



Analisis Performa Transfer Learning Menggunakan MobileNetV2 untuk Klasifikasi Citra X-Ray Paru-Paru

M Choirul Amri

Universitas Islam Negeri Sumatera Utara

Lailan Sofinah Harahap

Universitas Islam Negeri Sumatera Utara

Abdul Rasyid

Universitas Islam Negeri Sumatera Utara

Alamat: Jl. Lap. Golf No.120, Kp. Tengah, Kec. Pancur Batu, Kabupaten Deli Serdang,
Sumatera Utara 20353

Korespondensi penulis: mchoirulamri112@gmail.com

Abstrak. *Pneumonia is a lung disease that requires early detection to prevent serious complications. Chest X-ray images are widely used for diagnosis; however, their interpretation still depends on medical experts. This study aims to analyze the performance of transfer learning using MobileNetV2 for classifying chest X-ray images. The Chest X-Ray Pneumonia dataset from Kaggle was used and divided into 75% training data, 15% validation data, and 10% testing data. Image preprocessing included resizing, pixel normalization, and data augmentation. The model was trained for 20 epochs using the Adam optimizer. Experimental results achieved an accuracy of 95.40%, precision of 95.62%, recall of 95.40%, and an F1-score of 95.46%. These results indicate that MobileNetV2 provides effective and stable performance for chest X-ray image.*

Keywords: *MobileNetv2; Pneumonia; Transfer Learning; X-Ray paru paru.*

Abstrak. Pneumonia merupakan penyakit paru-paru yang memerlukan deteksi dini untuk mencegah komplikasi serius. Citra X-Ray paru-paru banyak digunakan dalam proses diagnosis, namun interpretasinya masih bergantung pada tenaga medis. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis performa transfer learning menggunakan MobileNetV2 dalam klasifikasi citra X-Ray paru-paru. Dataset Chest X-Ray Pneumonia dari Kaggle digunakan dan dibagi menjadi 75% data latih, 15% data validasi, dan 10% data uji. Preprocessing dilakukan melalui penyeragaman ukuran citra, normalisasi nilai piksel, dan augmentasi data. Model dilatih selama 20 epoch menggunakan optimizer Adam. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi sebesar 95,40%, precision 95,62%, recall 95,40%, dan F1-score 95,46%. Hasil ini menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu memberikan performa yang baik dan stabil dalam klasifikasi citra X-Ray paru-paru.

Kata Kunci: *Chest X-Ray; MobileNetv2; Pneumonia; Transfer Learning.*

PENDAHULUAN

Penyakit paru-paru masih menjadi salah satu masalah kesehatan utama di dunia dan berkontribusi besar terhadap meningkatnya angka morbiditas dan mortalitas. Salah satu penyakit paru-paru yang sering ditemukan dan berpotensi menyebabkan komplikasi serius adalah pneumonia. Penyakit ini dapat menyerang berbagai kelompok usia dan memerlukan diagnosis yang cepat serta akurat agar penanganan medis dapat dilakukan secara tepat. Oleh karena itu, deteksi dini terhadap pneumonia menjadi hal yang sangat penting dalam sistem pelayanan Kesehatan (Syakuroh et al., 2025).

Pemeriksaan citra X-Ray paru-paru merupakan metode yang paling umum digunakan dalam proses diagnosis pneumonia karena bersifat non-invasif, relatif murah, dan mudah diakses di berbagai fasilitas kesehatan. Meskipun demikian, interpretasi citra X-Ray paru-paru masih

sangat bergantung pada keahlian dokter radiologi. Perbedaan tingkat pengalaman, kelelahan akibat beban kerja yang tinggi, serta keterbatasan jumlah tenaga ahli dapat meningkatkan risiko kesalahan interpretasi citra, terutama pada kasus dengan karakteristik visual yang sulit dibedakan antara paru-paru normal dan paru-paru yang terindikasi pneumonia (Ragab et al., 2022).

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan, khususnya deep learning, membuka peluang besar dalam membantu proses analisis citra medis. Convolutional Neural Network (CNN) telah terbukti mampu mengekstraksi fitur visual kompleks dari citra secara otomatis dan menghasilkan performa yang baik dalam berbagai tugas klasifikasi citra medis. Namun demikian, penerapan CNN secara langsung sering menghadapi kendala berupa kebutuhan dataset yang besar serta sumber daya komputasi yang tinggi, yang tidak selalu tersedia dalam penelitian maupun implementasi di lingkungan nyata (Shamrat et al., 2023).

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, pendekatan transfer learning menjadi solusi yang efektif. Transfer learning memungkinkan pemanfaatan model CNN yang telah dilatih sebelumnya pada dataset berskala besar untuk diaplikasikan pada domain yang berbeda, termasuk citra medis. Salah satu arsitektur CNN yang banyak digunakan dalam pendekatan ini adalah MobileNetV2. Arsitektur MobileNetV2 dirancang dengan struktur yang ringan dan efisien, sehingga mampu menghasilkan performa yang kompetitif dengan kebutuhan komputasi yang relatif rendah. Karakteristik ini menjadikan MobileNetV2 sangat cocok untuk diterapkan pada sistem pendukung diagnosis berbasis web maupun perangkat dengan keterbatasan sumber daya (M. Lupague et al., 2023).

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini berfokus pada analisis performa transfer learning menggunakan MobileNetV2 dalam klasifikasi citra X-Ray paru-paru, khususnya untuk membedakan antara paru-paru normal dan paru-paru yang terindikasi pneumonia. Penelitian ini menggunakan dataset Chest X-Ray Pneumonia dari Kaggle dengan pembagian data latih, validasi, dan uji yang proporsional. Diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem pendukung diagnosis yang akurat, efisien, dan dapat membantu tenaga medis dalam proses pengambilan keputusan klinis.

KAJIAN TEORITIS

1. Citra X-Ray Paru-Paru

Citra X-Ray paru-paru merupakan salah satu modalitas pencitraan medis yang paling umum digunakan dalam proses diagnosis penyakit pernapasan. Pemeriksaan ini mampu menampilkan struktur jaringan paru-paru, rongga dada, serta indikasi adanya kelainan seperti peradangan, infiltrasi, atau penumpukan cairan. Pada kasus pneumonia, citra X-Ray umumnya menunjukkan adanya perubahan pola kecerahan dan tekstur jaringan paru-paru yang membedakannya dari kondisi paru-paru normal. Meskipun demikian, perbedaan visual tersebut tidak selalu mudah dikenali secara manual, terutama pada tahap awal penyakit, sehingga diperlukan pendekatan berbasis komputasi untuk membantu proses analisis citra secara objektif dan konsisten.

2. Deep Learning pada Citra Medis

Deep learning merupakan pendekatan pembelajaran mesin yang menggunakan jaringan saraf berlapis untuk mempelajari representasi data secara hierarkis. Dalam pengolahan citra medis, deep learning memiliki kemampuan untuk mengekstraksi fitur visual secara otomatis dari citra tanpa memerlukan perancangan fitur secara manual. Kemampuan ini sangat penting dalam analisis citra X-Ray paru-paru yang memiliki karakteristik kompleks dan variasi tinggi. Dengan

memanfaatkan deep learning, sistem dapat mempelajari pola-pola visual yang berkaitan dengan kondisi penyakit secara lebih mendalam dibandingkan metode konvensional (Mirzaee & Ghorbanzadeh, 2025).

3. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network merupakan arsitektur deep learning yang dirancang khusus untuk pengolahan data berbentuk citra. CNN bekerja dengan memanfaatkan lapisan konvolusi untuk mengekstraksi fitur spasial seperti tepi, tekstur, dan bentuk, yang kemudian diproses lebih lanjut pada lapisan berikutnya. Dalam konteks citra X-Ray paru-paru, CNN mampu menangkap karakteristik visual jaringan paru-paru yang menjadi indikator adanya penyakit pneumonia. Keunggulan CNN terletak pada kemampuannya dalam mengenali pola lokal dan global pada citra, sehingga sangat efektif digunakan untuk tugas klasifikasi citra medis (Hartono & Muslikh, 2025).

4. Transfer Learning

Transfer learning merupakan teknik pembelajaran yang memanfaatkan model yang telah dilatih sebelumnya pada dataset berskala besar untuk diaplikasikan pada tugas baru yang memiliki karakteristik serupa. Pendekatan ini sangat bermanfaat dalam penelitian citra medis yang umumnya memiliki keterbatasan jumlah data. Dengan transfer learning, model CNN dapat memanfaatkan pengetahuan awal yang telah dipelajari, sehingga proses pelatihan menjadi lebih efisien dan risiko overfitting dapat dikurangi. Dalam penelitian ini, transfer learning digunakan untuk meningkatkan performa klasifikasi citra X-Ray paru-paru dengan memanfaatkan bobot awal dari model yang telah terlatih (Syaifurrahman & Silmina, 2025).

5. MobileNetV2

MobileNetV2 merupakan salah satu arsitektur CNN yang dirancang dengan fokus pada efisiensi komputasi dan jumlah parameter yang rendah. Arsitektur ini menggunakan konsep depthwise separable convolution serta inverted residual dengan linear bottleneck untuk mengurangi kompleksitas model tanpa mengorbankan performa secara signifikan. Dalam klasifikasi citra X-Ray paru-paru, MobileNetV2 berperan sebagai ekstraktor fitur yang mampu mengenali pola visual penting dengan beban komputasi yang relatif ringan. Karakteristik ini menjadikan MobileNetV2 sangat sesuai untuk diterapkan pada sistem pendukung diagnosis berbasis web maupun perangkat dengan keterbatasan sumber daya (Latupono & Rahardi, 2025).

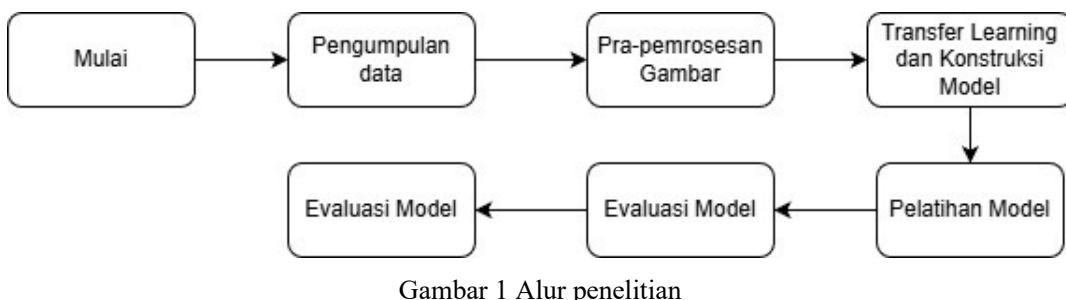
6. Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi kinerja model dilakukan untuk mengukur sejauh mana model mampu mengklasifikasikan citra X-Ray paru-paru secara akurat. Pengukuran performa dilakukan menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Akurasi digunakan untuk menilai tingkat ketepatan prediksi secara keseluruhan, sedangkan presisi dan recall memberikan gambaran lebih rinci mengenai kemampuan model dalam memprediksi masing-masing kelas. Dalam konteks medis, recall memiliki peranan penting karena berkaitan dengan kemampuan model dalam mendeteksi kasus penyakit secara benar. Evaluasi kinerja ini menjadi dasar dalam menganalisis efektivitas penerapan MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning pada klasifikasi citra X-Ray paru-paru (Somoal & Dzikrillah, 2025).

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimental untuk menganalisis performa model deep learning dalam klasifikasi citra X-Ray paru-paru. Pendekatan eksperimental dipilih karena penelitian berfokus pada pengujian kinerja model MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning melalui proses pelatihan dan evaluasi berbasis data. Hasil

eksperimen dianalisis menggunakan metrik evaluasi kuantitatif untuk menilai efektivitas model yang diusulkan (Purba, 2024).



Gambar 1 Alur penelitian

1. Dataset Penelitian

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset Chest X-Ray Pneumonia yang diperoleh dari platform Kaggle. Dataset tersebut terdiri dari citra X-Ray paru-paru dengan dua kelas, yaitu citra paru-paru normal dan citra paru-paru yang terindikasi pneumonia. Dataset ini dipilih karena memiliki jumlah data yang memadai sehingga relevan untuk pengujian metode klasifikasi citra medis berbasis deep learning (Berliani et al., 2023).

2. Pembagian Data

Pembagian dataset dilakukan secara acak dengan proporsi 75% sebagai data latih, 15% sebagai data validasi, dan 10% sebagai data uji. Data latih digunakan untuk proses pembelajaran model, data validasi digunakan untuk memantau kinerja model selama pelatihan, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi performa akhir model. Pembagian data dilakukan secara terpisah pada masing-masing kelas untuk menjaga keseimbangan distribusi data dan menghindari bias dalam proses pelatihan (Anwar et al., 2025).

3. Preprocessing Data

Sebelum digunakan dalam proses pelatihan, seluruh citra X-Ray paru-paru melalui tahap preprocessing untuk meningkatkan kualitas dan keseragaman data. Citra diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel agar sesuai dengan ukuran input model MobileNetV2. Normalisasi nilai piksel dilakukan untuk menstabilkan proses pembelajaran model. Selain itu, augmentasi data diterapkan pada data latih untuk meningkatkan variasi citra dan mengurangi risiko overfitting, sehingga model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

4. Perancangan Arsitektur Model

Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah MobileNetV2 dengan bobot awal hasil pelatihan pada dataset ImageNet. Pendekatan transfer learning diterapkan dengan memanfaatkan lapisan konvolusi MobileNetV2 sebagai ekstraktor fitur, sementara lapisan klasifikasi pada bagian akhir model dimodifikasi dan disesuaikan dengan jumlah kelas pada dataset. Sebagian besar lapisan awal dibekukan untuk mempertahankan pengetahuan yang telah dipelajari sebelumnya, sedangkan lapisan tambahan dilatih untuk menyesuaikan model dengan karakteristik citra X-Ray paru-paru (Velu, 2023).

5. Proses Pelatihan Model

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan data latih yang mencakup sebesar 75% dari total dataset, dengan memanfaatkan data validasi sebesar 15% untuk memantau kinerja model selama pelatihan. Pelatihan model dilakukan menggunakan optimizer Adam karena memiliki kemampuan adaptif dalam mengatur laju pembelajaran sehingga dapat mempercepat proses konvergensi. Fungsi loss yang digunakan disesuaikan dengan jenis klasifikasi citra yang dilakukan. Proses pelatihan dijalankan selama 20 epoch hingga model mencapai performa yang stabil dan menunjukkan kemampuan generalisasi yang baik terhadap data validasi (Rakha et al., 2024).

6. Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan data uji yang mencakup sebesar 10% dari total dataset dan tidak dilibatkan dalam proses pelatihan maupun validasi. Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk menilai kemampuan model dalam melakukan klasifikasi citra X-Ray paru-paru. Selain itu, confusion matrix digunakan untuk menganalisis kesalahan klasifikasi secara lebih rinci. Dalam konteks medis, nilai recall menjadi perhatian utama karena berkaitan langsung dengan kemampuan model dalam mendeteksi citra paru-paru yang terindikasi pneumonia secara benar (Mozafarnaserabad, 2025).

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

1. Hasil pengumpulan data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari dataset Chest X-Ray Pneumonia yang tersedia pada platform Kaggle, yang terdiri dari citra X-Ray paru-paru dengan dua kelas utama, yaitu paru-paru normal dan paru-paru yang terindikasi pneumonia. Seluruh citra yang dikumpulkan memiliki variasi karakteristik visual, seperti perbedaan ukuran, tingkat kontras, dan pola tekstur jaringan paru-paru, yang mencerminkan kondisi nyata data medis. Berdasarkan hasil pembagian dataset, data latih yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 4.391 citra, yang merepresentasikan 75% dari total dataset, sedangkan sisa data digunakan sebagai data validasi dan data uji. Pembagian data dilakukan secara acak untuk setiap kelas guna memastikan distribusi data yang representatif dan mendukung proses pelatihan serta evaluasi model secara optimal.

Tabel 1 Hasil pengumpulan data

No	Kelas	Jumlah Data
1	Pneumonia	3204
2	Normal	1187
	Total	4391

2. Hasil Preprocessing Data

a. Hasil Pembagian data

Hasil proses pembagian data pada penelitian ini dilakukan dengan membagi dataset citra X-Ray paru-paru ke dalam tiga bagian, yaitu data latih, data validasi, dan data uji dengan proporsi masing-masing sebesar 75%, 15%, dan 10%. Pembagian data dilakukan secara acak pada setiap kelas untuk menjaga distribusi data tetap representatif dan menghindari bias dalam proses pelatihan model.

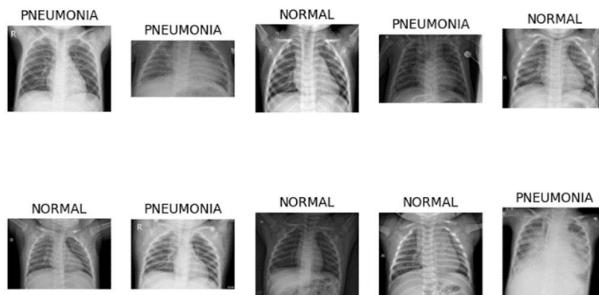
Tabel 2 Pembagian Dataset

Data Latih	Data Validasi	Data Pengujian
70%	15%	10%
4391	878	587

b. Hasil Argumentasi Data

Sebelum dilakukan preprocessing, citra X-Ray paru-paru pada dataset memiliki ukuran yang beragam dan karakteristik visual yang tidak seragam. Gambar 1 menyajikan visualisasi citra X-Ray paru-paru sebelum preprocessing yang digunakan sebagai data awal dalam penelitian ini.

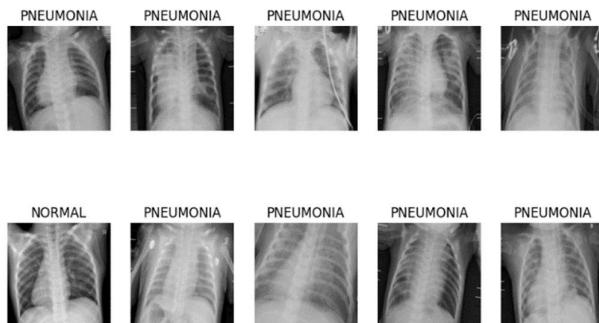
10 Citra X-Ray Sebelum Preprocessing



Gambar 2 Citra X-Ray sebelum preprocessing

Setelah itu dilakukan preprocessing sehingga citra X-Ray paru-paru memiliki ukuran yang seragam, karakteristik visual yang lebih konsisten, serta kualitas data yang lebih baik, sehingga dapat meningkatkan efektivitas proses pelatihan dan generalisasi model seperti di gambar 2 ini.

10 Citra X-Ray Setelah Preprocessing

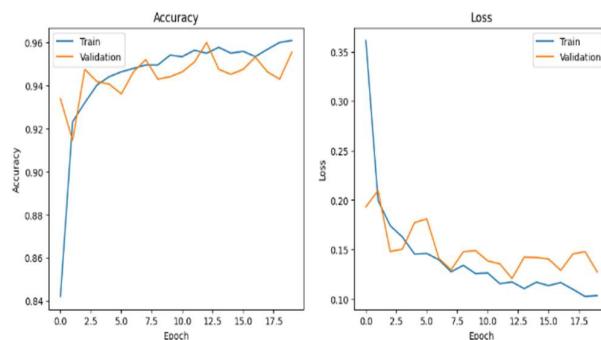


Gambar 3 Citra X-Ray setelah preprocessing

Setelah dilakukan preprocessing berupa perubahan ukuran citra menjadi 224×224 piksel dan normalisasi nilai piksel, citra X-Ray yang dihasilkan memiliki ukuran yang seragam dan distribusi intensitas yang lebih stabil. Selain itu, penerapan augmentasi data pada data latih menghasilkan variasi citra yang lebih beragam tanpa menghilangkan karakteristik utama jaringan paru-paru. Hasil preprocessing ini membuat citra lebih siap digunakan sebagai input model MobileNetV2, serta diharapkan mampu meningkatkan kemampuan model dalam mengekstraksi fitur penting dan melakukan generalisasi terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

3. Hasil Pelatihan Model

Berdasarkan hasil pelatihan model MobileNetV2 selama 20 epoch, grafik akurasi menunjukkan adanya peningkatan yang signifikan pada data latih maupun data validasi.

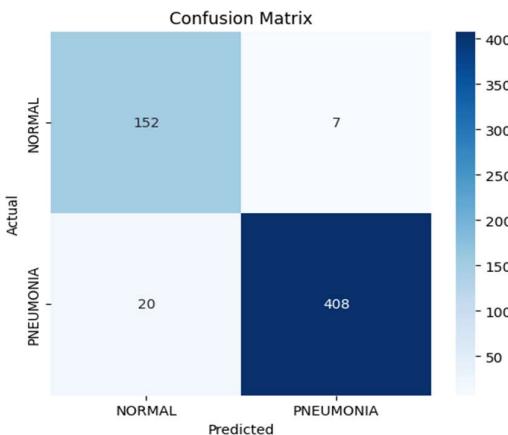


Gambar 4 Hasil dan akurasi model

Pada epoch awal, akurasi data latih masih berada pada nilai yang relatif rendah, namun meningkat dengan cepat seiring bertambahnya epoch hingga mencapai kondisi yang stabil mendekati akhir proses pelatihan. Pola akurasi data validasi terlihat sejalan dengan akurasi data latih dengan fluktuasi yang relatif kecil, yang mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data yang tidak digunakan dalam proses pelatihan. Selain itu, grafik loss memperlihatkan tren penurunan yang konsisten pada data latih dan data validasi, yang menunjukkan bahwa model mampu meminimalkan kesalahan prediksi secara bertahap. Selisih nilai loss antara data latih dan data validasi yang tidak terlalu besar mengindikasikan bahwa model tidak mengalami overfitting secara signifikan. Secara keseluruhan, hasil pelatihan ini menunjukkan bahwa konfigurasi model, pembagian data, dan jumlah epoch yang digunakan telah menghasilkan proses pembelajaran yang stabil dan optimal.

4. Hasil Evaluasi Model

Pada tahap ini dilakukan evaluasi kinerja model MobileNetV2 menggunakan data uji untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan citra X-Ray paru-paru ke dalam kelas normal dan pneumonia. Evaluasi dilakukan menggunakan confusion matrix serta beberapa metrik evaluasi untuk memberikan gambaran performa model secara menyeluruh.



Gambar 5 Hasil confusion matrix

Tabel 3 Hasil Evaluasi Model

Parameter	Hasil
Accuracy	95,40%
Precision	95,62%
Recall	95,40%
F1-Score	95,46%

Berdasarkan hasil evaluasi kinerja model, diperoleh nilai akurasi sebesar 95,40% yang menunjukkan bahwa model MobileNetV2 mampu mengklasifikasikan citra X-Ray paru-paru dengan tingkat ketepatan yang tinggi. Nilai precision sebesar 95,62% mengindikasikan bahwa sebagian besar prediksi yang dihasilkan model sesuai dengan kelas yang benar, sedangkan nilai recall sebesar 95,40% menunjukkan kemampuan model yang baik dalam mendeteksi citra sesuai kelas aslinya. Selain itu, nilai F1-score sebesar 95,46% menunjukkan keseimbangan yang baik antara precision dan recall, sehingga secara keseluruhan model memiliki performa yang stabil dan dapat diandalkan dalam klasifikasi citra X-Ray paru-paru.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penerapan transfer learning menggunakan arsitektur MobileNetV2 mampu memberikan performa yang baik dalam klasifikasi citra X-Ray paru-paru untuk membedakan antara paru-paru normal dan paru-paru yang terindikasi pneumonia. Proses preprocessing yang meliputi penyeragaman ukuran citra, normalisasi nilai piksel, serta augmentasi data terbukti mampu meningkatkan kualitas data sehingga lebih siap digunakan dalam proses pelatihan model. Hasil pelatihan model selama 20 epoch menunjukkan proses pembelajaran yang stabil, ditandai dengan peningkatan akurasi dan penurunan nilai loss pada data latih dan data validasi tanpa indikasi overfitting yang signifikan.

Evaluasi model pada data uji menghasilkan nilai akurasi sebesar 95,40%, precision sebesar 95,62%, recall sebesar 95,40%, dan F1-score sebesar 95,46%, yang menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang tinggi serta keseimbangan yang baik antara ketepatan dan sensitivitas, khususnya dalam mendeteksi kasus pneumonia. Dengan demikian, model MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning berpotensi digunakan sebagai sistem pendukung diagnosis berbasis citra X-Ray paru-paru yang efektif dan efisien, meskipun pengembangan lebih lanjut masih diperlukan melalui peningkatan jumlah data latih, penerapan fine-tuning pada lapisan tertentu, serta pengujian pada dataset yang lebih beragam untuk meningkatkan keandalan model dalam skenario klinis yang lebih luas.

DAFTAR PUSTAKA

- Anwar, M. A., Gerhana, Y. A., & Syaripudin, U. (2025). Klasifikasi Pneumonia pada Citra X-Ray Menggunakan CNN ResNet50V2 dengan Transfer Learning. *SMATIKA : STIKI Informatika Jurnal*, 15(1), 126–135.
- Berliani, T., Rahardja, E., & Septiana, L. (2023). Perbandingan Kemampuan Klasifikasi Citra X-ray Paru-paru menggunakan Transfer Learning ResNet-50 dan VGG-16. *Journal of Medicine and Health*, 5(2), 123–135. <https://doi.org/10.28932/jmh.v5i2.6116>
- Hartono, A. C., & Muslikh, A. R. (2025). Penerapan Transfer Learning MobileNetV2 Pada Klasifikasi Citra Jenis Buah-Buahan Applying MobileNetV2 Transfer Learning for Image Classification of Fruit Types. *Journal of Information System and Application Development*, 3(2), 103–111. <https://doi.org/10.26905/jisad.v3i2.16187>

- Latupono, A. S., & Rahardi, M. (2025). *Transfer Learning Analysis on Tuberculosis Classification Using MobileNetV2 Architecture Based on Chest X-Ray Images*. 9(6), 3370–3373.
- M. Lopague, R. M. J., Mabborang, R. C., Bansil, Prof. A. G., & Lopague, M. M. (2023). Assessing Transfer Learning Models for Medical Image Classification: A Comparative Study on Alzheimer's MRI, Chest CT-Scan, and Chest X-ray Images. *International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE)*, 12(3), 59–71. <https://doi.org/10.35940/ijrte.c7897.0912323>
- Mirzaee, A., & Ghorbanzadeh, P. (2025). Performance Evaluation and Comparison of Transfer Learning Models in Chest X-Ray Image Classification Using Deep Neural Networks. *Management Strategies and Engineering Sciences*, 7(4), 33–40. <https://doi.org/10.61838/msej.7.4.4>
- Mozafarnaserabad, B. (2025). *A Novel Two-Stage Transfer Learning Approach based on MobileNetV2 for Efficient Tumor Detection in Medical Images*.
- Purba, M. (2024). Studi Literatur : Transfer Learning Untuk Analisis Penyakit COVID-19 Berdasarkan Dataset Chest X-ray. *JSAI: Journal Scientific and Applied Informatics*, 7(2), 386–392.
- Ragab, M., Alshehri, S., Azim, G. A., Aldawsari, H. M., Noor, A., Alyami, J., & Abdel-khalek, S. (2022). COVID-19 Identification System Using Transfer Learning Technique With Mobile-NetV2 and Chest X-Ray Images. *Frontiers in Public Health*, 10(March), 1–15. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.819156>
- Rakha, M., Sulistiyo, M. D., Nasien, D., & Ridha, M. (2024). a Combined Mobilenetv2 and Cbam Model To Improve Classifying the Breast Cancer Ultrasound Images. *Journal of Applied Engineering and Technological Science*, 6(1), 561–578. <https://doi.org/10.37385/jaets.v6i1.4836>
- Shamrat, F. J. M., Azam, S., Karim, A., Ahmed, K., Bui, F. M., & De Boer, F. (2023). High-precision multiclass classification of lung disease through customized MobileNetV2 from chest X-ray images. *Computers in Biology and Medicine*, 155(January), 106646. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2023.106646>
- Somoal, M. G., & Dzikrillah, A. R. (2025). Komparasi MobileNETV2 dengan Kustomisasi Transfer Learning dan Hyperparameter untuk Identifikasi Tumor Otak. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 12(1), 229–240. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2025129582>
- Syaifurrahman, R., & Silmina, E. P. (2025). *Deteksi Penyakit Paru-Paru Berdasarkan Gambar Citra X-Ray Menggunakan Arsitektur Convolutional Neural Network (Arsitektur*. 7(1), 550–560. <https://doi.org/10.47065/bits.v7i1.7457>
- Syakuroh, A., Monado, F., Ariani, M., Hadi, H., Koriyanti, E., & Erni, E. (2025). Analisis Akurasi Model Mobilenetv2 Dalam Klasifikasi Citra X-Ray Untuk Deteksi Kondisi Paru-Paru. *Journal Online of Physics*, 10(3), 67–74. <https://online-journal.unja.ac.id/jop/article/view/44453>
- Velu, S. (2023). An efficient, lightweight MobileNetV2-based fine-tuned model for COVID-19 detection using chest X-ray images. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 20(5), 8400–8427. <https://doi.org/10.3934/mbe.2023368>