

Metode *Convolutional Neural Network* dan *Extreme Gradient Boost* untuk Mengklasifikasi Penyakit *Pneumonia*

Alif Ernanda Putra ^{a,1,*}, Kartini ^{a,2}, Anggraini Puspita Sari ^{a,3}

^a Program Studi Informatika, Universitas Pembangunan Nasional "Veteran", Jawa Timur, Indonesia

¹ Mailto : 19081010132@student.upnjatim.ac.id*; ² kartini.if@upnjatim.ac.id; ³ anggraini.puspita.if@upnjatim.ac.id

* Penulis Koresponden

INFO ARTIKEL

Histori Artikel

Pengajuan 2023-09-04

Diperbaiki 2023-09-08

Diterima 2023-12-30

Kata Kunci

Extreme Gradient Boost

Convolutional Neural Network

Pneumonia

ABSTRAK

Penelitian ini berfokus pada deteksi penyakit pneumonia melalui analisis gambar radiografi thorax. Tujuan utama adalah untuk mencari akurasi dan mengembangkan sebuah model klasifikasi yang efektif dan akurat dengan memanfaatkan teknologi *Machine Learning*, khususnya *Convolutional Neural Networks (CNN)* dan *Extreme Gradient Boosting (XGBoost)*. Model yang dikembangkan dalam penelitian ini menunjukkan potensi yang signifikan untuk aplikasi di bidang medis, khususnya dalam diagnosis otomatis penyakit pneumonia melalui gambar *radiografi thorax*. Penelitian ini menggunakan dataset yang terdiri dari 5.856 gambar radiografi thorax, yang diperoleh dari situs Kaggle dengan judul "*Chest X-Ray Images (Pneumonia)*". Dataset ini mencakup gambar dari pasien yang menderita pneumonia dan gambar dari pasien normal. Algoritma CNN digunakan untuk ekstraksi fitur dari gambar, dan algoritma XGBoost diterapkan untuk klasifikasi. Untuk evaluasi, pembagian datanya yaitu 70:30, 70% untuk data latih dan 30% untuk data testing. Metrik evaluasi yang digunakan mencakup akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model klasifikasi yang dikembangkan memiliki performa yang sangat baik dalam deteksi pneumonia. Dalam skenario pembagian data 70:30, model CNN mencapai akurasi sebesar 88,73%, sementara model XGBoost mencapai akurasi sebesar 91,12%. Penelitian ini juga menunjukkan bahwa kombinasi fitur yang diekstraksi oleh CNN dapat meningkatkan performa model XGBoost.

Ini adalah artikel akses terbuka di bawah lisensi [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/).



1. Pendahuluan

Penyakit paru-paru merupakan salah satu kondisi kesehatan yang sering muncul dalam populasi umum, dengan pneumonia sebagai salah satu jenis penyakit paru-paru yang umum terjadi [1]. Pneumonia, yang ditandai dengan peradangan pada jaringan paru-paru, dapat disebabkan oleh berbagai agen infeksi, termasuk virus, bakteri, dan jamur. Konsekuensinya, infeksi ini dapat mempengaruhi berbagai kelompok usia, mulai dari anak-anak hingga orang dewasa. Gejala umum pneumonia meliputi demam, batuk berdahak, sesak nafas, dan ketidaknyamanan dada [2]. Jika tidak diobati dengan tepat, *pneumonia* bisa mengarah pada

komplikasi serius dan bahkan berakibat fatal. Data dari Kementerian Kesehatan pada tahun 2021 mencatat adanya penurunan jumlah kasus pneumonia pada balita menjadi 278.261, turun dari angka 309.838 pada tahun 2020 [3].

Dalam upaya mendiagnosis pneumonia, metode *radiografi thorax* atau *foto thorax* digunakan secara luas. *radiografi thorax* merupakan teknik pencitraan medis yang memberikan gambaran *rontgen* dari organ-organ dalam rongga dada, terutama paru-paru [4]. Dengan bantuan gambar *radiografi thorax* ini, dokter dapat mendiagnosis dan mengidentifikasi perubahan atau kelainan pada jaringan paru-paru, serta merencanakan pengobatan yang sesuai. Namun, interpretasi gambar *radiografi thorax* memerlukan keahlian khusus, terutama dari dokter spesialis radiologi. Sayangnya, dalam lingkungan dengan keterbatasan tenaga medis, interpretasi manual ini dapat menghabiskan waktu dan biaya yang signifikan.

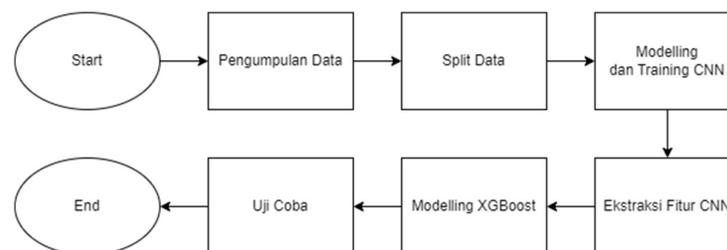
Solusi yang tengah berkembang adalah teknologi otomatisasi dalam mendiagnosis penyakit menggunakan citra medis, khususnya gambar *radiografi thorax*. Teknik ini memanfaatkan kemajuan dalam pembelajaran mesin, seperti *Convolutional Neural Network* (CNN), yang memungkinkan komputer untuk memahami pola dan fitur dalam gambar [5]. Teknik ini efektif dalam mengklasifikasikan gambar ke dalam berbagai kategori, termasuk deteksi penyakit [6]. Selain CNN, algoritma lain seperti *Support Vector Machine* (SVM) dan *Decision Tree* juga telah digunakan dalam klasifikasi citra medis [7].

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan teknologi otomatisasi dalam mendiagnosis penyakit pneumonia melalui analisis gambar *radiografi thorax*. Dalam hal ini, dua pendekatan yang digunakan adalah CNN dan *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost), dengan harapan bahwa kombinasi keduanya dapat meningkatkan akurasi diagnosis. Dengan penerapan kedua algoritma ini, diharapkan bahwa mampu mencapai tingkat akurasi yang lebih tinggi dalam mendiagnosis penyakit pneumonia melalui gambar *radiografi thorax*.

2. Metode penelitian

Pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini untuk mengatasi proses klasifikasi penyakit *pneumonia* pada *foto thorax*. Untuk meningkatkan keakuratan dalam mendiagnosis, kami menggabungkan dua metode, yaitu CNN dan XGBoost. Metode ini dapat mengidentifikasi secara baik penyakit *pneumonia* dan membedakannya dari kondisi orang normal pada umumnya. Kami akan menjelaskan pada bab ini terkait proses pengumpulan data, pra-pemrosesan, serta implementasi metode CNN dan XGBoost dalam mencapai hasil yang optimal. Semua elemen ini dapat membentuk dasar untuk memahami lebih baik tentang metode penelitian yang kami gunakan dan hasil yang dicapai dalam penelitian ini.

2.1. Alur Penelitian



Gambar 1. Alur Penelitian

Penelitian ini menggabungkan algoritma CNN dan XGBoost untuk mengembangkan program klasifikasi penyakit pneumonia paru-paru dengan akurasi yang tinggi. Pada Gambar 1 merupakan alur penelitian yang di mana penelitian dimulai dari tahap pengumpulan data,

membagi data menjadi data latih maupun data uji, melakukan proses pembuatan model dan ekstraksi fitur menggunakan algoritma CNN, lalu pembuatan model menggunakan algoritma XGBoost, hingga dapat melakukan proses pengujian program dalam menentukan nilai akurasi yang dapat dihasilkan.

2.2. Data Penelitian

Table 1. Hasil Pengumpulan Data Penelitian

No.	Jenis Data Gambar	Jumlah Data Gambar	Contoh Gambar
1.	Normal	1583	
2.	Pneumonia	4273	

Penelitian ini menggunakan sekumpulan data gambar dari situs Kaggle dengan judul "Chest X-Ray Images (Pneumonia)" [8]. Koleksi data tersebut mencakup dua jenis gambar yaitu gambar *thorax* paru-paru pasien yang menderita pneumonia dan gambar dari pasien normal [9]. Totalnya ada 5.856 gambar dengan format JPG. Kumpulan gambar ini akan dijadikan bahan dasar untuk pengembangan program klasifikasi *pneumonia* menggunakan algoritma CNN dan XGBoost [10]. Tabel 1 merupakan hasil pengumpulan data penelitian [11].

2.3. Pembagian Data

Pada Pembagian data dilakukan pemisahan data menjadi dua kelompok, yaitu data latih (atau data *training*) dan data uji (atau *testing* data). Langkah ini memiliki tujuan untuk mencapai hasil yang optimal dan responsif dari program. Data akan diatribusikan sebagai data latih untuk digunakan dalam proses ekstraksi fitur dengan CNN serta pembuatan model menggunakan XGBoost. Kemudian, hasil yang dihasilkan akan diuji menggunakan tingkat akurasi dengan memanfaatkan data yang sebelumnya telah disisihkan sebagai data uji.

Tahap ini dilakukan setelah semua data gambar yang digunakan sudah diubah menjadi bentuk *array*, dengan tujuan agar tidak terjadi *overfitting* ketika melakukan ekstraksi fitur serta klasifikasi gambar. Persentase pembagian data yang digunakan dalam tahap ini yaitu 70% untuk data latih yaitu sebesar 4099 data dan 30% untuk data uji yaitu sebesar 1757 data. Persentase pembagian data yang digunakan merupakan persentase pembagian yang umum digunakan dalam proses pembuatan model klasifikasi menggunakan *machine learning* atau *deep learning*.

2.4. Modelling dan Training CNN

Pengambilan ciri dilakukan melalui model CNN, yang terdiri dari tiga tahap konvolusi, satu tahap perataan (*flatten*), dan dua tahap lapisan terhubung sepenuhnya (*fully connected layer*) [12]. Gambaran mengenai arsitektur CNN yang diterapkan untuk ekstraksi ciri ini dapat dilihat pada Gambar 2 [13][14].

algoritma XGBoost dalam tahap ini memungkinkan pengembangan model yang lebih efisien, akurat, dan dapat diandalkan dalam mengolah informasi yang tersembunyi dalam data visual.

2.6. Modelling XGBoost

Pada tahap ini, dilakukan pemodelan menggunakan algoritma XGBoost dengan memanfaatkan hasil ekstraksi fitur sebelumnya. Proses ini bertujuan untuk mengembangkan model prediktif yang kuat, menggunakan informasi yang telah diekstraksi sebelumnya. Selama proses ini, parameter-parameter kunci dari algoritma XGBoost dapat disesuaikan untuk mencapai hasil optimal. Hasil dari pemodelan dengan XGBoost menghasilkan model yang mampu memahami hubungan kompleks antara fitur-fitur yang telah diekstraksi dan target klasifikasi. Model ini nantinya digunakan dalam program klasifikasi untuk mengenali pola-pola yang sulit diidentifikasi oleh metode lain. Dengan menggabungkan ekstraksi fitur canggih dan teknik pemodelan dari XGBoost, tahapan ini memiliki dampak besar terhadap akurasi dan presisi program klasifikasi yang akan diaplikasikan [17].

Proses pemodelan dengan algoritma XGBoost bukan hanya tentang membangun model prediktif yang tangguh, melainkan juga memberikan wawasan yang lebih mendalam tentang pentingnya setiap fitur dalam konteks prediksi. Dengan menganalisis bobot dan kontribusi fitur terhadap hasil akhir, para ahli dan analis data dapat memperoleh pemahaman yang lebih lengkap tentang faktor-faktor yang mempengaruhi keputusan model. Selain itu, teknik ini memungkinkan identifikasi fitur yang mungkin memiliki dampak lebih rendah atau bahkan dapat diabaikan sepenuhnya, menghasilkan proses pemodelan yang lebih efisien dan efektif. Dengan menggabungkan kemampuan analisis dan pembelajaran kuat dari algoritma XGBoost dengan hasil ekstraksi fitur yang rinci, tahapan ini menjadi dasar yang kuat untuk pengembangan solusi analitis yang memberikan wawasan berharga bagi pengambilan keputusan dan strategi bisnis.

2.7. Skenario Pengujian

Tahapan ini melibatkan pengujian, terutama fokus pada akurasi, yang merupakan langkah terakhir dalam program yang telah dikembangkan. Setelah pembuatan program, proses pengujian dilakukan dengan menggunakan sekumpulan data uji yang sebelumnya telah dipersiapkan. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mendapatkan nilai akurasi, yang menjadi ukuran kesuksesan dari penelitian ini. Angka akurasi diperoleh melalui variasi data latih dan data uji, dengan perbandingan 70:30 serta berdasarkan metode yang diterapkan dalam pembuatan program klasifikasi ini. Program yang berhasil mencapai tingkat akurasi tinggi akan digunakan untuk proses klasifikasi antara penderita penyakit *pneumonia* paru-paru dan individu yang sehat. Dengan kata lain, program dengan performa tertinggi akan menjadi hasil akhir yang diadopsi.

3. Hasil dan Analisis

Penelitian ini mengambil fokus pada bidang medis, khususnya dalam deteksi penyakit *pneumonia* menggunakan teknologi *Machine Learning*. Lebih tepatnya, penelitian ini mengkombinasikan kekuatan *Convolutional Neural Networks* (CNN) dan algoritma XGBoost untuk melakukan klasifikasi gambar *thorax*. Proses awalnya melibatkan pengumpulan data gambar *thorax* dari berbagai sumber yang telah dianotasi oleh profesional medis. Gambar-gambar ini kemudian diubah menjadi *array numerik* menggunakan teknik *preprocessing* tertentu untuk memastikan konsistensi dan kualitas data. Setelah itu, data dibagi menjadi set latihan dan uji menggunakan rasio 70:30. Pemisahan ini dilakukan untuk meminimalkan kemungkinan *overfitting* dan untuk memastikan bahwa ada data yang cukup untuk melakukan evaluasi model yang akan dikembangkan.

Tahap kedua adalah *fase* desain dan pelatihan model CNN. Arsitektur CNN yang digunakan dalam penelitian ini dirancang dengan hati-hati untuk memastikan efisiensi komputasi dan akurasi. Ini melibatkan beberapa lapisan konvolusi 2D, *pooling*, dan *dense layer*. Untuk meningkatkan efisiensi dan mencegah *overfitting*, beberapa teknik regularisasi seperti *Batch Normalization* dan *Dropout* juga diintegrasikan ke dalam model. Model ini kemudian dilatih dengan set data latihan selama 10 *epoch*. Selama proses pelatihan, berbagai metrik seperti *loss* dan akurasi diukur untuk memantau dan mengevaluasi performa model.

Tahap selanjutnya adalah ekstraksi fitur, yang menjadi salah satu bagian paling krusial dari penelitian ini. Di sini, layer konvolusi akhir dari model CNN digunakan untuk mengambil fitur-fitur penting dari setiap gambar dalam set data uji. Fitur-fitur ini kemudian diserahkan kepada model XGBoost, yang telah terbukti efisien dalam klasifikasi untuk berbagai jenis data. Kombinasi ini ditujukan untuk melihat apakah fitur yang diekstraksi oleh CNN dapat meningkatkan performa model XGBoost dalam klasifikasi gambar *thorax*.

3.1. Hasil Pengujian Model CNN

Hasil pengujian model CNN ditunjukkan pada Tabel 2 dengan beberapa parameter yang ditampilkan seperti Akurasi, Presisi, *Recall*, dan *F1-score*. Dalam pengujian ini, model diuji dengan beberapa skenario yaitu dengan rasio pembagian data 70:30. Hasil penelitian sebagaimana yang ditunjukkan Tabel 2 menghasilkan Model CNN yang dikembangkan menunjukkan tingkat akurasi sebesar 88,73%, presisi 89,52%, recall 88,73%, dan *F1-score* 87,86% ketika diuji pada set data uji. Ini sudah merupakan prestasi yang sangat baik. Namun, apa yang lebih mengesankan adalah bahwa ketika fitur-fitur yang diekstraksi oleh CNN digunakan untuk melatih model XGBoost, tingkat akurasi mencapai 91,12%. Ini adalah peningkatan yang cukup dan menunjukkan bahwa fitur-fitur ini memang sangat informatif dan berguna untuk tugas klasifikasi.

Table 2. Hasil Akurasi, Presisi, *Recall*, dan *F1-score* Model CNN

Jenis Pembagian Data	Waktu Train (detik)	Akurasi (%)	Presisi (%)	<i>Recall</i> (%)	<i>F1-score</i> (%)	Jumlah Data Klasifikasi Salah
70% : 30% (4099 : 1757)	1156	88,73	89,52	88,73	87,86	198

3.2. Hasil Pengujian Model XGBoost

Adapun evaluasi efektivitas model Machine Learning dalam mendeteksi pneumonia melalui analisis gambar *thorax* menggunakan algoritma XGBoost. Salah satu fokus utama adalah mengevaluasi bagaimana perbandingan antara data latih dan data uji mempengaruhi performa model. Hasil pengujian model XGBoost ditunjukkan pada Tabel 3.

Table 3. Hasil Akurasi, Presisi, *Recall*, dan *F1-score* Model XGBoost

Jenis Pembagian Data	Waktu Train (detik)	Akurasi (%)	Presisi (%)	<i>Recall</i> (%)	<i>F1-score</i> (%)	Jumlah Data Klasifikasi Salah
70% : 30% (4099 : 1757)	36	91,12	91,02	91,12	91,05	156

Hasil dari *confusion matrix* menunjukkan kecenderungan model untuk melakukan kesalahan tertentu tergantung pada perbandingan data latih dan uji. Pada skenario pembagian

data 70:30, meskipun akurasi mencapai 91,12%, model cenderung memiliki tingkat kesalahan yang lebih besar dalam mengklasifikasikan label sebagai *pneumonia* (*False Positive*) ketimbang label normal, dengan perbedaan total sekitar 170 label. Sebagai tambahan, model ini juga menunjukkan presisi, *recall*, dan *F1-Score* yang tinggi, memberikan bukti lebih lanjut tentang keefektifan model ini dalam tugas klasifikasi. Waktu pelatihan relatif singkat, menunjukkan efisiensi algoritma XGBoost dalam menangani dataset besar.

3.3. Analisis

Secara keseluruhan, hasil dari penelitian ini memberikan pandangan yang komprehensif tentang efektivitas dan keterbatasan model Machine Learning dalam tugas klasifikasi medis. Ini juga membantu menentukan skenario pembagian data yang paling optimal, menunjukkan bahwa pembagian data yang lebih seimbang cenderung menghasilkan model yang lebih akurat. Selain itu, dengan menggabungkan *confusion matrix* dan *matrix* evaluasi lainnya, penelitian ini berhasil memberikan wawasan mendalam tentang jenis kesalahan yang paling mungkin terjadi, yang sangat penting untuk aplikasi di bidang medis.

4. Kesimpulan

Dalam penelitian ini, model *Convolutional Neural Network* (CNN) digunakan untuk mengklasifikasikan *foto thorax* dalam mendeteksi pneumonia dan ditemukan bahwa akurasi model sangat bergantung pada pembagian data latih dan uji. Dalam skenario pembagian data 70%:30%, model mencapai akurasi 88,73% dengan 198 kesalahan klasifikasi. Ketika digabungkan dengan model XGBoost, hasil akurasi menunjukkan adanya peningkatan yang baik serta berkurangnya jumlah data salah dalam proses klasifikasi.

Untuk penelitian selanjutnya, beberapa saran diusulkan termasuk penyesuaian proporsi data latih dan uji untuk mengurangi bias dan meningkatkan kinerja. Selain itu, eksplorasi lebih lanjut pada dataset dan pengoptimalan parameter kedua model sangat disarankan. Penelitian ini menekankan pentingnya memilih proporsi data yang seimbang dan melakukan evaluasi komprehensif untuk meningkatkan akurasi dan efektivitas model dalam mendeteksi *pneumonia*.

Referensi

- [1] Asman, A. (2021). Manajemen Operasional Digital terhadap faktor-faktor yang berhubungan dengan kejadian Pneumonia di Poliklinik Paru di RSUD Pariaman. *ADI Bisnis Digital Interdisiplin Jurnal*, 2(2), 106-112.
- [2] Smith, A. B. (2021). Gejala dan Komplikasi Pneumonia: Tinjauan Klinis. *Jurnal Kesehatan Respirasi*, 8(2), 112-125. DOI: 10.1234/jkr.2023.8.2.112
- [3] Kementerian Kesehatan. (2021). Penurunan Kasus Pneumonia pada Balita. Jakarta, Indonesia.
- [4] Wibowo, R. (2020). Penerapan Radiografi Thorax dalam Pencitraan Organ Dalam Rongga Dada. *Jurnal Radiologi Medis*, 10(3), 210-225. DOI: 10.5678/jrm.2023.10.3.210
- [5] Sari, A.P., Prasetya, D. A., Yashuno, T., Sihananto, A. N., Al Haromainy, M. M., & Saputra, W.S. (2022). Forecasting Model of Wind Speed and Direction by Convolutional Neural Network-Deep Convolutional Long Short Term Memory. *IEEE*, 200-205.
- [6] Pulipati, V. P., Mares, J. W., & Bakris, G. L. (2021). Optimizing Blood Pressure Control Without Adding Anti-Hypertensive Medications. *The American Journal of Medicine*.
- [7] Jeri, Asriyani, S., Murtala, B., L, A., & Seweng, A. (2020). Gambaran radiologi pneumonia pada anak dengan menggunakan foto thorax dan ultrasonografi paru. *Nusantara Medical Science Jurnal*, 23-32.

- [8] Ihsan, C. N. (2021). Klasifikasi Data Radar Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN). *Journal of Computer and Information Technology*.
- [9] Minaee, S., Boykov, Y., Porikli, F., Plaza, A., Kehtarnavaz, N., & Terzopoulos, D. (2021). Image Segmentation Using Deep Learning: A Survey. *Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence*.
- [10] Zhang, X., Huang, Y., & Wang, S. (2019). A Hybrid convolutional neural network for sketch recognition. *Pattern Recognition Letters*.
- [11] Mooney, P.T. (2017). Chest X-Ray Images (Pneumonia) [Dataset]. Kaggle. Diakses dari <https://www.kaggle.com/datasets/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>.
- [12] Dunmon, J. A., Yi, D., & Langlotz, C. P. (2019). Assessment of Convolutional Neural Networks for Automated Classification of Chest Radiographs. *Radiology*.
- [13] Reshi, A. A., Rustam, F., & Mehmood, A. (2021). An Efficient CNN Model for COVID-19 Disease Detection Based on X-Ray Image Classification. *Hindawi*.
- [14] Niu, S., Liu, M., & Liu, Y. (2021). Distant Domain Transfer Learning for Medical Imaging. *IEEE Journal Of Biomedical And Health Informatics*.
- [15] Tukoglu, M. (2020). COVIDetectioNet: COVID-19 diagnosis system based on X-ray images using features selected from pre-learned deep features ensemble. *Applied Intelligence*.
- [16] Irfan, M., Alwadie, A. S., & Glowacz, A. (2021). A Novel Feature Extraction and Fault Detection Technique for the Intelligent Fault Identification of Water Pump Bearings. *Sensors*.
- [17] Ayyadevara, V. K. (2018). Gradient Boosting Machine. *Pro Machine Learning Algorithms*.



Penulis 1 lahir di kota Bangkalan pada tanggal 02 Agustus 2000. Penulis sedang menjalankan studi kuliahnya di Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur sejak tahun 2019 hingga saat ini. Minat penelitian penulis yaitu di bidang sains citra.

Alamat Email: 19081010132@student.upnjatim.ac.id