

# Identifikasi Pneumonia pada Citra Rontgen Paru-paru Menggunakan Convolutional Neural Network

Dimas NurHamzah<sup>1)</sup>, I Wayan Sariyanto<sup>2)</sup>, Ni Luh Gede Pivin Suwirmayanti<sup>3)</sup>, Indrianto<sup>4)</sup>

Sistem Komputer<sup>1),2),3),4)</sup>

Institut Teknologi dan Bisnis STIKOM Bali

Denpasar, Indonesia

e-mail: 190010195@stikom-bali.ac.id<sup>1)</sup>, 190010204@stikom-bali.ac.id<sup>2)</sup>, pivin@stikom-bali.ac.id<sup>3)</sup>, indrianto@stikom-bali.ac.id<sup>4)</sup>

## Abstrak

*Pneumonia merupakan sebuah infeksi yang menyebabkan peradangan paru paru, atau sering disebut dengan paru paru basah, salah satu cara untuk mengetahui pnemonia melalui foto rontgen paru paru, hasil foto rontgen akan dianalisis untuk mengetahui apakah ada pneumonia atau tidak. Dan untuk menganalisis pasti membutuhkan waktu, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan atau membuat model convolutional neural network yang dapat mengklasifikasi atau mengidentifikasi citra rontgen paru paru terkena pneumonia atau tidak, hasil dari penelitian ini berupa sebuah model deep learning yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi foto rontgen paru paru.*

**Kata kunci:** pneumonia, rontgen paru-paru, artificial integelience, convolutional neural network, densenet

## 1. Pendahuluan

Pneumonia adalah infeksi yang menyebabkan peradangan pada jaringan paru-paru, dengan gejala bervariasi dari ringan hingga serius, seperti batuk berdarah, demam, dan kesulitan bernapas. Juga dikenal sebagai paru-paru basah, infeksi ini menyebabkan peradangan pada kantong udara, sehingga penderita kesulitan bernapas [1][4][8].

Convolutional Neural Network (CNN) adalah jenis neural network yang dirancang untuk memproses data dengan topologi grid, seperti citra. CNN terdiri dari tiga lapisan utama: convolution, pooling, dan fully-connected layer. Penelitian ini mengusulkan model CNN, yang efisien untuk memproses citra, menggunakan teknik pengacakan channel untuk meningkatkan akurasi [2][6]. Model ini bertujuan mengklasifikasikan dua kelas, di mana klasifikasi adalah proses menemukan pola yang memisahkan data ke dalam kelas yang ditentukan [9]. Arsitektur DenseNet digunakan untuk mengatasi vanishing gradient dan meningkatkan aliran informasi dalam jaringan [11][12][10], dengan pemrograman menggunakan Python dan framework TensorFlow [15].

Salah satu penelitian relevan adalah "Identifikasi Penyakit Tanaman Padi Melalui Citra Daun Menggunakan DenseNet201," di mana model DenseNet201 mencapai akurasi 92,59% pada data pelatihan dan 82,99% pada pengujian, dengan precision 0,85%, recall 0,83%, dan F1-score 0,83% [3]. Analisis CNN untuk deteksi pneumonia menggunakan arsitektur VGG-19 menunjukkan akurasi 92,95% dengan dataset 5.840 citra, dibagi 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji, serta ukuran citra 64x64 piksel untuk optimalisasi ekstraksi fitur [8].

Tujuan penelitian ini adalah mengembangkan model deep learning yang dapat mengidentifikasi citra paru-paru normal dan terinfeksi pneumonia.

## 2. Metode Penelitian

### 2.1 Pengumpulan Data

penelitian ini dimulai dengan pengumpulan dataset citra rontgen paru paru yang mendukung kasus pneumonia, dataset yang digunakan bersumber dari repository public yang di unduh secara bebas, seperti <https://www.kaggle.com/datasets/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>, total citra yang digunakan mencapai 5856 files, dengan pembagian data training 4173, sedangkan data validasi 1043 files dan untuk testing 624 files, pengumpulan data bertujuan untuk memastikan keberagaman dataset, sehingga model yang dikembangkan dapat di ujikan dengan baik[5][6][7][13][14].

## 2.2 Processing Data

Processing data adalah tahap untuk memodifikasi citra, mulai dari merisize citra ke ukuran tertentu untuk konsistensi, menormalisasi data ke bentuk 0 – 1, dan memperbanyak keberagaman citra melalui teknik augmentasi data seperti zoom, flipping dan rotasi citra [5][6] [7].

## 2.3 Training Data

Pelatihan model menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) berbasis DenseNet121 sebagai extractor fitur tanpa lapisan klasifikasi asli. Citra input berukuran 128x128 piksel dengan tiga saluran warna (RGB). Setelah lapisan konvolusi, hasilnya diratakan dan dilanjutkan dengan dua lapisan Dense (512 dan 150 neuron) serta Dropout untuk mencegah overfitting. Lapisan output terdiri dari satu neuron dengan fungsi aktivasi sigmoid untuk klasifikasi biner (normal vs pneumonia). Model memanfaatkan transfer learning dari DenseNet121 yang dilatih pada dataset ImageNet. Pelatihan menggunakan data yang diproses, dengan optimasi Adam dan fungsi loss binary crossentropy. Kinerja dievaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score untuk analisis lebih lanjut [5][6][7].

## 2.4 Evaluasi Data

Evaluasi model dilakukan menggunakan data pengujian untuk mengukur kinerja dalam mendeteksi pneumonia. Kinerja dievaluasi berdasarkan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score, memberikan gambaran tentang efektivitas klasifikasi biner. Selain itu, confusion matrix digunakan untuk menganalisis distribusi prediksi, termasuk True Positive, True Negative, False Positive, dan False Negative. Ini membantu mengidentifikasi area yang perlu diperbaiki, seperti mengurangi hasil positif palsu atau negatif palsu. Hasil evaluasi memberikan wawasan penting mengenai kemampuan generalisasi model terhadap data yang tidak terlihat sebelumnya [5][6][7].

## 2.3 Testing Model

Pada tahap ini, penulis menguji model di Google Colab, dengan fitur untuk mengunggah gambar. Setelah diunggah, gambar diproses dengan mengubah ukurannya menjadi 128x128 piksel dan dinormalisasi untuk meningkatkan akurasi. Model kemudian memprediksi kelas gambar, menghasilkan label "NORMAL" atau "PNEUMONIA" beserta probabilitas prediksi. Hasil prediksi ditampilkan secara visual bersama gambar yang diunggah, memberikan wawasan tentang efektivitas model dalam klasifikasi gambar medis.

## 3. Hasil dan Pembahasan

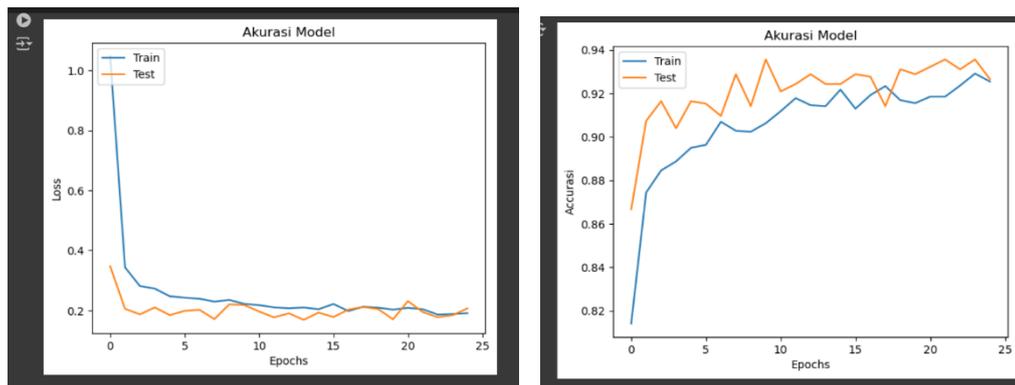
### 3.1 Hasil Akurasi modal dan loss model

Selama proses pelatihan model menunjukkan peningkatan akurasi dan penurunan loss secara konsisten, berikut table dari training data, disini epoch dimulai dari 17/25 sampai 25/25.

Epoch 17/25
136/136 - 130s - loss: 0.1976 - accuracy: 0.9192 - val_loss: 0.2022 - val_accuracy: 0.9277 - 130s/epoch - 953ms/step
Epoch 18/25
136/136 - 128s - loss: 0.2121 - accuracy: 0.9233 - val_loss: 0.2114 - val_accuracy: 0.9141 - 128s/epoch - 944ms/step
Epoch 19/25
136/136 - 129s - loss: 0.2089 - accuracy: 0.9169 - val_loss: 0.2042 - val_accuracy: 0.9311 - 129s/epoch - 947ms/step
Epoch 20/25
136/136 - 130s - loss: 0.2023 - accuracy: 0.9155 - val_loss: 0.1701 - val_accuracy: 0.9288 - 130s/epoch - 955ms/step
Epoch 21/25
136/136 - 129s - loss: 0.2083 - accuracy: 0.9185 - val_loss: 0.2307 - val_accuracy: 0.9322 - 129s/epoch - 952ms/step
Epoch 22/25
136/136 - 129s - loss: 0.2035 - accuracy: 0.9185 - val_loss: 0.1941 - val_accuracy: 0.9356 - 129s/epoch - 951ms/step
Epoch 23/25
136/136 - 130s - loss: 0.1858 - accuracy: 0.9236 - val_loss: 0.1770 - val_accuracy: 0.9311 - 130s/epoch - 954ms/step
Epoch 24/25
136/136 - 130s - loss: 0.1877 - accuracy: 0.9291 - val_loss: 0.1838 - val_accuracy: 0.9356 - 130s/epoch - 958ms/step
Epoch 25/25
136/136 - 131s - loss: 0.1905 - accuracy: 0.9254 - val_loss: 0.2064 - val_accuracy: 0.9266 - 131s/epoch - 965ms/step

Dari tabel di atas, terlihat bahwa akurasi pelatihan meningkat dari 81.41% pada epoch pertama menjadi 92.54% pada epoch terakhir, sementara akurasi validasi meningkat dari 86.67% menjadi 92.66%. Hal ini menunjukkan bahwa model berhasil belajar dari data pelatihan dan mampu menggeneralisasi pada data validasi.

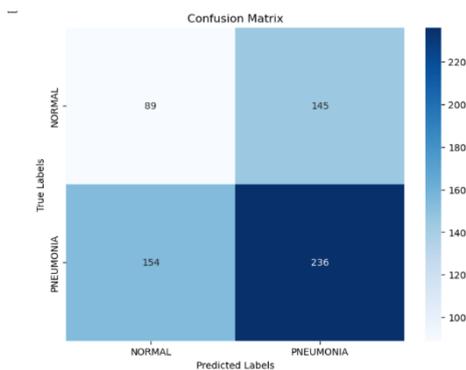
### 3.2 Hasil Visualisasi Data Training



Dari visualisasi ini, dapat dilihat bahwa model menunjukkan peningkatan akurasi yang signifikan selama training, dengan akurasi training dan validasi yang saling mendekati. Loss juga menunjukkan penurunan yang konsisten, yang mengindikasikan bahwa model belajar dengan baik. Meskipun ada fluktuasi kecil, model tampaknya tidak mengalami overfitting yang signifikan.

### 3.3 Hasil Evaluasi Model Menggunakan Confusion Matrix

Hasil evaluasi model menggunakan confusion matrix sebagai berikut



Confusion matrix adalah alat evaluasi yang digunakan untuk mengukur kinerja model klasifikasi dalam machine learning. Matrix ini menampilkan jumlah prediksi yang benar dan salah dalam bentuk tabel, membandingkan prediksi model dengan label sebenarnya dari data.

Komponen :

True Positive (TP): 234 (model benar mendeteksi pneumonia)

True Negative (TN): 87 (model benar mendeteksi normal)

False Positive (FP): 147 (model salah mendeteksi normal sebagai pneumonia)

False Negative (FN): 156 (model salah mendeteksi pneumonia sebagai normal)

Metrik Evaluasi :

125/125 [=====] - 13s 102ms/step

Confusion Matrix:

```
[[ 87 147]
 [156 234]]
```

Accuracy: 0.5144

Precision: 0.6142

Recall: 0.6000

Specificity: 0.3718

F1-Score: 0.6070

Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
Normal	0.36	0.37	0.36	234
Positive	0.61	0.60	0.61	390
accuracy			0.51	624
macro avg	0.49	0.49	0.49	624
weighted avg	0.52	0.51	0.52	624

Akurasi: 51.44% Menunjukkan bahwa model dapat mengklasifikasikan lebih dari setengah dari citra dengan benar, tetapi ini masih rendah untuk aplikasi medis.

Precision: 61.42% Dari semua prediksi pneumonia, sekitar 61.42% yang benar-benar positif. Ini penting karena false positives dapat menyebabkan kecemasan dan perawatan yang tidak perlu.

Recall: 60.00% Dari semua citra yang sebenarnya positif, model berhasil mendeteksi 60.00%. Ini menunjukkan bahwa ada ruang untuk memperbaiki deteksi pneumonia.

Specificity: 37.18% Hanya 37.18% citra normal yang berhasil terdeteksi dengan benar. Ini menunjukkan model memiliki tantangan dalam mengidentifikasi citra normal.

F1-Score: 60.70% Menunjukkan keseimbangan antara precision dan recall, tetapi masih menunjukkan adanya kelemahan dalam deteksi.

### 3.4 Pengujian

Pengujian menggunakan dataset testing yang sudah disediakan dataset, penulis menggunakan 2 gambar normal dan gambar pneumonia untuk menguji model dan melihat probabilitas dari tiap gambar.



Dari Pengujian diatas, modal dapat memprediksi citra normal dengan probabilitas 0.25 dan citra pneumonia dengan probabilitas 0.98.

## 4. Kesimpulan

*Identifikasi Pneumonia Pada Citra Rontgen Paru-paru Menggunakan Convolutional Neural Network (Dimas NurHamzah)*

Perancangan model untuk mendeteksi pneumonia melalui citra rontgen menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur DenseNet menghasilkan temuan penting. Model ini menunjukkan akurasi keseluruhan 51%, dengan presisi 36% untuk kelas Normal dan 61% untuk kelas pneumonia. Meskipun menunjukkan potensi, presisi dan recall yang rendah pada kelas Normal menjadi tantangan.

Model ini berpotensi diterapkan dalam aplikasi berbasis web, memungkinkan pengguna mengunggah citra rontgen untuk analisis real-time. Namun, terdapat keterbatasan seperti waktu proses pelatihan yang lama dan kebutuhan perangkat keras yang memadai, membatasi aksesibilitas.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk meningkatkan arsitektur model dengan menambah lapisan dan menerapkan teknik dropout. Dengan lebih banyak waktu untuk pengembangan, model dapat dioptimalkan untuk hasil yang lebih baik dalam mendeteksi pneumonia. Selain itu, implementasi aplikasi berbasis web dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan kegunaan dan aksesibilitas model.

#### Daftar Pustaka

- [1] A. Perdananto, A. Udin Zailani, J. Kencana No, and P. Tangerang Selatan, "Penerapan Deep Learning Pada Aplikasi Prediksi Penyakit Pneumonia Berbasis Convolutional Neural Networks," *DES 2019 Journal of Informatics and Communications Technology*, vol. 1, no. 2, pp. 1–010.
- [2] Dr. Priyanto Hidayatullah, S.T., M.sc. (2021). *Buku Sakti Deep Learning . Stunning Vision AI Academy*
- [3] P. Sitompul, H. Okprana, A. Prasetio, and G. Artikel, "Identifikasi Penyakit Tanaman Padi Melalui Citra Daun Menggunakan DenseNet 201 Identification of Rice Plant Diseases Through Leaf Image Using DenseNet 201 Article Info ABSTRAK," *JOMLAI: Journal of Machine Learning and Artificial Intelligence*, vol. 1, no. 2, pp. 2828–9099, 2022, doi: 10.55123/jomlai.v1i2.889.
- [4] R. A. Wati, H. Irsyad, M. Ezar, and A. Rivan, "Klasifikasi Pneumonia Menggunakan Metode Support Vector Machine," 2020.
- [5] J. Subroto, N. L. Gede, P. Suwirmayanti, and N. L. Ratniasih, "Prosiding Seminar Hasil Penelitian Informatika dan Komputer," *SPINTER*, vol. 1, no. 2, p. 2024, 2024, [Online]. Available: <https://github.com>,
- [6] N. Yudistira, A. W. Widodo, and B. Rahayudi, "Deteksi Covid-19 pada Citra Sinar-X Dada Menggunakan Deep Learning yang Efisien," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 7, no. 6, p. 1289, Dec. 2020, doi: 10.25126/jtiik.2020763651.
- [7] U. Brawijaya, A. ' Izzan Kautsar, B. Rahayudi, and L. Muflikhah, "Fakultas Ilmu Komputer ANALISIS PERFORMA MODEL CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DALAM MENDETEKSI PENYAKIT PNEUMONIA," 2017. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [8] J. Yopento and F. Coastera, "IDENTIFIKASI PNEUMONIA PADA CITRA X-RAY PARU-PARU MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) BERDASARKAN EKSTRAKSI FITUR SOBEL," 2022. [Online]. Available: <http://ejournal.unib.ac.id/index.php/rekursif/40>
- [9] I. Nyoman, Y. Setiawan, N. Luh, P. Suwirmayanti, N. Wayan, and A. Ulandari, "Penerapan Teknik Klasifikasi Untuk Prediksi Status Mahasiswa Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbour," 2023.
- [10] R. Indraswari, W. Herulambang, and R. Rokhana, "Deteksi Penyakit Mata Pada Citra Fundus Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Ocular Disease Detection on Fundus Images Using Convolutional Neural Network (CNN)." [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/jr2ngb/cataractdataset>
- [11] R. A. Mas'ud and Junta Zeniarja, "Optimasi Convolutional Neural Networks untuk Deteksi Kanker Payudara menggunakan Arsitektur DenseNet," *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, vol. 8, no. 1, pp. 310–318, Jun. 2024, doi: 10.29408/edumatic.v8i1.25883.
- [12] U. Khultsum and G. Taufik, "Komparasi Kinerja DenseNet 121 dan MobileNet untuk Klasifikasi Citra Penyakit Daun Kentang," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 10, no. 2, p. 558, Apr. 2023, doi: 10.30865/jurikom.v10i2.6047.
- [13] D. R. R. Putra and R. A. Saputra, "IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK MENDETEKSI PENGGUNAAN MASKER PADA GAMBAR,"

*Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 11, no. 3, Aug. 2023, doi:  
10.23960/jitet.v11i3.3286.

- [14] M. Rizqi Efrian *et al.*, "IMAGE RECOGNITION BERBASIS CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK MENDETEKSI PENYAKIT KULIT PADA MANUSIA," *Jurnal POLEKTRO: Jurnal Power Elektronik*, vol. 11, no. 1, p. 2022.
- [15] J. Vicky, F. Ayu, and B. Julianto, "Implementasi Pendeteksi Penyakit pada Daun Alpukat Menggunakan Metode CNN."