

# Klasifikasi Pneumonia menggunakan Metode Convolutional Neural Network

Irfan Handy Office<sup>1</sup>, Rahman Arifuddin<sup>2</sup>, Basitha Febrinda Hidayatulail<sup>3</sup>

Program Studi Teknik Elektro,

Fakultas Teknik ,

Universitas Merdeka Malang

<sup>1</sup>haivan09201@gmail.com, <sup>2</sup>rahman.arifuddin@unmer.ac.id, <sup>3</sup>basitha@unmer.ac.id

## Ringkasan

Penelitian ini bertujuan memberikan kemudahan dalam klasifikasi gambar pada *chest x-ray* pada penyakit pneumonia dengan menggunakan metode CNN dan arsitektur *ResNet50*. Saat ini, diagnosis pneumonia biasanya dilakukan berdasarkan gejala klinis atau pemeriksaan oleh dokter. Dalam penelitian ini klasifikasi pneumonia menggunakan dataset yang lebih besar dan lebih bervariasi, mencakup 9208 gambar *chest x-ray* yang dibagi menjadi empat kelas yaitu Normal, Pneumonia Bakterial, Pneumonia Viral, dan Covid-19. Arsitektur *ResNet50* yang telah terlatih digunakan dalam penelitian ini. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mencapai akurasi 82% pada data pelatihan dan 83% pada data validasi. Penelitian ini berkontribusi dalam deteksi dini penyakit pneumonia dengan memberikan kemudahan klasifikasi yang lebih komprehensif.

**Kata kunci:** Pneumonia, *ResNet50*, Rontgen Dada, Klasifikasi Pneumonia, Diagnosis Otomatis, Covid-19

## Abstract

This research aims to facilitate the classification of chest X-ray images for pneumonia diagnosis using CNN methods and the ResNet50 architecture. Typically, pneumonia diagnosis is based on clinical symptoms or examination by a doctor. In this study, pneumonia classification is enhanced by utilizing a larger and more diverse dataset, comprising 9,208 chest X-ray images categorized into four classes: Normal, Bacterial Pneumonia, Viral Pneumonia, and COVID-19. The pre-trained ResNet50 architecture is employed in this research. The findings demonstrate that the model achieves 82% accuracy on the training data and 83% accuracy on the validation data. This study contributes to early detection of pneumonia by providing a more comprehensive classification approach.

**Keywords:** Pneumonia, ResNet50, Chest x-ray, Classification Pneumonia, Automatic diagnosis, Covid-19

## 1. Pendahuluan

Penyebab penyakit pneumonia adalah virus, bakteri, jamur, dan lainnya yang mengenai jaringan paru-paru. Kumpulan kantong udara kecil di ujung alveoli (saluran pernapasan paru-paru) yang meradang dan penuh dengan cairan [1]. Jenis penyakit pneumonia yang paling umum terjangkit adalah pneumonia viral dan bakterial. Tanda dan gejala yang terjadi pada kasus pneumonia yaitu, batuk, pernapasan cepat, demam atau tanpa demam, bunyi napas mengi paling sering terjadi pada pneumonia virus,

biasanya disertai dengan sakit kepala, mialgia, sakit tenggorokan, dan temuan abnormal pada tes laboratorium (terutama penanda peradangan yang meningkat) dan pemeriksaan radiologis (bisa berupa konsolidasi ruang yang tidak rata) [2]. Ada macam-macam faktor yang dapat menyebabkan pneumonia, termasuk kondisi individu, gaya hidup, dan lingkungan[3]. Tingkat kejadian pneumonia tertinggi biasanya terjadi pada kelompok usia tua, karena perubahan anatomi yang terjadi akibat dari penuaan, yang menyebabkan penurunan fungsi paru-paru dan imun pada tubuh.

Saat ini, diagnosis pneumonia biasanya dilakukan berdasarkan gejala klinis atau pemeriksaan oleh dokter. Pemeriksaan tambahan yang sering dilakukan adalah *chest x-ray*, yang menggunakan radiasi elektromagnetik untuk menghasilkan gambaran organ dalam rongga dada [4][5]. Hasil pemeriksaan ini menghasilkan citra, yang dikenal sebagai citra *chest x-ray*, yang memperlihatkan kondisi paru-paru dan organ-organ lain di dalam tubuh manusia. Meskipun telah banyak penelitian yang menggunakan teknik CNN untuk klasifikasi pneumonia, terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diatasi. Sebagian besar penelitian sebelumnya hanya berfokus pada klasifikasi pneumonia secara umum tanpa membedakan jenis-jenis pneumonia yang lebih spesifik seperti viral, bakterial, dan covid-19. Selain itu, banyak dari penelitian tersebut menggunakan dataset yang terbatas dalam jumlah dan variasi gambar, yang dapat memengaruhi keakuratan dan generalisasi model.

Penelitian ini berupaya mengatasi keterbatasan tersebut dengan menggunakan dataset yang lebih besar dan lebih bervariasi, yang mencakup 9208 gambar *chest x-ray* yang terbagi menjadi empat kelas yaitu Normal, *Pneumonia Bacterial*, *Pneumonia Viral*, dan Covid-19. Menggunakan model *ResNet50* yang sudah terlatih (*pre-trained*) yang mampu memanfaatkan fitur-fitur yang telah dipelajari dari dataset besar, sehingga diharapkan dapat meningkatkan akurasi klasifikasi. Penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi dalam meningkatkan akurasi klasifikasi pneumonia, tetapi juga memberikan pendekatan yang lebih komprehensif dalam membedakan jenis-jenis pneumonia yang spesifik, termasuk pneumonia yang disebabkan oleh Covid-19. Pendekatan ini diharapkan dapat membantu dalam deteksi dini untuk pasien pneumonia.

Penelitian ini memiliki beberapa keunggulan utama. Penggunaan model *ResNet50* yang sudah terlatih memanfaatkan fitur-fitur yang telah dipelajari dari dataset besar, yang meningkatkan akurasi klasifikasi. Selain itu, dengan menggunakan dataset yang besar dan beragam, model ini diharapkan dapat meningkatkan generalisasi dan akurasi. Kemampuan untuk membedakan jenis-jenis pneumonia yang spesifik (viral, bakterial, dan covid-19) memberikan nilai tambah dalam diagnosis medis yang lebih tepat. Dengan memanfaatkan CNN untuk klasifikasi gambar, penelitian ini juga membantu mengurangi beban kerja ahli radiologi dan meningkatkan efisiensi diagnosis.

Penelitian ini juga memiliki beberapa kelemahan. Meskipun dataset yang digunakan cukup besar, keterbatasan dalam variasi populasi atau kondisi gambar dapat memengaruhi performa model. Penggunaan *pre-trained model* seperti *ResNet50* juga membatasi fleksibilitas dalam penyesuaian model terhadap kebutuhan spesifik dataset. Pelatihan model CNN yang kompleks membutuhkan sumber daya komputasi yang besar, yang mungkin menjadi kendala bagi beberapa peneliti atau institusi dengan keterbatasan sumber daya.

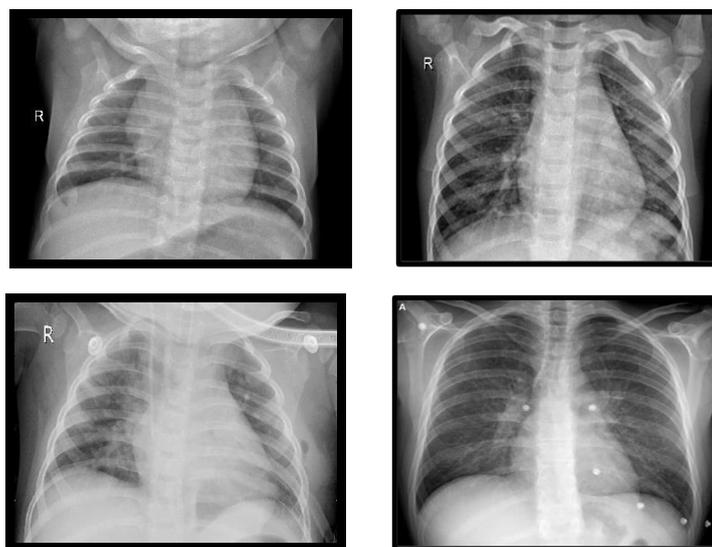
## 2. Metode Penelitian

Metode penelitian yang dilakukan yaitu studi pustaka, pengumpulan data yang terbagi menjadi empat kelas yaitu Normal, *Bacterial Pneumonia*, *Viral Pneumonia*, dan

Covid-19, *preprocessing data*, pembentukan model meliputi melatih dan menguji model, evaluasi model dengan *confusion matrix* untuk perhitungan kinerja model[6]. Pada penelitian ini CNN dengan arsitektur *ResNet50* memprediksi penyakit pneumonia pada gambar *chest x-ray* serta efektifitas model yang dilakukan pada penelitian klasifikasi pneumonia menggunakan *ResNet50*.

### 2.1. Jenis gambar chest x-ray pneumonia

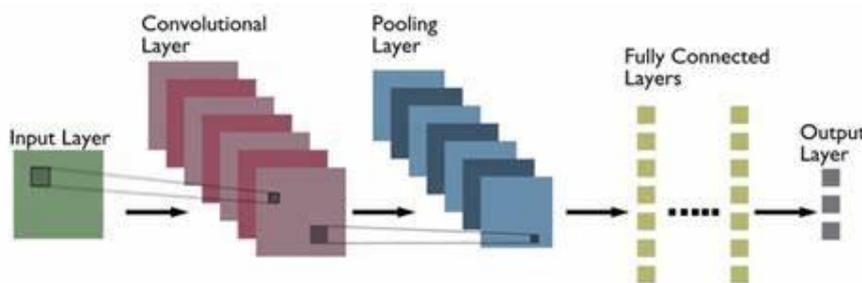
*Chest x-ray* diartikan sebagai metode yang dipergunakan untuk memeriksa di dalam rongga dada, termasuk organ-organ seperti jantung dan paru-paru, mengandalkan radiasi *x-ray*. Pemeriksaan paru-paru sering kali menggunakan *chest x-ray* karena prosesnya yang efisien dan lebih ekonomis dibandingkan dengan *MRI* dan *CT-Scan*.



Gambar 1 Jenis Gambar dalam Dataset

### 2.2. Convolutional Neural Network (CNN)

*Convolutional Neural Network (CNN)* adalah jenis algoritma pembelajaran mendalam yang sangat cocok untuk pengenalan gambar dan tugas pemrosesan. Ini terdiri dari beberapa lapisan, termasuk lapisan konvolusional, lapisan penyatuan, dan lapisan yang terhubung sepenuhnya [7][8].



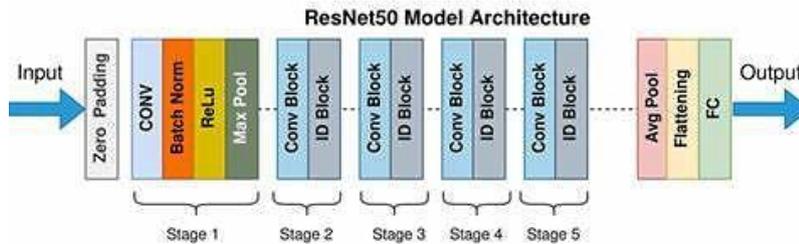
Gambar 2 Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN)(12)

Arsitektur *CNN* pada gambar 2 terinspirasi oleh pemrosesan visual di otak manusia, dan mereka sangat cocok untuk menangkap pola hierarkis dan ketergantungan spasial

dalam gambar[9]. Setiap lapisan memiliki peran dan fungsinya masing masing dalam proses ekstraksi dan klasifikasi[10].

### 2.3. ResNet50

*ResNet50* adalah jaringan saraf konvolusional 50-layer (48 lapisan konvolusional, satu lapisan MaxPool, dan satu lapisan kolom rata-rata)[11]. Jaringan saraf residual adalah jenis jaringan saraf tiruan yang membentuk jaringan dengan menumpuk blok residu.



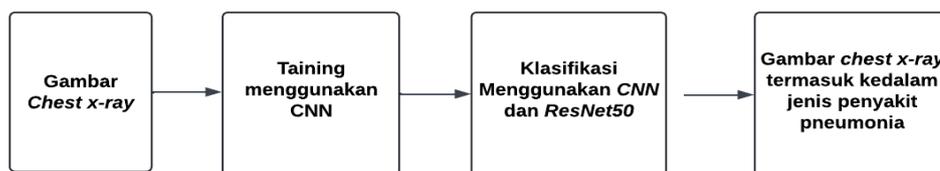
Gambar 3 Arsitektur model *ResNet50*(14)

Pada Gambar 3 tahap awal, gambar dari lapisan input diproses pada lapisan konvolusi dengan ukuran yang ditentukan. Map fitur yang dihasilkan kemudian dinormalisasi oleh normalisasi *batch* setelah itu masuk ke lapisan aktivasi. Di dalam lapisan aktivasi ada kegunaan *ReLU*, yang berfungsi untuk membuat hasil ekstraksi fitur menjadi non-linear. Pada proses training, beberapa nilai telah diubah menjadi lebih kecil. Setelah model dilatih, proses pengujian dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan model untuk mengklasifikasikan gambar agar sesuai dengan kelasnya.

Data set yang digunakan dikonfigurasi dengan metode *CNN* dengan *ResNet50* dan menyesuaikan lapisan terakhir dari model *ResNet50* untuk jumlah kelas penyakit dalam dataset. Selanjutnya dilakukan pelatihan model dengan menggunakan transfer learning untuk memanfaatkan bobot yang telah dilatih. Teknik seperti *early stopping* dan *dropout* untuk menghindari *overfitting* dapat digunakan. Jika diperlukan untuk mengevaluasi dan menyesuaikan hyperparameter gunakan set validasi. Pengujian model untuk mendapatkan metrik kinerja seperti akurasi, preisi, *recall*, dan *F1-Score*. Analisis metrik kinerja untuk menentukan efektivitas model dalam klasifikasi gambar. Kesimpulan berdasarkan akurasi dan *F1-Score* yang diperoleh dari hasil pengujian.

### 2.4. Blok diagram sistem

Perancangan blok diagram sistem dilakukan untuk memberikan informasi tentang kerja sebuah sistem[12]. Perancangan diagram blok sistem pada klasifikasi penyakit pneumonia dapat dilihat pada Gambar 3



Gambar 3 Blok diagram sistem

Berdasarkan diagram blok sistem pada gambar 3 dapat dijelaskan sistem kerja program sebagai berikut:

1. Dataset berisi gambar *chest x-ray* sebagai input untuk proses training

2. Selanjutnya dataset akan melalui proses *training* menggunakan *CNN* didalam proses ini data akan melalui tahap – tahap pemrosesan seperti pengolahan pada image
3. Data yang sudah memasuki proses *training* akan diklasifikasi menggunakan *CNN* dan *ResNet50* untuk mendapatkan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1 Score* dan disimpan menjadi model
4. Selanjutnya setelah melalui proses klasifikasi gambar, gambar *chest x-ray* akan termasuk ke dalam jenis kelas yang tersedia

## 2.5. Flowchart

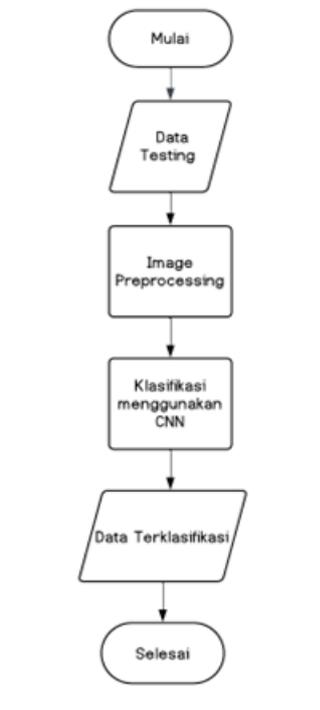
*Flowchart* yang menggunakan simbol untuk menunjukkan aktivitas, kondisi, dan alur logika, digunakan untuk menggambarkan langkah, urutan, dan keputusan sebuah proses dalam suatu sistem [13].



Gambar 4 *Flowchart* Save Model Training

Berdasarkan *flowchart* pada gambar 4 dapat dijelaskan proses training data klasifikasi penyakit pneumonia sebagai berikut:

1. Memulai program yang dibutuhkan untuk dijalankan
2. Menginput dataset yang digunakan sebagai media pembelajaran mesin
3. Image preprocessing berisi pengolahan citra seperti *resize*, *rescale*, *flip*, *rotate* yang selanjutnya split data atau data dibagi menjadi tiga yaitu *train*, *test*, dan *validation*. Tiga data tersebut yang digunakan sebagai media pembelajaran mesin.
4. Kemudian dataset yang sudah melalui *image preprocessing* akan melalui proses training menggunakan metode *CNN*
5. Selanjutnya hasil proses training menghasilkan nilai *accuracy*, *loss*, *presisi*, *recall* sebagai parameter pengujian pada data
6. Setelah proses training selesai hasil pelatihan akan disimpan kedalam bentuk *script* dengan format 'h5' yang menunjukkan model telah disimpan dan siap untuk proses pengujian



Gambar 5 *flowchart* uji data tes

Berdasarkan flowchart pada Gambar 5 dapat dijelaskan sistem klasifikasi data tes penyakit pneumonia sebagai berikut:

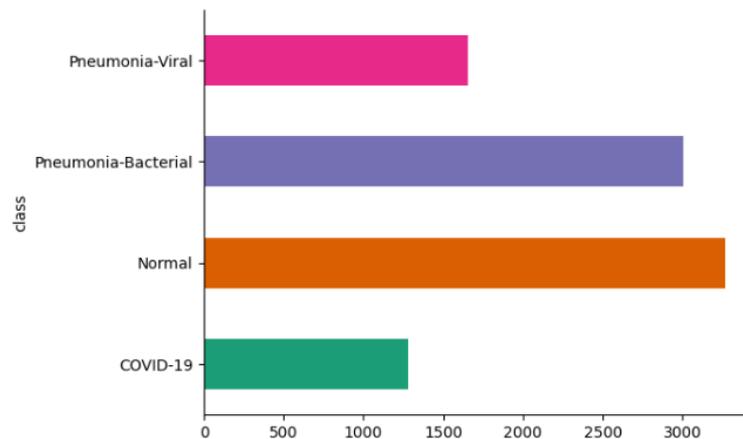
1. Memulai program yang dibutuhkan untuk dijalankan
2. Menginput gambar yang digunakan sebagai media untuk pengujian
3. Masuk kedalam image preprocessing pada citra seperti *resize, rescale, flip, rotate*
4. Kemudian gambar yang sudah melalui image preprocessing akan masuk proses klasifikasi menggunakan metode *CNN*
5. Selanjutnya gambar yang telah melalui proses klasifikasi akan masuk kedalam jenis kelas yang disediakan dan menghasilkan nilai akurasi sebagai nilai keakuratan sistem

### 3. Hasil dan Pembahasan

Berdasarkan hasil training dan analisa pada model yang digunakan hasil telah diperoleh secara keseluruhan dengan menggunakan parameter sehingga dapat diperoleh akurasi yang cukup baik.

#### 3.1. Dataset

Dataset yang dipakai bersumber dari Institut Sains India, Universitas PES, MS Institut Teknologi Ramaiah, Universitas Concordia yang didapatkan melalui platform Kaggle. Kaggle merupakan platform kompetisi ilmu data yang menyediakan dataset digunakan untuk riset serta penelitian[14]. Dataset ini terdiri dari 9208 citra yang berisi gambar *chest x-ray* dengan jumlah kelas yang terbagi menjadi empat, yaitu Normal 3270 gambar, *Pneumonia Bacterial* 3001 gambar, *Pneumonia Viral* 1656 gambar, dan Covid-19 1281 gambar. Data pelatihan berisi 6447, data tes berisi 1841, data validasi berisi 920.



Gambar 6 Visualisasi pembagian gambar untuk empat jenis kelas

### 3.2. Training data

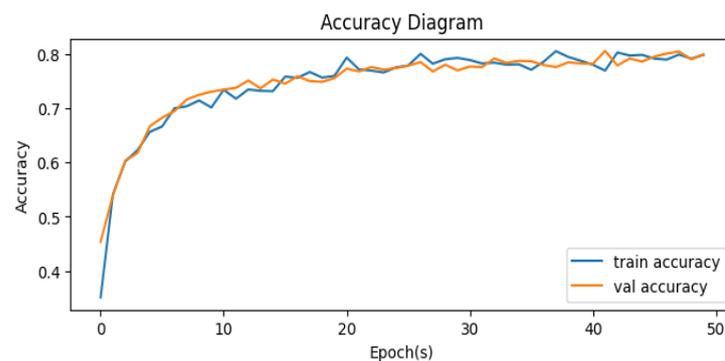
Proses training data untuk mendapat hasil dari presisi, *recall*, akurasi pada data training maupun data validasi.

#### 3.2.1. Percobaan 1

Pada percobaan training satu menggunakan model *ResNet50* dengan *epoch* 50 dan *epoch* tiap step 100 mendapatkan nilai akurasi sebesar 0.79 (79%), loss 0.48 (48%) dan validasi akurasi 0.79 (79%), val loss 0.50 (50%).

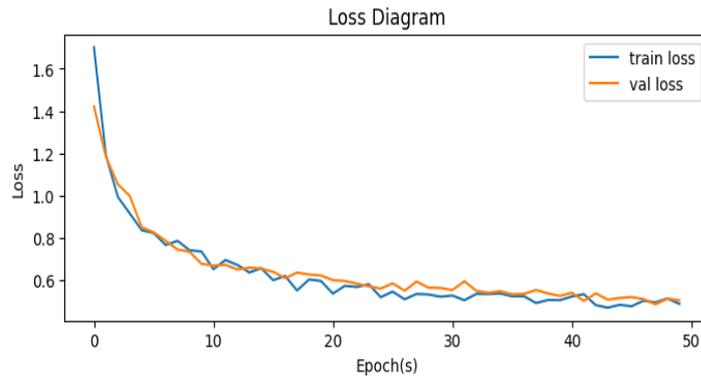
Tabel 1 Parameter percobaan 1

Parameter	Nilai
Optimizer	Adam
Jumlah Epoch	50
Step per Epochs	100



Gambar 6 Diagram Akurasi

Pada Gambar 6 Diagram Akurasi, kedua kurva akurasi pada data pelatihan (*training*) dengan garis berwarna biru dan data validasi (*validation*) dengan garis berwarna orange akan meningkat seiring dengan jumlah *epochs*, kedua kurva akurasi akan mendekati atau bahkan mencapai tingkat akurasi yang tinggi pada akhir *epochs* menunjukkan *goodfit*.



Gambar 7 Diagram Loss

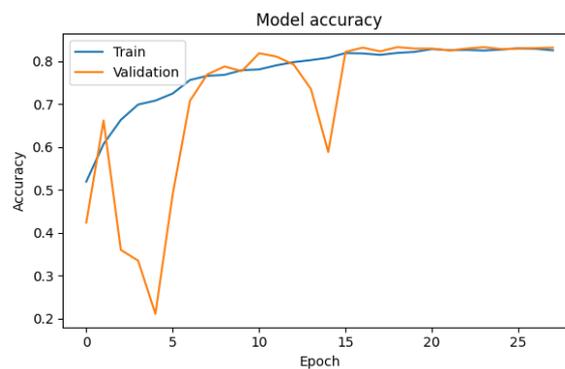
Pada Gambar 7 Diagram Loss akan melihat bahwa kurva loss pada data pelatihan (*train*) dengan garis berwarna biru dan data validasi (*validation*) dengan garis berwarna orange menurun secara signifikan seiring dengan jumlah *epochs* yang berjalan menandakan diagram ini goodfit atau kesalahan dalam pembelajaran mesin berkurang.

### 3.2.2. Percobaan 2

Berdasarkan percobaan training dua menggunakan CNN dengan model *ResNet50* dengan *epochs* 40 dan *epochs* tiap step 466 mendapatkan nilai akurasi sebesar 0.82 (82%), loss 0.36 (36%) dan validasi akurasi 0.83 (83%), val loss 0.37 (37%).

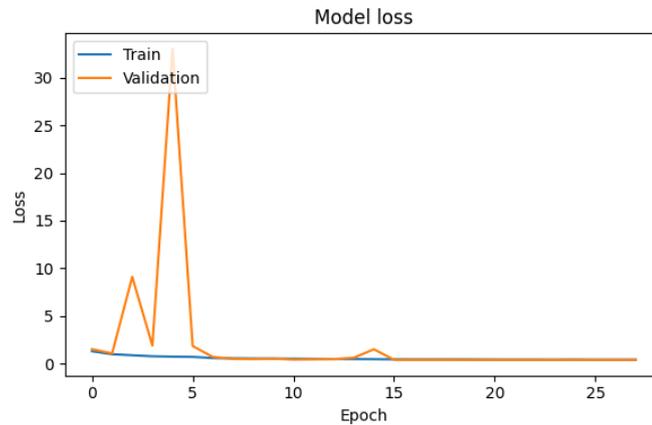
Tabel 2 Parameter percobaan 2

Parameter	Nilai
Optimizer	Adam
Jumlah Epoch	40
Step per Epochs	466



Gambar 8 Diagram Akurasi

Pada Gambar 8 Diagram Akurasi melihat bahwa kurva akurasi pada data pelatihan (*train*) dengan garis berwarna biru yang diikuti kurva akurasi pada data validasi (*validation*) dengan garis berwarna orange terus meningkat seiring dengan jumlah *epochs* yang menunjukkan *goodfit*.



Gambar 9 Diagram Loss

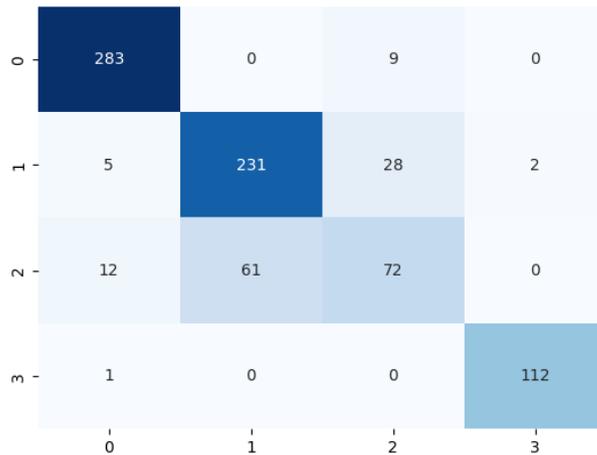
Pada Gambar 9 Diagram *Loss* terlihat bahwa kurva loss pada data pelatihan (*train*) dengan warna biru yang terus menurun diikuti oleh kurva loss pada data validasi (*validation*) dengan warna orange meskipun pada awal ada kenaikan namun, pada akhir *epoch* dua garis biru dan orange saling menyatu yang menunjukkan *goodfit*.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.94	0.97	0.95	292
1	0.79	0.87	0.83	266
2	0.66	0.50	0.57	145
3	0.98	0.99	0.99	113
accuracy			0.86	816
macro avg	0.84	0.83	0.83	816
weighted avg	0.85	0.86	0.85	816

Gambar 10 Evaluasi model

Pada Gambar 4.8 evaluasi model yang menunjukkan nilai presisi, *recall*, *F1-score*, *support*, akurasi untuk tiap kelasnya. Yang terbagi menjadi empat kelas yaitu Normal dianotasikan = 0 dengan nilai presisi 0.94 (94%), *recall* 0.97 (97%), *F1-score* 0.95 (95%); *Pneumonia Bacterial* = 1, presisi 0.79 (79%), *recall* 0.87 (87%), *F1-score* 0.83 (83%) ; *Viral Pneumonia* = 2, presisi 0.66 (66%), *recall* 0.50 (50%), *F1-score* 0.57 (57%) ; *Covid-19* = 3, presisi 0.98 (98%), *recall* 0.99 (99%), *F1-score* 0.99 (99%) dan rata-rata akurasi untuk tiap kelasnya 0.86 (86%).

Dari Gambar 4.9 *Confusion Matrix* yang diperoleh dari evaluasi model yang ditampilkan berbentuk *matrix*[15]. Diagonal gambar tersebut menunjukkan setiap kategori gambar yang diklasifikasikan benar untuk data yang mendatar dari kategori yang diprediksi benar merupakan setiap kelas yang *false negative*, dan data yang tegak lurus dengan kelas yang diklasifikasikan benar merupakan *false positif*. Kategori kelas 0 yang dianotasikan sebagai Normal, 1 sebagai *Pneumonia Bacterial*, 2 sebagai *Pneumonia Viral*, dan 3 sebagai *Covid-19*.



Gambar 11 Confusion Matrix

Tabel 3 Confusion matrix

		Kelas Sebenarnya	
		Positif	False Positive
Prediksi	Positif	True Positive	False Positive
	Negatif	False Negative	True Negative

Berikut ini rumus dari perhitungan akurasi, precision, recall, dan F1 score dengan TP adalah *True Positive*, TN adalah *True Negative*, FP adalah *False Positive*, dan FN adalah *False Negative*.

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

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

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

$$F1\ Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

Tabel 4 Kinerja sistem: total akurasi 85,54%, TP: 698, total data 816

Kelas	TP	FP	FN	TN	Precision	Recall	F1 Score	Accuracy
0	283	18	9	196	0,9402	0,9692	0,9545	85,54%
1	231	61	35	162	0,7911	0,8684	0,8278	85,54%
2	72	37	73	452	0,6606	0,4966	0,5675	85,54%
3	112	2	1	557	0,9825	0,9912	0,9968	85,54%

#### 4. Penutup

Penelitian mengembangkan sistem klasifikasi pneumonia menggunakan metode Convolutional Neural Network dengan arsitektur ResNet50. Sistem ini dapat mengklasifikasikan berbagai jenis pneumonia berdasarkan gambar chest x-ray. Model ResNet50 yang digunakan menunjukkan kinerja yang baik berdasar pada percobaan 2 dengan akurasi 82% pada data pelatihan dan 83% pada data validasi, menunjukkan bahwa model ini mampu menggeneralisasi dengan baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Evaluasi lebih lanjut menunjukkan bahwa model ini dapat mengklasifikasikan empat kelas dengan presisi, recall, dan F1-score yang bervariasi.

Kelas Normal memiliki performa terbaik dengan F1-score 95%, diikuti oleh Covid-19 dengan F1-score 98%, sementara performa untuk Pneumonia Bacterial 82% dan Viral Pneumonia lebih rendah 56%. Efektivitas model ini dalam mengklasifikasikan pneumonia terlihat dari nilai-nilai presisi, recall, dan F1-score yang dicapai. Secara keseluruhan, model menunjukkan akurasi rata-rata 86% untuk semua kelas, yang merupakan indikator baik dari kemampuan model dalam melakukan klasifikasi yang akurat. Model ResNet50 menunjukkan kemampuan yang sangat baik dalam mengidentifikasi kasus Normal dan Covid-19 dengan nilai presisi dan recall yang sangat tinggi, menunjukkan efektivitas yang signifikan dalam mendeteksi kondisi-kondisi ini. Namun, efektivitas dalam mendeteksi Pneumonia Bacterial dan Viral Pneumonia masih memerlukan peningkatan, terutama pada kelas Viral Pneumonia yang memiliki F1-score terendah yaitu 57%. Ini menunjukkan bahwa meskipun model ini cukup efektif secara keseluruhan, masih terdapat ruang untuk perbaikan dalam klasifikasi jenis pneumonia tertentu.

Penajaman dan validasi lebih lanjut diperlukan untuk meningkatkan ketangguhan dan keandalan sistem klasifikasi untuk aplikasi dunia nyata. Selain itu, perlu dikembangkan sistem klasifikasi otomatis yang berbentuk aplikasi.

## Daftar Pustaka

- [1] B. Nugroho and E. Y. Puspaningrum, "Kinerja Metode CNN untuk Klasifikasi Pneumonia dengan Variasi Ukuran Citra Input," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 3, pp. 533–538, 2021, doi: 10.25126/jtiik.2021834515.
- [2] N. A. Sam, Sumarni, M. Sabir, and N. Syamsi, "Pneumonia : Laporan Kasus," *J. Med. Prof.*, vol. 5, no. 2, pp. 146–153, 2023.
- [3] N. Abdillah, A. K. W. Hapantenda, A. Habib, and I. Listiowarni, "Klasifikasi Viral Pneumonia Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dan Support Vector Machine," *Konvergensi*, vol. 18, no. 2, pp. 50–56, 2022, doi: 10.30996/konv.v18i1.6916.
- [4] M. Suyuti and E. Setyati, "Pneumonia Classification of Thorax Images using Convolutional Neural Networks," *J. Inf.*, vol. 5, no. 2, p. 62, 2020, doi: 10.25139/inform.v0i1.2707.
- [5] M. A. Wikanargo and A. P. Thenata, "Image Segmentation of Chest X-Rays for Abnormality Pattern Recognition in Lungs Using Fuzzy C-Means Method," *J. Terap. Teknol. Inf.*, vol. 2, no. 2, pp. 101–111, 2018, doi: 10.21460/jutei.2018.22.98.
- [6] S. Suprihanto, I. Awaludin, M. Fadhil, and M. A. Z. Zulfikor, "Analisis Kinerja ResNet-50 dalam Klasifikasi Penyakit pada Daun Kopi Robusta," *J. Inform.*, vol. 9, no. 2, pp. 116–122, 2022, doi: 10.31294/inf.v9i1.13049.
- [7] I. M. D. Maysanjaya, "Klasifikasi Pneumonia pada Citra X-rays Paru-paru dengan Convolutional Neural Network," *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 2, pp. 190–195, 2020, doi: 10.22146/jnteti.v9i2.66.
- [8] A. Raup, W. Ridwan, Y. Khoeriyah, S. Supiana, and Q. Y. Zaqiah, "Deep Learning dan Penerapannya dalam Pembelajaran," *JIIIP - J. Ilm. Ilmu Pendidik.*, vol. 5, no. 9, pp. 3258–3267, 2022, doi: 10.54371/jiip.v5i9.805.
- [9] V. Praskatama, C. A. Sari, E. H. Rachmawanto, and N. Mohd Yaacob, "Pneumonia Prediction Using Convolutional Neural Network," *J. Tek. Inform.*, vol. 4, no. 5, pp. 1217–1226, 2023, doi: 10.52436/1.jutif.2023.4.5.1353.
- [10] L. A. Andika, H. Pratiwi, and S. S. Handajani, "Klasifikasi Penyakit Pneumonia Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dengan Optimasi Adaptive

- Momentum," *Indones. J. Stat. Its Appl.*, vol. 3, no. 3, pp. 331–340, 2019, doi: 10.29244/ijisa.v3i3.560.
- [11] M. F. D. Ryandra, "Perbandingan Arsitektur Resnet-50 dan Inceptionv3 dalam Klasifikasi Covid 19 Berdasarkan Citra X Ray," p. 35, 2022, [Online]. Available: <https://repositori.uma.ac.id/handle/123456789/17072%0Ahttps://repositori.uma.ac.id/jspui/bitstream/123456789/17072/1/178160047> - Muhammad Farhan Dwi Ryandra - Fulltext.pdf
- [12] A. B. Setiawan and M. A. Ridlo, "Determining PID Parameters For Temperature Control System in Cavendish Banana Storage Room," vol. 8, no. 1, pp. 15–23, 2024.
- [13] U. H. Zaini and A. Rabi, "Metode CNN Dan Metode Haar Cascade Untuk Mendeteksi Sepeda Motor Yang Melintasi Area Trotoar," *JEECOM J. Electr. Eng. Comput.*, vol. 5, no. 2, pp. 191–199, 2023, doi: 10.33650/jeecom.v5i2.6744.
- [14] Y. S. Pasaribu *et al.*, "Rekomendasi Destinasi Wisata Kota Bandung Menggunakan Algoritma Collaborative Filtering Timotius Selar Sitompul," *J. Penelit. dan Karya Ilm.*, vol. 1, no. 6, 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.59059/mutiara.v1i6.736>
- [15] W. I. Rahayu, C. Prianto, and E. A. Novia, "Perbandingan Algoritma K-Means dan Naive Bayes untuk Memprediksi Prioritas Pembayaran Tagihan Rumah Sakit Berdasarkan Tingkat Kepentingan pada PT. Pertamina (Persero)," *J. Tek. Inform.*, vol. 13, no. 2, pp. 1–8, 2021.