

DETEKSI DAN PENANGANAN PENYAKIT KULIT BERBASIS WEB DENGAN CNN-SVM DAN GEMINI

Muhammad Nor Hanafi^{1*}, Mohammad Minan Abdul Nafi², Rauhillah³, Arif Setiawan⁴

Universitas Muria Kudus, Kudus, Jawa Tengah, Indonesia¹

Email*: 202251069@std.umk.ac.id

Universitas Muria Kudus, Kudus, Jawa Tengah, Indonesia²

Email: 202251057@std.umk.ac.id

Universitas Muria Kudus, Kudus, Jawa Tengah, Indonesia³

Email: 202251087@std.umk.ac.id

Universitas Muria Kudus, Kudus, Jawa Tengah, Indonesia⁴

Email: arif.setiawan@umk.ac.id

(* Corresponding Author

ABSTRAK

Penelitian ini mengembangkan sistem klasifikasi berbasis citra untuk mendeteksi delapan jenis penyakit kulit, yaitu *cellulitis*, *impetigo*, *athlete's foot*, *nail fungus*, *ringworm*, *cutaneous larva migrans*, *chickenpox*, dan *shingles*. Sistem ini menggunakan pendekatan *transfer learning* dengan arsitektur MobileNetV2 yang telah dilatih pada dataset *ImageNet* untuk mengekstraksi fitur visual penting seperti tekstur dan pola warna dari citra kulit. Fitur-fitur tersebut kemudian diklasifikasikan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan *kernel linear* untuk menghasilkan prediksi yang akurat dan efisien. Berbeda dari penelitian sebelumnya yang sebagian besar hanya berfokus pada pengembangan model klasifikasi ataupun sudah memiliki *interface* namun belum menyediakan informasi lanjutan terkait hasil prediksi, sistem ini diintegrasikan ke dalam aplikasi web interaktif. Melalui antarmuka yang sederhana dan mudah digunakan, pengguna dapat mengunggah foto penyakit kulit melalui browser dan langsung memperoleh hasil klasifikasi disertai tingkat akurasi. Selain itu, sistem juga mengirimkan hasil prediksi ke model AI Gemini untuk menghasilkan informasi tambahan seperti informasi penyakit, gejala utama, obat yang umum digunakan, pengobatan mandiri yang aman dan kapan harus ke dokter. Evaluasi performa menunjukkan bahwa sistem memiliki akurasi 0,97 serta nilai *precision* rata-rata 0,98, *recall* rata-rata 0,97, dan *f1-score* rata-rata 0,97, yang menunjukkan konsistensi klasifikasi pada setiap jenis penyakit. Secara keseluruhan, sistem ini tidak hanya berfungsi sebagai alat bantu diagnosis awal, tetapi juga sebagai media edukatif yang mendukung penanganan dini dan pengambilan keputusan oleh tenaga medis umum.

Kata kunci: *Convolutional neural network*, deteksi penyakit kulit, MobileNetV2, *support vector machine*, *transfer learning*.

ABSTRACT

This research develops an image-based classification system to detect eight skin diseases cellulitis, impetigo, athlete's foot, nail fungus, ringworm, cutaneous larva migrans, chickenpox, and shingles through an interactive web application. The system uses transfer learning with MobileNetV2 pretrained on ImageNet to extract salient visual

features such as texture and color patterns from skin images. These features are classified by a Support Vector Machine (SVM) with a linear kernel, generating accurate and efficient predictions. Unlike previous studies that focused solely on model development or provided an interface without supplementary guidance, this system integrates classification and follow-up information. Via a simple and user-friendly interface, users upload a photo of a skin lesion through a browser and immediately receive classification results along with confidence scores. The system also forwards its prediction to the AI Gemini model, which supplies additional details, including disease descriptions, primary symptoms, common treatments, safe self-care guidelines, and advice on when to seek professional care. Performance evaluation shows that the system achieves an accuracy of 0.97, with an average precision of 0.98, an average recall of 0.97, and an average F1-score of 0.97 confirming consistent classification across all disease categories. Overall, this system not only functions as an early diagnosis tool, but also as an educational medium that supports early treatment and decision-making by general medical personnel. Keywords: Convolutional neural network, MobileNetV2, Skin disease detection, support vector machine, transfer learning.

1. PENDAHULUAN

Penyakit kulit adalah salah satu masalah kesehatan yang paling umum, terutama di negara-negara tropis seperti Indonesia. Penyakit kulit dapat disebabkan oleh virus, jamur, bakteri, dan disebabkan oleh faktor lingkungan, kebersihan, dan sistem kekebalan tubuh individu. Jika tidak diobati dengan benar, infeksi dapat menyebar ke area kulit lainnya, menyebabkan aktivitas sehari-hari terganggu. Oleh karena itu, perawatan serius dan perawatan yang tepat diperlukan untuk penyakit kulit. Lokasi masyarakat memiliki akses terbatas ke profesional dermatologi sering melakukan diagnosis yang tidak tepat dan penanganan kesalahan. Oleh karena itu, diperlukan teknologi untuk mendukung diagnosis dan perawatan yang tepat [1].

Dalam penelitian relevan oleh Putri Armilia Prayesy, perbandingan antara model SVM, *Random Forest*, dan CNN menunjukkan bahwa CNN memberikan hasil tertinggi. Hal ini dikarenakan CNN sangat cocok untuk mengolah data berdimensi tinggi dan bersifat kompleks, seperti citra medis [2]. Sementara itu, studi lain mengenai deteksi penyakit cacar monyet menggunakan arsitektur MobileNetV2 melaporkan bahwa model TL-MobileNetV2 berhasil mencapai akurasi 94 % pada data uji. Nilai akurasi tersebut dipengaruhi oleh keberagaman dataset, pemilihan hyperparameter, dan optimizer yang digunakan [3]. Penelitian oleh Wona dkk. telah mengimplementasikan sistem deteksi berbasis web yang menampilkan hasil deteksi, penjelasan gejala, dan penanganan. Namun, konten yang disajikan masih bersifat statis hanya mencakup beberapa obat tertentu dan penanganan singkat [4]. Oleh karena itu, diperlukan pengembangan lebih lanjut agar informasi yang ditampilkan menjadi lebih rinci dan komprehensif.

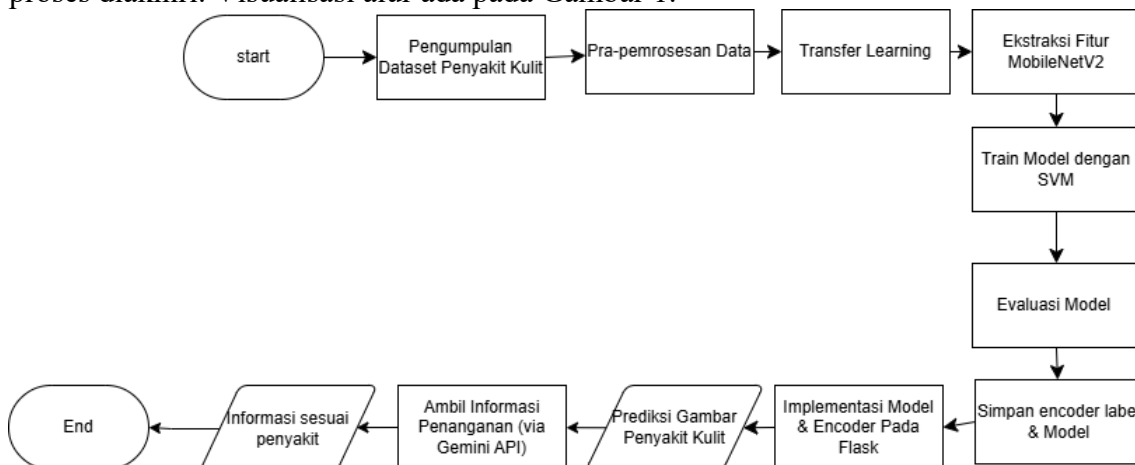
Untuk menambahkan tersebut, diperlukan suatu solusi yang tidak hanya akurat dalam mendeteksi berbagai jenis penyakit kulit seperti *cellulitis*, *impetigo*, *athlete's foot*, *nail fungus*, *ringworm*, *cutaneous larva migrans*, *chickenpox*, dan *shingles* tetapi juga dapat diakses melalui antarmuka web yang responsif dan memberikan rekomendasi penanganan awal setelah hasil deteksi. Implementasi model dengan MobileNetV2 *pretrained* pada *ImageNet* sebagai ekstrak fitur, dipadukan dengan klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine (SVM) kernel linear*, diharapkan dapat menghadirkan sistem yang cepat dan ringan untuk penggunaan pada perangkat dengan spesifikasi terbatas. Aplikasi web ini dirancang untuk memungkinkan pengguna

mengunggah foto keluhan kulit lalu akan memperoleh hasil prediksi dengan tingkat akurasi, dan menerima panduan sederhana mengenai gejala, serta anjuran kapan harus ke dokter. Dengan demikian, diharapkan sistem ini dapat menjadi alat bantu praktis yang mendukung diagnosis awal dan meminimalkan risiko kesalahan penanganan mandiri di masyarakat.

2. METODE

Tahapan Pembuatan Sistem

Sistem dimulai dengan mengumpulkan *dataset* gambar penyakit kulit yang telah dikategorikan berdasarkan jenis infeksi. Data tersebut kemudian dilakukan pra-pemrosesan (*resizing*, normalisasi, *augmentation*) sebelum dilanjutkan ke tahap *transfer learning* menggunakan arsitektur MobileNetV2. Dari model MobileNetV2, diekstraksi fitur-fitur numerik untuk setiap gambar. Fitur ini selanjutnya digunakan sebagai *input* pada algoritma SVM (*kernel linier*) untuk proses pelatihan. Setelah *training*, model dievaluasi dengan metrik seperti akurasi, *presision*, dan *recall*, lalu *encoder* label beserta model SVM disimpan. Selanjutnya, *encoder* dan model diintegrasikan ke dalam aplikasi Flask; setiap gambar baru yang diunggah akan diprediksi jenis penyakit kulitnya. Berdasarkan hasil prediksi, sistem memanggil Gemini API untuk mengambil informasi penanganan yang sesuai dan menampilkan informasi tersebut kepada pengguna sebelum proses diakhiri. Visualisasi alur ada pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur pembuatan sistem

Pengumpulan Dataset

Penelitian ini menggunakan *Skin Disease Dataset* yang tersedia di platform *Kaggle*, dengan tautan: <https://www.kaggle.com/datasets/subirbiswas19/skin-disease-dataset>. *Dataset* ini terdiri dari gambar-gambar penyakit kulit yang dikumpulkan dari internet dan mencakup berbagai jenis infeksi kulit yang disebabkan oleh bakteri, jamur, virus, maupun parasit. Gambar 2 terdapat *dataset* citra-citra yang dikelompokkan ke dalam delapan kelas utama, yaitu: *Bacterial Infections – Cellulitis*, *Bacterial Infections – Impetigo*, *Fungal Infections – Athlete’s Foot*, *Fungal Infections – Nail Fungus*, *Fungal Infections – Ringworm*, *Parasitic Infections – Cutaneous Larva Migrans*, *Viral Skin Infections – Chickenpox*, *Viral Skin Infections – Shingles*.



Gambar 2. Dataset

Data yang digunakan dalam penelitian ini telah disesuaikan ke dalam delapan kelas berdasarkan jenis infeksi kulit. Selanjutnya, data dibagi menjadi tiga bagian utama: data pelatihan (*training set*), data validasi (*validation set*), dan data pengujian (*testing set*).

Pra-pemrosesan Data

Pra-pemrosesan data adalah salah satu langkah penting untuk data. Pra-pemrosesan data melibatkan serangkaian transformasi untuk membersihkan dan mempersiapkan data gambar sebelum dimasukkan ke dalam model [5]. Setiap citra terlebih dahulu melalui tahap pra-pemrosesan dengan mengubah ukurannya menjadi 224×224 *pixel* untuk menyeragamkan dimensi *input*. Intensitas *pixel* kemudian dinormalisasi ke dalam rentang $[0,1]$ agar model lebih stabil dalam proses pembelajaran. Untuk meningkatkan keragaman data dan mencegah *overfitting*, dilakukan augmentasi data berupa rotasi acak hingga ± 15 derajat, *flipping* secara horizontal, serta penyesuaian tingkat kecerahan hingga $\pm 20\%$. Prosedur ini mengikuti praktik yang telah terbukti efektif dalam meningkatkan performa klasifikasi citra medis.

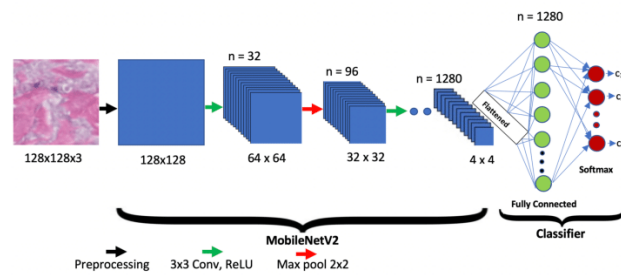
Transfer Learning

Transfer learning (TL) adalah pendekatan dalam *machine learning* yang memungkinkan pemanfaatan model yang telah dilatih pada tugas tertentu untuk menyelesaikan tugas baru yang serupa. Teknik ini sangat berguna ketika jumlah data pelatihan pada domain target terbatas. Dengan memanfaatkan pengetahuan dari domain sumber, model dapat belajar lebih cepat dan akurat dibandingkan jika *training* dari awal [6].

Dalam penelitian ini, pendekatan TL digunakan dengan mengadopsi MobileNetV2 sebagai model pra-latih (*pretrained model*) pada dataset *ImageNet*. MobileNetV2 dipilih karena efisiensinya dalam mengekstraksi fitur dari citra beresolusi tinggi namun dengan beban komputasi yang rendah. Lapisan konvolusional dari MobileNetV2 dimanfaatkan sebagai *feature extractor*, sedangkan lapisan klasifikasi akhir digantikan dengan model klasifikasi terpisah, yaitu SVM. Penggunaan *transfer learning* memungkinkan sistem untuk tetap memiliki performa tinggi meskipun hanya dilatih pada *dataset* citra kulit yang terbatas. Strategi ini selaras dengan praktik umum dalam klasifikasi citra medis, di mana ketersediaan data sering menjadi tantangan utama.

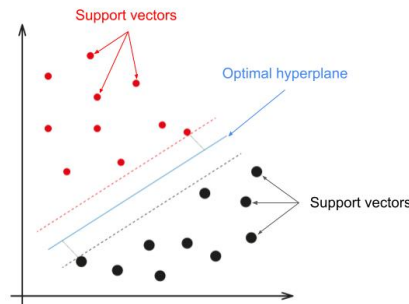
Ekstraksi Fitur MobileNetV2

CNN (*Convolutional Neural Network*) adalah arsitektur *deep learning* yang sangat efektif untuk memproses citra. CNN terdiri dari rangkaian lapisan konvolusi yang berfungsi mengekstraksi fitur visual seperti tekstur, tepi, dan pola diikuti lapisan *pooling* yang mereduksi dimensi fitur sambil mempertahankan informasi penting [7]. Pada implementasi ini, MobileNetV2 pra-latih digunakan sebagai *backbone*: seluruh lapisan konvolusi dan *pooling* sebelum *global average pooling* dijadikan *feature extractor*, sehingga setiap citra yang masuk diubah menjadi vektor fitur berdimensi 1×1280 . Vektor fitur tersebut kemudian dipakai sebagai *input* ke tahap klasifikasi misalnya SVM untuk mendeteksi jenis penyakit kulit. Skema lengkap proses ekstraksi fitur ini dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Arsitektur MobileNetV2

Training Model Dengan SVM



Gambar 4. Arsitektur SVM

Support Vector Machine (SVM) mencari *hyperplane* optimal yang memaksimalkan margin jarak antara *hyperplane* dan *support vector* untuk meningkatkan generalisasi [8]. MobileNetV2 mengekstrak fitur visual (tekstur, warna, bentuk), lalu menghasilkan vektor 1×1280 per citra. Setelah fitur diekstrak, SVM dengan kernel linear mengklasifikasikannya berdasarkan vektor fitur tersebut (lihat Gambar 4 untuk ilustrasi SVM), karena kemampuannya menangani data berdimensi tinggi dan masalah multi-kelas secara efisien.

Evaluasi Model

Model dievaluasi pada set data uji yang terpisah dengan cara memprediksi label setiap citra dan membandingkannya dengan label sesungguhnya untuk membentuk *confusion matrix*. Dari situ, dihitung nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk setiap kelas, serta akurasi keseluruhan berdasarkan jumlah prediksi yang tepat dibandingkan total citra uji. Semua metrik kemudian dirangkum dalam *classification report* untuk

menilai kinerja model secara menyeluruh dan per kelas tanpa menyertakan angka secara eksplisit [9].

Simpan *Encoder Label & Model*

Setelah *train* model selesai, model tidak langsung digunakan, melainkan disimpan agar dapat dimuat kembali tanpa perlu pelatihan ulang. Label *encoder* disimpan dalam format biner menggunakan *serialization*, sementara model SVM disimpan terpisah dengan cara serupa. Penyimpanan ini memungkinkan sistem melakukan prediksi dengan cepat dan efisien saat dijalankan ulang, tanpa perlu memuat ulang data atau melatih model dari awal.

Implementasi Web Dengan Flask

Untuk menghadirkan model yang telah disimpan ke dalam layanan prediksi berbasis web, digunakan *framework* Flask yang ringan dan mudah dikonfigurasi. Pertama, aplikasi Flask diatur agar dapat menerima unggahan citra dari pengguna melalui antarmuka web [10]. Begitu citra diterima, *backend* secara otomatis memuat berkas-berkas yang menyimpan model CNN, model SVM, dan label *encoder*. Selanjutnya, server melakukan pra-pemrosesan citra sesuai standar saat pelatihan seperti *resize* dan menormalisasi *pixel* lalu mengekstraksi fitur menggunakan model CNN pra-latih dan meneruskan vektor fitur tersebut ke model SVM untuk menghasilkan prediksi. Prediksi numerik kemudian dikonversi ke label teks menggunakan *encoder* yang sudah dimuat sebelumnya, dan hasil akhirnya ditampilkan kembali ke halaman web dalam bentuk yang mudah dipahami oleh pengguna. Dengan demikian, pengguna hanya perlu mengunggah gambar, dan dalam hitungan detik mereka akan menerima hasil klasifikasi secara *real time* tanpa perlu mengetahui detail teknis di balik proses detailnya.

Ambil Informasi dari Gemini (berdasarkan hasil prediksi)

Setelah model berhasil mengklasifikasikan jenis penyakit, misalnya *ringworm*, sistem pada sisi *backend* akan mengirimkan *request prompt* ke layanan Gemini API. Permintaan tersebut berisi pertanyaan yang mencakup: deskripsi penyakit, gejala utama, pilihan obat generik, panduan perawatan mandiri, serta indikasi waktu yang tepat untuk berkonsultasi dengan dokter. Informasi medis yang diperoleh dari Gemini kemudian disajikan secara otomatis pada laman web, sesuai dengan label hasil prediksi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

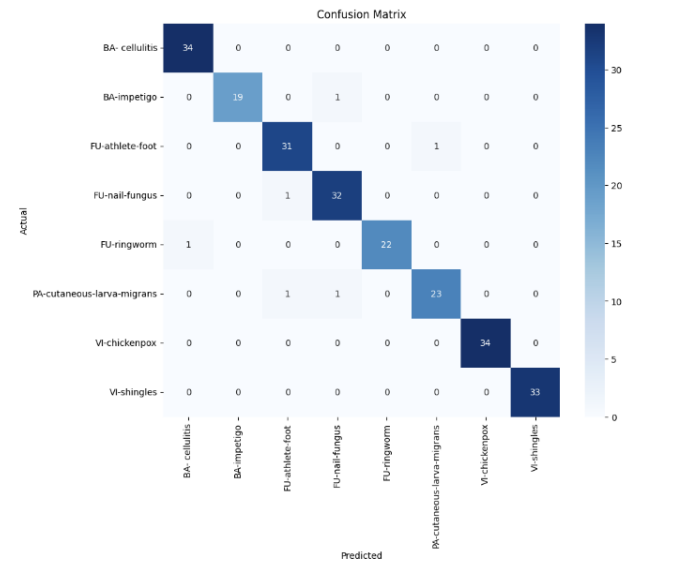
Kinerja Model

	precision	recall	f1-score	support
BA- cellulitis	0.97	1.00	0.99	34
BA-impetigo	1.00	0.95	0.97	20
FU-athlete-foot	0.94	0.97	0.95	32
FU-nail-fungus	0.94	0.97	0.96	33
FU-ringworm	1.00	0.96	0.98	23
PA-cutaneous-larva-migrans	0.96	0.92	0.94	25
VI-chickenpox	1.00	1.00	1.00	34
VI-shingles	1.00	1.00	1.00	33
accuracy			0.97	234
macro avg	0.98	0.97	0.97	234
weighted avg	0.97	0.97	0.97	234

Gambar 5. *Classification report*

Pada Gambar 5 ditampilkan metrik evaluasi klasifikasi model untuk delapan jenis penyakit kulit pada 234 citra uji. Model berhasil mencapai akurasi keseluruhan sebesar 0,97 dengan nilai rata-rata macro *precision*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing sebesar 0,97. Untuk kelas *BA-cellulitis* (34 sampel), model menunjukkan *precision* 0,97 dan *recall* 1,00, menghasilkan *F1-score* 0,99, yang berarti hampir semua kasus *cellulitis* terdeteksi tanpa banyak *false positive*. Pada kelas *BA-impetigo* (20 sampel), *precision* tercatat sempurna (1,00) namun *recall* sedikit lebih rendah (0,95), sehingga *F1-score* mencapai 0,97; ini mengindikasikan bahwa beberapa sampel *impetigo* terlewatkan meski prediksi positifnya akurat. Kelas *FU-athlete-foot* (32 sampel) dan *FU-nail-fungus* (33 sampel) mencetak *precision* masing-masing 0,94 dan *recall* 0,97, sehingga *F1-score* mereka berturut-turut 0,95 dan 0,96; nilai ini menunjukkan performa kuat, meski terdapat sedikit misklasifikasi pada sampel lain. Untuk *FU-ringworm* (23 sampel), *precision* sempurna (1,00) dengan *recall* 0,96 menghasilkan *F1-score* 0,98, menandakan bahwa setiap prediksi ringworm selalu akurat, meski ada beberapa contoh ringworm yang tertukar kelas. Pada kelas *PA-cutaneous-larva-migrans* (25 sampel), *precision* 0,96 dan *recall* 0,92 menghasilkan *F1-score* 0,94, menyiratkan bahwa kelas ini memiliki tantangan paling besar, dengan sejumlah sampel yang keliru terklasifikasi. Kelas *VI-chickenpox* (34 sampel) dan *VI-shingles* (33 sampel) mencapai *precision*, *recall*, dan *F1-score* semua bernilai 1,00, menandakan bahwa model tidak melakukan kesalahan sama sekali untuk kedua penyakit ini. Dengan demikian, meskipun seluruh kelas menunjukkan kinerja yang sangat baik, kelas *cutaneous larva migrans* dan *impetigo* menjadi yang paling rentan kesalahan, sedangkan *chickenpox* dan *shingles* tampil tanpa kesalahan.

Analisis Confusion Matrix

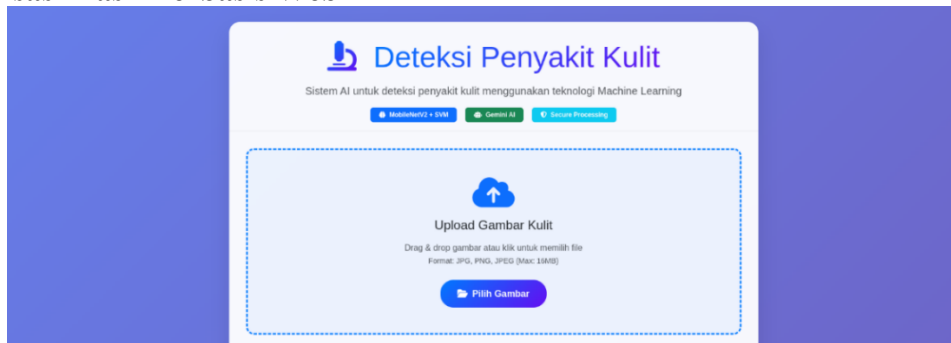


Gambar 6. Confusion matrix

Pada Gambar 6 terlihat bahwa model mampu mengklasifikasikan sebagian besar sampel dengan benar, ditandai oleh nilai tinggi pada sel diagonal. Kelas *BA-cellulitis* mencatat 34 prediksi benar tanpa kesalahan, demikian pula *VI-chickenpox* dan *VI-shingles* yang keduanya berhasil mengklasifikasikan seluruh sampel masing-masing (34 dan 33) dengan sempurna. Beberapa kesalahan klasifikasi muncul pada kelas *BA-impetigo*, di mana satu dari 20 sampel terdeteksi sebagai *FU-nail-fungus*, dan pada kelas

FU-athlete-foot, satu sampel masuk ke *PA-cutaneous-larva-migrans*. Demikian pula, *FU-nail-fungus* hanya keliru satu kali menjadi *FU-athlete-foot*, sedangkan *FU-ringworm* memiliki satu sampel yang salah teridentifikasi sebagai *BA-cellulitis*. Kesalahan terbanyak terjadi pada *PA-cutaneous-larva-migrans*, di mana dari 25 sampel, dua di antaranya salah diklasifikasikan satu menjadi *FU-athlete-foot* dan satu menjadi *FU-nail-fungus*. Secara keseluruhan, pola ini menunjukkan bahwa kesalahan cenderung terjadi pada kelas yang memiliki kemiripan penampilan, tetapi tingkat salah klasifikasi sangat rendah, sehingga model tetap menunjukkan kinerja yang konsisten dan andal di hampir semua kelas.

Visualisasi Hasil Berbasis Web



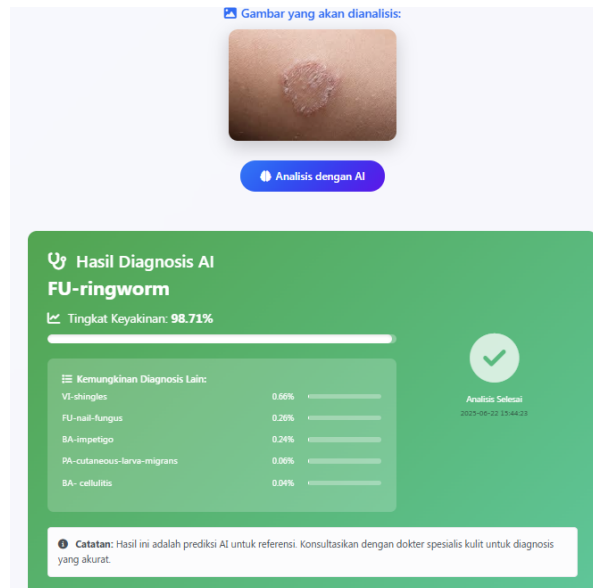
Gambar 7. Unggah gambar

Antarmuka dari sistem web deteksi penyakit kulit yang dibangun menggunakan Flask memungkinkan pengguna mengunggah gambar kulit melalui fitur *drag & drop* atau dengan memilih gambar secara manual melalui tombol "Pilih Gambar", seperti terlihat pada Gambar 7. Setelah gambar berhasil diunggah, pengguna dapat melihat pratinjau gambar yang akan dianalisis.

```
✓ Model dan encoder berhasil dimuat
✗ Total kelas: 8
* *
👤 Model Status: ✓ Ready
👤 Gemini Status: ✓ Ready
🌐 Server starting on http://localhost:5000
* Debugger is active!
* Debugger PIN: 505-937-610
127.0.0.1 - - [22/Jun/2025 15:22:25] "GET / HTTP/1.1" 200 -
127.0.0.1 - - [22/Jun/2025 15:22:30] "GET /health HTTP/1.1" 200 -
127.0.0.1 - - [22/Jun/2025 15:22:30] "GET /favicon.ico HTTP/1.1" 404 -
👤 Memproses gambar: images.jpg
👤 Prediksi: FU-ringworm (98.71%)
👤 Meminta informasi medis untuk: FU-ringworm
✓ Informasi medis berhasil didapatkan dari Gemini
✓ Response berhasil diproses
```

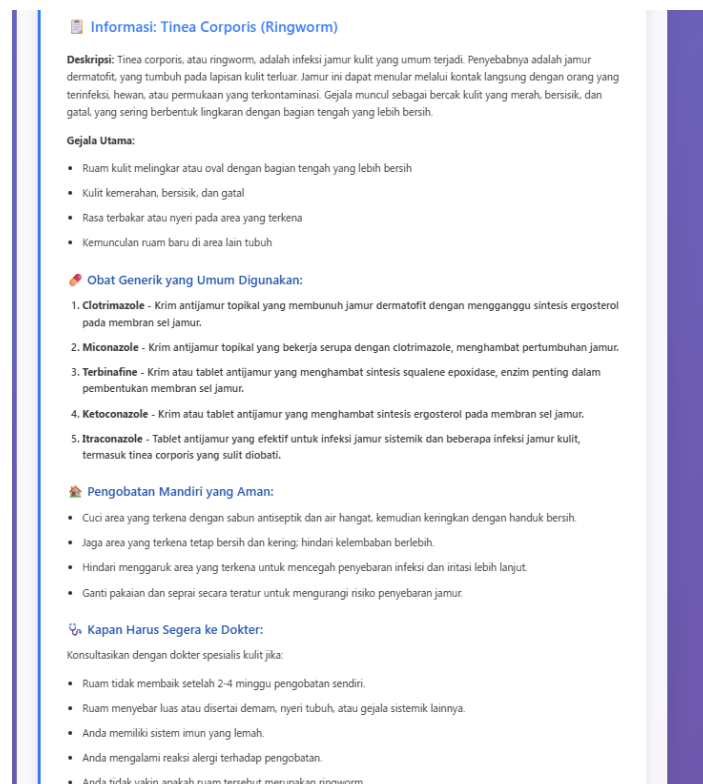
Gambar 8. Log process prediksi & pengambilan informasi medis dari Gemini API.

Gambar 8 ini menunjukkan *log process* sistem saat melakukan *request* ke Gemini API setelah model memprediksi jenis penyakit kulit. Sistem secara otomatis meminta informasi medis lanjutan yang mencakup deskripsi klinis, gejala utama, pilihan obat generik, panduan perawatan mandiri, serta indikasi kapan pengguna perlu berkonsultasi ke dokter. Informasi ini kemudian dikembalikan oleh Gemini dan ditampilkan kepada pengguna melalui antarmuka web sebagai bagian dari edukasi dan rekomendasi penanganan awal.



Gambar 9. Hasil prediksi

Selanjutnya Gambar 9, keadaan setelah menekan tombol "Analisis", sistem akan memproses gambar dan menampilkan hasil diagnosis. Pada contoh ini, sistem berhasil mengidentifikasi gambar sebagai penyakit *FU-ringworm* dengan tingkat keyakinan sebesar 98.71%. Selain diagnosis utama, sistem juga menampilkan kemungkinan diagnosis lain beserta persentasenya, serta informasi waktu analisis untuk memberikan transparansi terhadap proses deteksi.



Gambar 10. Hasil informasi tambahan hasil prediksi dari *response* Gemini

Setelah mendapatkan hasil prediksi penyakit, sistem secara otomatis mengirimkan permintaan (*request*) informasi ke Gemini API untuk memperoleh edukasi lanjutan yang mencakup deskripsi klinis, gejala utama, pilihan obat generik, panduan perawatan mandiri, serta indikasi kapan perlu berkonsultasi ke dokter, yang kemudian ditampilkan langsung pada situs web seperti terlihat pada Gambar 10. Sebagai contoh, jika model memprediksi *ringworm*, sistem akan menampilkan informasi spesifik seperti karakteristik penyakit *ringworm* (ruam melingkar), pilihan obat antifungal generik, langkah perawatan mandiri di rumah, dan kriteria kapan pasien sebaiknya segera berkonsultasi ke dokter.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa model MobileNetV2 dengan SVM untuk deteksi delapan jenis penyakit kulit *cellulitis*, *impetigo*, *athlete's foot*, *nail fungus*, *ringworm*, *cutaneous larva migrans*, *chickenpox*, dan *shingles* mencapai akurasi keseluruhan 97% dengan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* rata-rata 0,97. Namun, hasil prediksi tersebut belum tentu akurat secara klinis dan wajib divalidasi oleh ahli medis sebelum dijadikan dasar penanganan. Kelas *chickenpox* dan *shingles* memperoleh skor sempurna (1,00), sedangkan *cutaneous larva migrans* tercatat nilai *F1-score* terendah (0,94). Respons prediksi pada aplikasi web tampil sesuai label dan rekomendasi penanganan dasar diambil dari Gemini API sesuai label terdeteksi. Beberapa keterbatasan meliputi belum tersimpannya riwayat prediksi pengguna karena tanpa *database*, serta validasi model yang hanya dilakukan pada *dataset* internal sehingga belum menguji variasi kualitas foto di lapangan. Saran pengembangan selanjutnya mencakup penambahan modul penyimpanan riwayat deteksi, perluasan *dataset* dengan foto asli pengguna, pengujian beban untuk *scalability*, dan peningkatan *chatbot* agar menyediakan rekomendasi penanganan lebih spesifik.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. I. Khani dan S. Rakasiwi, "Penerapan Convolutional Neural Network dengan ResNet-50 untuk Klasifikasi Penyakit Kulit Wajah Efektif," *EDUMATIC*, vol. 9, no. 1, hlm. 217–225, 2025, doi: 10.29408/edumatic.v9i1.29572.
- [2] P. A. Prayesy, "Studi Perbandingan Metode Support Vector Machine, Random Forest, Dan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Penyakit Kulit," *Jurnal Kecerdasan Buatan dan Teknologi Informasi*, vol. 4, no. 1, hlm. 70–76, Jan 2025, doi: 10.69916/jkbt.v4i1.214.
- [3] P. S. Fransisca dan N. Matondang, "Deteksi Citra Digital Penyakit Cacar Monyet menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network dengan Arsitektur MobileNetV2," *Jurnal Ilmu Komputer Agri-Informatika*, vol. 10, no. 2, hlm. 200–211, 2023, [Daring]. Tersedia pada: <http://journal.ipb.ac.id/index.php/jika>
- [4] M. M. A. Wona, W. Rahayu, dan U. Wirantasa, "Klasifikasi Dan Deteksi Penyakit Kulit Melalui Pengolahan Citra Dengan Metode CNN," *Jurnal Riset dan Aplikasi Mahasiswa Informatika*, vol. 6, no. 1, hlm. 43–51, 2025.
- [5] A. Kurniawan, M. Putra, dan D. Alita, "Implementasi Convolutional Neural Network dengan Arsitektur Alexnet Untuk Klasifikasi Penyakit Kulit," *Jurnal Media Celebes*, vol. 1, no. 2, hlm. 56–65, 2024, doi: 10.58602/mediacelebes.v1i2.42.
- [6] A. Hosna, E. Merry, J. Gyalmo, Z. Alom, Z. Aung, dan M. A. Azim, "Transfer learning: a friendly introduction," *J Big Data*, vol. 9, Des 2022, doi: 10.1186/s40537-022-00652-w.

- [7] R. Yohannes dan M. Rivan, “Klasifikasi Jenis Kanker Kulit Menggunakan CNN-SVM,” *Jurnal Algoritme*, vol. 2, no. 2, hlm. 133–143, 2022.
- [8] F. C. Putro, A. Chusyairi, dan C. R. Hassolthine, “Klasifikasi Prestasi Akademik Peserta Didik Dengan Metode Machine Learning di SMP X,” *Jurnal Teknologi Informasi dan Komputer (JUTIK)*, vol. 11, no. 1, hlm. 26–33, 2025.
- [9] S. Dewi, F. Ramadhani, dan S. Djasmayena, “Klasifikasi Jenis Jerawat Berdasarkan Gambar Menggunakan Algoritma CNN (Convolutional Neural Network),” *Hello World Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 3, no. 2, hlm. 68–73, Jul 2024, doi: 10.56211/helloworld.v3i2.518.
- [10] G. P. H. P. Gusti, E. Haerani, F. Syafria, F. Yanto, dan S. K. Gusti, “Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network (Resnet-50) untuk Klasifikasi Kanker Kulit Benign dan Malignant,” *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 3, hlm. 984–992, Jun 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i3.1398.