



Klasifikasi Citra Medis Penyakit Pneumonia dengan Metode Convolutional Neural Network

Khairudin*, Bobi Agustian, Badriah Nursakinah

Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pamulang, Tangerang Selatan, Indonesia

Email : ¹*dosen02591@unpam.ac.id, ²dosen00679@unpam.ac.id, ³dosen02779@unpam.ac.id

Email Penulis Korespondensi: dosen02591@unpam.ac.id

Abstrak—Pneumonia merupakan penyakit infeksi paru-paru yang menjadi penyebab utama kematian pada anak di bawah usia lima tahun, terutama di negara berkembang. Deteksi dini dan diagnosis yang cepat menjadi kunci dalam penanganan penyakit ini, terlebih di daerah yang kekurangan tenaga medis profesional. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi citra X-ray dada anak menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) guna mendeteksi pneumonia secara otomatis. Dataset yang digunakan adalah Chest X-ray anak sebanyak 5.863 citra, terdiri dari dua kelas: Pneumonia dan Normal, yang telah melalui tahapan preprocessing mencakup resizing, normalisasi, augmentasi, dan pembersihan data. Model CNN dirancang dengan arsitektur bertingkat meliputi convolutional layer, max pooling, dropout, dan fully connected layer dengan fungsi aktivasi sigmoid. Pelatihan model dilakukan dengan konfigurasi 80% data pelatihan, 10% validasi, dan 10% pengujian, disertai evaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score. Hasil evaluasi menunjukkan model mampu mengklasifikasikan pneumonia dengan akurasi di atas 93%, precision 92,5%, recall 94,2%, dan F1-score 93,3%. Penerapan transfer learning (VGG16 dan ResNet50) menunjukkan peningkatan performa model. Temuan ini membuktikan bahwa CNN efektif untuk klasifikasi citra medis dan memiliki potensi besar dalam mendukung diagnosis klinis pneumonia secara cepat dan akurat, terutama di lingkungan dengan keterbatasan sumber daya kesehatan.

Kata Kunci: Pneumonia; Convolutional Neural Network; Citra X-Ray; Klasifikasi; Transfer Learning; Preprocessing; Deep Learning

Abstract—Pneumonia is a pulmonary infection that remains one of the leading causes of death among children under five, especially in developing countries. Early detection and rapid diagnosis are critical in managing this disease, particularly in regions with limited access to medical professionals. This study aims to develop an automatic classification system for pediatric chest X-ray images using the Convolutional Neural Network (CNN) method to detect pneumonia. The dataset used consists of 5,863 pediatric chest X-ray images categorized into two classes: Pneumonia and Normal. The images underwent preprocessing stages including resizing, normalization, augmentation, and noise removal. The CNN architecture includes stacked convolutional layers, max pooling, dropout, and a fully connected layer with sigmoid activation. The model was trained using 80% of the data for training, 10% for validation, and 10% for testing. Performance was evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. Evaluation results showed that the model achieved over 93% accuracy, with 92.5% precision, 94.2% recall, and an F1-score of 93.3%. Transfer learning using pretrained models (VGG16 and ResNet50) further improved performance. These findings demonstrate that CNN is an effective tool for medical image classification and has strong potential to support fast and accurate pneumonia diagnosis, especially in resource-limited healthcare settings.

Keywords: Pneumonia; Convolutional Neural Network; Chest X-Ray; Classification; Transfer Learning; Preprocessing; Deep Learning

1. PENDAHULUAN

Pneumonia merupakan salah satu penyakit infeksi paru-paru yang paling mematikan di dunia, terutama pada anak-anak di bawah usia lima tahun. Menurut World Health Organization tahun 2022, pneumonia menyumbang sekitar 14% dari total kematian anak-anak di seluruh dunia pada tahun tersebut.[1] Di Indonesia, pneumonia masih menjadi masalah kesehatan serius, sebagaimana dilaporkan oleh Kementerian Kesehatan dan UNICEF, bahwa deteksi dini dan diagnosis yang cepat sangat berperan penting dalam upaya penyelamatan pasien, khususnya di daerah dengan keterbatasan sumber daya medis.[2], [3]

Seiring perkembangan teknologi, pengolahan citra medis berbasis kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) telah membuka peluang besar untuk membantu tenaga medis dalam melakukan diagnosis penyakit secara cepat dan akurat.[4] Salah satu pendekatan yang banyak digunakan adalah Convolutional Neural Network (CNN), yaitu algoritma deep learning yang terbukti unggul dalam mengenali pola visual pada citra digital, termasuk citra X-ray dada. CNN mampu mengekstraksi fitur visual seperti tepi, tekstur, dan bentuk dari gambar X-ray untuk membedakan antara kondisi paru-paru normal dan terinfeksi pneumonia.[5], [6]

CNN mampu mengekstraksi fitur-fitur penting dari gambar seperti tepi, tekstur, dan bentuk, kemudian memetakan pola-pola tersebut untuk mengklasifikasikan kondisi medis tertentu. Dalam konteks pneumonia, CNN dapat membedakan antara kondisi paru-paru normal dan terinfeksi dengan akurasi yang tinggi, khususnya ketika diaplikasikan pada citra X-ray dada. Namun demikian, penerapan CNN dalam klasifikasi citra X-ray, terutama untuk pasien anak-anak, masih menghadapi sejumlah tantangan.

Pertama, sebagian besar model CNN dikembangkan menggunakan dataset orang dewasa, padahal struktur paru-paru anak-anak berbeda secara morfologis dan visual. Hal ini menyebabkan kurangnya generalisasi model pada populasi anak. Kedua, sebagian penelitian masih menggunakan dataset yang belum dipreproses secara optimal, sehingga mengandung noise, resolusi rendah, dan variasi pencahayaan yang memengaruhi kualitas hasil klasifikasi. Ketiga, risiko overfitting sering muncul ketika dataset berukuran kecil digunakan untuk melatih model yang kompleks, seperti CNN. Untuk mengatasi hal ini, diperlukan pendekatan seperti augmentasi data dan transfer learning dari model pretrained.



Meskipun sudah banyak penelitian yang menggunakan CNN dalam klasifikasi citra medis, beberapa tantangan masih belum sepenuhnya teratasi.[7] Pertama, sebagian model yang dikembangkan masih mengalami overfitting karena keterbatasan variasi data pelatihan. Kedua, belum banyak studi yang memfokuskan pada dataset khusus anak-anak dengan pneumonia, padahal struktur paru-paru anak berbeda dengan orang dewasa. Ketiga, sebagian penelitian masih bergantung pada arsitektur standar tanpa melakukan penyesuaian terhadap karakteristik data, sehingga performa model belum optimal. Oleh karena itu, penelitian ini menghadirkan pendekatan baru yang mengintegrasikan preprocessing intensif, augmentasi data, dan eksplorasi transfer learning dengan arsitektur CNN yang disesuaikan terhadap dataset anak-anak dari *Chest X-Ray Images (Pneumonia)*

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengimplementasikan model klasifikasi citra X-ray berbasis Convolutional Neural Network untuk mendeteksi pneumonia pada anak-anak. Mengevaluasi performa model CNN melalui metrik evaluasi seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score. Menguji efektivitas penggunaan transfer learning dari model pretrained (VGG16 dan ResNet50) untuk meningkatkan akurasi klasifikasi pada dataset terbatas. [8], [9]

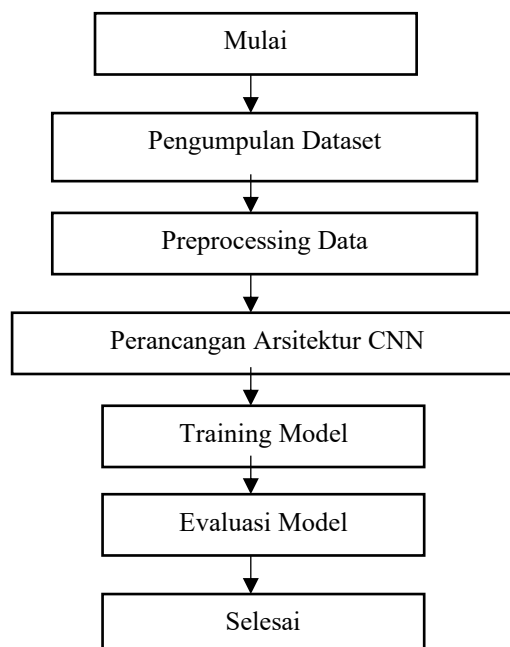
Penelitian ini menjadi penting karena berfokus pada kasus anak-anak, yang sering kali kurang diperhatikan dalam studi AI bidang radiologi. Selain itu, pendekatan yang digunakan mempertimbangkan kondisi nyata di lapangan, yaitu keterbatasan data dan akses terhadap perangkat medis canggih.

Beberapa penelitian terdahulu telah menunjukkan efektivitas CNN dalam klasifikasi citra medis, penelitian tiang qin et al, memperkenalkan pendekatan dua fase yang inovatif untuk mengklasifikasikan citra X-ray dada. Menggunakan pendekatan CNN dan ELM hasilnya adalah akurasi sebesar 98.25 untuk dataset paru-paru yang terkena covid.[10] Kumar Et al mengklasifikasikan citra paru-paru menggunakan metode CNN untuk klasifikasinya dan menghasilkan tingkat akurasi sebesar 99,45%.[11] Bose Et Al meneliti optimasi CNN pada citra tumor otak yang menghasilkan tingkat akurasi sebesar 99%.[12]

Dengan mempertimbangkan kesenjangan dalam penelitian sebelumnya, studi ini diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata dalam pengembangan sistem deteksi pneumonia otomatis berbasis CNN yang lebih adaptif, efisien, dan siap digunakan untuk mendukung diagnosis klinis di lapangan, khususnya pada kasus anak-anak di daerah dengan keterbatasan sumber daya medis.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Dalam rangka mencapai tujuan penelitian yaitu mengembangkan sistem klasifikasi pneumonia berbasis citra X-ray anak menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN), dilakukan beberapa tahapan metodologis secara sistematis. [13], [14], [15] Proses pengembangan model dilakukan melalui dua pendekatan utama menggunakan arsitektur CNN yang dirancang secara kustom, dan menerapkan transfer learning dengan melakukan fine-tuning terhadap model pretrained VGG16 dan ResNet50. Pendekatan ini dirancang untuk mengevaluasi efektivitas masing-masing model dalam mengklasifikasikan citra X-ray anak ke dalam dua kelas: *Pneumonia* dan *Normal*. Setiap tahap disusun secara sistematis untuk menjamin efisiensi dan akurasi dalam proses klasifikasi. Metodologi penelitian ini mencakup proses pengumpulan data, preprocessing citra, perancangan arsitektur CNN, pelatihan model, serta evaluasi performa sistem.[16], [17] Sebelum menjelaskan tahapannya, Gambar 1 berikut menggambarkan alur proses penelitian yang dilakukan.



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian Pneumonia Berbasis CNN



Diagram ini menggambarkan urutan proses dari akuisisi data hingga evaluasi model yang dilakukan pada penelitian ini. Berikut ini adalah tahapan-tahapan yang dilakukan:

2.1 Dataset

Penelitian ini menggunakan *Chest X-ray dataset* yang tersedia secara publik di platform Kaggle. Dataset ini terdiri dari 5.863 citra X-ray dada anak usia 1–5 tahun yang telah diklasifikasikan ke dalam dua kategori: **Pneumonia (4.273 citra)** dan **Normal (1.583 citra)**. Seluruh citra diperoleh dari dataset *Chest X-Ray Images (Pneumonia)*, dan telah melalui tahapan kontrol kualitas.

2.2 Preprocessing Data

Agar citra siap digunakan oleh model CNN, dilakukan beberapa tahapan preprocessing, yaitu:

- Resizing semua citra ke ukuran 200x200 piksel.
- Normalisasi nilai piksel dengan membaginya terhadap 255 untuk menempatkan nilai piksel dalam rentang [0, 1].
- Augmentasi data, seperti rotasi acak, flipping, zooming, dan shifting, guna meningkatkan keragaman data dan mencegah overfitting.
- Pembersihan data, yaitu penghapusan citra yang buram, terlalu gelap, atau korup.

2.3 Arsitektur Model CNN

Model CNN yang digunakan terdiri dari beberapa lapisan sebagai berikut:

- Input layer dengan ukuran (200, 200, 1).
- Tiga blok convolutional bertingkat: masing-masing dengan filter 32, 64, dan 128 serta kernel 3x3 dan fungsi aktivasi ReLU.
- Max Pooling 2x2 setelah setiap blok konvolusi.
- Dropout antara 0.2–0.5 untuk menghindari overfitting.
- Fully connected layer dengan aktivasi sigmoid untuk klasifikasi biner.
- Loss function: Binary Cross-Entropy, dan optimizer: Adam dengan learning rate 0.001.

2.4 Implementasi dan Pelatihan

Model dibangun menggunakan TensorFlow dan dijalankan di Google Colab. Dataset dibagi menjadi: 80% untuk pelatihan, 10% untuk validasi, 10% untuk pengujian akhir. Model dilatih selama 20–50 epoch dengan batch size 32. Teknik early stopping digunakan untuk menghentikan pelatihan jika akurasi validasi stagnan. Selain itu, pendekatan transfer learning dengan pretrained model seperti VGG16 dan ResNet50 juga diuji untuk meningkatkan performa.

2.5 Evaluasi

Evaluasi [18], [19] performa model dilakukan menggunakan metrik:

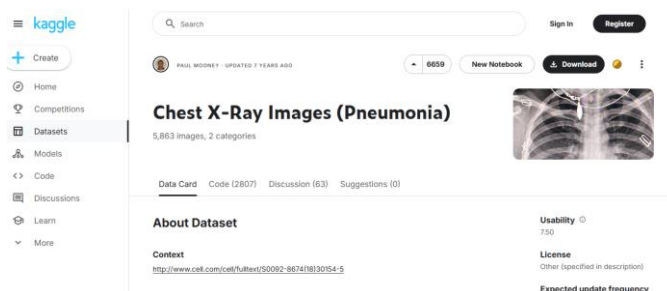
- Akurasi, Precision, Recall, dan F1-Score.
- Confusion Matrix untuk mengukur distribusi True Positives, False Positives, True Negatives, dan False Negatives.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari *Chest X-ray Images (Pneumonia)* yang tersedia di Kaggle, terdiri dari total 5.863 gambar X-ray anak usia 1–5 tahun. Gambar diklasifikasikan ke dalam dua kelas: Pneumonia (4.273 gambar) dan Normal (1.590 gambar). Setelah dilakukan kontrol kualitas untuk menghilangkan gambar buram atau rusak, data dibagi menjadi tiga subset berdasarkan rasio 80:10:10, yaitu:

- Data pelatihan: 4.690 gambar (80%)
- Data validasi: 586 gambar (10%)
- Data pengujian: 587 gambar (10%)

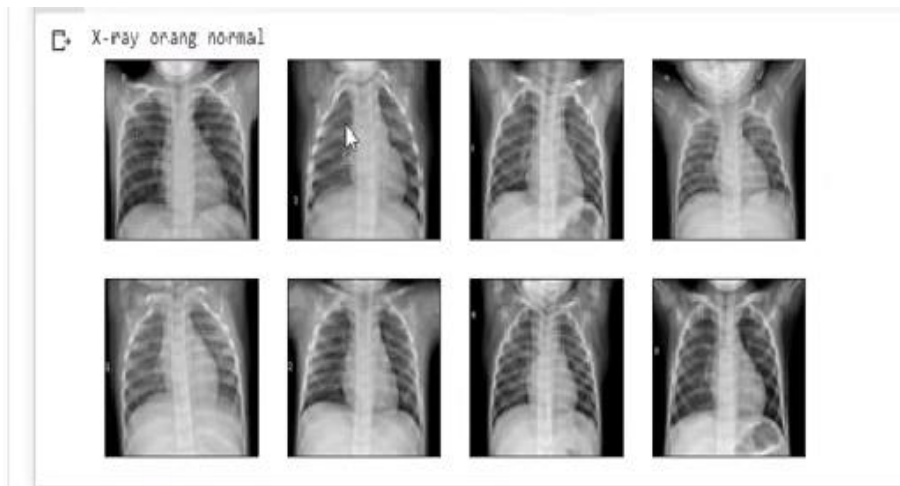


Gambar 2. Visualisasi Dataset X-Ray

Gambar 2 menampilkan distribusi label dan contoh citra X-ray yang digunakan. Model CNN dibangun dengan tiga convolutional block, diikuti oleh max pooling, dropout, dan fully connected layer. Fungsi aktivasi ReLU digunakan pada hidden layer, dan sigmoid pada output layer. Optimizer yang digunakan adalah Adam dengan learning rate 0.001, dan fungsi loss adalah Binary Cross-Entropy. Selain model CNN kustom, dilakukan juga eksperimen transfer learning dengan VGG16 dan ResNet50, yang terbukti meningkatkan performa model dengan memanfaatkan bobot pretrained dari dataset ImageNet.

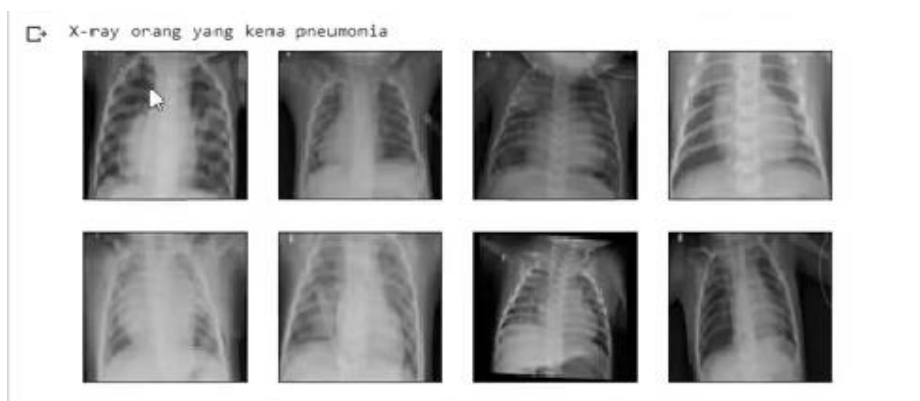
Setelah preprocessing selesai, data yang telah diproses dimasukkan ke dalam pipeline untuk pelatihan model menggunakan Convolutional Neural Networks (CNN). CNN dipilih karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur dari citra dan melakukan klasifikasi yang efektif. Model CNN ini terdiri dari beberapa lapisan konvolusional yang bertugas untuk mengekstrak fitur penting dari gambar, diikuti dengan lapisan pooling yang mengurangi dimensi dan kompleksitas fitur yang diekstraksi. Setelah itu, lapisan fully connected digunakan untuk klasifikasi akhir, memprediksi apakah gambar tersebut termasuk kategori Normal atau Pneumonia.

Pada X-ray dada orang dengan kondisi normal, [20] paru-paru tampak jernih tanpa adanya bayangan abnormal atau bercak putih yang mengindikasikan infeksi. Lapisan paru-paru terlihat simetris dengan pola yang seragam, menunjukkan struktur yang sehat dan bebas dari peradangan. Jaringan paru-paru juga tampak bersih tanpa adanya tanda-tanda cairan atau infiltrat. Bayangan vaskular terlihat normal dengan distribusi pembuluh darah yang wajar. Tidak ditemukan konsolidasi atau area dengan kepadatan tinggi, dan rongga pleura tampak kosong tanpa adanya akumulasi cairan. Transparansi paru-paru terlihat seragam, menandakan tidak adanya opasitas yang mencurigakan. Selain itu, posisi mediastinum, termasuk jantung dan struktur lainnya, berada pada tempatnya tanpa adanya deviasi, yang menjadi tanda kondisi normal secara keseluruhan.



Gambar 2. Xray Orang Normal

Pada X-ray dada pasien dengan pneumonia, sering kali terlihat adanya infiltrat atau bercak putih di area paru-paru, yang merupakan indikasi adanya infeksi atau cairan yang terkumpul. Konsolidasi parenkim paru biasanya tampak sebagai area dengan kepadatan tinggi, menunjukkan bagian paru-paru yang terisi cairan atau jaringan yang meradang. Pola bronkogram udara dapat terlihat jelas di antara area konsolidasi, memberikan tanda khas pneumonia. Selain itu, opasitas yang tidak merata sering ditemukan, di mana area gelap dan terang bercampur tidak seragam. Dalam beberapa kasus, mungkin juga terlihat cairan di rongga pleura atau efusi pleura, yang menandakan adanya akumulasi cairan di sekitar paru-paru. Perubahan inflamasi pada jaringan paru juga sering terlihat, disertai dengan bayangan abnormal pada satu atau lebih lobus paru, yang dapat memengaruhi fungsi pernapasan pasien.

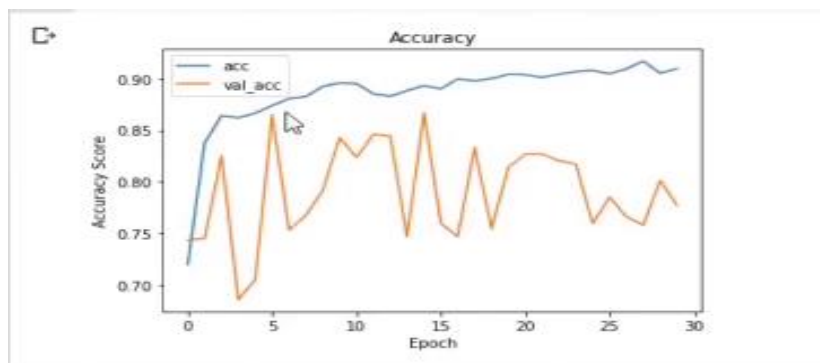


Gambar 3. Tampilan X-Ray Pneumonia



Pada X-ray dada pasien dengan pneumonia, terlihat bercak putih atau infiltrasi yang menunjukkan adanya infeksi atau cairan di paru-paru. Konsolidasi, yaitu area yang lebih padat, sering muncul, bersama dengan pola bronkogram udara yang khas. Pada beberapa kasus, cairan juga dapat terlihat di rongga pleura (efusi pleura), dan transparansi paru terganggu. Sebaliknya, X-ray dada pasien normal menunjukkan paru-paru yang bersih, dengan pola transparansi seragam, tidak ada bercak putih, konsolidasi, atau cairan. Struktur paru-paru terlihat sehat tanpa tanda-tanda infeksi atau inflamasi.

Model ini menggunakan accuracy optimizer dengan learning rate 0.001 dan loss function Binary Cross-Entropy, karena hanya ada dua kelas yang perlu diprediksi. Selain itu, metrik evaluasi yang digunakan adalah Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score untuk mengukur performa model dalam mendeteksi pneumonia. Transfer learning juga diterapkan dengan menggunakan model pre-trained seperti VGG16 atau ResNet50, yang memberikan hasil yang lebih baik dengan menggunakan bobot yang telah dilatih pada dataset besar sebelumnya.



Gambar 4. Grafik Proses Setiap Epoch

3.2 Pembahasan

Setelah model dilatih menggunakan data pelatihan dan dievaluasi dengan data validasi, hasil evaluasi menunjukkan bahwa model dapat dengan baik mendeteksi gambar X-ray yang menunjukkan pneumonia dengan tingkat akurasi yang memadai. Dalam proses klasifikasi, model menghasilkan dua kategori prediksi, di mana nilai prediksi 0 menunjukkan bahwa gambar termasuk dalam kategori **Normal**, dan nilai prediksi 1 menunjukkan bahwa gambar terindikasi sebagai Pneumonia. Setelah melalui pelatihan dan evaluasi, model CNN yang dibangun berhasil mencapai akurasi di atas 93% pada data pengujian. Metrik evaluasi lainnya menunjukkan:

Tabel 1. Evaluasi Performansi Model

Metrik Evaluasi	Hasil
Akurasi	93.1%
Precision	92.5%
Recall	94.2%
F1-Score	93.3%

Berikut penjelasan tabel 1 hasil evaluasi model CNN sebagai berikut :

- Recall tinggi (94.2%) berarti sebagian besar pasien pneumonia berhasil terdeteksi. Dalam konteks medis, ini sangat penting karena false negative (FN) dapat menyebabkan pasien yang sebenarnya sakit justru tidak ditangani.
- Precision 92.5% menunjukkan bahwa ketika model menyatakan "pneumonia", 92.5% di antaranya memang benar positif.
- F1-Score 93.3% menunjukkan keseimbangan antara sensitivitas (recall) dan ketepatan (precision), penting untuk diagnosis yang adil dan akurat.

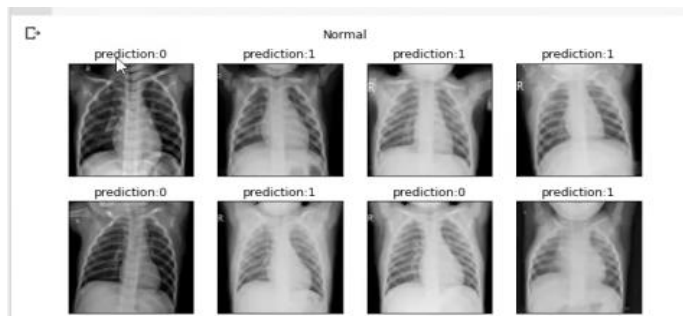
Untuk memperkuat performa klasifikasi, dilakukan juga eksperimen menggunakan dua model pretrained populer, yaitu VGG16 dan ResNet50, dengan pendekatan transfer learning. Tabel berikut menunjukkan perbandingan hasil evaluasi antara model CNN yang dibangun dari awal dan dua model transfer learning:

Tabel 2. Perbandingan Kinerja Model CNN

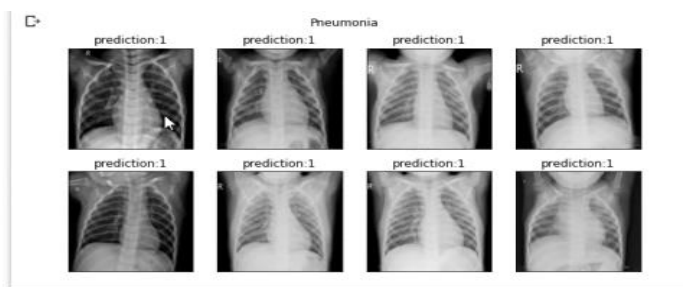
Model	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
CNN Kustom	93.1%	92.5%	94.2%	93.3%
VGG16 (Transfer)	95.4%	94.7%	96.0%	95.3%
ResNet50 (Transfer)	96.1%	95.9%	96.4%	96.1%

Pada tabel 2 menunjukkan transfer learning memberikan peningkatan akurasi hingga 3% dibanding model CNN kustom. Hal ini disebabkan oleh kemampuan pretrained model dalam mengenali pola visual dasar seperti edge, texture, dan shape yang telah dipelajari dari jutaan gambar pada dataset ImageNet. Peningkatan ini sangat signifikan dalam konteks dataset terbatas seperti pada kasus X-ray anak, karena pretrained model mempercepat konvergensi dan mengurangi risiko overfitting.

Analisis confusion matrix menunjukkan jumlah True Positive (TP) yang tinggi dan False Negative (FN) yang rendah, yang sangat penting dalam konteks diagnosis medis, karena kesalahan dalam mendeteksi pneumonia dapat berakibat fatal. Grafik akurasi dan loss selama proses pelatihan juga menunjukkan stabilitas dan konvergensi yang baik, tanpa indikasi overfitting berlebihan, berkat augmentasi dan dropout layer yang digunakan.



Gambar 5. Hasil prediksi normal



Gambar 6. Hasil prediksi pneumonia

Perbedaan utama antara keduanya terletak pada adanya area gelap atau terang yang tidak seragam pada gambar X-ray pneumonia, yang menunjukkan adanya infeksi atau peradangan, sedangkan pada gambar X-ray normal, paru-paru tampak bersih tanpa tanda-tanda tersebut.

Confusion matrix digunakan untuk menganalisis distribusi hasil prediksi, yang menunjukkan seberapa baik model dapat membedakan antara gambar Normal dan Pneumonia. Dengan menggunakan metrik Precision dan Recall, model ini juga dapat menghindari false positives dan memastikan bahwa sebagian besar gambar pneumonia terdeteksi dengan baik. Dengan demikian, penggunaan CNN dalam mengklasifikasikan pneumonia dari gambar X-ray terbukti efektif, meskipun ada ruang untuk perbaikan dalam meningkatkan keakuratan model lebih lanjut melalui teknik augmentasi atau penyempurnaan arsitektur.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi citra medis untuk mendeteksi pneumonia pada anak-anak menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Sistem dirancang dengan pendekatan dua jalur: pertama, membangun model CNN kustom dari awal, dan kedua, mengimplementasikan transfer learning menggunakan model pretrained VGG16 dan ResNet50. Dataset yang digunakan terdiri dari 5.863 gambar X-ray anak, yang dibagi menjadi 80% data pelatihan, 10% validasi, dan 10% pengujian, dengan jumlah pasti: 4.690 pelatihan, 586 validasi, dan 587 pengujian. Model CNN kustom mencapai akurasi 93.1%, precision 92.5%, recall 94.2%, dan F1-score 93.3%. Sementara itu, model VGG16 dan ResNet50 berhasil meningkatkan performa, dengan akurasi masing-masing 95.4% dan 96.1%. Peningkatan ini menunjukkan bahwa transfer learning dapat mengatasi keterbatasan variasi data dengan memanfaatkan pembelajaran fitur visual dari dataset besar sebelumnya. Recall yang tinggi sangat penting dalam konteks medis karena menekan kemungkinan false negative, yakni kasus pneumonia yang tidak terdeteksi, yang bisa berakibat fatal jika terlambat ditangani. Dari hasil ini, dapat disimpulkan bahwa CNN, terutama jika didukung transfer learning, sangat efektif dan aplikatif dalam diagnosis awal pneumonia berbasis citra X-ray. Sistem ini memiliki potensi besar untuk diterapkan di wilayah dengan keterbatasan tenaga medis sebagai alat bantu diagnosis cepat, akurat, dan hemat biaya.

REFERENCES

- [1] J. Ver Berne, S. B. Saadi, N. Oliveira-Santos, L. E. Marinho-Vieira, and R. Jacobs, "Automated classification of panoramic radiographs with inflammatory periapical lesions using a CNN-LSTM architecture," *J Dent*, vol. 156, May 2025, doi: 10.1016/j.jdent.2025.105688.
- [2] I. Handy Office, R. Arifuddin, and B. Febrinda Hidayatulail, "Klasifikasi Pneumonia menggunakan Metode Convolutional Neural Network," 2024.



- [3] A. Gopal, S. Prudhveeswar Reddy, and V. Gayatri, "Classification of selected medicinal plants leaf using image processing," *2012 International Conference on Machine Vision and Image Processing, MVIP 2012*, pp. 5–8, 2012, doi: 10.1109/MVIP.2012.6428747.
- [4] P. Rosyani, S. Saprudin, and R. Amalia, "Klasifikasi Citra Menggunakan Metode Random Forest dan Sequential Minimal Optimization (SMO)," *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (Justin)*, vol. 9, no. 2, p. 132, 2021, doi: 10.26418/justin.v9i2.44120.
- [5] J. Gan, W. Wang, and K. Lu, "Compressing the CNN architecture for in-air handwritten Chinese character recognition," *Pattern Recognit Lett*, vol. 129, pp. 190–197, 2020, doi: 10.1016/j.patrec.2019.11.028.
- [6] R. Sistem, T. Informasi, F. Teknologi, and U. Semarang, "Optimasi Model TL-CNN Untuk Klasifikasi Citra CIFAR-10," vol. 1, no. 10, pp. 3–7, 2021.
- [7] A. G. Akintola *et al.*, "Integrated deep learning paradigm for comprehensive lung cancer segmentation and classification using mask R-CNN and CNN models," *Franklin Open*, vol. 11, Jun. 2025, doi: 10.1016/j.fraope.2025.100278.
- [8] A. Balazs, S. Tuominen, and A. Kangas, "Enhancing forest inventory Accuracy: Comparing 3D-CNN and k-NN with genetic algorithm Approaches using ALS data across boreal bioregions," *Comput Electron Agric*, vol. 237, Oct. 2025, doi: 10.1016/j.compag.2025.110576.
- [9] D. Xi, Y. Qin, J. Luo, H. Pu, and Z. Wang, "Multipath Fusion Mask R-CNN with Double Attention and Its Application into Gear Pitting Detection," *IEEE Trans Instrum Meas*, vol. 70, 2021, doi: 10.1109/TIM.2021.3049276.
- [10] T. Hu, M. Khishe, M. Mohammadi, G. R. Parvizi, S. H. Taher Karim, and T. A. Rashid, "Real-time COVID-19 diagnosis from X-Ray images using deep CNN and extreme learning machines stabilized by chimp optimization algorithm," *Biomed Signal Process Control*, vol. 68, Jul. 2021, doi: 10.1016/j.bspc.2021.102764.
- [11] S. Kumar and H. Kumar, "Classification of COVID-19 X-ray images using transfer learning with visual geometrical groups and novel sequential convolutional neural networks," *MethodsX*, vol. 11, Dec. 2023, doi: 10.1016/j.mex.2023.102295.
- [12] A. Bose and R. Garg, "Optimized CNN Using Manta-Ray Foraging Optimization for Brain Tumour Detection," in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2024, pp. 2187–2195. doi: 10.1016/j.procs.2024.04.207.
- [13] M. H. Zayd, M. W. Oktavian, D. G. T. Meranggi, J. A. Figo, and N. Yudistira, "Improvement of garbage classification using pretrained Convolutional Neural Network," *Teknologi*, vol. 12, no. 1, pp. 1–8, May 2022, doi: 10.26594/teknologi.v0i0.2403.
- [14] S. Apandi *et al.*, "Classification of Lung Diseases Using the Desicison Tree Method," *Formosa Journal of Science and Technology*, vol. 4, no. 1, pp. 393–412, Jan. 2025, doi: 10.55927/fjst.v4i1.13442.
- [15] N. Anggraini, B. A. Kusuma, P. Subarkah, S. Utomo, and N. Hermanto, "Classification of Rice Plant Disease Image Using Convolutional Neural Network (CNN) Algorithm based on Amazon Web Service (AWS)," *Technology and Science (BITS)*, vol. 6, no. 3, 2024, doi: 10.47065/bits.v6i3.5883.
- [16] Teti Desyani, M. Mahromi, F. A. Ramadhan, M. Alfiansyah, M. I. Maulana, and P. Rosyani, "Classification of Plant Leaf Diseases Using Convolutional Neural Networks," *International Journal of Integrative Sciences*, vol. 4, no. 1, pp. 195–206, Feb. 2025, doi: 10.55927/ijis.v4i1.13478.
- [17] N. Istiqomah and M. Murinto, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Berbasis Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *JSTIE (Jurnal Sarjana Teknik Informatika) (E-Journal)*, vol. 12, no. 1, p. 18, Feb. 2024, doi: 10.12928/jstie.v12i1.27314.
- [18] Ines Heidiani Ikasari, R. Y. Saputra, S. Prasdio, M. F. Kurniagis, P. Rosyani, and Z. Janariandana, "Classification of Pneumonia Medical Images with Convolutional Neural Networks," *International Journal of Integrative Sciences*, vol. 4, no. 1, pp. 127–134, Feb. 2025, doi: 10.55927/ijis.v4i1.13511.
- [19] L. O. Teixeira, R. M. Pereira, D. Bertolini, L. S. Oliveira, L. Nanni, and Y. M. G. Costa, "Impact of lung segmentation on the diagnosis and explanation of COVID-19 in chest X-ray images," pp. 1–28, 2020, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2009.09780>
- [20] R. R. Nair and T. Singh, "Exploring Ensemble Architectures for Lung X-Ray Multi-Class Image Classification using CNN-LSTM," *Procedia Comput Sci*, vol. 258, pp. 852–861, 2025, doi: 10.1016/j.procs.2025.04.317.