Journal of Vocational Education and Information Technology
Vol. 7, No. 2, Desember 2026, 661 - 670
E-ISSN: 2722-5305
Terakreditasi **SINTA Peringkat 4**
Surat Keputusan Direktur Jenderal Pendidikan Tinggi, Riset, dan Teknologi, Nomor: 230/E/KPT/2024

Klasifikasi kanker kulit menggunakan *EfficientNetV2-S* Berbasis *Explainable Artificial Intelligence (LIME)*

Deisya Dzakiyyah Rahmawati[1], Faisal Muttaqin[2*], Chrystia Aji Putra[2]

[123] Informatika; Universitas Pembangunan Nasional "Veteran"Jawa Timur; Jalan Rungkut Madya, Gunung Anyar, Kota Surabaya, Jawa Timur, (031) 8706369;
e-mail: 22081010087@student.upnjatim.ac.id, faisalmuttaqin.if@upnjatim.ac.id, ajiputra@upnjatim.ac.id

* Korespondensi: e-mail: faisalmuttaqin.if@upnjatim.ac.id,

Diterima: 10-08-2026; Review: 10-09-2026; Disetujui: 20-11-2026

Abstrak: Kanker kulit memerlukan deteksi dini yang akurat serta hasil klasifikasi yang dapat diinterpretasikan. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model klasifikasi citra kanker kulit menggunakan EfficientNetV2-S dan metode Explainable Artificial Intelligence (XAI) berbasis Local Interpretable Model-agnostic Explanations (LIME). Dataset diperoleh dari Mendeley Data dan terdiri atas 20.000 citra dermatoskopi dalam dua kelas, yaitu Benign dan Malignant. Dataset dibagi menjadi data pelatihan, validasi, dan pengujian dengan rasio 60:20:20, kemudian melalui pra-pemrosesan berupa perubahan ukuran citra, normalisasi, dan augmentasi. Kinerja model dievaluasi menggunakan accuracy, precision, recall, F1-score, ROC-AUC, dan confusion matrix, sedangkan LIME digunakan untuk menjelaskan bagian citra yang berkontribusi terhadap prediksi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa EfficientNetV2-S memperoleh accuracy sebesar 92,73%, precision sebesar 97,13%, recall sebesar 88,05%, F1-score sebesar 92,73%, dan ROC-AUC sebesar 98,82%. Visualisasi LIME menyoroti area di sekitar lesi kulit yang berkontribusi terhadap hasil klasifikasi. Hasil ini menunjukkan bahwa EfficientNetV2-S yang dipadukan dengan LIME berpotensi menjadi alat bantu interpretasi klasifikasi citra kanker kulit, bukan pengganti diagnosis klinis.
Kata kunci: Kanker kulit, EfficientNetV2-S, Explainable Artificial Intelligence, LIME, klasifikasi citra medis

Abstract: *Skin cancer requires accurate early detection and interpretable classification results. This study aims to develop a skin cancer image classification model using EfficientNetV2-S and the Explainable Artificial Intelligence (XAI) method Local Interpretable Model-agnostic Explanations (LIME). The dataset was obtained from Mendeley Data and contains 20,000 dermatoscopic images in two classes, Benign and Malignant. The dataset was divided into training, validation, and testing sets at a ratio of 60:20:20, followed by preprocessing that included image resizing, normalization, and augmentation. Model performance was evaluated using accuracy, precision, recall, F1-score, ROC-AUC, and a confusion matrix, while LIME was used to explain image regions contributing to predictions. The test results showed that EfficientNetV2-S achieved 92.73% accuracy, 97.13% precision, 88.05% recall, a 92.73% F1-score, and a 98.82% ROC-AUC. LIME visualizations highlighted areas around skin lesions that contributed to classification results. These findings indicate that EfficientNetV2-S combined with LIME has potential as an interpretation aid for skin cancer image classification, rather than a replacement for clinical diagnosis..*
Keywords*: Skin cancer, EfficientNetV2-S, Explainable Artificial Intelligence, LIME, medical image classification*

1. Pendahuluan

Copyright@2024. LEMBAGA PENGEMBANGAN DAN INOVASI UNDHARI

Vol. 7, No. 2, Desember 2026, 661 - 670

Kanker kulit merupakan penyakit akibat pertumbuhan sel kulit yang tidak terkendali dan umumnya berkaitan dengan paparan radiasi ultraviolet (UV). Penyakit ini dapat mengancam jiwa apabila tidak dideteksi dan ditangani sejak dini[1]. Pada tahun 2020, kanker kulit non-melanoma menjadi kanker terbanyak keempat di dunia dengan 1.198.073 kasus. Di Indonesia, paparan sinar matahari yang tinggi di wilayah tropis menjadi salah satu faktor risiko kanker kulit[2]. Deteksi dini berperan penting untuk meningkatkan peluang keberhasilan penanganan dan mengurangi risiko komplikasi. Sejalan dengan perkembangan teknologi, Artificial Intelligence (AI) semakin dimanfaatkan dalam analisis citra medis, termasuk untuk mendukung deteksi kanker kulit[3]. Deteksi dini berperan penting dalam meningkatkan pelayanan kesehatan. Kemajuan teknologi digital memungkinkan komputer menganalisis data medis secara lebih cepat dan akurat untuk mendukung proses diagnosis[4]. Machine learning banyak dimanfaatkan dalam dunia medis untuk menganalisis data klinis secara otomatis sehingga mendukung diagnosis dan pengambilan keputusan yang lebih cepat dan akurat. Teknologi ini telah menunjukkan kinerja yang baik dalam mendeteksi berbagai penyakit, termasuk kanker[5]. Metode Convolutional Neural Network (CNN) mampu menganalisis citra medis secara otomatis dengan akurasi tinggi sehingga menjadi solusi yang efektif untuk mendukung diagnosis penyakit[6].

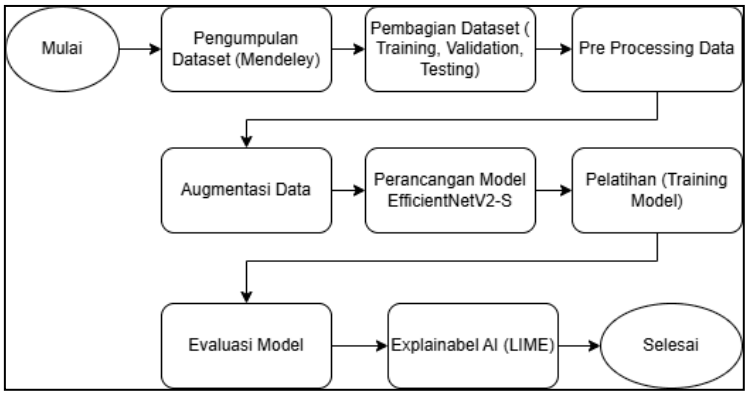
Berbagai penelitian menunjukkan bahwa metode Convolutional Neural Network (CNN) efektif digunakan untuk mengklasifikasikan jenis kanker kulit melalui analisis citra medis. Salah satunya, penelitian oleh Ricky Yohannes dan Muhammad Ezar Al Rivan melaporkan bahwa model CNN mampu mencapai akurasi sebesar 85,12% dalam klasifikasi kanker kulit[7]. Berbagai penelitian juga menunjukkan bahwa Convolutional Neural Network (CNN) efektif untuk klasifikasi citra kulit dengan akurasi mencapai 91,36%–93,35%. Salah satu arsitektur yang banyak digunakan adalah EfficientNet karena efisien dan memiliki performa yang tinggi[8]. Arsitektur CNN terus berkembang melalui keluarga EfficientNet, termasuk EfficientNetV2-S, yang dirancang untuk meningkatkan kecepatan pelatihan, efisiensi parameter, dan akurasi. Model ini menggabungkan blok MBConv dan Fused-MBConv sehingga efektif untuk klasifikasi citra medis[9]. Keluarga EfficientNetV2 mencakup beberapa varian, termasuk EfficientNetV2-B1 dan EfficientNetV2-S. Penelitian terdahulu pada klasifikasi citra medis melaporkan EfficientNetV2-B1 mencapai akurasi 99,32%, sedangkan EfficientNetV2-S memperoleh nilai presisi 0,9962[10]. Angka tersebut berasal dari penelitian dan pengaturan eksperimen yang dilaporkan sumber masing-masing, sehingga tidak digunakan sebagai perbandingan langsung dalam penelitian ini. EfficientNetV2-S dipilih dalam penelitian ini sebagai arsitektur yang akan dievaluasi untuk klasifikasi citra dermatoskopi Benign dan Malignant. Di sisi lain, penggunaan deep learning dalam layanan kesehatan juga menimbulkan kebutuhan akan hasil yang transparan dan dapat dipahami[11].

Explainable Artificial Intelligence (XAI) merupakan pendekatan yang digunakan untuk meningkatkan interpretabilitas model deep learning melalui metode intrinsic maupun post-hoc explainability[12]. Pada model CNN, pendekatan XAI dapat membantu menunjukkan bagian citra yang berkontribusi terhadap hasil klasifikasi sehingga mengurangi sifat black box dan membuat prediksi lebih mudah ditelaah[13]. Salah satu metode post-hoc yang dapat digunakan adalah Local Interpretable Model-agnostic Explanations (LIME), yang mengestimasi kontribusi bagian-bagian citra terhadap prediksi model melalui perturbasi lokal. LIME dipilih dalam penelitian ini untuk menghasilkan penjelasan visual terhadap prediksi EfficientNetV2-S pada citra dermatoskopi. Berbeda dari pendekatan visualisasi lain seperti Grad-CAM atau metode penjelasan berbasis atribusi seperti SHAP, LIME membangun penjelasan lokal melalui perubahan bagian input dan pengamatan terhadap perubahan prediksi. Pemilihan ini sesuai dengan tujuan penelitian untuk menampilkan area citra yang berkontribusi terhadap prediksi, tanpa menganggap visualisasi tersebut sebagai penentuan lokasi tumor secara klinis. Penerapan LIME dalam konteks klasifikasi citra juga sejalan dengan penelitian yang membahas penggunaan metode XAI untuk membantu interpretasi model[14].

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan mengembangkan dan mengevaluasi model EfficientNetV2-S untuk mengklasifikasikan citra dermatoskopi ke dalam kelas Benign dan Malignant. Kinerja model dinilai menggunakan accuracy, precision, recall, F1-score, ROC-AUC, dan confusion matrix. Penelitian ini juga menerapkan LIME untuk memberikan interpretasi visual terhadap bagian citra yang berkontribusi pada hasil klasifikasi. Dengan demikian, penelitian ini berfokus pada dua aspek, yaitu kinerja klasifikasi dan interpretabilitas hasil prediksi, dengan harapan dapat mendukung pemahaman terhadap keluaran model sebagai alat bantu penelitian dan bukan sebagai pengganti diagnosis tenaga medis.

Vol. 7, No. 2, Desember 2026, 661 - 670

2. Metode Penelitian



Penelitian ini merupakan penelitian eksperimental yang menerapkan arsitektur EfficientNetV2-S untuk melakukan klasifikasi citra kanker kulit ke dalam dua kelas, yaitu benign dan malignant. Tahapan penelitian dilakukan secara sistematis, dimulai dari pengumpulan dataset, pra-pemrosesan data, augmentasi citra, perancangan model EfficientNetV2-S, proses pelatihan model, evaluasi performa menggunakan metrik accuracy, precision, recall, F1-score, ROC-AUC, dan confusion matrix, serta interpretasi hasil prediksi menggunakan metode Explainable Artificial Intelligence (XAI) berbasis Local Interpretable Model-agnostic Explanations (LIME). Alur penelitian yang dilakukan ditunjukkan pada Gambar 1.

2.1 Dataset penelitian

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan dataset citra kanker kulit yang diperoleh dari Mendeley Data. Dataset terdiri atas 20.000 citra dermatoskopi yang telah dikelompokkan ke dalam dua kelas, yaitu Benign dan Malignant. Kelas Benign merepresentasikan lesi kulit yang bersifat jinak, sedangkan kelas Malignant merepresentasikan lesi kulit yang bersifat ganas atau berpotensi menjadi kanker. Seluruh citra memiliki format berwarna (RGB) dan digunakan sebagai data masukan dalam proses pelatihan, validasi, serta pengujian model klasifikasi.

Sebelum digunakan pada proses pelatihan, dataset dibagi menjadi tiga subset, yaitu data pelatihan (training), data validasi (validation), dan data pengujian (testing). Pembagian dataset bertujuan agar model dapat mempelajari pola dari data pelatihan, melakukan penyesuaian parameter berdasarkan data validasi, serta mengevaluasi kemampuan generalisasi model menggunakan data pengujian yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Tabel 1. Distribusi Dataset Berdasarkan Kelas

Kelas	Jumlah Citra
Benign	10.000
Malignant	10.000
Total	20.000

Sumber: Data mendeley

Distribusi jumlah citra pada masing-masing kelas disajikan pada Tabel 1, sedangkan pembagian dataset untuk proses pelatihan, validasi, dan pengujian disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Pembagian Dataset

Kelas	Jumlah Citra	Presentase
Training	12.000	60%
Validation	4.000	20%
Testing	4.000	20%
Total	20.000	100%

2.2 Pra-Pemrosesan Data

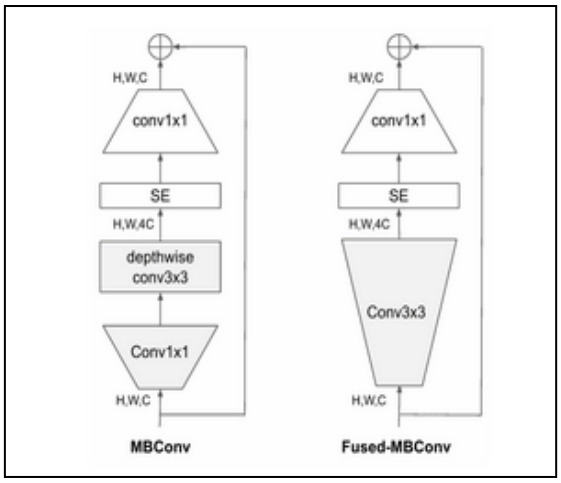
Pra-pemrosesan data dilakukan untuk menyiapkan citra sebelum digunakan dalam proses pelatihan model EfficientNetV2-S. Tahapan ini meliputi resize, konversi citra menjadi tensor, dan normalisasi. Seluruh citra diubah menjadi ukuran 224 × 224 piksel agar sesuai dengan ukuran masukan model. Selanjutnya, citra dikonversi menjadi tensor sehingga dapat diproses oleh PyTorch, kemudian dilakukan normalisasi menggunakan nilai mean sebesar

[0,485; 0,456; 0,406] dan standard deviation sebesar [0,229; 0,224; 0,225] sesuai standar ImageNet. Tahapan ini bertujuan untuk menyeragamkan format dan distribusi nilai piksel sehingga proses pelatihan model menjadi lebih stabil.

2.3 Augmentasi Data

Augmentasi data diterapkan pada data pelatihan untuk meningkatkan variasi citra dan mengurangi risiko overfitting selama proses pembelajaran model. Teknik augmentasi yang digunakan meliputi Random Horizontal Flip dengan probabilitas 0,5, Random Vertical Flip dengan probabilitas 0,5, dan Random Rotation sebesar ±15°. Seluruh proses augmentasi dilakukan secara acak pada setiap epoch sehingga model memperoleh variasi citra yang berbeda tanpa mengubah informasi penting pada lesi kulit.

2.4 Arsitektur EfficientNetV2-S



Gambar 2. Arsitektur EfficientNetV2-S

Pada penelitian ini, EfficientNetV2-S digunakan sebagai model klasifikasi citra kanker kulit dengan memanfaatkan bobot awal (pre-trained weights) dari ImageNet melalui pendekatan transfer learning. Lapisan classifier dimodifikasi menjadi dua neuron keluaran untuk mengklasifikasikan citra ke dalam kelas Benign dan Malignant. Arsitektur dasar EfficientNetV2-S yang digunakan pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 2.

EfficientNetV2-S merupakan salah satu arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang dirancang untuk meningkatkan kecepatan pelatihan dan efisiensi parameter tanpa mengurangi performa klasifikasi. Arsitektur ini menggunakan kombinasi blok Fused-MBConv pada lapisan awal dan MBConv pada lapisan berikutnya untuk mengoptimalkan proses ekstraksi fitur. Selain itu, EfficientNetV2-S memanfaatkan pendekatan training-aware neural architecture search (NAS) dan progressive learning sehingga mampu menghasilkan akurasi yang tinggi dengan waktu pelatihan yang lebih cepat dibandingkan arsitektur EfficientNet sebelumnya[15].

2.5 Konfigurasi Pelatihan Model

Konfigurasi pelatihan model ditentukan untuk memperoleh proses pembelajaran yang stabil dan menghasilkan performa klasifikasi yang optimal. Pada penelitian ini, model EfficientNetV2-S dilatih menggunakan optimizer Adam dengan learning rate sebesar 0,0001, batch size sebanyak 32, dan 20 epoch. Fungsi kerugian yang digunakan adalah CrossEntropyLoss karena sesuai untuk permasalahan klasifikasi dua kelas, yaitu Benign dan Malignant. Selain itu, diterapkan early stopping dengan nilai patience sebesar 5 untuk menghentikan proses pelatihan secara otomatis apabila tidak terjadi peningkatan pada nilai validation loss, sehingga dapat mengurangi risiko overfitting. Konfigurasi pelatihan model yang digunakan dalam penelitian ini disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Konfigurasi Pelatihan Model

Parameter	Nilai
Model	EfficientNetV2-S

Vol. 7, No. 2, Desember 2026, 661 - 670

Input Size	**224 x 224 piksel**
Optimizer	**Adam**
Learning Rate	**0,0001**
Batch Size	**32**
Epoch	**20**
Early Stopping	**Patience=5**

2.6 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur kemampuan EfficientNetV2-S dalam mengklasifikasikan citra kanker kulit pada data pengujian. Performa model dievaluasi menggunakan beberapa metrik, yaitu accuracy, precision, recall, F1-score, dan ROC-AUC. Selain itu, digunakan confusion matrix untuk mengetahui jumlah prediksi yang benar maupun salah pada masing-masing kelas, sedangkan ROC Curve digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam membedakan kelas Benign dan Malignant pada berbagai nilai ambang (threshold). Penggunaan beberapa metrik evaluasi tersebut bertujuan untuk memberikan penilaian yang lebih komprehensif terhadap performa model klasifikasi.

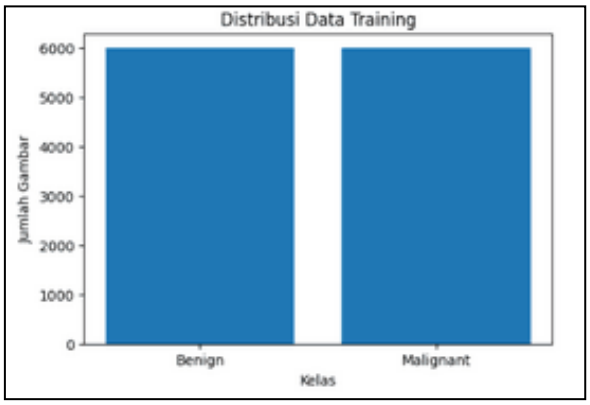
2.7 Explainable Artificial Intelligent (LIME)

Setelah proses klasifikasi selesai, hasil prediksi model diinterpretasikan menggunakan metode Local Interpretable Model-agnostic Explanations (LIME) sebagai salah satu pendekatan Explainable Artificial Intelligence (XAI). LIME digunakan untuk menjelaskan keputusan model dengan mengidentifikasi bagian citra yang memberikan kontribusi terbesar terhadap hasil klasifikasi. Metode ini bekerja dengan membagi citra menjadi beberapa superpixel, kemudian melakukan perturbasi pada setiap superpixel untuk mengetahui pengaruhnya terhadap prediksi model. Pada penelitian ini, LIME diterapkan pada model EfficientNetV2-S yang telah dilatih untuk menghasilkan visualisasi area citra yang menjadi perhatian model dalam mengklasifikasikan citra ke dalam kelas Benign atau Malignant.

3. Hasil dan Pembahasan

Bab ini menyajikan hasil implementasi model EfficientNetV2-S dalam klasifikasi citra kanker kulit serta pembahasannya berdasarkan tahapan penelitian yang telah dilakukan. Hasil penelitian meliputi proses pra-pemrosesan data, pelatihan dan evaluasi model menggunakan metrik accuracy, precision, recall, F1-score, ROC-AUC, confusion matrix, serta interpretasi hasil prediksi menggunakan metode Explainable Artificial Intelligence (XAI) berbasis Local Interpretable Model-agnostic Explanations (LIME). Seluruh hasil yang diperoleh kemudian dianalisis dan dibandingkan dengan penelitian terdahulu untuk mengetahui performa serta implikasi model yang dikembangkan.

3.1 Hasil Pra-Pemrosesan Data

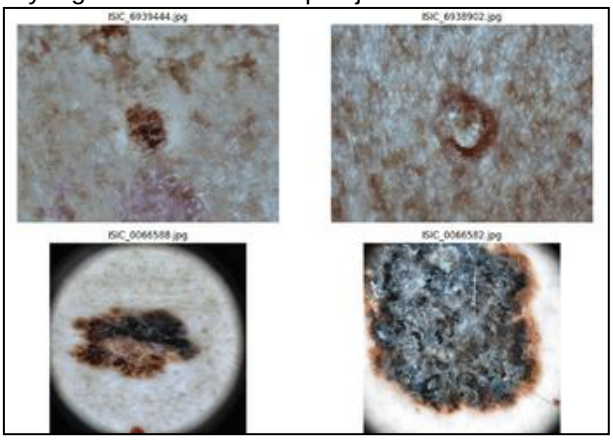


Gambar 3. Distribusi Dataset Training

Gambar 3. Menunjukkan distribusi data pada dataset pelatihan yang digunakan dalam penelitian ini.

Berdasarkan grafik tersebut, jumlah citra pada kelas Benign dan Malignant memiliki distribusi yang seimbang, yaitu masing-masing sebanyak 6.000 citra. Distribusi data yang

seimbang penting untuk mengurangi potensi bias selama proses pelatihan model, sehingga model memiliki kesempatan yang sama dalam mempelajari karakteristik dari setiap kelas.

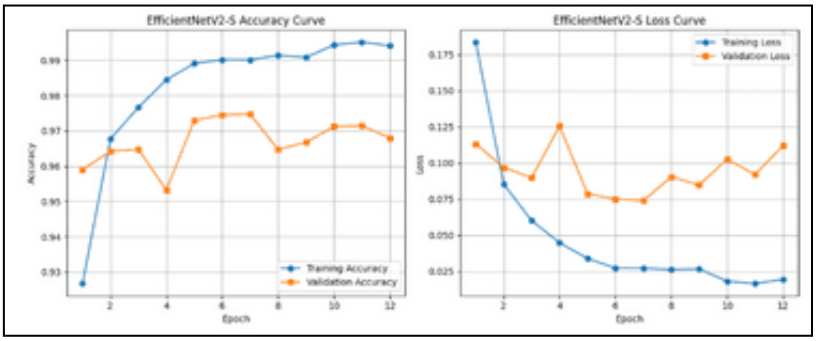


Gambar 4. Citra benign dan malignant

Gambar 4 menampilkan contoh citra dari masing-masing kelas pada dataset penelitian, yaitu Benign dan Malignant. Secara visual, kedua kelas memiliki karakteristik yang berbeda pada bentuk, warna, tekstur, dan batas lesi kulit. Variasi karakteristik tersebut menjadi tantangan dalam proses klasifikasi sehingga diperlukan model yang mampu mengekstraksi fitur secara efektif. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan arsitektur EfficientNetV2-S yang dirancang untuk menghasilkan representasi fitur yang baik dari citra medis.

3.2 Hasil Pelatihan Model

Hasil pelatihan model EfficientNetV2-S ditunjukkan pada Gambar 5, yang terdiri atas kurva accuracy dan loss selama proses pelatihan sebanyak 12 epoch. Kurva training accuracy menunjukkan peningkatan yang signifikan dari sekitar 93% pada epoch pertama hingga mencapai lebih dari 99% pada epoch terakhir. Sementara itu, validation accuracy cenderung stabil pada kisaran 97%–98%, yang menunjukkan bahwa model mampu mempertahankan performa yang baik pada data validasi.



Gambar 5. Kurva Loss dan Accuracy

Pada kurva loss, terlihat bahwa training loss mengalami penurunan secara konsisten hingga mencapai nilai yang sangat kecil pada akhir proses pelatihan. Di sisi lain, validation loss mengalami sedikit fluktuasi, namun secara keseluruhan tetap berada pada nilai yang rendah dan relatif stabil. Kondisi ini menunjukkan bahwa model telah mampu mempelajari pola dari data pelatihan dengan baik tanpa mengalami peningkatan kesalahan yang signifikan pada data validasi.

Berdasarkan kedua kurva tersebut, proses pelatihan menunjukkan bahwa model EfficientNetV2-S telah mencapai kondisi konvergen dengan performa yang stabil. Meskipun terdapat sedikit perbedaan antara nilai training dan validation, selisih tersebut masih dalam batas yang wajar sehingga mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Vol. 7, No. 2, Desember 2026, 661 - 670

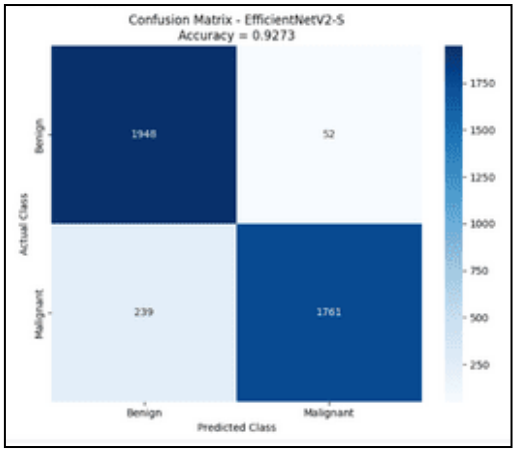
3.3 Hasil Evaluasi Model

Tabel 4. Hasil Evaluasi Model EfficientNetV2-S

Metrik	Nilai
Accuracy	0.9273
Precission	0.9713
Recall	0.8805
F1-Score	0,9273
ROC-AUC	0.9882
Metrik	Nilai
Accuracy	0.9273

Berdasarkan Tabel , model EfficientNetV2-S menghasilkan accuracy sebesar 92,73%, yang menunjukkan bahwa sebagian besar citra kanker kulit berhasil diklasifikasikan dengan benar ke dalam kelas Benign dan Malignant. Selain itu, nilai precision, recall, dan F1-score yang tinggi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengidentifikasi setiap kelas secara konsisten dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah. Nilai ROC-AUC sebesar 98,82% juga menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan diskriminasi yang sangat baik dalam membedakan kedua kelas citra kanker kulit.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa arsitektur EfficientNetV2-S mampu melakukan ekstraksi fitur citra secara efektif sehingga menghasilkan performa klasifikasi yang tinggi. Hal ini sejalan dengan penelitian (Zhao et al., 2024) yang melaporkan bahwa EfficientNetV2-S memiliki kecepatan pelatihan yang tinggi serta mampu menghasilkan performa diagnostik yang baik pada klasifikasi citra medis melalui kombinasi efisiensi parameter dan kemampuan ekstraksi fitur yang optimal [9].

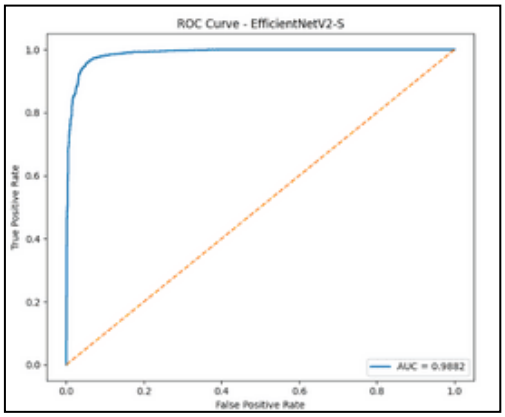


Gambar 6. Hasil Confussion Matrix

Hasil Confusion Matrix pada Gambar 7 menunjukkan bahwa model berhasil mengklasifikasikan 1.948 citra Benign dengan benar (True Negative) dan 1.761 citra Malignant dengan benar (True Positive). Sementara itu, terdapat 52 citra Benign yang salah diprediksi sebagai Malignant (False Positive) serta 239 citra Malignant yang diprediksi sebagai Benign (False Negative).

Secara keseluruhan, jumlah prediksi yang benar jauh lebih besar dibandingkan jumlah prediksi yang salah sehingga menghasilkan accuracy sebesar 92,73%. Namun demikian, jumlah False Negative lebih tinggi dibandingkan False Positive, yang menunjukkan bahwa masih terdapat beberapa citra kanker kulit ganas yang diklasifikasikan sebagai jinak. Dalam konteks diagnosis medis, kondisi ini perlu menjadi perhatian karena dapat menyebabkan keterlambatan penanganan apabila model digunakan sebagai sistem pendukung keputusan. Oleh karena itu, model ini lebih tepat digunakan sebagai alat bantu diagnosis yang mendukung penilaian tenaga medis, bukan sebagai pengganti diagnosis klinis.

Vol. 7, No. 2, Desember 2026, 661 - 670



Gambar 7. Kurva ROC AUC

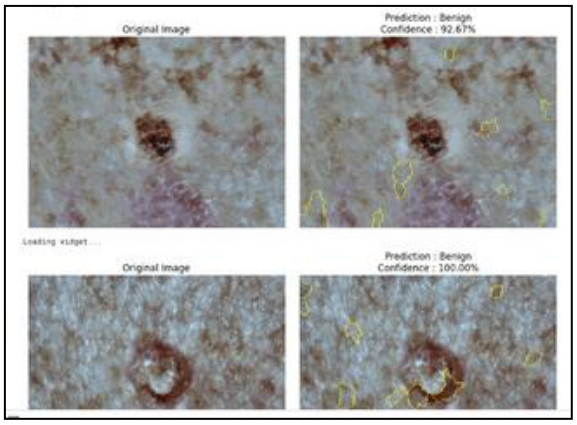
Kurva Receiver Operating Characteristic (ROC) pada Gambar 8 menunjukkan hubungan antara True Positive Rate (TPR) dan False Positive Rate (FPR) pada berbagai nilai ambang klasifikasi. Kurva ROC yang berada jauh di atas garis diagonal menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam membedakan citra Benign dan Malignant.

Nilai Area Under the Curve (AUC) yang diperoleh sebesar 0,9882 menunjukkan bahwa model memiliki tingkat diskriminasi yang sangat tinggi. Secara umum, nilai AUC di atas 0,90 dikategorikan sebagai excellent classification, sehingga hasil tersebut mengindikasikan bahwa EfficientNetV2-S mampu membedakan kedua kelas dengan tingkat keandalan yang sangat baik. Nilai AUC yang tinggi juga menunjukkan bahwa model tetap mampu mempertahankan performa klasifikasi pada berbagai nilai ambang keputusan, sehingga tidak hanya bergantung pada satu nilai threshold tertentu.

Hasil ini mendukung penelitian (Zhao et al., 2024) yang menyatakan bahwa evaluasi menggunakan ROC dan AUC merupakan metode yang efektif untuk menilai kemampuan diagnostik model deep learning dalam klasifikasi citra medis [9]. Pada penelitian tersebut, penulis menggunakan ROC dan AUC sebagai indikator utama dalam mengevaluasi performa EfficientNetV2-S pada klasifikasi fibrosis hati, karena metrik tersebut mampu menggambarkan kemampuan model dalam membedakan kelas secara menyeluruh.

3.4 Hasil Explainable Artificial Intelligence (LIME)

Hasil interpretasi model menggunakan metode Local Interpretable Model-agnostic Explanations (LIME) ditunjukkan pada Gambar 9 dan Gambar 10. Metode LIME digunakan untuk menjelaskan keputusan model dengan menyoroti area citra yang memberikan kontribusi paling besar terhadap hasil klasifikasi. Pada penelitian ini, area penting ditandai dengan garis berwarna kuning yang menunjukkan superpixel yang paling berpengaruh terhadap prediksi model.

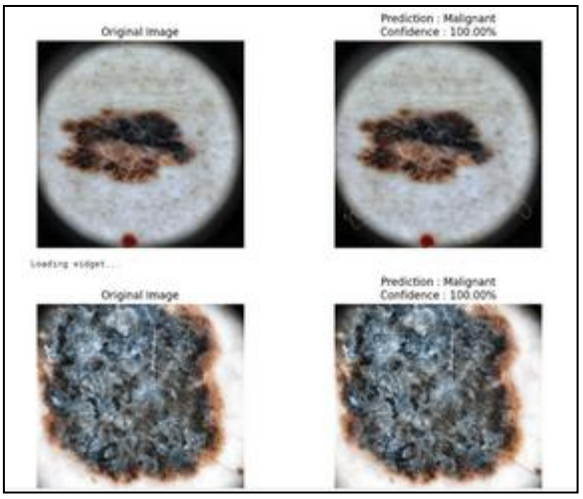


Gambar 8. Hasil pada Kulit Benign

Pada Gambar 8, dua citra yang termasuk dalam kelas Benign berhasil diklasifikasikan dengan tingkat kepercayaan sebesar 92,67% dan 100%. Hasil visualisasi menunjukkan bahwa

Vol. 7, No. 2, Desember 2026, 661 - 670

area yang disorot oleh LIME berada di sekitar lesi kulit, sehingga mengindikasikan bahwa model memanfaatkan karakteristik utama pada area tersebut dalam menentukan bahwa citra termasuk kategori Benign. Meskipun terdapat beberapa area kecil di luar lesi yang ikut disorot, sebagian besar perhatian model tetap terfokus pada bagian lesi.



Gambar 9. Hasil LIME pada kulit Malignant

Selanjutnya, Gambar 9 memperlihatkan hasil interpretasi untuk dua citra Malignant. Kedua citra berhasil diklasifikasikan dengan tingkat kepercayaan 100%. Hasil visualisasi menunjukkan bahwa LIME memberikan penjelasan dengan menyoroti area di sekitar batas lesi serta bagian dalam lesi yang memiliki tekstur dan pola warna yang lebih kompleks. Hal ini menunjukkan bahwa model memanfaatkan karakteristik visual pada area lesi sebagai dasar dalam membedakan kanker kulit ganas dari kanker kulit jinak.

3.5 Pembahasan

Berdasarkan hasil penelitian, model EfficientNetV2-S menunjukkan performa yang baik dalam mengklasifikasikan citra kanker kulit ke dalam kelas Benign dan Malignant. Hal ini ditunjukkan oleh nilai accuracy sebesar 92,73%, precision sebesar 97,13%, recall sebesar 88,05%, F1-score sebesar 92,73%, serta ROC-AUC sebesar 98,82%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu melakukan ekstraksi fitur citra secara efektif sehingga menghasilkan klasifikasi yang akurat. Temuan ini sejalan dengan penelitian (Zhao et al., 2024) yang menyatakan bahwa EfficientNetV2-S memiliki kemampuan klasifikasi yang tinggi pada citra medis melalui arsitektur yang efisien dan optimal.

Selain menghasilkan performa klasifikasi yang baik, penelitian ini juga menerapkan metode Explainable Artificial Intelligence (XAI) menggunakan Local Interpretable Model-agnostic Explanations (LIME) untuk meningkatkan interpretabilitas model. Visualisasi LIME menunjukkan bahwa model memberikan perhatian pada area lesi kulit yang menjadi dasar dalam proses klasifikasi. Hasil tersebut mendukung penelitian (Rosyid & Pramaditya, 2025) yang menyatakan bahwa LIME mampu memberikan penjelasan terhadap hasil prediksi sehingga meningkatkan transparansi dan kepercayaan pengguna terhadap model deep learning[14]. Dengan demikian, kombinasi EfficientNetV2-S dan LIME berpotensi digunakan sebagai sistem pendukung diagnosis kanker kulit yang tidak hanya memiliki performa klasifikasi yang baik, tetapi juga mampu memberikan interpretasi terhadap hasil prediksi.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model EfficientNetV2-S berhasil digunakan untuk mengklasifikasikan citra kanker kulit ke dalam kelas Benign dan Malignant dengan performa yang baik. Model memperoleh accuracy sebesar 92,73%, precision sebesar 97,13%, recall sebesar 88,05%, F1-score sebesar 92,73%, serta ROC-AUC sebesar 98,82%, yang menunjukkan kemampuan model dalam membedakan kedua kelas secara efektif.

Vol. 7, No. 2, Desember 2026, 661 - 670

Penerapan metode Explainable Artificial Intelligence (XAI) menggunakan Local Interpretable Model-agnostic Explanations (LIME) juga berhasil memberikan interpretasi terhadap hasil prediksi dengan menampilkan area lesi yang paling berpengaruh dalam proses klasifikasi. Hal ini menjadikan model tidak hanya memiliki performa klasifikasi yang baik, tetapi juga lebih transparan dan mudah dipahami. Untuk penelitian selanjutnya, model dapat dikembangkan menggunakan dataset yang lebih beragam, melibatkan lebih banyak kelas kanker kulit, serta membandingkan metode XAI lainnya seperti Grad-CAM atau SHAP untuk memperoleh interpretasi yang lebih komprehensif.

Referensi

[1] N. Wedayani, N. A. Putri R, and D. Hidajat, “Edukasi Tentang Pengenalan Tanda Gejala, Pencegahan dan Penanganan Kanker Kulit Sebagai Dampak Paparan Sinar Matahari dan Penggunaan Kosmetik Berbahan Kimia Berbahaya di Poli Kulit Rumah Sakit Akademik Universitas Mataram,” *Jurnal Pengabdian Magister Pendidikan IPA*, vol. 5, no. 3, pp. 223–226, Sep. 2022, doi: 10.29303/jpmpi.v5i3.2133.

[2] M. Z. Oktora, Y. Haiga, and N. Liana, “Peningkatan Pengetahuan Mayarakat Terhadap Pengaruh Paparan Sinar Matahari yang Dapat Menyebabkan Kanker Kulit”, [Online]. Available: http://journal.scientic.id/index.php/asci/issue/view/2

[3] S. Maheswari, D. Gunawan, J. J. A. Yani, T. Pos, and S.-J. Tengah -Indonesia, “Some rights reserved BY-NC-SA 4.0 International License,” vol. 10, no. 2, pp. 932–944, 2025, doi: 10.36341/rabit.vxix.xxx.

[4] N. A. Winanti, D. P. Martiyaningsih, C. A. A. Soemedhy, and U. Athiyah, “Analisis Klasifikasi Citra Kanker Kulit dengan Random Forest,” *remik*, vol. 7, no. 1, pp. 506–515, Jan. 2023, doi: 10.33395/remik.v7i1.12102.

[5] I. Akbar, F. Supriadi, and D. I. Junaedi, “Pemanfaatan Machine Learning Di Bidang Kesehatan,” 2025.

[6] D. Gunawan and H. Setiawan, “Convolutional Neural Network dalam Analisis Citra Medis,” 2022.

[7] “Klasifikasi Jenis Kanker Kulit Menggunakan CNN-SVM”.

[8] P. E. N. Taruno, G. S. Nugraha, R. Dwiyansaputra, and F. Bimantoro, “Monkeypox Classification based on Skin Images using CNN: EfficientNet-B0,” in *E3S Web of Conferences*, EDP Sciences, Dec. 2023. doi: 10.1051/e3sconf/202346502031.

[9] H. Zhao *et al.*, “Diagnostic performance of EfficientNetV2-S method for staging liver fibrosis based on multiparametric MRI,” *Heliyon*, vol. 10, no. 15, Aug. 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e35115.

[10] M. Azmoodeh-Kalati, H. Shabani, M. S. Maghareh, Z. Barzegar, and R. Lashgari, “Leveraging an ensemble of EfficientNetV1 and EfficientNetV2 models for classification and interpretation of breast cancer histopathology images,” *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, Dec. 2025, doi: 10.1038/s41598-025-06853-6.

[11] J. Bajwa, U. Munir, A. Nori, and B. Williams, “Artificial intelligence in healthcare: transforming the practice of medicine,” *Future Healthc. J.*, vol. 8, no. 2, pp. e188–e194, Jul. 2021, doi: 10.7861/fhj.2021-0095.

[12] A. Barredo Arrieta *et al.*, “Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, Taxonomies, Opportunities and Challenges toward Responsible AI.”

[13] M. Muthamizhan, R. Scholar, and B. Sathyasri, “Explainable Deep Learning for Skin Disease Detection: From Black-Box to Trustworthy AI in Healthcare.”

[14] I. F. Rosyid and H. Pramaditya, “Visual Interpretation of Machine Learning Models (Random Forest) for Lung Cancer Risk Classification Using Explainable Artificial Intelligence (SHAP & LIME),” *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 6, no. 4, pp. 2187–2206, Aug. 2025, doi: 10.52436/1.jutif.2025.6.4.4925.

[15] M. Tan and Q. V Le, “EfficientNetV2: Smaller Models and Faster Training,” 2021. [Online]. Available: https://github.com/google/