

## KLASIFIKASI PENYAKIT PARU-PARU DENGAN CITRA X-RAY MENGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Daniel Kusuma<sup>1</sup>, Dionisia Bhisetya Rarasati<sup>2</sup>

Universitas Bunda Mulia

Jl. Jalur Sutera Barat Kav 7-9, Alam Sutera, Tangerang, Banten.

Email: <sup>1</sup>[danielk140902@gmail.com](mailto:danielk140902@gmail.com), <sup>2</sup>[dionisia.rarasasati@gmail.com](mailto:dionisia.rarasasati@gmail.com)

### Abstract

*This research explores the utilization of Convolutional Neural Network (CNN) methods to classify lung diseases, including COVID-19, Tuberculosis, and Pneumonia. The focus is on developing a CNN model for lung disease classification using a dataset that has undergone augmentation. Data augmentation is performed through various transformations such as rotation, horizontal\_flip, vertical\_flip, shear\_range, and zoom\_range. The dataset is divided into 70% for training, 20% for validation, and 10% for testing, totaling 2200 data points. The results indicate that the constructed model successfully achieved an accuracy of 96.49% in the training process and 95% on the testing data. This research demonstrates the potential of CNN in classifying lung diseases quite effectively after model training.*

**Keywords:** Deep Learning, Machine Learning, Convolutional Neural Network, Image Classification.

### PENDAHULUAN

Paru-paru, sepasang organ pernafasan utama di rongga dada, berperan penting dalam pertukaran gas. Setiap paru-paru terdiri dari bronkiolus yang membawa udara ke alveoli, kantong udara kecil dengan dinding tipis untuk pertukaran gas. Oksigen diambil oleh darah melalui alveoli saat inspirasi, sementara karbon dioksida dikeluarkan saat ekspirasi. Paru-paru memiliki mekanisme pertahanan, seperti rambut halus dan lendir, untuk menyaring partikel dan mikroorganisme dari udara demi mencegah kerusakan organ dan ancaman pada kesehatan (Rasyid & Heryawan, 2023).

*Machine learning* adalah cabang dari kecerdasan buatan yang memungkinkan pengembangan atau penciptaan algoritma yang memungkinkan komputer untuk belajar dari data tanpa perlu pemrograman yang eksplisit (Zaharchuk et al., 2018). *Machine Learning* dapat mempelajari dan membuat prediksi dari data, mengoptimalkan fungsi utilitas dalam situasi ketidakpastian, menemukan struktur data tersembunyi, dan membagi data menjadi deskripsi singkat (Pakpahan, 2021). Dengan perkembangan teknologi, sistem kecerdasan buatan semakin banyak digunakan dalam berbagai bidang, seperti kesehatan, di mana mereka dapat membantu instansi terkait mengumpulkan data, dan data yang diproses dapat menghasilkan informasi yang lebih akurat. Salah satunya adalah dengan melakukan proses klasifikasi kondisi paru-paru dengan memanfaatkan pengolahan citra digital (*image processing*).

Dari beberapa penelitian yang membedakan penyakit pada paru-paru dengan memanfaatkan pengolahan citra dengan menggunakan *machine learning*, sebuah penelitian tahun 2019 yang dilakukan oleh Ovy Rochamawati, Fitri Utaminigrum, dan Fitra A. Bachtiar dengan judul “Analisis Performa *Pre-trained Model Convolutional Neural Network* Dalam Mendeteksi Penyakit *Tuberculosis*” yang menghasilkan sebuah rancangan model dengan *pre-trained* model dengan akurasi tertinggi sebesar 91,57% dengan menggunakan model DenseNet21 (Rochmawanti et al., 2021). Prayogi Pangersa Illahi, Hilman Fauzi, dan Thombert

## KLASIFIKASI PENYAKIT PARU-PARU DENGAN CITRA X-RAY MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Suprpto Siadari dengan judul “Klasifikasi Penyakit *Pneumonia* Dan Covid-19 Berbasis Citra X-Ray Menggunakan Arsitektur *Deep Residual Network*” yang menghasilkan rancangan model dengan membandingkan ResNet34, ResNet-50, dan ResNet-101. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ResNet-101 dengan *optimizer* Adam mendapatkan nilai akurasi tertinggi, yaitu 79,91% (Prayogi et al., 2022).

Dari penelitian terdahulu diatas maka peneliti membuat sistem klasifikasi penyakit paru-paru menggunakan metode *Convolutional Neural Network*. Oleh sebab itu peneliti mengangkat judul “Klasifikasi Penyakit Paru-paru Dengan Citra X-ray Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network*”.

### METODE PENELITIAN

#### Pengumpulan Data

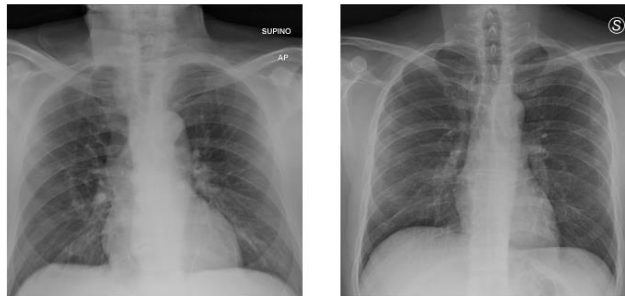
Pengumpulan data penulis menggunakan citra x-ray penyakit paru-paru. Data didapatkan melalui sebuah website yang bernama Kaggle (<https://www.kaggle.com/datasets/tawsifurrahman/tuberculosis-tb-chest-xray-dataset>, <https://www.kaggle.com/datasets/unaisait/curated-chest-xray-image-dataset-for-covid19/data> ). Data yang dikumpulkan adalah data gambar x-ray pada paru-paru yang terbagi atas empat kelas, yaitu Normal, *Pneumonia*, COVID-19, dan *Tuberculosis* dengan data yang dipisah pada setiap kelasnya masing-masing. Contoh data dapat dilihat pada gambar 1, 2, 3, dan 4. Berikut jumlah data yang didapat pada setiap kelas yang dapat dilihat pada tabel 1:

**Tabel 1.** Jumlah Data Setiap Kelas

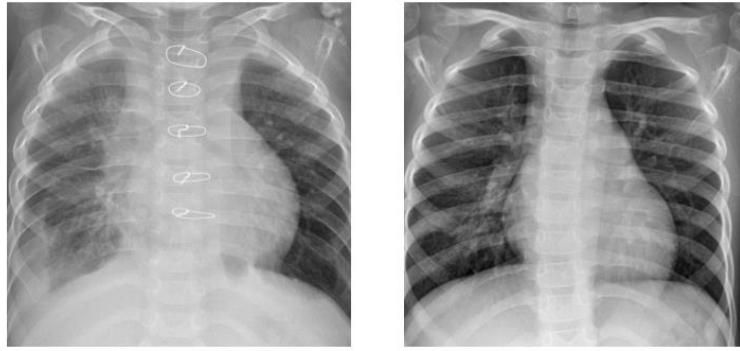
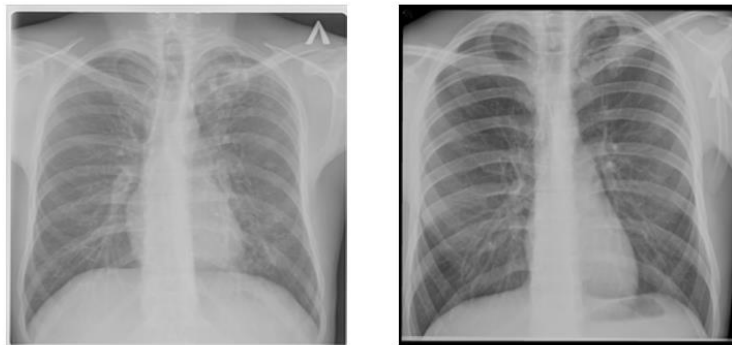
| Kelas        | Jumlah Data |
|--------------|-------------|
| Normal       | 550         |
| Tuberculosis | 550         |
| Pneumonia    | 550         |
| COVID-19     | 550         |



**Gambar 1.** Citra Kelas Normal



**Gambar 2.** Citra Kelas COVID-19

Gambar 3. Citra Kelas *Pneumonia*Gambar 4. Citra Kelas *Tuberculosis*

### Pembagian Dataset

Pembagian Dataset dilakukan pada saat setelah mengumpulkan data. Tujuan dari pembagian dataset adalah untuk mengevaluasi kinerja model *machine learning* secara objektif. Data pelatihan digunakan untuk melatih model, data validasi digunakan untuk mengevaluasi model pada saat melatih model, dan data pengujian digunakan untuk menguji performa model setelah dilatih. Komposisi pembagian dataset dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Pembagian Dataset Setiap Kelas

| Kondisi      | Pelatihan | Pengujian | Validasi | Jumlah Data |
|--------------|-----------|-----------|----------|-------------|
| COVID-19     | 385       | 110       | 55       | 550         |
| Pneumonia    | 385       | 110       | 55       | 550         |
| Normal       | 385       | 110       | 55       | 550         |
| Tuberculosis | 385       | 110       | 55       | 550         |

Dalam penelitian ini, dataset yang sudah dikumpulkan akan dibagi lagi menjadi 3 subset utama dengan komposisi yang berbeda antara satu dengan yang lain:

1. Data pelatihan yang akan digunakan oleh sistem untuk melakukan training model yang sudah disiapkan untuk dapat belajar. Training data harus lebih banyak dibandingkan data yang lain.
2. Data validasi yang akan digunakan oleh sistem untuk mengukur akurasi ketika model sedang melakukan proses pembelajaran (*training*). Pengukuran akurasi dilakukan setelah proses belajar selesai dan sebelum masuk ke putaran (*epoch*) selanjutnya.
3. Data pengujian yang akan digunakan oleh sistem untuk mengukur akurasi dari model yang sudah menyelesaikan proses belajarnya. Data pengujian yang digunakan tidak boleh sama dengan data pengujian atau data yang belum pernah dilihat oleh model.

### **Preprocessing**

Setelah semua dataset sudah disiapkan, selanjutnya dataset akan dilakukan tahap *preprocessing*. Pada tahap ini, dataset akan diberikan label dan dilakukan augmentasi. Augmentasi dilakukan untuk memodifikasi atau memanipulasi gambar untuk meningkatkan kinerja pada saat pelatihan model. Augmentasi dapat dilakukan dengan *rescale*, *shear\_range*, *zoom\_range*, *horizontal\_flip*, dan *fill mode*. Berikut penjelasan dari setiap fitur augmentasi:

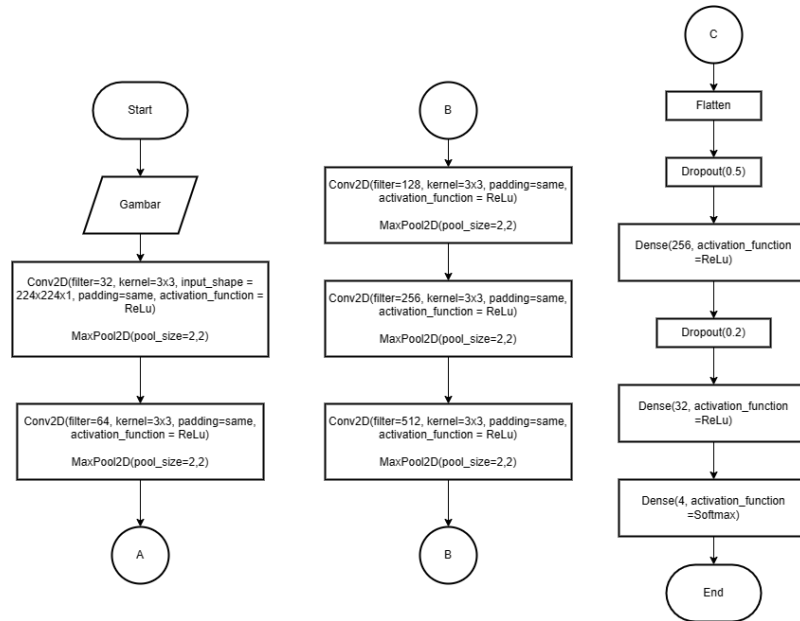
1. *Rescale* =  $1./255$ , digunakan untuk mengubah citra pada piksel (0-255) menjadi (1/255) sehingga rentang nilai akan berubah menjadi (0-1) untuk mempermudah proses training, validasi, dan testing pada model (Prasmatio et al., 2020).
2. *Shear\_range* = 0.1, digunakan untuk mengontrol transformasi geser gambar, memperkenalkan variasi dan memperluas dataset untuk pelatihan model.
3. *Zoom\_range* = 0.1, digunakan untuk memperbesar gambar.
4. *Horizontal\_flip* = True, digunakan untuk membalik gambar secara horizontal.
5. *Fill\_mode* = nearest, digunakan untuk mengisi citra yang kosong ketika melakukan augmentasi.

Setelah merancang augmentasi terhadap dataset, diperlukan juga beberapa parameter *data\_flow* dengan mendefinisikan darimana sumber datanya berasal. Berikut penjelasan parameter *data\_flow* yang akan digunakan:

1. *Target\_size* berfungsi untuk mengubah dimensi gambar. Nilai *target\_size* yang akan digunakan menggunakan ukuran 224x224 piksel (Prayogi et al., 2022).
2. *Color\_mode* berfungsi untuk menentukan apakah gambar akan dibaca. Peneliti menggunakan “*grayscale*” untuk menentukan gambar menampilkan intensitas dari hitam hingga putih (Rasyid & Heryawan, 2023).
3. *Batch\_size* berfungsi untuk memuat dan memproses jumlah gambar dalam satu *batch* selama pembuatan dan pengujian model. Semakin besar nilai *batch\_size* yang ditentukan, semakin banyak gambar yang diproses sekaligus, untuk meningkatkan efisiensi dengan menjalankan proses secara parallel. *Batch\_size* menggunakan nilai 44 untuk data pelatihan, 22 untuk data pelatihan, dan 10 untuk data validasi.
4. *Class\_mode* berfungsi untuk menentukan tipe label yang digunakan. Karena peneliti memiliki 4 kelas, maka *class\_mode* yang cocok digunakan adalah *categorical*.
5. *Shuffle* berfungsi untuk menentukan apakah data akan diacak setiap kali epoch baru dimulai selama pelatihan model. Tujuannya, untuk mencegah terjadinya *overfitting* dan memperbaiki pola yang mungkin ada dalam urutan data.

### **Perancangan**

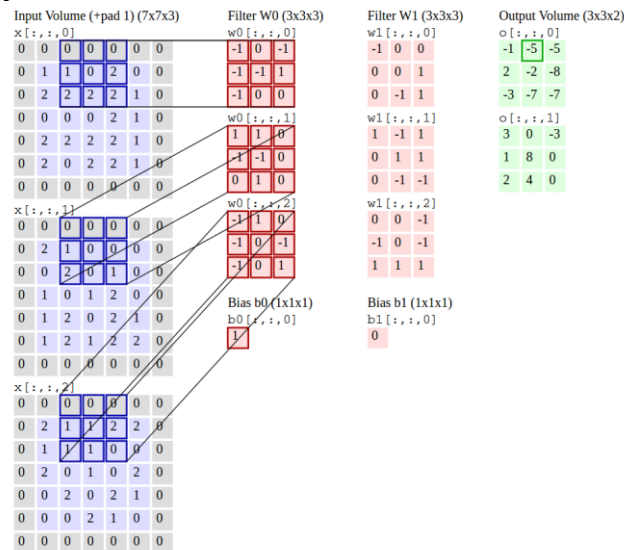
Setelah kualitas dataset ditingkatkan melalui tahap preprocessing, perlu dirancang sebuah model *Convolutional Neural Network* agar dapat melatih dataset tersebut. Arsitektur model CNN dapat dilihat pada gambar 5:



Gambar 5. Perancangan Model CNN

Gambar diatas menjelaskan racangan arsitektur pada CNN yang digunakan untuk melakukan klasifikasi penyakit paru-paru dengan citra x-ray. Berikut penjelasan lapisan-lapisan yang digunakan dalam aksitektur dari gambar diatas:

### 1. Convolutional Layer



Gambar 6. Convolutional Layer

Bertugas untuk melakukan proses konvolusi dari citra digital input untuk melakukan pengenalan pola, seperti tekstur, warna, tepi, bentuk dari citra input dengan menggunakan *filter* yang berupa matriks dengan nilai awal yang berupa nilai *random* untuk mendapatkan feature map 2D (Ersyad et al., 2020; Sulaiman & Mulyana, 2023).

$$z_{i,j,k}^1 = w_{ij}^l * x_{ij}^l + b_k^l$$

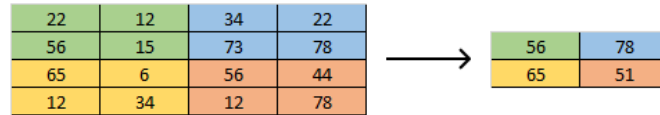
Keterangan:

- $z_{i,j,k}^1$  = Hasil dari perhitungan konvolusi

## KLASIFIKASI PENYAKIT PARU-PARU DENGAN CITRA X-RAY MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

- $w_{ij}^1$  = bobot nilai atau nilai filter
- $x_{ij}^l$  = Nilai input citra atau nilai dari output sebelumnya
- $b_k^l$  = Nilai bias

### 2. *MaxPooling*



**Gambar 7.** *MaxPooling*

*MaxPooling* adalah teknik dalam jaringan saraf konvolusi yang mengambil nilai maksimum dari setiap segmen data untuk mengurangi dimensi dan mempertahankan fitur penting (Prayogi et al., 2022).

### 3. *Flatten*

*Flatten* adalah operasi yang mengubah array multidimensi menjadi satu dimensi, sering digunakan untuk menghubungkan lapisan konvolusi atau pooling ke lapisan terhubung sepenuhnya (fully connected) dalam jaringan saraf (Nugroho et al., 2020).

### 4. *Dropout*

Digunakan untuk menghilangkan sementara suatu neuron yang berupa Hidden Layer maupun visible layer. Tujuannya adalah untuk mencegah suatu kondisi dimana hamper semua data yang telah melalui proses pelatihan mencapai persentase yang baik, tetapi buruk dalam memprediksi data yang baru, yang disebut juga dengan overfitting (Ersyad et al., 2020; Nugroho et al., 2020).

### 5. *ReLU*

*ReLU* adalah fungsi aktivasi yang mengubah nilai negatif menjadi nol, mempertahankan nilai positif, dan membantu percepatan pembelajaran dalam jaringan saraf (Fauzi et al., 2019; Sipayung, 2023).

### 6. *Softmax*

*Softmax* adalah fungsi aktivasi pada lapisan output dalam jaringan saraf yang mengonversi nilai input menjadi distribusi probabilitas untuk kelas-kelas yang mungkin, penting untuk klasifikasi multikelas (Prayogi et al., 2022).

## **Pelatihan Model**

Sebelum melatih model, ada beberapa hal yang harus ditentukan untuk bisa mendapatkan serta memastikan proses pelatihan model mendapatkan akurasi yang terbaik, yaitu dengan menentukan *ModalCheckpoint* dan *CSVLogger*.

*ModelCheckpoint* adalah fungsi yang digunakan untuk status model secara berkala untuk menyimpan pengetahuan terkini yang diketahui oleh model. *ModelCheckpoint* juga bisa digunakan untuk menyimpan model dengan kualitas terbaik. *CSVLogger* adalah fungsi yang digunakan untuk menyimpan hasil pelatihan ke dalam sebuah file dengan format csv selama proses pelatihan model. File tersebut akan digunakan agar bisa menampilkan kinerja model dalam bentuk visual.

Setelah menentukan *ModalCheckpoint* dan *CSVLogger*, Model akan dilatih dengan memanggil fungsi *fit()* dengan menggunakan data train yang sudah disiapkan untuk melatih model dan data validasi yang digunakan untuk mengevaluasi model selama pelatihan. Model akan dilatih sebanyak 10 kali untuk melihat hasil akurasi rata-rata yang didapatkan pada saat pengujian model. Berikut adalah beberapa parameter dari fungsi *fit()* yang akan digunakan pada saat pelatihan model:

1. *Epochs*, jumlah putaran pada saat melakukan proses pelatihan model. Satu putaran dalam epoch akan menggunakan seluruh data train dan data val sebanyak sekali. *Epoch* yang akan digunakan sebesar 100 yang menandakan model akan melakukan pengulangan pelatihan model sebanyak 100 kali.
2. *Steps\_per\_epoch*, digunakan untuk menentukan berapa banyak langkah yang akan diambil oleh model untuk menyelesaikan satu epoch. *Steps\_per\_epoch* yang akan digunakan adalah berdasarkan banyaknya batch dari data pelatihan. Cara perhitungannya adalah jumlah dataset train dibagi dengan jumlah batch, yaitu  $1540/70 = 70$  langkah yang diambil dalam satu *epoch*.
3. *Validation data*, digunakan untuk mengevaluasi kinerja model menggunakan data val yang sudah melalui tahap preprocessing.
4. *Validation\_steps*, digunakan untuk menentukan banyaknya langkah dalam mengevaluasi model pada setiap *epoch*. Perhitungannya adalah total jumlah data val dibagi dengan ukuran batch data validasi, yaitu  $220/11=22$  langkah yang akan digunakan.
5. *Callbacks*, digunakan untuk memonitor dan melakukan tindakan tertentu pada titik-titik tertentu selama pelatihan. *Callbacks* yang akan digunakan adalah *ModelCheckpoint* untuk menyimpan model terbaik dan *CSVLogger* untuk menyimpan kinerja model selama pelatihan berlangsung.

## Evaluasi

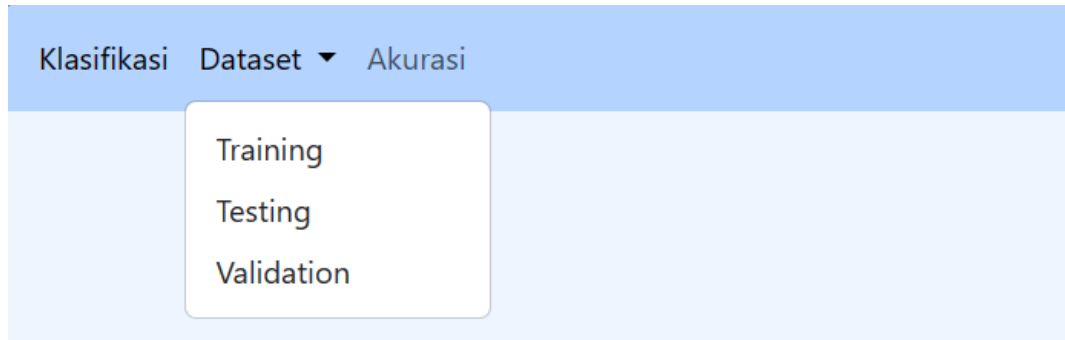
Evaluasi adalah tahap untuk mendapatkan performa dari hasil model yang sudah dilatih. Pengujian akan menggunakan metode *confussion matrix* untuk kasus klasifikasi multikelas, dengan membandingkan kelas hasil prediksi model dengan kelas sebenarnya (Sulaiman & Mulyana, 2023). *Confussion matrix* akan dibuat dengan dimensi 4x4 untuk menggambarkan masing-masing kelas: Covid-19, Normal, *Pneumonia*, dan *Tuberculosis*. Pada penelitian ini, ada empat nilai yang dapat digunakan untuk mengukur seberapa baik model dalam melakukan klasifikasi. Nilai yang akan digunakan adalah *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* dengan rumus dibawah ini (Pratiwi et al., 2020; Thenata & Suryadi, 2022):

1. *Accuracy*  
*Accuracy* digunakan untuk mengukur seberapa baik model dapat melakukan prediksi kelas target yang sesuai dengan kelasnya.  
$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\%$$
2. *Precision*  
*Precision* digunakan untuk mengukur tingkat model dalam memprediksi kelas positif untuk melihat seberapa baik model dalam menghindari hasil prediksi positif yang salah.  
$$Presicion = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\%$$
3. *Recall*  
*Recall* digunakan untuk memberikan gambaran tentang seberapa baik model mengidentifikasi dan memprediksi dengan benar kelas positif.  
$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\%$$
4. *F1-Score*  
*F1-Score* digunakan untuk menghasilkan evaluasi penggabungan antara *precision* dan *recall* untuk memberukan gambaran kinerja model secara menyeluruh.  
$$F1 - Score = \frac{2x(Presisi \times Recall)}{Presisi + Recall}$$

## **HASIL DAN PEMBAHASAN**

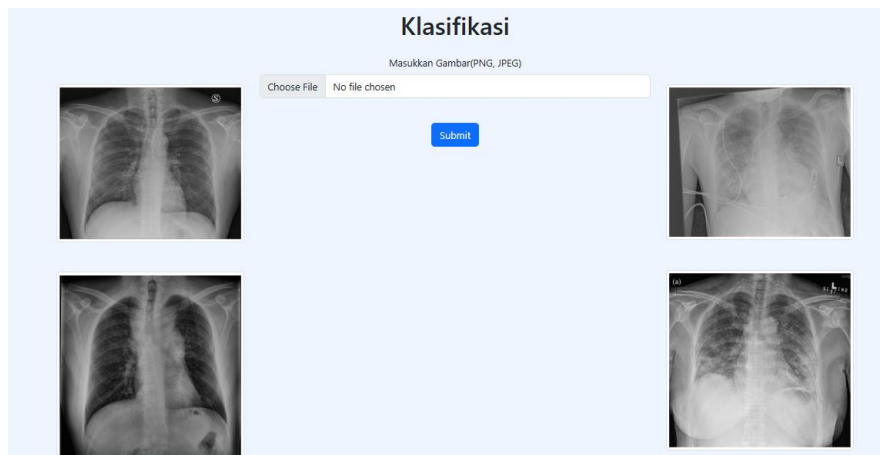
### **Implementasi Tampilan**

Tampilan antarmuka pada sistem klasifikasi ini terdiri dari *navigation bar*, tampilan beranda, tampilan seluruh dataset, dan hasil evaluasi model. Berikut hasil tampilan untuk melakukan klasifikasi penyakit paru-paru dengan citra x-ray:



**Gambar 8.** Tampilan *Navigation Bar*

Pada tampilan *navigation bar* yang ditunjukkan pada gambar 8 terdiri dari 3 tombol menu utama. Tombol Klasifikasi digunakan untuk mengarahkan pengguna untuk masuk ke dalam menu beranda yang dapat melakukan klasifikasi gambar. Tombol Dataset memiliki 3 sub-bab yang berfungsi untuk mengarahkan pengguna untuk menampilkan seluruh dataset yang digunakan selama proses pelatihan dan evaluasi model. Tombol akurasi digunakan untuk menampilkan hasil evaluasi model setelah model dilatih menggunakan data pengujian.



**Gambar 9.** Tampilan Beranda

Pada tampilan beranda seperti yang ditampilkan pada gambar 9, 4 gambar yang akan diambilkan secara acak setiap halaman diakses. Tombol *Choose File* digunakan untuk memasukkan gambar yang nantinya akan diprediksi. Tombol *Submit* akan melakukan klasifikasi gambar yang sudah dipilih oleh pengguna. Hasil akan menampilkan tampilan hasil prediksi pada bagian paling bawah setelah tombol *Submit* ditekan seperti yang ditunjukkan pada gambar 10.





**Gambar 10.** Tampilan Hasil Prediksi

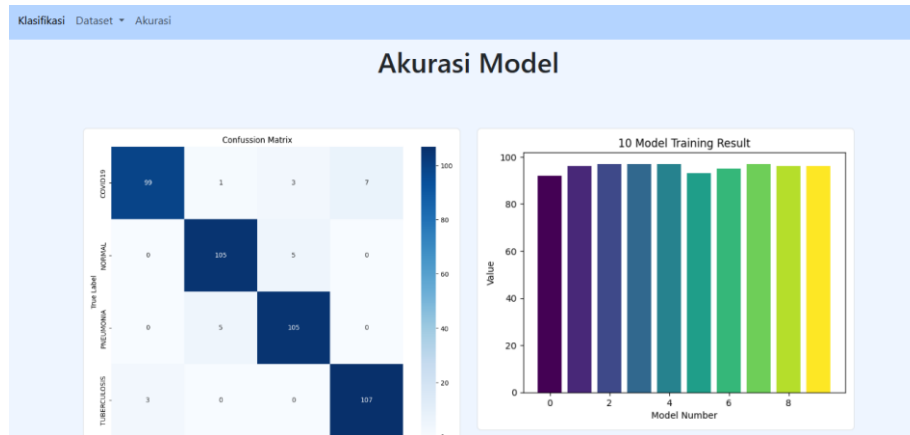
Tampilan pada gambar 10 akan menampilkan nama file citra yang sudah dipilih oleh pengguna, lalu sistem akan melakukan *preprocessing* citra agar bisa disesuaikan untuk melakukan prediksi. Setelah itu, sistem akan menampilkan jenis kelas dari hasil prediksi berdasarkan citra yang dipilih oleh pengguna.



**Gambar 11.** Tampilan Dataset

Pada tampilan dataset seperti yang ditampilkan pada gambar 11 akan menampilkan seluruh dataset yang digunakan pada saat model dilatih sampai dievaluasi. Dataset akan dipisah berdasarkan kelas-kelasnya, seperti COVID-19, *Pneumonia*, *Tuberculosis*, dan Normal. Tombol diberi nama sesuai dengan nama kelas untuk memudahkan pengguna dalam memahami dataset.

## KLASIFIKASI PENYAKIT PARU-PARU DENGAN CITRA X-RAY MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

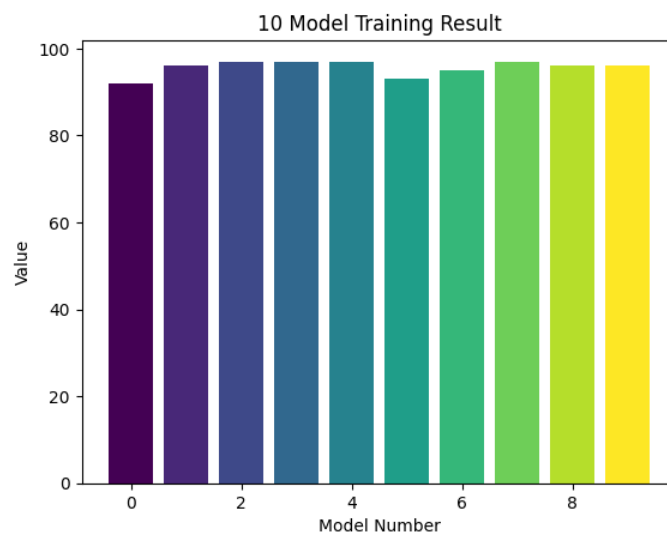


Gambar 12. Tampilan Akurasi

Pada tampilan akurasi seperti yang ditampilkan pada gambar 12, akan menampilkan hasil evaluasi model setelah model dilatih. Pengguna dapat melihat banyaknya hasil prediksi yang berhasil dan gagal dari hasil evaluasi model. Ada juga hasil perhitungan dari evaluasi model seperti *accuracy*, *f1score*, *precision*, dan *recall*. Tampilan ini juga akan menampilkan hasil *loss*, *accuracy*, *val\_loss*, dan *val\_accuracy* dalam bentuk chart.

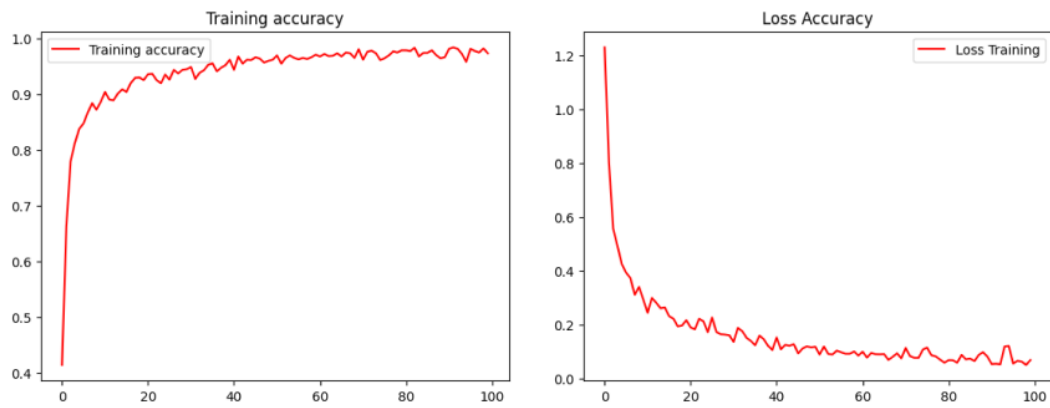
### Hasil Pengujian

Penelitian dalam melakukan proses klasifikasi citra x-ray paru-paru menggunakan metode CNN dengan arsitektur pada gambar 5 dan pembuatan model dibantu dengan menggunakan *library python* Tensorflow 2.15.0. Model dibuat oleh peneliti agar mampu mengenali pola-pola unik pada paru-paru sehingga dapat memprediksi penyakit paru-paru dari citra. Model dibuat sebanyak 10 kali yang bertujuan untuk mendapatkan akurasi terbaik dari hasil pengujian *confussion matrix* rata-rata 10 model tersebut.



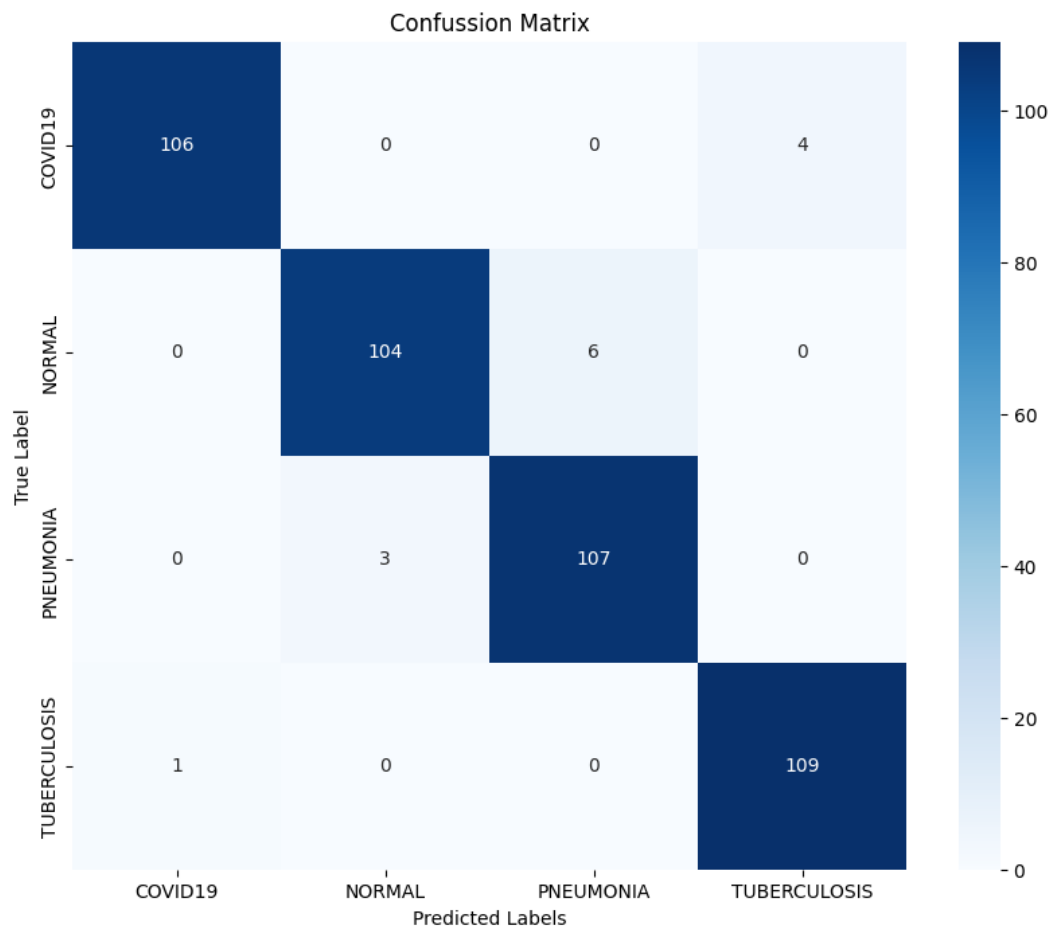
Gambar 13. Hasil Pengujian 10 model

Pada gambar 13, seluruh tingkat akurasi melalui pengujian *confussion matrix* yang dimana dari 10 model yang sudah dilatih dapat menghasilkan akurasi model terendah sebesar 92 persen dan tertinggi sebesar 97 persen yang sekaligus merupakan nilai tertinggi yang paling banyak didapat, yaitu 4 dari 10 model.



Gambar 14. Grafik Hasil Pelatihan

Pada grafik diatas, model klasifikasi CNN yang dibuat oleh peneliti dapat mengidentifikasi hasil pembuatan model dengan akurasi pelatihan 97.27% dan nilai *loss* sebesar 6.83%. Detail dari hasil pengujian model dapat dilihat pada gambar 12.



Gambar 15. Tabel *Confussion Matrix*

Sebelum melakukan input pada table confussion matrix, maka semua data pengujian harus diprediksi menggunakan model yang sudah dilatih, yang dimana data pengujian memiliki data total 440 citra yang terbagi menjadi 4 kelas berbeda (110 citra pengujian untuk setiap kelas).

## KLASIFIKASI PENYAKIT PARU-PARU DENGAN CITRA X-RAY MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Hasil dari tabel confusion matrix yang berasal dari perwakilan model yang mendapatkan akurasi sebesar 97 persen dapat dilihat pada gambar 15. Setelah hasil *confusion matrix* berhasil didapatkan, peneliti bisa menghitung *accuracy*, *recall*, *precision*, dan *f1-score* untuk melihat seberapa baik model dalam melakukan klasifikasi:

- COVID-19

$$Precision = \frac{106}{106 + 1} = 0.99$$

$$Recall = \frac{106}{110} = 0.96$$

$$F1 - Score = \frac{2(0.99 * 0.96)}{0.99 + 0.96} = 0.98$$

- Normal

$$Precision = \frac{104}{104 + 3} = 0.97$$

$$Recall = \frac{104}{110} = 0.95$$

$$F1 - Score = \frac{2(0.97 * 0.95)}{0.97 + 0.95} = 0.96$$

- Pnemonia

$$Precision = \frac{107}{107 + 6} = 0.95$$

$$Recall = \frac{107}{110} = 0.97$$

$$F1 - Score = \frac{2(0.95 * 0.97)}{0.95 + 0.97} = 0.96$$

- Tuberculosis

$$Precision = \frac{109}{109 + 4} = 0.97$$

$$Recall = \frac{109}{110} = 0.99$$

$$F1 - Score = \frac{2(0.97 * 0.99)}{0.97 + 0.99} = 0.98$$

*Accuracy* yang didapat berdasarkan hasil pengujian dari model yang sudah dilatih adalah:

$$Accuracy = \frac{426}{440} = 0.97$$

### KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan peneliti pada Klasifikasi Penyakit Paru-paru Dengan Citra X-ray Menggunakan Metode Convolutional Neural Network, dapat disimpulkan bahwa:

1. Metode *convolutional neural network* dalam sistem klasifikasi ini dapat membantu pengguna dalam mengklasifikasikan informasi tentang jenis penyakit paru-paru berdasarkan citra x-ray.
2. Dalam hasil program klasifikasi penyakit paru-paru dengan citra x-ray menggunakan metode *convolutional neural network* didapat akurasi data *training* sebesar 96.49% terhadap 1540 total data yang digunakan untuk melatih model dan mendapat akurasi sebesar 95% terhadap data yang digunakan untuk menguji kinerja model sebanyak 440 data.

Model dengan jaringan syaraf tiruan yang dihasilkan dan dilatih sudah mampu mengenali jenis penyakit paru-paru dengan sangat baik. Hal ini dapat dilihat berdasarkan hasil dari pengujian model menggunakan data *testing* yang mampu mengenali 426 data yang diprediksi benar dan 14 yang diprediksi salah.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Ersyad, M. Z., Ramadhani, K. N., & Arifianto, A. (2020). Pengenalan Bentuk Tangan Dengan Convolutional Neural Network (Cnn). *EProceedings of Engineering*, 7(2).
- Fauzi, S., Eosina, P., & Laxmi, G. F. (2019). Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Identifikasi Ikan Air Tawar. *Seminar Nasional Teknologi Informasi*, 2, 163–167. <http://prosiding.uika-bogor.ac.id/index.php/semnati/article/view/286>
- Nugroho, P. A., Fenriana, I., & Arijanto, R. (2020). Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia. *Algor*, 2(1).
- Pakpahan, R. (2021). Analisa Pengaruh Implementasi Artificial Intelligence Dalam Kehidupan Manusia. *JISICOM (Journal of Information System, Informatics and Computing)*, 5(2), 506–513.
- Prasmatio, R. M., Rahmat, B., & Yuniar, I. (2020). Deteksi dan pengenalan ikan menggunakan algoritma Convolutional Neural Network. *Jurnal Informatika Dan Sistem Informasi*, 1(2), 510–521.
- Pratiwi, B. P., Handayani, A. S., & Sarjana, S. (2020). Pengukuran Kinerja Sistem Kualitas Udara Dengan Teknologi Wsn Menggunakan Confusion Matrix. *Jurnal Informatika Upgris*, 6(2).
- Prayogi, P. I., Hilman, F., & Tomhert, S. S. (2022). Klasifikasi Penyakit Pneumonia Dan Covid-19 Berbasis Citra X-Ray Menggunakan Arsitektur Deep Residual Network. *E-Proceeding of Engineering*, 9(4).
- Rasyid, A., & Heryawan, L. (2023). Klasifikasi Penyakit Tuberculosis (TB) Organ Paru Manusia Berdasarkan Citra Rontgen Thorax Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Manajemen Informasi Kesehatan Indonesia (JMIKI)*, 11(1). <https://doi.org/10.33560/jmiki.v11i1.484>
- Rochmawanti, O., Utaminingrum, F., & Bachtiar, F. A. (2021). Analisis Performa Pre-Trained Model Convolutional Neural Network dalam Mendeteksi Penyakit Tuberculosis. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 8(4). <https://doi.org/10.25126/jtiik.2021844441>
- Sipayung, E. M. (2023). Klasifikasi Image Jenis Kayu pada Furnitur dengan Convolutional Neural Network. *Jurnal Telematika*, 18(2), 82–87.
- Sulaiman, D. C., & Mulyana, T. M. S. (2023). Web-Based Writing Learning Application of Basic Hanacaraka Using Convolutional Neural Network Method. *Ultimatics: Jurnal Teknik Informatika*, 15(1), 28–34.

- Thenata, A. P., & Suryadi, M. (2022). Machine Learning Prediction of Anxiety Levels in the Society of Academicians During the Covid-19 Pandemic. *Jurnal Varian*, 6(1), 81–88.
- Zaharchuk, G., Gong, E., Wintermark, M., Rubin, D., & Langlotz, C. P. (2018). Deep learning in neuroradiology. In *American Journal of Neuroradiology* (Vol. 39, Issue 10). <https://doi.org/10.3174/ajnr.A5543>