Pada tahap selanjutnya dilakukan implementasi Algoritma CNN dan MLP. Dimana data yang digunakan di lakukan proses *training* terlebih dahulu yang kemudian dilakukan testing dimana dalam proses testing ini akan didapatkan hasil akurasi. Dari hasil akurasi yang telah didapat nantinya akan diketahui dari kedua Algoritma tersebut mana yang lebih unggul. Hasil dari perbandingan ini dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil akurasi

	Tabel Hasil Akurasi	
	<i>CNN</i>	<i>MLP</i>
accuracy	97,14%	91,39%











Tabel 1 memperlihatkan bahwa metode Convolutional Neural Network (CNN) lebih unggul dibandingkan dengan Multilayer Perceptron (MLP) dengan hasil accuracy sebesar 98,38% sedangkan MLP sebesar 92,29%. Untuk memvalidasi hasil diatas penulis melakukan testing kembali menggunakan scenario dengan 5 kali *epoch*, 10 kali *epoch* dan 15 kali *epoch* pada masing-masing metode, CNN dan MLP.

Tabel 2. Hasil Akurasi CNN &amp; MLP

accuracy	Tabel Hasil Akurasi	
	CNN	MLP
5 epoch	97,14%	91,39%
10 epoch	99,31%	95,18%
15 epoch	100%	95,59%

Dari tabel 2 diatas dapat dilihat bahwa akurasi yang dihasilkan oleh CNN lebih tinggi dibandingkan dengan MLP. Hal ini dikarenakan CNN memiliki dimensi yang lebih banyak. Dimensi yang dimaksud merupakan hubungan dari setiap neuron pada dua layer atau lapisan yang bersebelahan. CNN juga dapat bekerja sangat baik dengan data yang memiliki hubungan spasial. Maka dari itu CNN merupakan metode yang dapat digunakan dalam berbagai tipe masalah prediksi dengan citra sebagai datanya. Dibawah ini merupakan beberapa contoh hasil dari evaluasi prediksi yang diperoleh dari masing-masing algoritma.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Prediksi

Jenis Gambar	Hasil Evaluasi Prediksi	
	CNN	MLP
Normal	<p>Normal</p> 	<p>Normal</p> 
COVID-19	<p>COVID-19</p> 	<p>COVID-19</p> 
Normal	<p>Normal</p> 	<p>Normal</p> 
COVID-19	<p>COVID-19</p> 	<p>COVID-19</p> 
COVID-19	<p>COVID-19</p> 	<p>COVID-19</p> 

#### IV. Kesimpulan

Tujuan dari penelitian ini untuk mengklasifikasi data citra paru yang sehat dan terkena COVID-19 telah tercapai. Hal ini terbukti dari hasil klasifikasi diatas. Dari perbandingan penggunaan kedua algoritma menunjukkan bahwa CNN dengan akurasi sebesar 97,14% lebih unggul dibandingkan dengan MLP dengan akurasi sebesar 91,39%. Hal ini di karena CNN memiliki lapisan dan dimensi yang lebih banyak dibandingkan dengan MLP. Dimensi yang dimaksud merupakan hubungan dari setiap neuron pada dua layer atau lapisan yang bersebelahan. Selain itu juga CNN dapat dengan baik bekerja pada data spasial. Dari penelitian ini penulis mengharapkan kedepannya dapat dilakukan penelitian dengan dataset yang lebih besar dan baik lagi, serta dapat menggunakan metode segmentasi dan klasifikasi lainnya.

#### Daftar Pustaka

- [1] Y. S. HARIYANI, S. HADIYOSO, and T. S. SIADARI, "Deteksi Penyakit Covid-19 Berdasarkan Citra X-Ray Menggunakan Deep Residual Network," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 8, no. 2, p. 443, 2020.
- [2] K. H. Shibly, S. K. Dey, M. T. U. Islam, and M. M. Rahman, "COVID faster R-CNN: A novel framework to Diagnose Novel Coronavirus Disease (COVID-19) in X-Ray images," *Informatics Med. Unlocked*, vol. 20, 2020.
- [3] R. Djalante *et al.*, "Review and analysis of current responses to COVID-19 in Indonesia: Period of January to March 2020," *Prog. Disaster Sci.*, vol. 6, p. 100091, 2020.
- [4] P. Zhai, Y. Ding, X. Wu, J. Long, Y. Zhong, and Y. Li, "Since January 2020 Elsevier has created a COVID-19 resource centre with free information in English and Mandarin on the novel coronavirus COVID-19. The COVID-19 resource centre is hosted on Elsevier Connect, the company's public news and information," no. January, 2020.
- [5] K. C. Liu *et al.*, "CT manifestations of coronavirus disease-2019: A retrospective analysis of 73 cases by disease severity," *Eur. J. Radiol.*, vol. 126, no. March, p. 108941, 2020.
- [6] S. Hassantabar, M. Ahmadi, and A. Sharifi, "Diagnosis and detection of infected tissue of COVID-19 patients based on lung x-ray image using convolutional neural network approaches," *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 140, 2020.
- [7] L. Duran-Lopez, J. P. Dominguez-Morales, J. Corral-Jaime, S. Vicente-Diaz, and A. Linares-Barranco, "COVID-XNet: A custom deep learning system to diagnose and locate COVID-19 in chest x-ray images," *Appl. Sci.*, vol. 10, no. 16, pp. 1–13, 2020.
- [8] X. Xu *et al.*, "Deep learning system to screen coronavirus disease 2019 pneumonia," *arXiv*, no. xxxx, pp. 1–8, 2020.
- [9] D. A. Ragab and O. Attallah, "FUSI-CAD: Coronavirus (COVID-19) diagnosis based on the fusion of CNNs and handcrafted features," *PeerJ Comput. Sci.*, vol. 6, no. December 2019, p. e306, 2020.
- [10] M. Z. Islam, M. M. Islam, and A. Asraf, "A combined deep CNN-LSTM network for the detection of novel coronavirus (COVID-19) using X-ray images," *Informatics Med. Unlocked*, vol. 20, 2020.
- [11] A. Abbas, M. M. Abdelsamea, and M. M. Gaber, "Classification of COVID-19 in chest X-ray images using DeTraC deep convolutional neural network," *Appl. Intell.*, 2020.
- [12] N. Purwaningsih, "Penerapan multilayer perceptron untuk klasifikasi jenis kulit sapi tersamak," *J. TEKNOIF*, vol. 4, no. 1, pp. 1–7, 2016.
- [13] M. H. Santoso, D. A. Larasati, U. Medan, and A. Sumatera, "Wayang Image Classification using MLP Method and GLCM Feature Extraction," vol. 1, no. 2, pp. 111–120, 2020.
- [14] M. H. Hesamian, W. Jia, X. He, and P. Kennedy, "Deep Learning Techniques for Medical Image Segmentation: Achievements and Challenges," *J. Digit. Imaging*, vol. 32, no. 4, pp. 582–596, 2019.
- [15] Y. Luo, "Recurrent neural networks for classifying relations in clinical notes," *J. Biomed. Inform.*, vol. 72, pp. 85–95, 2017.
- [16] W. Swastika, P. Studi, T. Informatika, and P. Korespondensi, "Studi Awal Deteksi Covid-19 Menggunakan Citra Ct Berbasis Deep Preliminary Study of Covid-19 Detection Using Ct Image Based on," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 3, pp. 629–634, 2020.
- [17] H. T. Nguyen, E. H. Lee, and S. Lee, "Study on the classification performance of underwater sonar image classification based on convolutional neural networks for detecting a submerged human body," *Sensors (Switzerland)*, vol. 20, no. 1, 2020.
- [18] H. Ramchoun, M. Amine, J. Idrissi, Y. Ghanou, and M. Ettaouil, "Multilayer Perceptron: Architecture Optimization and Training," *Int. J. Interact. Multimed. Artif. Intell.*, vol. 4, no. 1, p. 26, 2016.
- [19] N. Razmjoo, B. S. Mousavi, and F. Soleymani, "A hybrid neural network Imperialist Competitive Algorithm for skin color segmentation," *Math. Comput. Model.*, vol. 57, no. 3–4, pp. 848–856, 2013.
- [20] X. Chen, Z. Xuelong, Z. Wang, M. Li, Y. Ou, and S. Yufan, "Multi-Frequency Data Fusion for Attitude Estimation Based on Multi-Layer Perception and Cubature Kalman Filter," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 144373–144381, 2020.



- [21] Z. Ali *et al.*, “Forecasting Drought Using Multilayer Perceptron Artificial Neural Network Model,” *Adv. Meteorol.*, vol. 2017, 2017.
- [22] V. A. Gunawan, I. I. Fitriani, and L. S. A. Putra, “Sistem Diagnosis Otomatis Identifikasi Penyakit Jantung Coroner Menggunakan Ekstraksi Ciri GLCM dan Klasifikasi SVM,” *Inform. Mulawarman J. Ilm. Ilmu Komput.*, vol. 15, no. 1, p. 13, 2020.
- [23] C. N. Santi, “Mengubah Citra Berwarna Menjadi Gray-Scale dan Citra biner,” *Teknol. Inf. Din.*, vol. 16, no. 1, pp. 14–19, 2011.
- [24] R. Yamashita, M. Nishio, R. K. G. Do, and K. Togashi, “Convolutional neural networks: an overview and application in radiology,” *Insights Imaging*, vol. 9, no. 4, pp. 611–629, 2018.
- [25] I. W. S. E. P, A. Y. Wijaya, and R. Soelaiman, “Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network ( Cnn ) pada Caltech 101,” vol. 5, no. 1, 2016.
- [26] M. P. Véstias, “A survey of convolutional neural networks on edge with reconfigurable computing,” *Algorithms*, vol. 12, no. 8, 2019.
- [27] A. Setiadi, “Penerapan Algoritma Multilayer Perceptron Untuk Deteksi Dini Penyakit Diabetes,” *Paradig. Komput. dan Inform.*, vol. 14, no. 1, pp. 46–59, 2012.
- [28] M. Fachrie and A. P. Wibowo, “Pemanfaatan Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Kinerja Satpam,” *JIKO (Jurnal Inform. dan Komputer)*, vol. 3, no. 1, p. 46, 2018.
- [29] V. Abdi Gunawan, I. Imelda Fitriani, and L. Sandy Ade Putra, “Klasifikasi Rambu Lalu Lintas Menggunakan Ekstraksi Ciri Wavelet Dan Jarak Euclidean,” *J. ELTIKOM*, vol. 3, no. 1, pp. 26–35, 2019.
- [30] S. Bala and A. Kumar, “A brief review of image segmentation techniques,” vol. 5, no. 5, 2016.
- [31] M. R. Kumaseh, L. Latumakulita, and N. Nainggolan, “Segmentasi Citra Digital Ikan Menggunakan Metode Thresholding,” *J. Ilm. Sains*, vol. 13, no. 1, p. 74, 2013.
- [32] M. Waseem Khan, “A Survey: Image Segmentation Techniques,” *Int. J. Futur. Comput. Commun.*, vol. 3, no. 2, pp. 89–93, 2014.
- [33] S. Arjariya, M. Motwani, and S. AGRAWAL, “A Survey on Image Segmentation Using Threshoding Methods,” *Int. J. Comput. Trends Technol.*, vol. 41, no. 2, pp. 59–66, 2016.