



Implementasi Model Deep Learning MobileNetV2 untuk Klasifikasi Citra Melanoma Berbasis Web

Deva Safara Alfana*, Intan Kumalasari

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

Jl. Puspatek, Buaran, Kec. Pamulang, Kota Tangerang Selatan, Banten, Indonesia

Email: ^{1,*}devasafara65@gmail.com, ²Dosen02368@unpam.ac.id

Email Penulis Korespondensi : devasafara65@gmail.com

Submitted: 05/12/2025; Accepted: 18/03/2026; Published: 04/04/2026

Abstrak—Melanoma merupakan salah satu jenis kanker kulit paling agresif dengan tingkat mortalitas tinggi apabila tidak terdeteksi pada tahap awal. Di fasilitas kesehatan tingkat pertama, keterbatasan alat dermoskopi menyebabkan proses pemeriksaan hanya mengandalkan penilaian visual sehingga berpotensi menimbulkan kesalahan diagnosis, terutama false negative. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem deteksi dini melanoma berbasis web sebagai alat bantu skrining awal. Metode yang digunakan adalah implementasi model deep learning MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning menggunakan bobot pra-latih ImageNet. Dataset penelitian citra melanoma dan notmelanoma berasal dari HAM10000, sedangkan kelas nonskin diperoleh dari CIFAR-10 untuk membantu model membedakan citra lesi kulit dengan citra non-kulit yang dibagi menjadi (70%) data train, (20%) data validation, dan (10%) data. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 90% pada pengujian multikelas, sedangkan evaluasi biner dengan fokus deteksi melanoma menghasilkan akurasi sebesar 90,48%, precision sebesar 81,75%, recall sebesar 91,96%, dan F1-score sebesar 86,50% pada data uji. Model kemudian diimplementasikan dalam sistem berbasis web yang mampu menampilkan hasil klasifikasi citra lesi kulit beserta nilai confidence score secara langsung. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan mampu melakukan analisis citra secara otomatis dan berpotensi digunakan sebagai alat bantu dalam proses skrining awal melanoma.

Kata Kunci: Melanoma; Deep Learning; MobileNetV2; Transfer Learning; Deteksi Dini

Abstract—Melanoma is one of the most aggressive types of skin cancer with a high mortality rate if not detected at an early stage. In primary healthcare facilities, the lack of dermoscopy equipment causes examinations to rely solely on visual assessment, which may lead to diagnostic errors, particularly false negatives. This study aims to develop a web-based early melanoma detection system as a tool to assist initial screening. The proposed method implements a deep learning model based on the MobileNetV2 architecture using a transfer learning approach with pre-trained ImageNet weights. The dataset used in this study consists of melanoma and notmelanoma images from HAM10000, while the nonskin class is obtained from CIFAR-10 to help the model distinguish between skin lesion images and non-skin images. The dataset is divided into 70% training data, 20% validation data, and 10% testing data. Evaluation results show that the model achieves an accuracy of 90% in multiclass classification, while binary evaluation focusing on melanoma detection yields an accuracy of 90.48%, precision of 81.75%, recall of 91.96%, and an F1-score of 86.50% on the test data. The model is then implemented in a web-based system capable of displaying skin lesion classification results along with a confidence score in real time. The findings indicate that the developed system can perform automated image analysis and has the potential to be used as a supporting tool for early melanoma screening.

Keywords: Melanoma; Deep Learning; MobileNetV2; Transfer Learning; Early Detection

1. PENDAHULUAN

Paparan sinar matahari yang tinggi merupakan karakteristik wilayah tropis seperti Indonesia. Intensitas radiasi ultraviolet (UV) yang tinggi sepanjang tahun meningkatkan risiko berbagai gangguan kulit, termasuk kanker kulit. Salah satu jenis kanker kulit yang paling berbahaya adalah melanoma, yaitu kanker yang berasal dari sel melanosit dan bersifat agresif. Melanoma memiliki kemampuan menyebar dengan cepat ke jaringan tubuh lain sehingga berpotensi menyebabkan kematian apabila tidak dideteksi sejak tahap awal [1]. Deteksi dini menjadi faktor penting dalam meningkatkan peluang keberhasilan pengobatan serta menurunkan angka mortalitas akibat penyakit ini.

Melanoma masih menjadi permasalahan kesehatan global yang signifikan. Data dari International Agency for Research on Cancer (IARC) di bawah World Health Organization (WHO) menunjukkan lebih dari 300.000 kasus melanoma baru terjadi setiap tahun di seluruh dunia. Data Global Cancer Observatory tahun 2020 mencatat sebanyak 1.609 kasus baru melanoma dengan 699 kematian di Indonesia, yang menempatkan melanoma pada peringkat ke-23 dari seluruh jenis kanker di Indonesia [2]. Tingkat fatalitas yang tinggi menunjukkan bahwa keterlambatan diagnosis masih sering terjadi sehingga deteksi dini menjadi langkah penting dalam meningkatkan peluang kesembuhan pasien.

Praktik skrining melanoma pada fasilitas kesehatan tingkat pertama masih menghadapi berbagai keterbatasan. Identifikasi awal lesi kulit yang mencurigakan umumnya menggunakan pedoman klinis ABCDE (Asymmetry, Border, Color, Diameter, dan Evolution). Pedoman ini membantu tenaga medis dalam menilai perubahan bentuk, warna, dan ukuran lesi kulit yang berpotensi menjadi melanoma. Proses penilaian sangat bergantung pada kemampuan observasi visual dokter serta pemahaman pasien terhadap perubahan pada kulit mereka [3]. Ketergantungan pada evaluasi visual dapat meningkatkan risiko kesalahan diagnosis, terutama kesalahan negatif palsu (false negative) ketika lesi melanoma tidak teridentifikasi sejak dini.



Sistem rujukan berjenjang dalam pelayanan kesehatan di Indonesia menempatkan fasilitas kesehatan tingkat pertama sebagai pintu awal pemeriksaan pasien. Dokter umum memiliki tanggung jawab menentukan indikasi medis sebelum pasien dirujuk ke fasilitas kesehatan tingkat lanjutan. Keputusan rujukan yang kurang tepat dapat menyebabkan keterlambatan diagnosis maupun rujukan yang tidak diperlukan [4].

Perkembangan teknologi Artificial Intelligence (AI) membuka peluang baru dalam analisis citra medis. Pendekatan deep learning, khususnya Convolutional Neural Network (CNN), banyak digunakan karena kemampuannya mengekstraksi fitur visual secara otomatis dari citra digital. CNN mampu mempelajari pola kompleks pada citra medis yang sulit diidentifikasi secara manual dan telah menunjukkan performa klasifikasi yang tinggi pada berbagai penelitian analisis citra medis [5]. Kemampuan tersebut menjadikan CNN sebagai pendekatan yang potensial untuk membantu proses analisis citra medis secara otomatis. Model memanfaatkan bobot yang telah dilatih pada dataset ImageNet sehingga proses pelatihan menjadi lebih efisien dan akurasi model dapat meningkat meskipun jumlah data pelatihan terbatas [6].

MobileNetV2 merupakan salah satu arsitektur CNN yang dirancang untuk menghasilkan model yang ringan dan efisien. Arsitektur ini menggunakan konsep depthwise separable convolution serta struktur inverted residual dan linear bottleneck sehingga proses komputasi menjadi lebih hemat dibandingkan CNN konvensional. Karakteristik tersebut menjadikan MobileNetV2 sesuai untuk diterapkan pada aplikasi berbasis web atau sistem dengan keterbatasan sumber daya komputasi [7].

Penelitian sebelumnya menunjukkan keberhasilan penerapan deep learning dalam deteksi penyakit berbasis citra. Lu dan Abolhasani Zadeh [8] mengembangkan model berbasis XceptionNet untuk klasifikasi melanoma pada dataset HAM10000. Indraswari et al. [9] menerapkan MobileNetV2 melalui transfer learning dan memperoleh akurasi terbaik sebesar 85% pada dataset ISIC Archive. Ogundokun et al. [10] mengusulkan model hybrid yang menggabungkan MobileNetV2 dan Xception dengan akurasi sebesar 97,56%. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa pendekatan deep learning memiliki potensi besar dalam mendukung proses deteksi penyakit berbasis citra.

Penelitian ini berfokus pada implementasi MobileNetV2 untuk klasifikasi citra lesi kulit menggunakan dataset HAM10000 pada repositori Harvard Dataverse. Dataset tersebut dipilih karena merupakan dataset dermoskopi yang banyak digunakan dalam penelitian deteksi kanker kulit. Sistem dikembangkan dalam bentuk prototipe aplikasi berbasis web yang mampu melakukan analisis citra lesi kulit secara otomatis. Model dirancang untuk melakukan klasifikasi kelas melanoma, notmelanoma, dan nonskin, sehingga sistem dapat membedakan citra lesi kulit dengan gambar yang bukan merupakan citra kulit yang bertujuan mencegah kesalahan prediksi ketika pengguna mengunggah gambar yang tidak relevan. Tujuan penelitian ini adalah mengembangkan sistem deteksi dini melanoma berbasis web yang ringan, merancang alat bantu skrining yang mampu memberikan hasil klasifikasi serta nilai probabilitas secara objektif, dan mengimplementasikan arsitektur MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning untuk memperoleh model yang efisien dan akurat.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan experimental research yang bertujuan mengevaluasi kinerja model klasifikasi citra melalui serangkaian proses pelatihan dan pengujian model secara terkontrol. Pendekatan ini memungkinkan peneliti mengukur kemampuan model dalam mengidentifikasi pola citra lesi kulit secara objektif menggunakan data uji yang terpisah dari data pelatihan.

Model klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah MobileNetV2, yaitu salah satu arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang dirancang untuk menghasilkan model yang efisien dengan jumlah parameter yang relatif kecil. MobileNetV2 dikembangkan untuk aplikasi yang memiliki keterbatasan sumber daya komputasi namun tetap membutuhkan performa klasifikasi yang baik. Arsitektur ini memanfaatkan teknik depthwise separable convolution, yaitu pemisahan proses konvolusi menjadi dua tahap yang berbeda. Tahap pertama adalah depthwise convolution yang berfungsi mengekstraksi fitur dari setiap kanal citra secara terpisah, sedangkan tahap kedua adalah pointwise convolution yang menggabungkan hasil ekstraksi fitur tersebut untuk menghasilkan representasi fitur yang lebih kompleks. Pendekatan ini secara signifikan mengurangi jumlah operasi komputasi dibandingkan konvolusi standar pada CNN konvensional.

Struktur utama MobileNetV2 terdiri dari beberapa blok yang disebut inverted residual block. Pada struktur ini, dimensi fitur terlebih dahulu diperluas menggunakan expansion layer sebelum dilakukan proses depthwise convolution. Setelah proses ekstraksi fitur dilakukan, dimensi fitur kemudian diperkecil kembali menggunakan projection layer dengan konsep linear bottleneck. Mekanisme ini memungkinkan model mempertahankan informasi penting selama proses propagasi fitur sekaligus menjaga efisiensi komputasi jaringan. Kombinasi antara inverted residual dan linear bottleneck membuat MobileNetV2 mampu menghasilkan performa klasifikasi yang baik dengan ukuran model yang relatif ringan.

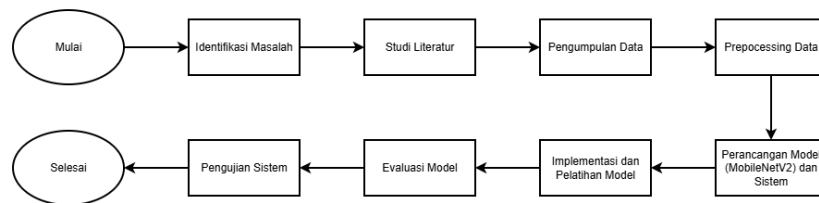
Penelitian ini menggunakan pendekatan transfer learning untuk mempercepat proses pelatihan model. Model MobileNetV2 diinisialisasi menggunakan bobot awal yang telah dilatih pada dataset ImageNet sehingga jaringan telah memiliki kemampuan dasar dalam mengenali pola visual seperti tekstur, tepi, dan bentuk. Lapisan akhir model kemudian disesuaikan untuk kebutuhan klasifikasi pada penelitian ini. Proses pelatihan dilakukan

dengan menyesuaikan bobot jaringan menggunakan dataset citra lesi kulit sehingga model dapat mempelajari karakteristik visual yang membedakan setiap kategori citra.

Model yang dikembangkan digunakan untuk melakukan klasifikasi tiga kategori citra, yaitu melanoma, non-melanoma, dan non-skin. Kategori non-skin ditambahkan pada sistem untuk mengidentifikasi gambar yang bukan merupakan citra kulit sehingga sistem dapat menghindari kesalahan prediksi ketika pengguna mengunggah gambar yang tidak relevan. Pendekatan ini bertujuan meningkatkan keandalan sistem dalam penggunaan pada aplikasi berbasis web.

2.1 Tahapan Penelitian

Alur tahapan penelitian yang digunakan dalam studi ini dapat dilihat pada Gambar 1, yang menggambarkan proses mulai dari identifikasi masalah hingga pengujian sistem.



Gambar 1. Alur Tahapan Penelitian

Pada Gambar 1, rangkaian tahapan penelitian tersusun secara runtut dan terorganisasi. Setiap tahapan saling berkaitan dan berperan dalam proses pembangunan sistem deteksi melanoma dengan mengimplementasikan arsitektur MobileNetV2. Tahapan penelitian dimulai dari identifikasi masalah hingga pengujian sistem untuk memastikan bahwa model yang dikembangkan mampu bekerja secara optimal dalam mendeteksi melanoma.

Tahap awal penelitian adalah identifikasi masalah yang bertujuan untuk menganalisis permasalahan, peluang, serta kebutuhan pada proses diagnosis yang berjalan. Pada penelitian ini dilakukan pemetaan alur diagnosis konvensional di Klinik Siti Aksar untuk memahami kendala yang muncul dalam proses deteksi dini melanoma. Deteksi dini memiliki peran penting sebagai bentuk kewaspadaan awal dalam upaya meningkatkan derajat kesehatan masyarakat secara optimal [15]. Berdasarkan hasil analisis tersebut, dirumuskan rancangan sistem usulan berbasis web yang terintegrasi dengan teknologi kecerdasan buatan untuk membantu meningkatkan efisiensi serta objektivitas dalam proses skrining awal melanoma.

Tahap berikutnya adalah studi literatur yang dilakukan dengan mengkaji berbagai penelitian terdahulu yang berkaitan dengan penerapan deep learning, khususnya arsitektur MobileNetV2, dalam deteksi penyakit kulit. Proses ini bertujuan untuk memperoleh pemahaman teoritis serta landasan metodologis yang relevan dalam pengembangan model dan sistem yang akan dibangun. Studi literatur juga membantu peneliti dalam menentukan pendekatan yang tepat untuk menyelesaikan permasalahan penelitian.

Tahap pengumpulan data dilakukan dengan memperoleh informasi yang diperlukan dalam pengembangan sistem. Proses akuisisi data dilakukan tanpa menggunakan data pribadi pasien. Kebutuhan sistem diperoleh melalui observasi terhadap alur pemeriksaan serta wawancara dengan dokter di lokasi penelitian. Data yang digunakan untuk proses pelatihan model berasal dari dataset publik HAM10000 yang tersedia pada Harvard Dataverse. Informasi tambahan juga diperoleh melalui studi literatur serta pemanfaatan data sekunder yang berkaitan dengan penerapan deep learning menggunakan arsitektur MobileNetV2 dalam deteksi penyakit kulit.

Tahap preprocessing data dilakukan untuk mempersiapkan citra dermoskopi sebelum digunakan dalam proses pelatihan model. Tahapan ini bertujuan menghasilkan data yang terstruktur, seragam, dan sesuai dengan kebutuhan input pada arsitektur MobileNetV2. Proses preprocessing meliputi normalisasi nilai piksel, perubahan ukuran citra (resizing), serta penerapan teknik augmentasi data seperti rotasi dan flipping. Selain itu dilakukan juga pembagian dataset menjadi data pelatihan dan data pengujian agar proses evaluasi model dapat dilakukan secara objektif.

Tahap perancangan model dan sistem mencakup proses perancangan arsitektur CNN yang digunakan dalam penelitian, yaitu MobileNetV2, serta strategi pelatihan model yang akan diterapkan. CNN dikenal sebagai metode yang efektif dalam sistem diagnosis berbasis komputer karena mampu mengekstraksi fitur visual dari citra secara otomatis [16]. Pada tahap ini dilakukan penentuan konfigurasi lapisan jaringan, pengaturan hyperparameter, serta metode evaluasi yang digunakan untuk mengukur kinerja model. Selain perancangan model, tahap ini juga mencakup perancangan sistem aplikasi berbasis web yang meliputi struktur sistem, perilaku sistem, serta interaksi antar komponen perangkat lunak. Perancangan sistem dilakukan agar aplikasi dapat memenuhi kebutuhan pengguna dan berfungsi secara optimal [17]. Proses perancangan meliputi desain basis data, pemodelan sistem menggunakan UML, serta perancangan antarmuka pengguna atau user interface (UI) [18].

Tahap implementasi dan pelatihan model dilakukan dengan menerjemahkan rancangan arsitektur MobileNetV2 ke dalam kode program. Model kemudian dilatih menggunakan dataset HAM10000 yang telah



melalui tahap preprocessing sebelumnya. Proses pelatihan bertujuan agar model mampu mempelajari pola visual pada citra lesi kulit sehingga dapat membedakan kategori melanoma, non-melanoma, serta citra non-skin secara lebih akurat.

Tahap evaluasi model dilakukan setelah proses pelatihan selesai. Evaluasi bertujuan untuk menilai performa model dalam melakukan klasifikasi citra. Pengukuran kinerja model dilakukan menggunakan beberapa metrik evaluasi, yaitu accuracy, precision, recall, dan F1-score. Penggunaan beberapa metrik evaluasi ini bertujuan untuk memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai kemampuan model dalam melakukan prediksi secara tepat.

Tahap terakhir adalah pengujian sistem yang dilakukan untuk memastikan bahwa aplikasi berbasis web yang dikembangkan telah berjalan sesuai dengan spesifikasi yang telah dirancang. Proses pengujian merupakan bagian penting dalam rekayasa perangkat lunak untuk memastikan bahwa sistem tidak mengalami kesalahan fungsi serta telah memenuhi standar kualitas sebelum digunakan oleh pengguna. Tahap ini memastikan bahwa sistem deteksi melanoma yang dikembangkan dapat dioperasikan dengan baik dan siap digunakan sebagai alat bantu skrining awal.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Spesifikasi Lingkungan Implementasi

Implementasi sistem dilakukan menggunakan kombinasi perangkat keras dan perangkat lunak yang mendukung proses pelatihan model deep learning serta pengembangan aplikasi berbasis web. Perangkat keras yang digunakan berupa komputer dengan prosesor Intel Core i3, RAM 8 GB, dan media penyimpanan SSD 256 GB.

Pada bagian perangkat lunak, bahasa pemrograman yang digunakan adalah Python 3.11 karena memiliki dukungan luas terhadap pengembangan model machine learning. Proses pelatihan model dilakukan menggunakan Google Colab Pro sebagai lingkungan komputasi berbasis cloud yang memungkinkan pemrosesan data dalam skala besar secara lebih efisien. Framework utama yang digunakan adalah TensorFlow dan Keras untuk membangun serta melatih model deep learning.

Arsitektur yang digunakan dalam penelitian ini adalah MobileNetV2 karena memiliki karakteristik model yang ringan dan efisien, sehingga sesuai untuk diimplementasikan pada sistem berbasis web dengan keterbatasan sumber daya komputasi. Library tambahan seperti NumPy digunakan untuk pengolahan numerik, sedangkan Matplotlib digunakan untuk visualisasi hasil pelatihan model.

3.2 Implementasi Model Deep Learning

Dalam ranah pengembangan sistem berbasis teknologi, implementasi juga dimaknai sebagai tahap realisasi rancangan ke dalam bentuk program yang dijalankan melalui proses pengkodean, pengujian, dan evaluasi untuk memastikan sistem berfungsi sesuai desain [23]. Proses ini dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python di lingkungan Google Colab Pro, mengikuti rancangan sistem yang telah dibahas sebelumnya.

3.2.1 Implementasi Dataset dan Labelling

Dataset yang digunakan pada penelitian ini berasal dari dua sumber utama yaitu HAM10000 dan CIFAR-10. Dataset HAM10000 digunakan untuk memperoleh citra lesi kulit yang terdiri dari dua kategori yaitu Melanoma dan NotMelanoma (nevus). Sementara itu, dataset CIFAR-10 digunakan sebagai sumber citra NonSkin yang berfungsi sebagai data kontrol untuk mendeteksi gambar yang bukan merupakan citra kulit.

Penggunaan kelas NonSkin bertujuan untuk meningkatkan keandalan sistem dalam penggunaan nyata. Dengan adanya kelas ini, sistem dapat mengidentifikasi ketika pengguna mengunggah gambar yang bukan merupakan citra kulit sehingga mengurangi risiko kesalahan prediksi pada proses klasifikasi. Total dataset yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 3.339 citra yang terdiri dari tiga kelas yaitu Melanoma, NotMelanoma, dan NonSkin. Jumlah dataset pada masing-masing kelas dibuat seimbang agar proses pelatihan model tidak mengalami bias terhadap kelas tertentu. Distribusi dataset yang digunakan pada penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 1.

Setelah dataset dikumpulkan, tahap berikutnya adalah melakukan proses pembagian dataset (data splitting) menjadi data training, validation, dan testing. Pembagian dataset dilakukan dengan rasio 70% data training, 20% data validation, dan 10% data testing. Pembagian ini bertujuan agar model dapat dilatih menggunakan sebagian data dan kemudian dievaluasi menggunakan data yang belum pernah dilihat sebelumnya sehingga hasil evaluasi menjadi lebih objektif.

Tabel 1. Pembagian Dataset

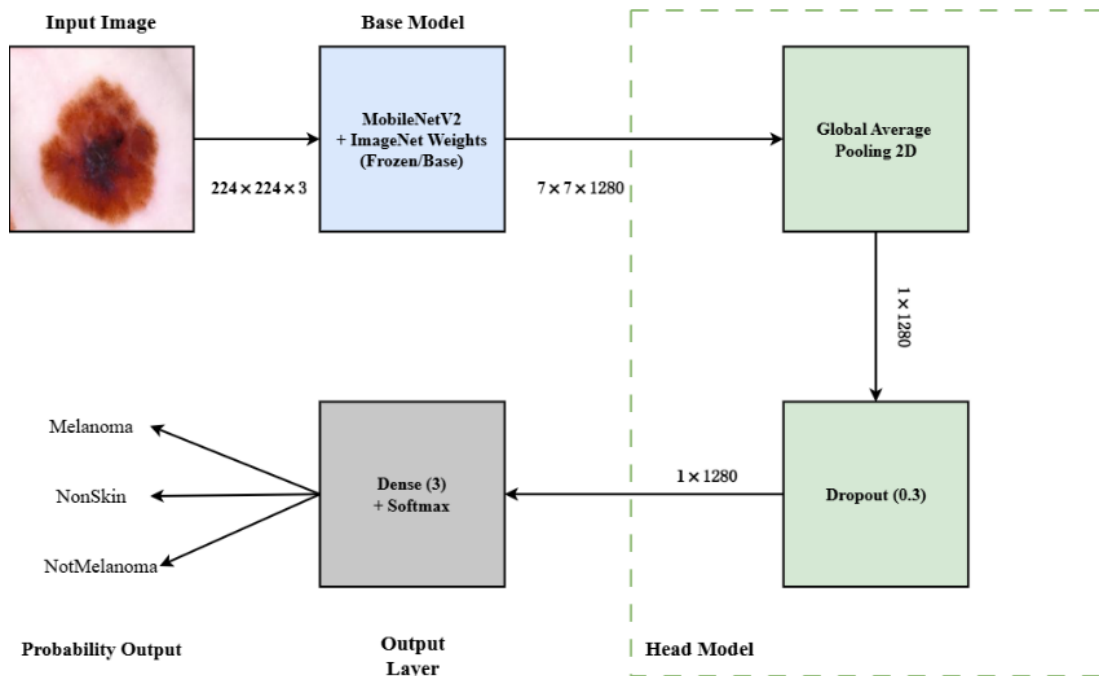
Dataset	Data Training (70%)	Data Testing (20%)	Data Validation (10%)
Melanoma	779	222	112
NotMelanoma	779	222	112
NonSkin	779	222	112

Berdasarkan Tabel 1, setiap kelas memiliki jumlah data training sebanyak 779 citra, data validation sebanyak 222 citra, dan data testing sebanyak 112 citra. Pembagian dataset yang seimbang ini membantu model dalam mempelajari karakteristik visual dari setiap kelas secara lebih optimal serta memungkinkan evaluasi performa model dilakukan secara lebih akurat pada tahap pengujian.

3.2.2 Implementasi Preprocessing dan Augmentasi

Arsitektur model dibangun menggunakan MobileNetV2 sebagai base model. Pemilihan arsitektur ini didasarkan pada keunggulan strukturnya yang memanfaatkan konsep Depthwise Separable Convolution serta Inverted Residual Block, sehingga mampu menghasilkan model yang lebih efisien secara komputasi dengan jumlah parameter yang lebih kecil dibandingkan CNN konvensional namun tetap mempertahankan performa klasifikasi yang baik.

Model dikembangkan menggunakan pendekatan transfer learning dengan memanfaatkan bobot awal (pretrained weights) dari dataset ImageNet. Pendekatan ini memungkinkan model memiliki kemampuan awal dalam mengenali fitur visual dasar seperti tekstur, tepi, dan pola warna pada citra. Dengan demikian, meskipun dataset medis yang digunakan relatif terbatas, model tetap mampu mengekstraksi fitur citra lesi kulit secara efektif. Arsitektur model yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2, yang menggambarkan alur pemrosesan citra mulai dari input hingga menghasilkan probabilitas klasifikasi pada setiap kelas.



Gambar 2. Arsitektur Model MobileNetV2

Berdasarkan Gambar 2, proses dimulai ketika citra lesi kulit yang diperoleh dari dataset terlebih dahulu melalui tahap preprocessing, salah satunya adalah proses resizing citra menjadi 224×224 piksel dengan tiga kanal warna (RGB) agar sesuai dengan ukuran input standar pada arsitektur MobileNetV2. Citra yang telah melalui proses penyesuaian ukuran tersebut kemudian dimasukkan ke dalam jaringan sebagai input image.

MobileNetV2 digunakan sebagai base model yang telah memanfaatkan bobot awal (pretrained weights) dari dataset ImageNet. Jaringan konvolusi pada tahap ini mengekstraksi berbagai fitur visual dasar dari citra seperti pola tekstur kulit, distribusi warna pigmen, serta batas tepi lesi yang menjadi karakteristik penting dalam analisis melanoma.

MobileNetV2 menggunakan mekanisme depthwise separable convolution dalam proses ekstraksi fitur. Mekanisme ini memisahkan proses konvolusi menjadi dua tahap utama yaitu depthwise convolution dan pointwise convolution. Depthwise convolution menerapkan filter pada setiap kanal citra secara terpisah untuk menangkap pola spasial seperti tepi dan tekstur. Pointwise convolution kemudian menggunakan konvolusi 1×1 untuk menggabungkan informasi dari setiap kanal sehingga menghasilkan representasi fitur yang lebih kompleks.

Struktur inverted residual block pada MobileNetV2 mempertahankan informasi penting selama proses propagasi fitur di dalam jaringan. Blok ini memperluas dimensi fitur menggunakan expansion layer, kemudian melakukan proses depthwise convolution untuk mengekstraksi fitur spasial. Dimensi fitur selanjutnya diproyeksikan kembali menggunakan linear bottleneck layer sehingga model tetap efisien namun tidak kehilangan informasi penting dari citra yang diproses. Hasil ekstraksi fitur dari base model MobileNetV2 berupa feature map berukuran $7 \times 7 \times 1280$, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2. Feature map ini kemudian diproses oleh lapisan

Global Average Pooling 2D untuk mereduksi dimensi spasial menjadi vektor fitur satu dimensi berukuran 1×1280 .

Lapisan Dropout dengan nilai 0.3 digunakan setelah proses pooling untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model dengan menonaktifkan sebagian neuron secara acak selama proses pelatihan. Lapisan terakhir merupakan Dense layer dengan fungsi aktivasi Softmax yang menghasilkan probabilitas untuk tiga kelas yaitu Melanoma, NotMelanoma, dan NonSkin. Kelas dengan nilai probabilitas tertinggi digunakan sebagai hasil klasifikasi citra oleh sistem. Lapisan terakhir merupakan Dense layer dengan fungsi aktivasi Softmax yang menghasilkan nilai probabilitas untuk tiga kelas yaitu Melanoma, NotMelanoma, dan NonSkin. Nilai probabilitas tertinggi dari fungsi Softmax digunakan sebagai dasar penentuan hasil klasifikasi citra oleh sistem.

3.2.3 Implementasi Pelatihan Model

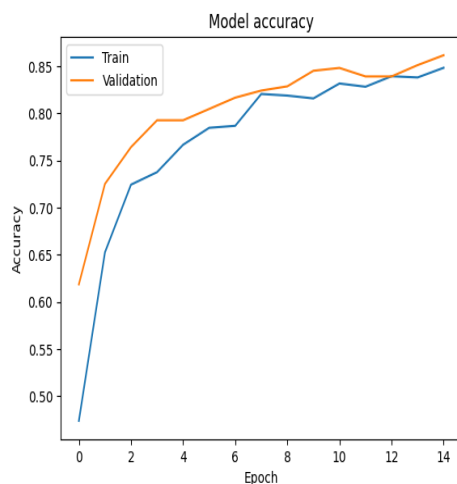
Pelatihan model dilakukan setelah tahap preprocessing data dan perancangan arsitektur selesai. Proses ini bertujuan agar model mampu mempelajari pola visual dari citra lesi kulit sehingga dapat membedakan kategori Melanoma, NotMelanoma, dan NonSkin secara otomatis. Model dibangun menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan memanfaatkan bobot awal (pre-trained weights) dari ImageNet sehingga jaringan telah memiliki kemampuan awal dalam mengenali fitur visual dasar seperti tekstur, tepi, dan pola warna.

Citra yang digunakan sebagai input terlebih dahulu disesuaikan ukurannya menjadi $224 \times 224 \times 3$ piksel agar sesuai dengan standar input MobileNetV2. Proses pelatihan model menggunakan optimizer Adam dengan learning rate sebesar 1×10^{-4} serta fungsi kerugian categorical crossentropy yang sesuai untuk tugas klasifikasi dengan lebih dari dua kelas. Pelatihan dilakukan selama 15 epoch dengan batch size sebesar 32, di mana setiap batch berisi sejumlah citra yang diproses secara bersamaan dalam satu siklus propagasi.

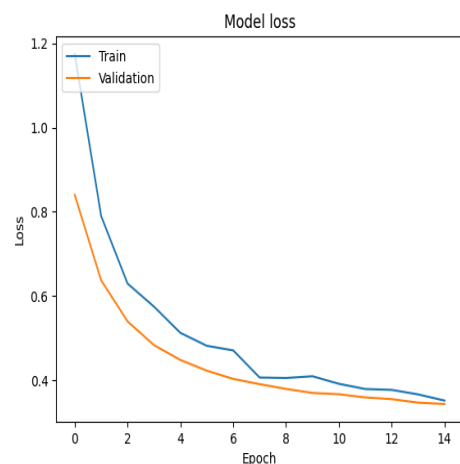
Generalisasi model dan mengurangi risiko overfitting pada tahap pelatihan ditingkatkan dengan menerapkan data augmentation pada data training. Teknik augmentasi yang digunakan meliputi rotation, shift, zoom, shear, dan flip sehingga model dapat mempelajari variasi pola citra yang lebih beragam selama proses pelatihan. Pendekatan ini membantu model dalam mengenali karakteristik lesi kulit secara lebih robust ketika dihadapkan pada citra baru pada tahap pengujian.

3.3 Hasil dan Analisis Model

Hasil Hasil dan analisis model merupakan tahap evaluasi yang bertujuan untuk menilai kemampuan arsitektur MobileNetV2 dalam mengklasifikasikan citra lesi kulit. Evaluasi dilakukan dengan menganalisis proses pelatihan model serta kinerja model pada data uji. Analisis proses pelatihan dilakukan menggunakan grafik akurasi dan loss, sedangkan evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan confusion matrix dan classification report. Perkembangan nilai akurasi selama proses pelatihan ditunjukkan pada Gambar 2 dan perubahan nilai loss selama proses pelatihan ditunjukkan pada Gambar 3.



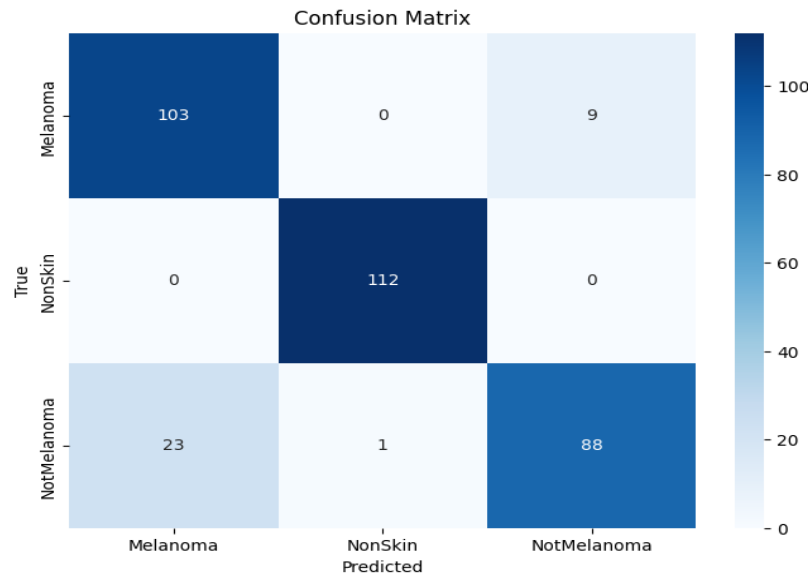
Gambar 2. Graph Acuraccy MobileNetV2



Gambar 3. Graph Loss MobileNetV2

Pada Gambar 2, grafik akurasi memperlihatkan bahwa nilai akurasi pada data training meningkat secara bertahap sejak awal pelatihan hingga mencapai sekitar 0,84 pada epoch terakhir. Nilai akurasi pada data validation juga menunjukkan peningkatan yang relatif stabil hingga mencapai sekitar 0,85. Selisih antara akurasi training dan validation relatif kecil sehingga menunjukkan bahwa model mampu belajar secara konsisten tanpa indikasi overfitting yang signifikan. Sedangkan pada Gambar 3, grafik loss memperlihatkan bahwa nilai loss pada data training mengalami penurunan secara bertahap dari sekitar 1,0 pada awal pelatihan hingga mendekati 0,35 pada epoch terakhir. Nilai loss pada data validation juga menunjukkan kecenderungan penurunan dengan pola yang relatif serupa meskipun terdapat fluktuasi kecil pada beberapa epoch. Penurunan loss yang konsisten menunjukkan bahwa proses pembelajaran model berjalan dengan stabil.

Evaluasi kinerja model selanjutnya dilakukan menggunakan confusion matrix multikelas untuk melihat kemampuan model dalam mengklasifikasikan tiga kategori citra yaitu Melanoma, NonSkin, dan NotMelanoma. Hasil confusion matrix ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Confusion Matrix

Berdasarkan Gambar 4, pada kelas Melanoma terdapat 103 citra yang berhasil diprediksi dengan benar sebagai melanoma, sedangkan 9 citra salah diprediksi sebagai NotMelanoma. Pada kelas NonSkin, seluruh 112 citra berhasil diprediksi dengan benar sehingga tidak terdapat kesalahan klasifikasi pada kelas ini. Pada kelas NotMelanoma, terdapat 88 citra yang berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara 23 citra salah diprediksi sebagai Melanoma dan 1 citra salah diprediksi sebagai NonSkin.

Selain evaluasi multikelas, analisis juga dilakukan menggunakan confusion matrix biner dengan fokus pada kemampuan model dalam mendeteksi Melanoma sebagai kelas utama. Pendekatan ini digunakan karena tujuan utama sistem adalah melakukan deteksi dini melanoma. Pada evaluasi ini, kelas positif adalah melanoma, sedangkan kelas negatif mencakup NotMelanoma dan NonSkin. Confusion matrix kelas melanoma ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Confusion Matrix Kelas Melanoma

	Predicted Positive	Predicted Negative
True Positive	103 (TP)	9 (FN)
True Negative	23 (FP)	201 (TN)

Berdasarkan Tabel 2, terdapat 103 citra melanoma yang berhasil diprediksi dengan benar sebagai melanoma, sedangkan 9 citra melanoma salah diprediksi sebagai bukan melanoma. Pada kelas negatif, terdapat 201 citra yang berhasil diprediksi dengan benar sebagai bukan melanoma dan 23 citra keliru diprediksi sebagai melanoma. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mampu membedakan citra melanoma dan bukan melanoma dengan akurasi sebesar 90,48% pada data uji.

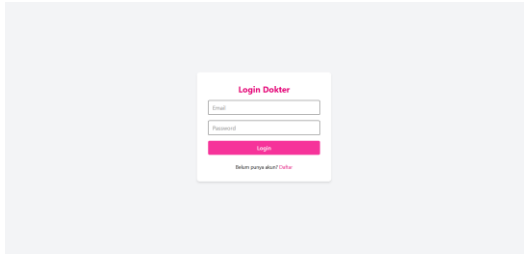
Evaluasi kinerja model juga dianalisis menggunakan metrik precision, recall, dan F1-score. Berdasarkan hasil perhitungan dari confusion matrix, model memperoleh nilai precision sebesar 81,75%, yang menunjukkan tingkat ketepatan model dalam memprediksi citra melanoma sebagai kelas positif. Nilai recall sebesar 91,96% menunjukkan bahwa sebagian besar citra melanoma pada data uji berhasil terdeteksi oleh model. Sementara itu, nilai F1-score sebesar 86,50% menunjukkan keseimbangan antara precision dan recall dalam mendeteksi kelas melanoma.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi menunjukkan bahwa model MobileNetV2 mampu mempelajari pola visual dari citra lesi kulit dengan cukup baik. Model dapat membedakan citra melanoma, notmelanoma, dan nonskin dengan performa yang stabil sehingga model yang dikembangkan dapat digunakan sebagai dasar dalam implementasi sistem deteksi dini melanoma berbasis web.

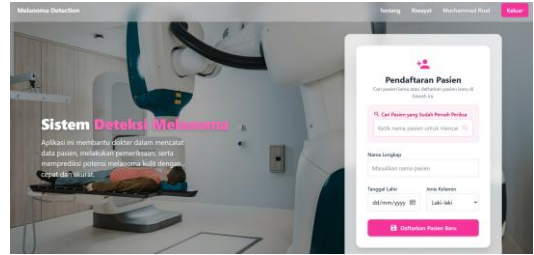
3.4 Implementasi Antarmuka (User Interface) Aplikasi Web

Antarmuka sistem adalah layanan dalam sistem operasi yang bertugas menyajikan tampilan program aplikasi kepada pengguna. Melalui komponen inilah, yang bersentuhan langsung dengan pengguna, interaksi antara

pengguna, aplikasi, dan sistem operasi dapat terjadi. UI Login dan Halaman Utama ditunjukkan pada Gambar 5 dan Gambar 6.

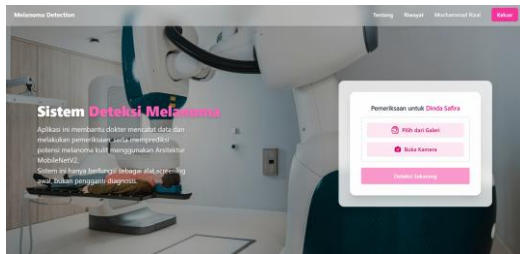


Gambar 5. User Interface Login

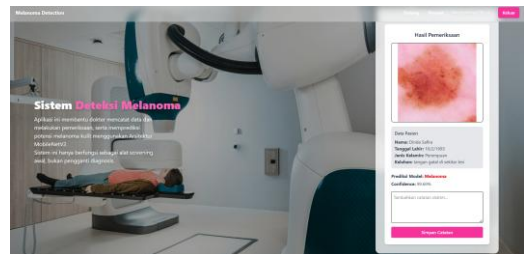


Gambar 6. User Interface Halaman Utama

Pada Gambar 5 menampilkan antarmuka otentikasi yang harus diakses terlebih dahulu oleh Dokter Umum. Pengguna memasukkan email dan kata sandi yang telah terdaftar atau melakukan registrasi jika belum memiliki akun. Jika kredensial valid, sistem akan menavigasi ke halaman utama dan jika tidak, pengguna diminta mengulang input hingga data sesuai. Lalu gambar 6 terdapat penjelasan fungsi aplikasi serta form pendaftaran pasien baru atau pencarian pasien lama sebelum memulai pendeteksian gambar lesi.

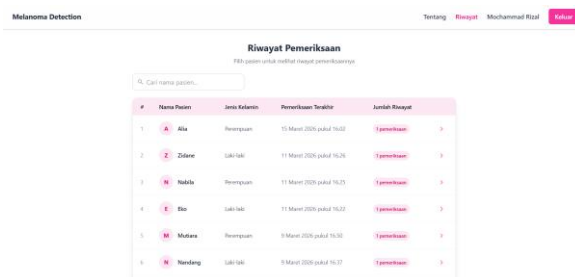


Gambar 7. User Interface Pilihan Unggah Gambar

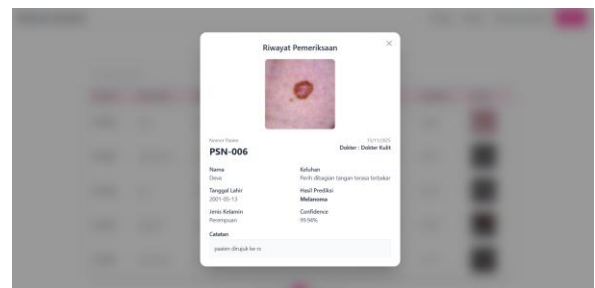


Gambar 8. User Interface Hasil Prediksi

Pada Gambar 7 setelah data pasien telah didaftarkan, maka akan terdapat pilihan unggah gambar. Dokter umum bisa melakukan upload gambar melalui pilihan dari galeri atau membuka kamera (webcam) sebelum melakukan pendeteksian melalui tombol Deteksi Sekarang. Setelah gambar sudah dipilih dan Dokter Umum menekan tombol Deteksi Sekarang, maka akan dilakukan pendeteksian oleh sistem. Hasil deteksi klasifikasi yang dilengkapi dengan confidence scorenya, Nilai ini merepresentasikan tingkat probabilitas atau keyakinan model terhadap hasil prediksi tersebut.

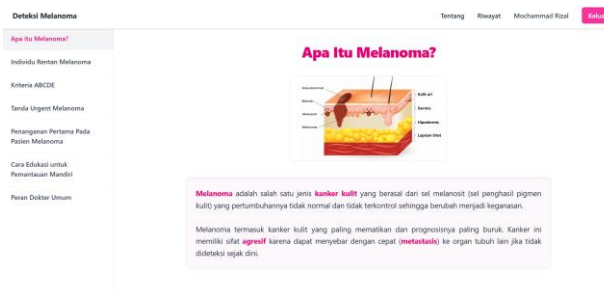


Gambar 11. User Interface Menu Riwayat



Gambar 12. User Interface Detail Riwayat

Menu riwayat pemeriksaan ditunjukkan pada Gambar 11. Dokter Umum bisa melakukan pencarian pemeriksaan pasien dengan menggunakan nama pasien. Selanjutnya jika Dokter Umum mengklik salah satu riwayat pasien di halaman riwayat maka akan muncul detail riwayat pasien tersebut seperti yang ditunjukkan oleh Gambar 12.



Gambar 13. User Interface Tentang Melanoma



Pada gambar 13 merupakan halaman pada menu tentang melanoma, halaman ini berisi informasi penting yang berfungsi untuk membantu dokter dalam mengenal lebih dalam tentang melanoma. Semua informasi yang dicantumkan merupakan informasi yang didapatkan dari wawancara yang dilakukan dengan dokter spesialis dermatologi, venerologi, dan estetika yang sudah memiliki pengalaman menangani pasien melanoma.

3.5 Pengujian Sistem

Pengujian Pengujian sistem dilakukan menggunakan metode Black Box Testing untuk memastikan bahwa seluruh fungsi pada aplikasi berjalan sesuai dengan kebutuhan pengguna. Metode ini berfokus pada pengujian fungsionalitas sistem tanpa melihat struktur kode program secara internal. Pengujian dilakukan dengan memberikan berbagai skenario input pada sistem dan mengamati apakah output yang dihasilkan telah sesuai dengan yang diharapkan [26].

Rangkaian skenario pengujian Black Box yang dilakukan pada sistem ditunjukkan pada Tabel 3. Pengujian tersebut mencakup berbagai fungsi utama aplikasi, mulai dari proses autentikasi pengguna, pengelolaan data pasien, pengunggahan gambar, proses deteksi citra, hingga pengelolaan riwayat pemeriksaan.

Tabel 3. Pengujian Black Box

No	Deskripsi Pengujian	Hasil yang diharapkan	Hasil Pengujian	Kesimpulan
1.	Login: Dokter Umum memasukkan Email dan Password yang sesuai pada data yang tersimpan di database.	Sistem memverifikasi kredensial pengguna dan mengarahkan navigasi ke Halaman Utama.	Sistem berhasil memverifikasi kredensial pengguna dan Halaman Utama ditampilkan.	Valid
2.	Login: Dokter Umum memasukkan Email dan Password yang tidak sesuai pada data yang tersimpan di database.	Proses login gagal dan sistem tetap akan berada di halaman login.	Terdapat notifikasi "Login Gagal" dan sistem tetap akan berada di halaman login.	Valid
3.	Validasi Form Pasien: Dokter Umum mengisi seluruh data pasien dengan benar lalu menekan tombol [Simpan].	1. Sistem memvalidasi dan menyimpan data dan menampilkan pop-up notifikasi berhasil dengan pesan "Pasien berhasil didaftarkan." 2. Setelah menekan OK, sistem akan menampilkan menu unggah gambar.	1. Pop-up notifikasi pendaftaran berhasil muncul. 2. Setelah menekan OK, sistem menampilkan menu pemilihan gambar.	Valid
4.	Validasi Form Pasien: Dokter Umum menekan tombol [Simpan] pada form pendaftaran pasien tanpa mengisi kolom wajib.	Sistem mencegah penyimpanan data kosong dan memunculkan notifikasi peringatan pada kolom yang belum diisi.	Sistem tidak menyimpan data dan menampilkan tooltip peringatan bertuliskan "Please fill out this field" pada kolom yang kosong.	Valid
5.	Menu Unggah Gambar: Dokter Umum menekan tombol [Buka Galeri]	Sistem menanggapi dengan menampilkan jendela galeri perangkat.	Galeri terbuka dan foto dapat diakses.	Valid
6.	Menu Unggah Gambar: Dokter Umum menekan tombol [Buka Kamera]	Sistem mengaktifkan kamera/webcam perangkat dan menampilkan antarmuka pengambilan gambar.	Kamera/webcam terbuka dan siap digunakan untuk mengambil gambar.	Valid
7.	Hasil Deteksi: Dokter Umum mengklik tombol [Deteksi Sekarang] untuk memulai analisis gambar.	Sistem memproses gambar dan menampilkan data hasil deteksi dan confidence score pada layar.	Hasil prediksi dan confidence score muncul sesuai dengan gambar yang diproses.	Valid
8.	Menu Riwayat: Dokter Umum memilih menu [Riwayat]	Sistem mengarahkan pengguna ke Halaman Riwayat dan menampilkan daftar data pemeriksaan yang tersimpan.	Halaman riwayat terbuka dan daftar pemeriksaan berhasil dimuat.	Valid
9.	Menu Riwayat: Dokter Umum memilih salah satu item riwayat pemeriksaan pasien.	Sistem menampilkan pop-up yang berisi detail riwayat pemeriksaan secara lengkap.	Pop-up detail riwayat berhasil ditampilkan segera setelah item dipilih.	Valid



No	Deskripsi Pengujian	Hasil yang diharapkan	Hasil Pengujian	Kesimpulan
10.	Menu Tentang Melanoma: Dokter Umum memilih menu [Tentang Melanoma]	Sistem mengarahkan pengguna ke halaman yang menampilkan informasi lengkap mengenai Melanoma.	Halaman informasi terbuka dan konten dapat dilihat.	Valid
11.	Logout: Dokter Umum menekan tombol [Keluar] yang terletak pada pojok kanan atas aplikasi.	Sistem mengakhiri sesi pengguna (session end) dan mengarahkan navigasi kembali ke halaman Login.	Sistem berhasil melakukan logout dan tampilan kembali ke halaman login.	Valid

Berdasarkan Tabel 3, seluruh skenario pengujian menunjukkan hasil valid, yang berarti sistem mampu menjalankan setiap fungsi sesuai dengan yang diharapkan. Pada proses login, sistem berhasil memverifikasi kredensial pengguna yang benar dan menampilkan halaman utama aplikasi, sementara pada kasus login yang tidak valid sistem menampilkan notifikasi kesalahan dan tetap berada pada halaman login.

Pengujian juga dilakukan pada form pendaftaran pasien, di mana sistem mampu menyimpan data pasien ketika seluruh kolom diisi dengan benar serta menampilkan notifikasi keberhasilan pendaftaran. Sebaliknya, ketika terdapat kolom yang tidak diisi, sistem menolak penyimpanan data dan menampilkan pesan peringatan pada kolom yang belum lengkap. Selain itu, pengujian fungsi unggah gambar menunjukkan bahwa sistem mampu mengakses galeri perangkat maupun kamera untuk mengambil citra yang akan dianalisis. Pada tahap deteksi gambar, sistem berhasil memproses citra yang diunggah dan menampilkan hasil prediksi beserta nilai confidence score sesuai dengan gambar yang dianalisis.

Pengujian juga mencakup fitur menu riwayat pemeriksaan, di mana sistem mampu menampilkan daftar riwayat pemeriksaan yang telah tersimpan serta menampilkan detail pemeriksaan ketika salah satu item dipilih. Pada fitur informasi melanoma, sistem berhasil menampilkan halaman informasi yang berisi penjelasan mengenai penyakit melanoma. Selain itu, pada proses logout, sistem berhasil mengakhiri sesi pengguna dan mengarahkan kembali ke halaman login.

Hasil pengujian tersebut menunjukkan bahwa seluruh fungsi utama dalam aplikasi telah berjalan dengan baik dan sesuai dengan kebutuhan sistem, sehingga aplikasi dapat digunakan untuk mendukung proses deteksi dini melanoma berbasis web.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan rangkaian penelitian yang meliputi tahap perancangan, implementasi, hingga pengujian sistem, penelitian ini berhasil mengembangkan sistem deteksi dini melanoma berbasis web yang dapat digunakan sebagai alat bantu pada fasilitas kesehatan tingkat pertama. Sistem memanfaatkan arsitektur deep learning MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning sehingga mampu melakukan klasifikasi citra lesi kulit secara otomatis. Model dilatih untuk mengenali tiga kategori citra yaitu melanoma, notmelanoma, dan nonskin, serta diimplementasikan dalam aplikasi web yang memungkinkan pengguna mengunggah gambar lesi kulit dan memperoleh hasil klasifikasi beserta confidence score sebagai pendukung proses skrining awal oleh tenaga medis. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 90% pada pengujian multikelas, sedangkan evaluasi biner yang berfokus pada deteksi melanoma menghasilkan akurasi sebesar 90,48%, precision sebesar 81,75%, recall sebesar 91,96%, dan F1-score sebesar 86,50%, yang menunjukkan kemampuan model dalam membedakan citra melanoma dan bukan melanoma dengan performa yang cukup baik. Sistem yang dikembangkan mampu memberikan analisis citra secara otomatis dan dapat membantu meningkatkan objektivitas dalam proses skrining awal melanoma. Penelitian ini masih memiliki keterbatasan pada penggunaan dataset publik yang mungkin belum sepenuhnya merepresentasikan variasi citra klinis nyata serta pengujian sistem yang masih terbatas pada evaluasi performa model dan pengujian fungsional aplikasi, sehingga penelitian lanjutan diperlukan untuk meningkatkan kualitas dataset, memperluas cakupan model, serta melakukan pengujian pada lingkungan penggunaan yang lebih luas.

REFERENCES

- [1] E. Fitrianti, Y. Rizal, S. Riska Nafiah, I. Primawati, and D. Ayu Hamama, "Pengaruh Paparan Sinar Ultraviolet terhadap Kesehatan Kulit dan Upaya Pencegahannya : Tinjauan Literatur," *Scientific Journal*, vol. 3, no. 3, pp. 185–194, 2024, doi: 10.56260/sciena.v3i3.147.
- [2] R. N. P. Fauziyyah, M. Komariah, and Y. K. Herliani, "Sunlight Exposure and Protection Behavior as Prevention of Skin Cancer in Nursing Students," *Indonesian Journal of Cancer*, vol. 17, no. 1, p. 1, 2023, doi: 10.33371/ijoc.v17i1.921.
- [3] P. Muhammad, A. A. Lestari, K. Adistri, R. S. Amalia, and L. P. Wibawa, "Kriteria ABCDE untuk Deteksi Dini Keganasan Kulit," *Cermin Dunia Kedokteran*, vol. 49, no. 11, pp. 651–654, 2022, doi: 10.55175/cdk.v49i11.322.
- [4] I. N. G. Semarangana, "Faktor-Faktor Yang Berhubungan Dengan Tingginya Rujukan Kasus Non Spesialistik Oleh Fasilitas Kesehatan Tingkat Pertama Di Era Jaminan Kesehatan Nasional: Systematic Review," *Jurnal ARSI: Administrasi Rumah Sakit Indonesia*, vol. 8, no. 3, 2022, doi: 10.7454/arsi.v8i3.3486.
- [5] M. M. H. Shandhi and J. P. Dunn, "AI in medicine: Where are we now and where are we going?," *Cell Rep Med*, vol. 3, no. 12, p. 100861, 2022, doi: 10.1016/j.xcrm.2022.100861.



- [6] H. E. Kim, A. Cosa-Linan, N. Santhanam, M. Jannesari, M. E. Maros, and T. Ganslandt, “Transfer learning for medical image classification: a literature review,” *BMC Med Imaging*, vol. 22, no. 1, pp. 1–13, 2022, doi: 10.1186/s12880-022-00793-7.
- [7] Q. Zhu, H. Zhuang, M. Zhao, S. Xu, and R. Meng, “A study on expression recognition based on improved MobileNetV2 network,” *Sci Rep*, vol. 14, no. 1, pp. 1–11, 2024, doi: 10.1038/s41598-024-58736-x.
- [8] X. Lu and Y. A. F. A. Z. Zadeh, “Deep Learning-Based Classification for Melanoma Detection Using XceptionNet,” *J Healthc Eng*, vol. 2022, pp. 14–16, 2022, doi: 10.1155/2022/2196096.
- [9] R. Indraswari, R. Rokhana, and W. Herulambang, “Melanoma image classification based on MobileNetV2 network,” *Procedia Comput Sci*, vol. 197, pp. 198–207, 2021, doi: 10.1016/j.procs.2021.12.132.
- [10] R. O. Ogundokun et al., “Enhancing Skin Cancer Detection and Classification in Dermoscopic Images through Concatenated MobileNetV2 and Xception Models,” *Bioengineering*, vol. 10, no. 8, p. 979, 2023, doi: 10.3390/bioengineering10080979.
- [11] H. Nhut Huynh, M. Thanh Do, G. T. Huynh, A. T. Tran, and T. N. Tran, “Classification of Stages Diabetic Retinopathy Using MobileNetV2 Model Kalpa Publications in Engineering,” *Kalpa Publications in Engineering*, vol. 4, pp. 147–157, 2022.
- [12] M. Akay et al., “Deep Learning Classification of Systemic Sclerosis Skin Using the MobileNetV2 Model,” *IEEE Open J Eng Med Biol*, vol. 2, pp. 104–110, 2021, doi: 10.1109/OJEMB.2021.3066097.
- [13] S. Velu, “An efficient, lightweight MobileNetV2-based fine-tuned model for COVID-19 detection using chest X-ray images,” *Mathematical Biosciences and Engineering*, vol. 20, no. 5, pp. 8400–8427, 2023, doi: 10.3934/mbe.2023368.
- [14] O. Ozaltin and O. Yeniay, “Detection of Monkeypox Disease from Skin Lesion Images using MobileNetV2 Architecture,” *Communications Faculty Of Science University of Ankara Series A1: Mathematics and Statistics*, vol. 72, no. 2, pp. 482–499, 2023, doi: 10.31801/cfsuasmas.1202806.
- [15] W. Asmalinda, D. Setiawati, Jismi, K. Khotimah, and E. Sapada, “DETEKSI DINI KANKER PAYUDARA MENGGUNAKAN DETECTION OF BREAST CANCER USING BREAST SELF-,” *Jurnal Abdikemas*, vol. 4, no. 1, pp. 10–17, 2022.
- [16] S. Syefudin, M. N. Azmi, and G. Gunawan, “Analisis Pengaruh Dimensi Gambar Pada Klasifikasi Motif Batik Dengan Menggunakan Convolutional Neural Network,” *Jurnal Sistem Informasi dan Informatika (Simika)*, vol. 6, no. 2, pp. 190–198, 2023, doi: 10.47080/simika.v6i2.2675.
- [17] V. Miftahuljannah and A. Suharso, “Pengimplementasian Berbagai Web Berdasarkan Kebutuhan Pengguna Dengan Menggunakan Metode Systematic Literature Review,” *INFOTECH journal*, vol. 9, no. 2, pp. 401–405, 2023, doi: 10.31949/infotech.v9i2.6341.
- [18] L. Setiyani and B. Setiawan, “Analisis Dan Design Manajemen Control Produksi Menggunakan Business Process Improvement Dan Unified Modelling Language (Studi Kasus: Pt. Multistrada),” *Jurnal Interkom: Jurnal Publikasi Ilmiah Bidang Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 16, no. 01, pp. 27–37, 2021.
- [19] Haryanto, “Analisis Big Data Dan Artificial Intelligence (AI): Dalam Industri Khususnya Prediksi Penyakit Jantung Dengan Phytion,” *GO INFOTECH: JURNAL ILMIAH STMIK AUB*, Vol. 30, No. 1, Pp. 76–86, 2024, Doi: 10.36309/Goi.V30i1.262.
- [20] E. Irawan, Moh. K. Huda, And R. Purwasih, “A Learning Trajectory For Developing Computational Thinking In Prospective Mathematics Teachers Through Python Programming In Google Colab,” *Alifmatika: Jurnal Pendidikan Dan Pembelajaran Matematika*, Vol. 7, No. 1, Pp. 34–52, 2025, Doi: 10.35316/Alifmatika.2025.V7i1.34-52.
- [21] S. Samrat. Medavarapu, “Advancements In Deep Learning: A Review Of Keras And Tensorflow Frameworks,” *Journal Of Scientific And Engineering Research*, Vol. 11, No. 5, Pp. 282–286, 2024.
- [22] M. Z. U. Rehman, F. Ahmed, S. A. Alsubhany, S. S. Jamal, M. Z. Ali, And J. Ahmad, “Classification Of Skin Cancer Lesions Using Explainable Deep Learning,” *Sensors*, Vol. 22, No. 18, Pp. 1–14, 2022, Doi: 10.3390/S22186915.
- [23] S. K. E. Putri, F. H. Adiba, And A. K. Sari, “Implementasi Algoritma Cnn Dalam Pengenalan Wajah Menggunakan VGG16,” *PROSIDING SEMINAR TEKNOLOGI DAN SAINS*, Vol. 4, Pp. 618–623, 2025.
- [24] M. A. Rahman, M. B. A. Miah, M. A. Hossain, and A. S. M. S. Hosen, “Enhanced Brain Tumor Classification Using MobileNetV2: A Comprehensive Preprocessing and Fine-Tuning Approach,” *BioMedInformatics*, vol. 5, no. 2, pp. 1–33, 2025, doi: 10.3390/biomedinformatics5020030.
- [25] E. Miranda and M. Aryuni, “Klasifikasi Tutupan Lahan Menggunakan Convolutional Neural Network pada Citra Satelit Sentinel-2,” *Jurnal Sistem Informasi*, vol. 10, no. 2, pp. 323–335, 2021.
- [26] M. D. Gustinov et al., “Analysis of Web-Based E-Commerce Testing Using Black Box and White Box Methods,” *International Journal of Information System and Innovation Management*, vol. 1, no. 1, pp. 20–31, 2023.