Journal of Applied and Informatics Science

Homepage: https://ejournal.gws-tech.id/index.php/jais

Volume 1 Issue 1 (2025)

A Web-Based Chatbot-Integrated Application for Skin Disease Detection Using ResNet50 Architecture

Aplikasi Deteksi Penyakit Kulit Menggunakan Arsitektur ResNet50 Dengan Memanfaatkan Teknologi Chatbot Berbasis Website

Naovi Magfiroh*, Ginanjar Wiro Sasmito, Hepatika Zidny Ilmadina

Program Studi Teknik Informatika, Politeknik Harapan Bersama,
Jl. Mataram No.9,Pesurungan Lor, Kec. Margadana, Kota Tegal, Jawa Tengah 52147, Indonesia

Article history:
Submitted: 7 May 2025; Revised: 22 May 2025; Accepted: 22 May 2025; Published: 22 May 2025

***Abstract** - The skin is a vital human organ located on the outermost part of the body and is vulnerable to various external stimuli and diseases. The high prevalence of skin diseases in Indonesia indicates a lack of public awareness regarding skin health. This study aims to develop a web-based application capable of detecting 10 types of skin diseases quickly and accurately using the ResNet50 architecture and computer vision technology. The research stages include the creation of a Haar Cascade Classifier, developing an image classification model, model evaluation, chatbot development, system design, implementation, and application testing. The results show that the model achieved an accuracy of 90.10% on the training data and 89.06% on the validation data. The integrated chatbot also provided additional information with a response accuracy of 87.50%. System testing demonstrated good performance based on black-box testing and scored 77.625 on the System Usability Scale (SUS), which falls into the "Good" category. This application can detect early skin disease without requiring direct consultation with a doctor.*

***Keywords** - Skin Disease Detection; Haar Cascade Classifier; ResNet50; Chatbot;*

Abstrak -***Kulit merupakan organ penting bagi manusia karena terletak di bagian luar tubuh dan rentan terhadap berbagai rangsangan eksternal serta penyakit. Tingginya prevalensi penyakit kulit di Indonesia menunjukkan kurangnya kesadaran masyarakat terhadap kesehatan kulit. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi berbasis web yang mampu mendeteksi 10 jenis penyakit kulit secara cepat dan akurat menggunakan arsitektur ResNet50 dan teknologi visi komputer. Tahapan penelitian meliputi pembuatan Haar Cascade Classifier, pengembangan model klasifikasi citra, evaluasi model, pembuatan chatbot, perancangan sistem, implementasi, dan pengujian aplikasi. Hasil menunjukkan bahwa model mencapai akurasi 90,10% pada data pelatihan dan 89,06% pada data validasi. Chatbot yang terintegrasi juga memberikan informasi tambahan dengan akurasi respons sebesar 87,50%. Pengujian sistem menunjukkan performa baik berdasarkan metode black box dan memperoleh skor 77,625 pada System Usability Scale (SUS) yang tergolong "Baik". Aplikasi ini diharapkan dapat membantu masyarakat mendeteksi penyakit kulit tanpa konsultasi langsung ke dokter.***

***Kata kunci** - Deteksi Penyaki Kulit; Haar Cascade Classifier; ResNet50; Chatbot;*

*Corresponding author.
Naovi Magfiroh
Email: naovimagfiroh@gmail.com.

©2025. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License.

I. PENDAHULUAN

Kulit merupakan organ yang sangat penting bagi manusia karena terletak di bagian luar tubuh dan rentan terhadap rangsangan seperti sentuhan, nyeri, dan pengaruh luar lainnya[1]. Kulit yang tidak dijaga kesehatannya dapat menimbulkan berbagai macam penyakit kulit . Penyakit kulit juga dikenal sebagai penyakit yang umum terjadi di negara tropis seperti Indonesia dan dapat menyerang siapa saja dan bagian tubuh mana saja[2]. Beberapa jenis penyakit kulit di antaranya adalah jerawat, kurap, psoriasis, biduran(urtikaria), herpes, keratosis seboroik, kutil, kanker kulit, biang keringat, dan bisul.

Menurut data Kementerian Kesehatan RI tahun 2012, penyakit kulit mengalami peningkatan. Pada tahun tersebut, prevalensi penyakit kulit di Indonesia sebesar 8,46% dan

meningkat menjadi 9% pada tahun 2013. Data Riskesdas juga mencatat tingginya prevalensi penyakit kulit di Indonesia, yakni sebesar 6,78%. Selain itu, berdasarkan data Profil Kesehatan Indonesia tahun 2015, penyakit kulit menempati peringkat ketiga dalam 10 besar penyakit rawat jalan di rumah sakit se-Indonesia berdasarkan jumlah kunjungan. Jumlah kunjungan sebanyak 192.414 orang, dengan rincian pasien baru sebanyak 122.076 orang dan pasien lama sebanyak 70.338 orang[3]. Tingginya angka ini disebabkan oleh kurangnya kesadaran masyarakat terhadap pentingnya menjaga kesehatan kulit.

Menurut laporan World Health Organization (WHO) tahun 2016 menyatakan bahwa prevalensi psoriasis secara global berkisar antara 0,09% hingga 11,4%, dan di Indonesia sendiri mencapai 2,5% dari total populasi [4].

Pada tahun 2018, kasus kanker kulit non-melanoma dan melanoma tercatat masing-masing sebanyak 6.170 dan 1.392 kasus di Indonesia. Faktor penyebabnya seperti zat-zat beracun dalam makanan dan dampak dari pemanasan global. Selain itu, paparan sinar ultraviolet dari matahari juga menjadi salah satu penyebab utama yang meningkatkan risiko kanker kulit[5].

Penyakit kulit tidak hanya berdampak secara fisik, seperti rasa gatal yang dapat menyebabkan luka dan infeksi akibat garukan, tetapi juga berdampak secara emosional dan psikologis, seperti kurang percaya diri, malu, hingga gangguan citra diri yang serius[6].

Beberapa penelitian sebelumnya telah dilakukan untuk mendeteksi penyakit kulit. Penelitian pertama, sistem pakar diagnosis penyakit kulit manusia menggunakan metode *Naive Bayes.* Pada sistem pakar diagnosis penyakit kulit berbasis web menunjukkan hasil diagnosis yang cukup akurat setelah diuji pada 20 responden[7].

Penelitian aplikasi diagnosa penyakit kulit menggunakan metode *Convolutional Neural Networks* (CNN) dalam aplikasi Android juga memberikan akurasi tinggi, dengan tingkat kemiripan data uji dan latih mencapai 100%[8].

Selain itu, studi yang menggunakan model *deep learning pre-trained* seperti VGG16 dan ResNet50 dalam klasifikasi kanker kulit menunjukkan bahwa ResNet50 memiliki performa lebih baik dengan precision, sensitivity, dan f1-score sebesar 0,94 dibandingkan VGG16 yang hanya mencapai 0,91[9].

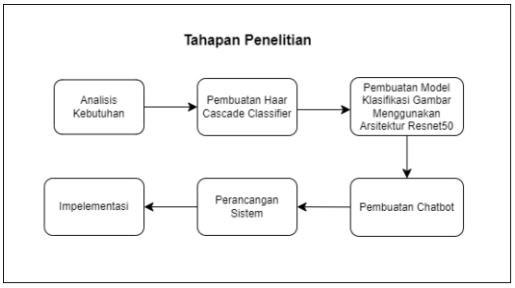
Dalam bidang *computer vision*, *Haar Cascade Classifier* telah berhasil diterapkan untuk mendeteksi gerakan tangan dan menghitung jari dengan akurasi 100%[10]. Penelitian lain yang membandingkan arsitektur ResNet50 dan ResNet101 untuk klasifikasi kanker serviks pada citra Pap Smear menemukan bahwa ResNet50 lebih unggul dengan akurasi 91% dibandingkan ResNet101 yang hanya mencapai 89%. Meskipun ResNet101 lebih kompleks, ResNet50 lebih direkomendasikan dalam konteks ini karena performa yang lebih baik dengan jumlah data pelatihan yang relatif kecil[11].

Seiring berkembangnya teknologi, penerapan *artificial intelligence* (AI) dan *computer vision* dalam bidang kesehatan membuka peluang untuk pengembangan sistem diagnosis penyakit kulit secara otomatis. Salah satu pendekatan yang potensial adalah penggunaan arsitektur ResNet50 yang dikombinasikan dengan *Haar Cascade Classifier* dalam sebuah aplikasi berbasis web.

Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan aplikasi berbasis web yang mampu mendeteksi penyakit kulit secara efisien dan akurat menggunakan arsitektur ResNet50. Aplikasi ini memiliki dua metode deteksi yaitu *real-time capture* dan *upload image*. Dalam metode *real-time capture*, *Haar Cascade Classifier* mendeteksi area kulit yang bermasalah melalui kamera perangkat, dan pengguna dapat mengklik tombol "Capture" ketika area tersebut terdeteksi. Pada metode *upload image*, pengguna dapat mengunggah gambar area kulit yang bermasalah. Hasil deteksi dari kedua metode tersebut dikirim ke server untuk diproses menggunakan arsitektur ResNet50 yang telah dilatih sebelumnya. Hasil diagnosa kemudian dikirim kembali ke aplikasi untuk ditampilkan kepada pengguna bersama dengan rekomendasi obat yang sesuai. Dengan implementasi aplikasi ini, diharapkan dapat memudahkan masyarakat dalam mendeteksi penyakit kulit tanpa berkonsultasi ke dokter.

II. METODE

Dalam kerangka penelitian ini, terdapat beberapa tahap yang diterapkan. Gambar 1 menggambarkan tahapan-tahapan yang diterapkan dalam kerangka penelitian ini.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

I.1. Analisis Kebutuhan

Analisis kebutuhan adalah tahap di mana data dan informasi dikumpulkan sebagai dasar pengembangan aplikasi deteksi penyakit kulit menggunakan arsitektur ResNet50 dengan memanfaatkan teknologi *chatbot* berbasis *website*. Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari dua *dataset* yang diperoleh dari Kaggle dan Google. *Dataset* pertama digunakan untuk membuat *bounding box* dengan menggunakan algoritma *Haar Cascade Classifier*. *Dataset* kedua digunakan untuk klasifikasi gambar menggunakan arsitektur ResNet50. *Dataset* ketiga digunakan untuk membuat file *JSON* yang mendefinisikan *intent, pattern,* dan *response* yang akan digunakan oleh *chatbot*.

I.2. Pembuatan Haar Cascade Classifier

1) Pengumpulan Gambar Positif dan Negatif

Haar Cascade adalah algoritma pembelajaran mesin yang dikembangkan oleh Paul Viola dan Michael Jones pada tahun 2001 untuk deteksi objek. Algoritma ini menggunakan pendekatan berbasis pembelajaran mesin dengan fungsi *cascade*, yang dilatih menggunakan citra positif dan negatif[12]. Awalnya, pengolahan citra hanya didasarkan pada nilai RGB dari setiap piksel, tetapi cara pengolahan seperti itu tidak efektif. Kemudian, Viola dan Jones

mengembangkan dan membentuk fungsi *Haar-Like*. Fitur *Haar-like* menangani gambar dalam kotak, dimana ada beberapa piksel dalam satu bingkai. Kemudian proses setiap kotak dan hasilkan nilai yang berbeda untuk menunjukkan area gelap dan terang. Nilai-nilai ini akan digunakan sebagai dasar untuk pengolahan citra[13]. Citra positif berisi gambar yang mengandung objek penyakit kulit yang akan dideteksi, seperti jerawat, kurap, psoriasis, biduran, keratosis seboroik, kutil, kanker kulit, biang keringat, dan bisul. Sebaliknya, citra negatif berisi gambar yang tidak mengandung penyakit kulit, seperti tembok, meja, kursi, pintu, baju, jam tangan, dan objek lainnya.

2) Training Model *Haar Cascade Classifier*

Cascade Trainer GUI adalah sebuah program yang dapat digunakan untuk melatih, menguji, dan meningkatkan model *classifier cascad*e. Program ini menggunakan antarmuka grafis untuk mengatur parameter dan memudahkan penggunaan alat-alat OpenCV untuk melatih dan menguji *classifier*[14]. Langkah-langkah pelatihan menggunakan *Cascade Trainer GUI* adalah sebagai berikut:

a. Buat folder bernama "Jerawat".
b. Di dalam folder jerawat, buatlah folder untuk pengklasifikasi dengan nama "p" yang berisi gambar positif(jerawat), dan folder "n" untuk gambar negatif(bukan jerawat).
c. Mulai dengan menekan tombol *browser* di tab *train*, dan pilih folder yang telah dibuat untuk pengklasifikasi.
d. Sesuaikan persentase gambar positif pada opsi *Percentage* dan atur jumlah gambar negatif pada opsi *Negative Image Count*.
e. Pada tab *Common*, dapat disesuaikan berbagai parameter untuk menyesuaikan pelatihan pengklasifikasi, termasuk *pre-calculation buffer size* untuk meningkatkan kecepatan pelatihan.
f. Pada tab *Cascade*, atur lebar dan tinggi sampel dengan bijak untuk menghindari memperlambat proses pelatihan, dan pada *Feature type* pilih *HAAR* atau *LBP*.
g. Pada tab *Boost*, disarankan untuk menggunakan parameter *default*.
h. Setelah semua parameter diatur dengan benar, tekan tombol *Start* untuk memulai pelatihan klasifikasi.
i. Setelah proses pelatihan selesai, dalam folder yang telah ditentukan akan terdapat file dan folder baru.
j. Lakukan proses tersebut untuk setiap jenis penyakit kulit, mulai dari awal hingga selesai.
k. Simpan semua file *cascade* dalam folder "cascade_xml" dengan nama file yang sesuai jenis penyakit.

I.3. Pembuatan Model Klasifikasi Gambar Menggunakan Arsitektur ResNet50

1) Pre-processing

Pre-processing merupakan langkah dalam proses *data mining* yang mengubah data mentah menjadi data berkualitas tinggi atau input yang berguna sehingga langkah selanjutnya dapat dilakukan[14]. *Dataset* yang sudah diperoleh dibagi menjadi tiga set: *training* (70%), validasi (15%), dan *testing* (15%) dilakukan untuk memastikan bahwa model dapat dilatih, divalidasi, dan diuji dengan baik. Selanjutnya, dilakukan augmentasi dan pemrosesan gambar menggunakan *ImageDataGenerator*. Teknik augmentasi yang diterapkan mencakup rotasi, pergeseran horizontal dan vertikal, pemotongan, zoom, serta flip horizontal dan vertikal. Augmentasi ini bertujuan untuk memperkaya variasi data pelatihan, sehingga model dapat mengenali pola dan fitur yang lebih beragam.

2) Training Model Menggunakan Arsitektur ResNet50

Setelah tahap *pre-processing* selesai, model dibangun dan dilatih menggunakan arsitektur ResNet50. ResNet50 merupakan salah satu model *pre-trained* yang terdiri dari 50 lapisan konvolusi dan menggunakan konsep *skip connections* untuk mencegah hilangnya fitur selama proses konvolusi[15]. Pada tahap awal pelatihan, lapisan-lapisan akhir dari ResNet50 yang telah dimuat tanpa lapisan akhir (include_top=False) diteruskan ke lapisan-lapisan tambahan yang disesuaikan dengan kebutuhan klasifikasi 10 kelas pada dataset penyakit kulit. *Fine-tuning* dilakukan dengan membandingkan parameter training sebelum dan sesudah *fine-tuning*. Perbandingan parameter training model sebelum *fine-tuning* disajikan pada Tabel 1 dan sesudah *fine-tuning* disajikan dalam Tabel 2.

Tabel 1. Parameter Training Sebelum Fine-Tuning

Parameter	Sebelum Fine-Tuning
Epoch	40
Batch Size	64
Optimizer	Adam
Learning Rate	0.0001
Loss Fuction	Categorical Crossentropy
Layer Tambahan	• GlobalAveragePooling2D • Dense(1024, Relu) • Dropout(0,5) • Dense(10, Softmax)
Frozen Layer	Tidak Ada
Callbacks	• ModelCheckpoint • EarlyStopping • ReduceLROnPlateau

Tabel 2. Parameter Training Sesudah Fine-Tuning

Parameter	Sesudah Fine-Tuning
Epoch	20
Batch Size	64
Optimizer	Adam
Learning Rate	1e-5
Loss Fuction	Categorical Crossentropy

Layer Tambahan	• GlobalAveragePooling2D • Dense(1024, Relu) • Dropout(0,5) • Dense(10, Softmax)
Frozen Layer	100 Layer Pertama
Callbacks	• ModelCheckpoint • EarlyStopping • ReduceLROnPlateau

I.4. Pembuatan Chatbot

1) Pre-processing

Setelah memiliki data dalam format *JSON*, langkah pertama dalam proses *pre-processing* adalah *tokenisasi*. *Tokenisasi* adalah proses pemisah kata pertanyaan dari bentuk kalimat menjadi perkata[16].

Tokenisasi dilakukan menggunakan *nltk.word_tokenize* yang memisahkan teks berdasarkan spasi dan tanda baca.

Setelah tokenisasi, kata-kata tersebut kemudian diproses melalui *lemmatisasi* menggunakan *WordNetLemmatizer* dari NLTK. *Lemmatisasi* adalah proses mengurangi variasi kata menjadi *lemma* atau akar kata. Misalnya dalam bahasa Inggris, kata-kata seperti *learning, learned,* semuanya akan diubah ke bentuk dasarnya[17]. Kata-kata yang tidak relevan, seperti tanda baca, diabaikan dalam proses ini. Setelah kata-kata dan *intents* diolah, hasilnya disimpan dalam file *words.pkl* dan *classes.pkl* menggunakan *pickle* untuk digunakan pada tahap berikutnya.

Setelah *lemmatization*, langkah selanjutnya membuat representasi numerik dari teks menggunakan metode *Bag of Words* (BoW). *Bag of Words* atau kantung kata merupakan proses menghitung kemunculan setiap kata. Proses ini dimulai dengan menyimpan data *training* ke dalam sistem, yang kemudian akan diberi nilai 1 jika kata tersebut terdapat pada kantung kata dan nilai 0 jika tidak ada dalam kantung kata[16]. Setelah proses ini, data yang telah diolah kemudian diacak dan diubah menjadi array NumPy untuk digunakan dalam pelatihan model *chatbot.*

2) Training Model Menggunakan *Deep Learning*

Model chatbot dibangun menggunakan arsitektur *deep learning* dengan model *neural network* berlapis. Proses pelatihan model dimulai dengan mendefinisikan arsitektur dari model yang mencakup beberapa lapisan untuk memproses input teks yang telah diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode Bag of Words. Detail konfigurasi arsitektur, optimasi, dan teknik regularisasi selama proses *training* model *chatbot* disajikan dalam Tabel 3.

Tabel 3. Parameter Training Model Chatbot

Parameter	Nilai
Arsitektur Model	Sequential
Input Layer	Dense(128 neuron, ReLU)
Dropout Rate	0.5
Hidden Layer 1	Dense(64 neuron, ReLU)
Hidden Layer 2	Dropout(0.5)
Output Layer	Dense (Jumlah kelas intents, Softmax)
Optimizer	Stochastic Gradient Descent (SGD)
Learning Rate	0.01
Momentum	0.09
Nesterov	True
Loss Fuction	Categorical Crossentropy
Metrik	Akurasi
Batch Size	5
Jumlah Epoch	200

I.5. Perancangan Sistem

Setelah model selesai dikembangkan, langkah berikutnya adalah tahap perancangan sistem. Tahap ini penting untuk memastikan bahwa aplikasi dapat beroperasi sesuai dengan spesifikasi yang diinginkan. Pada proses ini, perencanaan dilakukan dengan pendekatan *Unified Modeling Language* (UML), melalui *use case diagram*. *Use case diagram* berfungsi memvisualisasikan interaksi antara pengguna(aktor) dan sistem dalam berbagai skenario penggunaan.

Perancangan sistem juga mencakup desain database, di mana struktur penyimpanan dan pengelolaan data disusun untuk memastikan efisiensi dan keakuratan dalam proses pengolahan data. Perancangan ini bertujuan agar data dapat diakses dan diatur dengan baik, mendukung kinerja aplikasi secara keseluruhan. Selain itu, desain antarmuka pengguna menjadi fokus utama untuk memastikan pengguna dapat berinteraksi dengan aplikasi dengan nyaman. Proses ini melibatkan pemilihan elemen visual, pengaturan tata letak, dan perancangan alur yang mudah dipahami oleh pengguna.

I.6. Implementasi

Setelah tahap perancangan sistem selesai, langkah berikutnya adalah mengimplementasikan desain tersebut menjadi sebuah *website* yang fungsional. Proses ini dilakukan dengan menggunakan *HTML, CSS,* dan *JavaScript* untuk memastikan tampilan dan fungsionalitas sesuai dengan yang direncanakan.

I.7. Pengujian

Usability adalah bagian dari *Human-Computer Interaction (HCI)* yang fokus pada desain antarmuka dan interaksi manusia-komputer. Kajian *usability* mengevaluasi pengalaman pengguna dalam menggunakan teknologi, aplikasi, atau situs web tertentu. Selain *black box testing*, aplikasi ini juga diuji dengan *Software Usability Scale (SUS). System Usability Scale (SUS)* adalah alat ukur yang dirancang untuk mengevaluasi kegunaan produk, aplikasi, atau sistem. SUS terdiri dari sepuluh pertanyaan, masing-masing dengan skala lima poin, mulai dari "Sangat Tidak Setuju" hingga "Sangat Setuju." Terdapat lima pernyataan positif dan lima pernyataan negatif dalam kuesioner[18]. Pertanyaan lengkap kuesioner dapat

disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Pertanyaan Kuesioer

Pertanyaan	STS	TS	N	S	SS
Aplikasi Dermabot mudah digunakan untuk mendeteksi penyakit kulit melalui real-time capture atau upload image.	1	2	3	4	5
Saya mengalami kesulitan dalam memahami bagaimana cara menggunakan fitur real-time capture atau upload image di aplikasi ini.	1	2	3	4	5
Hasil klasifikasi penyakit kulit yang diberikan oleh aplikasi ini akurat dan memadai.	1	2	3	4	5
Aplikasi ini sering mengalami kesalahan teknis atau tidak merespons dengan baik saat melakukan deteksi penyakit kulit.	1	2	3	4	5
Chatbot dalam aplikasi ini memberikan informasi yang jelas dan bermanfaat tentang perawatan penyakit kulit.	1	2	3	4	5
Saya kesulitan menemukan atau mengakses fitur-fitur penting dalam aplikasi ini, seperti hasil klasifikasi atau rekomendasi obat.	1	2	3	4	5
Aplikasi Dermabot menyediakan artikel yang informatif dan berguna tentang berbagai jenis penyakit kulit.	1	2	3	4	5
Chatbot sering kali memberikan informasi yang tidak relevan atau kurang membantu terkait dengan perawatan penyakit kulit.	1	2	3	4	5
Proses upload gambar dan klasifikasi hasil deteksi penyakit kulit berjalan dengan lancar dan efisien.	1	2	3	4	5
Artikel tentang penyakit kulit di aplikasi ini kurang informatif atau tidak sesuai dengan kebutuhan saya.	1	2	3	4	5

Keterangan:
STS : Sangat Tidak Setuju
TS : Tidak Setuju
N : Netral
S : Setuju
SS : Sangat Setuju

Setelah kuesioner SUS disebarkan dan responden memberikan penilaian terhadap sepuluh pertanyaan yang ada, langkah berikutnya adalah menghitung data yang terkumpul. Berikut adalah beberapa aturan yang digunakan dalam perhitungan skor SUS:

- Untuk setiap pertanyaan dalam kuesioner, kurangi skor yang diberikan oleh pengguna dari angka 1 untuk pertanyaan yang bernomor ganjil. Untuk pertanyaan yang bernomor genap, kurangi angka 5 dari skor yang diberikan.
  [Skor Pertanyaan] = 5 - Penilaian Pengguna
- Jumlahkan semua skor yang telah dihitung untuk setiap pertanyaan per responden, kemudian kalikan totalnya dengan 2,5.
  [Jumlah Skor Pertanyaan 1 + Skor Pertanyaan 2 + … + Skor Pertanyaan n] × 2,5 = Skor Responden].
- Total semua skor yang dihitung dari setiap responden, kemudian hitung rata-ratanya untuk mendapatkan hasil akhir SUS.
  [Total Skor Responden] / Jumlah Responden = Hasil Skor SUS.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

I.8. Analisis Kebutuhan

Dalam penelitian ini, setiap kelas dalam dataset pertama terdiri dari 400 gambar positif dan 400 gambar negatif untuk identifikasi penyakit kulit seperti jerawat, kurap, psoriasis, biduran, herpes, keratosis seboroik, kutil, kanker kulit, biang keringat, dan bisul. Dataset kedua terdiri dari 100 gambar per kelas untuk melatih model dalam mengklasifikasikan jenis penyakit kulit dari gambar yang diunggah pengguna.

I.9. Pembuatan Haar Cascade Classifier

Setelah proses pelatihan menggunakan *Cascade Trainer GUI*, file hasil pelatihan berupa file XML disimpan dalam folder "cascade_xml". File *cascade.xml* yang dihasilkan merupakan *classifier cascade* yang telah dilatih untuk mendeteksi penyakit kulit berdasarkan gambar positif dan negatif yang digunakan dalam pelatihan. Setiap jenis penyakit kulit memiliki file XML sendiri yang menyimpan model deteksi khusus untuk penyakit tersebut. File ini digunakan untuk mendeteksi objek penyakit kulit dalam aplikasi.

I.10. Pembuatan Model Klasifikasi Gambar Menggunakan Arsitektur ResNet50

1) Hasil Akurasi dan *Loss Function*

Tabel 5 di atas menunjukkan perbandingan antara hasil sebelum dan setelah *fine-tuning*. Hasil sebelum *fine-tuning* menunjukkan akurasi *training* sebesar 88% dan akurasi validasi 89%, dengan *loss training* 0.3751 dan *loss* validasi 0.3277. Setelah *fine-tuning*, akurasi *training* meningkat menjadi 90.10%, sedangkan akurasi validasi tetap stabil pada 89.06%. *Loss training* berkurang menjadi 0.3107, meskipun ada sedikit peningkatan pada *loss* validas*i* menjadi 0.3434. *Fine-tuning* meningkatkan akurasi pada data *training* dan mengurangi *loss training*, hal ini menunjukkan bahwa model lebih baik dalam mengenali pola. Meskipun ada sedikit kenaikan pada *loss* validasi, model tetap menunjukkan performa yang baik dalam memprediksi data baru.

Tabel 5. Hasil Akurasi dan Loss Function

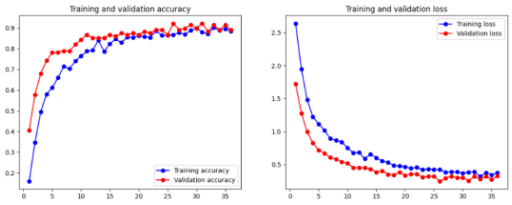
Parameter	Sebelum Fine-tuning	Setelah Fine-tuning
Epoch	36/40	20/20
Akurasi Training	88%	90.10%
Akurasi Validasi	89%	89.06%
Loss Training	0.3751	0.3107

Loss Validasi	0.3277	0.3434

2) Plot Akurasi dan *Loss Function*

a. Sebelum *Fine-tuning*

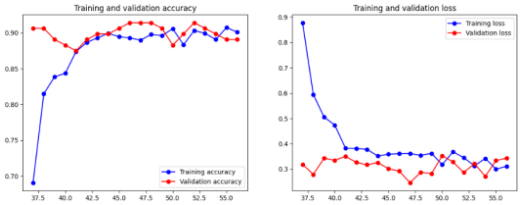
Pada tahap awal pelatihan, model dilatih selama 40 epoch, menghasilkan kurva akurasi dan *loss* untuk data *training* dan validasi. Akurasi *training* meningkat secara bertahap, menunjukkan bahwa model berhasil mempelajari pola dalam data dengan baik. Akurasi validasi juga mengalami peningkatan meskipun ada beberapa fluktuasi yang mungkin mengindikasikan *overfitting* pada data *training*. Secara keseluruhan, tren akurasi validasi menunjukkan peningkatan yang signifikan. *Loss* pada data *training* konsisten menurun, menunjukkan bahwa model semakin baik dalam meminimalkan kesalahan prediksi. Penurunan loss pada data validasi meskipun terdapat fluktuasi, menunjukkan kemampuan model dalam menggeneralisasi dan memprediksi data baru dengan lebih baik. Hasil plot akurasi dan *loss function* sebelum *fine-tuning* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Plot Akurasi dan Loss Function Sebelum Fine-tuning

b. Sesudah *Fine-tuning*

Setelah melakukan *fine-tuning* selama 20 *epoch* tambahan setelah 40 *epoch* awal, model menunjukkan peningkatan performa yang signifikan. Akurasi pelatihan terus meningkat, menunjukkan bahwa model semakin baik dalam mengenali pola pada data. Akurasi validasi juga meningkat, yang berarti model tidak hanya belajar dengan baik dari data *trainning,* tetapi juga dapat menggeneralisasi dengan baik pada data yang belum pernah dilihat, hal ini menandakan keberhasilan proses *fine-tuning*. Penurunan pada nilai *loss* selama pelatihan menunjukkan bahwa model semakin efektif dalam mengurangi kesalahan prediksi. Sementara itu, penurunan nilai *loss* pada data validasi mengindikasikan bahwa *fine-tuning* berhasil meningkatkan kemampuan model untuk mengenali fitur-fitur penting dari dataset secara lebih baik. Hasil plot akurasi dan *loss function* setelah *fine-tuning* dapat dilihat pada Gambar 3.

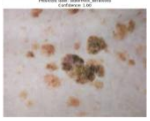


Gambar 3. Plot Akurasi dan Loss Function Sesudah Fine-tuning

3) *Testing* Model Klasifikasi Gambar Menggunakan Arsitektur ResNet50.

Selanjutnya, melakukan pengujian model menggunakan gambar yang belum pernah dikenali oleh model. Proses ini dilakukan untuk melihat hasil klasifikasi serta nilai kepercayaan dari setiap prediksi yang dihasilkan. Hasil dari pengujian ini disajikan dalam Tabel 6.

Tabel 6. Pengujian Model Klasifikasi

Kelas	Hasil Prediksi
Jerawat	
Kurap	
Psoriasis	
Biduran	
Herpes	
Keratosis Seboroik	
Kutil	
Kanker Kulit	
Biang Keringat	

Bisul 

Hasil prediksi model menunjukkan performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan sebagian besar kelas dengan tingkat kepercayaan yang tinggi. Misalnya, model berhasil mengidentifikasi kelas seperti jerawat, kurap, herpes, keratosis seboroik, kutil, kanker kulit, biang keringat, dan bisul dengan akurasi lebih dari 80%. Namun, beberapa kelas masih memerlukan perbaikan lebih lanjut. Kelas psoriasis sering kali salah diprediksi sebagai bisul dengan nilai kepercayaan hanya 38%, dan kelas biduran memiliki nilai kepercayaan yang rendah sebesar 33%. Secara keseluruhan, model memiliki potensi yang baik untuk digunakan dalam klasifikasi penyakit kulit.

I.11. Pembuatan Chatbot

Model *chatbot* dilatih menggunakan data *training* selama 200 epoch dengan *batch size* sebesar 5. Pada awal *training* (epoch pertama), model mencapai akurasi sebesar 4.67% dengan nilai *loss* sebesar 4.0894. Setelah 200 epoch, akurasi model meningkat signifikan hingga mencapai 86.77%, sementara nilai *loss* berkurang menjadi 0.3555. Akurasi yang tinggi dan penurunan *loss* yang signifikan ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mempelajari pola data dan menghasilkan prediksi yang akurat selama proses *training*.

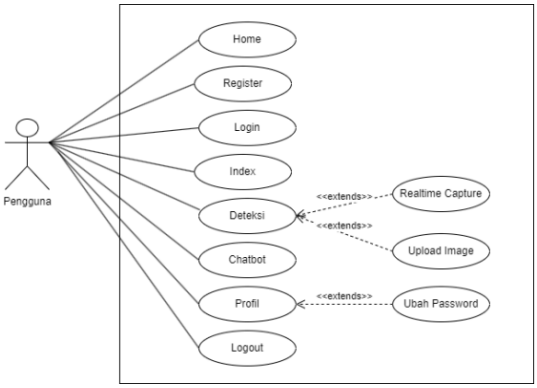
Pengujian lebih lanjut dilakukan untuk menilai kinerja model dalam konteks interaksi pengguna. Hasil pengujian menunjukkan bahwa *chatbot* mampu merespon yang relevan dan informatif sebagaimana disajikan dalam Tabel 7.

Tabel 7. Pengujian Chatbot

Pertanyaan Pengguna	Respons Chatbot
Hi	Apakah ada yang bisa saya bantu?
Kamu siapa?	Saya adalah DermaBot, aplikasi pintar untuk deteksi dan perawatan kulit yang mudah!
Dermabot itu apa?	DermaBot adalah aplikasi berbasis website untuk mendeteksi penyakit kulit seperti jerawat, kurap, psoriasis, biduran, herpes, keratosis seboroik, kutil, kanker kulit, biang keringat, dan bisul.

I.12. Perancangan Sistem

Setelah pengembangan model selesai, langkah berikutnya adalah merancang sistem yang akan mengimplementasikan model tersebut. Perancangan ini melibatkan beberapa aspek penting, di antaranya adalah *use case diagram*, perancangan database, dan desain antarmuka pengguna. *Use case diagram* digunakan untuk memvisualisasikan interaksi pengguna dengan sistem dalam berbagai skenario, serta mengidentifikasi fungsi utama yang harus didukung oleh aplikasi. Diagram ini memberikan gambaran tentang hubungan antara aktor dan sistem. *Use case diagram* dapat dlihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Use Case Diagram

Selain itu, perancangan database ini digunakan untuk menyimpan data pengguna yang digunakan untuk proses *login* dan pengelolaan profil dalam aplikasi. Perancangan database disajikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Perancangan Database

Nama	Type	Keterangan
Id	Int(11)	Primary Key
Username	Varchar(50)	Nama pengguna
Fullname	Varchar(255)	Nama lengkap pengguna
Email	Varchar(100)	Alamat email pengguna
Password	Varchar(255)	Password pengguna
Profil_pic	Varchar(255)	Foto Profil pengguna

Perancangan sistem ini memanfaatkan desain antarmuka yang menarik dan mudah digunakan pada aplikasi deteksi penyakit kulit. Desain antarmuka dapat dilihat pada Gambar 5.

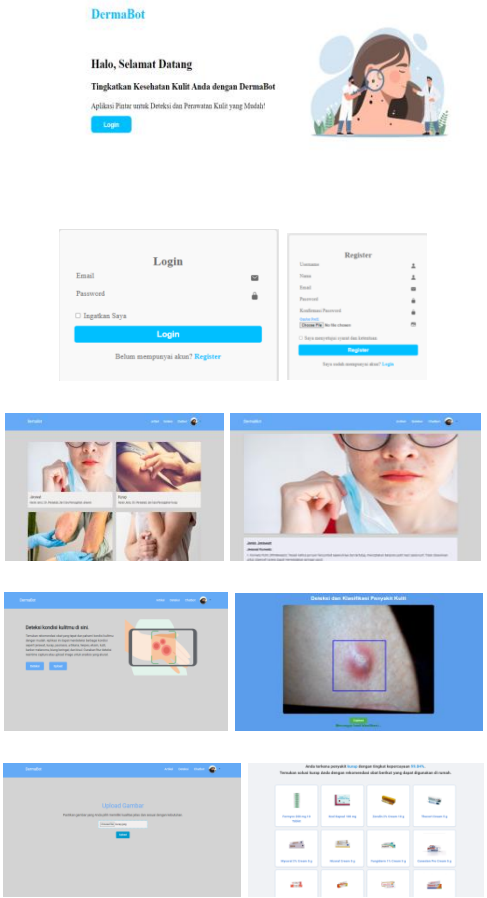


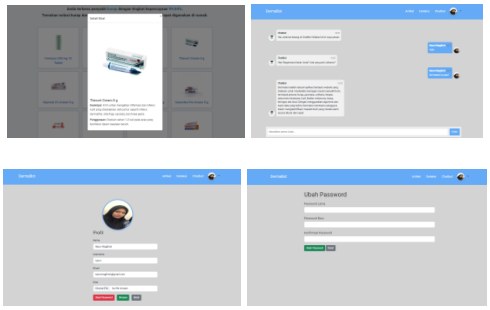


Gambar 5. Desain Antarmuka

I.13. Implementasi

Pada tahap ini, desain yang telah dibuat diimplementasikan menjadi sebuah *website* yang dapat diakses oleh pengguna. Implementasi ini mencakup penerapan struktur *HTML*, gaya tampilan dengan *CSS*, serta interaktivitas menggunakan *JavaScript*. Hasil dari implementasi ini dapat dilihat pada Gambar 6.





Gambar 6. Implementasi Website

I.14. Pengujian

Tabel 8. Hasil Perhitungan SUS

Respon	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	Total
1	4	3	4	2	3	2	2	3	2	4	72,5
2	4	3	4	3	4	4	3	4	4	3	90
3	3	3	3	3	4	3	3	3	3	2	75
4	3	2	3	2	4	1	3	4	3	4	72,5
5	4	4	3	3	3	4	4	4	4	4	92,5
6	4	4	4	3	3	4	4	4	4	4	95
7	2	2	2	1	3	1	2	1	3	3	50
8	4	3	3	3	3	4	3	4	4	4	87,5
9	3	4	3	3	3	2	3	2	3	3	72,5
10	3	2	2	0	2	0	2	2	3	3	47,5
11	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	100
12	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	100
13	3	3	3	2	3	3	3	3	3	2	70
14	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	75
15	3	3	4	3	3	2	4	3	3	3	77,5
16	3	3	2	3	3	3	4	4	3	3	77,5
17	4	3	3	3	4	4	3	3	3	3	82,5
18	2	2	1	1	2	2	3	3	2	2	50
19	3	3	4	3	4	4	3	3	3	3	82,5
20	3	4	3	3	4	3	4	3	3	3	82,5
Score	1552,5										
Rata-rata	77,625										

Tabel 9. Interprestasi Prhitungan SUS

Sus Score	Grade	Adjective Rating
>89	A	Excellent
68 – 80.3	B	Good
68	C	Okay
51-68	D	Poor
<51	E	Awful

Pengujian *usability* terhadap aplikasi dilakukan menggunakan kuesioner *System Usability Scale (SUS)* yang diisi oleh 20 responden. Setelah menghitung skor SUS dari setiap responden, diperoleh rata-rata skor SUS sebesar 77,625. Berdasarkan hasil tersebut, aplikasi ini dikategorikan dalam kategori "Good" menurut skala SUS, yang menunjukkan bahwa aplikasi memiliki tingkat kegunaan yang baik.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan aplikasi *website* untuk mendeteksi penyakit kulit menggunakan arsitektur ResNet50 dengan akurasi 90.10% pada data *training* dan 89.06% pada data validasi. Pengujian *black-box* menunjukkan fungsionalitas aplikasi berjalan lancar, sementara hasil uji *System Usability Scale (SUS)* dengan skor rata-rata 77.625 mengindikasikan aplikasi ini memiliki tingkat kegunaan yang baik. Temuan ini membuktikan efektivitas penggunaan *deep learning* dalam deteksi penyakit kulit melalui aplikasi berbasis *website*.

DAFTAR PUSTAKA

[1] D. D. Putri, M. T. Furqon, and R. S. Perdana, "Klasifikasi Penyakit Kulit Pada Manusia Menggunakan Metode Binary Decision Tree Support Vector Machine (BDTSVM)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 5, pp. 1912–1920, 2019.

[2] A. Irjayanti, A. Wambrauw, I. Wahyuni, and A. A. Maranden, "Personal Hygiene with the Incidence of Skin Diseases," *J. Ilm. Kesehat. Sandi Husada*, vol. 12, no. 1, pp. 169–175, 2023, doi: 10.35816/jiskh.v12i1.926.

[3] F. Agustina, R. Zakaria, and T. D. Santi, "Hubungan Personal Hygiene Dengan Keluhan Penyakit Kulit Pada Masyarakat Desa Tuwi Kayee Kecamatan Panga Kabupaten Aceh Jaya Tahun 2022," *J. Heal. Med. Sci.*, vol. 1, no. 4, pp. 142–149, 2022.

[4] I. P. B. Musa, T. Sylviningrum, D. Novrial, and M. Salman, "Pengaruh Pemberian Ekstrak Ciplukan (Physalis Angulata L.) Terhadap Jumlah Fibroblas Pada Imiquimod-In Duced Psoriasis Mice Model," *OISAA J. Indones. Emas*, vol. 5, no. 1, pp. 57–65, 2022, doi: 10.52162/jie.2022.005.01.7.

[5] D. A. Nurlitasari, R. Magdalena, and R. Y. N. Fu'adah, "Analisis Performansi Sistem Klasifikasi Kanker Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Electr. Syst. Control Eng.*, vol. 5, no. 2, pp. 91–99, 2022, doi: 10.31289/jesce.v5i2.5691.

[6] S. H. Prayitno, Y.-Y. Abida, and R. Y. Purwitaningtyas, "Hubungan Kejadian Penyakit Kulit terhadap Citra Diri Santri Putri," *J. Ilm. Kesehat. Rustida*, vol. 9, no. 1, pp. 37–44, 2022, doi: 10.55500/jikr.v9i1.149.

[7] K. devita Sari and A. Eviyanti, "Expert System for Diagnosing Human Skin Diseases Using Web-Based Naïve Bayes Method," *Procedia Eng. Life Sci.*, vol. 1, no. 2, 2021, doi: 10.21070/pels.v1i2.1021.

[8] J. Informatika and S. Informasi, "INFORMASI (Jurnal Informatika dan Sistem Informasi) Volume 15 No.1 / Mei / 2023," *Inf. (Jurnal Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 15, no. 1, pp. 32–45, 2023.

[9] Q. A. Fitroh and S. Uyun, "Deep Transfer Learning untuk Meningkatkan Akurasi Klasifikasi pada Citra Dermoskopi Kanker Kulit," pp. 78–84, 2023.

[10] E. Purwanto and E. P. Yudha, "Computer Vision untuk Deteksi Otomatis Gerakan Tangan dan Penghitungan Jari," *Semin. Nas. Amikom Surakarta 2023*, no. November, pp. 210–218, 2023.

[11] Z. Niswati, R. Hardatin, M. N. Muslimah, and S. N. Hasanah, "Perbandingan Arsitektur ResNet50 dan ResNet101 dalam Klasifikasi Kanker Serviks pada Citra Pap Smear," *Fakt. Exacta*, vol. 14, no. 3, p. 160, 2021, doi: 10.30998/faktorexacta.v14i3.10010.

[12] S. Yulina, "100-109 Dokumen diterima pada 21 Januari," *J. Komput. Terap.*, vol. 7, no. 1, pp. 100–109, 2021, [Online]. Available: https://jurnal.pcr.ac.id/index.php/jkt/

[13] G. Aprilian Anarki, K. Auliasari, and M. Orisa, "Penerapan Metode Haar Cascade Pada Aplikasi Deteksi Masker," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 5, no. 1, pp. 179–186, 2021, doi: 10.36040/jati.v5i1.3214.

[14] F. Alghifari and D. Juardi, "Penerapan Data Mining Pada Penjualan Makanan Dan Minuman Menggunakan Metode Algoritma Naïve Bayes," 2021.

[15] S. Sains, I. E. Hendrawan, R. I. Adam, C. Rozikin, and K. Kunci, "Klasifikasi Retak Ban Kendaraan Menggunakan Arsitektur ResNet50," 2023, doi: 10.33372/stn.v9i1.902.

[16] A. Hikmah *et al.*, "3120600010_Penelitian Terkait 2," vol. 10, no. 1, pp. 371–382, 2023.

[17] M. J. Aufa and A. Qoiriah, "Analisis Sentimen Pengguna Platform Belajar Online Coursera menggunakan Random Forest dengan Metode Ekstraksi Fitur Word2vec," *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 04, pp. 244–255, 2023, doi: 10.26740/jinacs.v4n02.p244-255.

[18] M. A. Kosim, S. R. Aji, and M. Darwis, "Pengujian Usability Aplikasi Pedulilindungi Dengan Metode System Usability Scale (Sus)," *J. Sist. Inf. dan Sains Teknol.*, vol. 4, no. 2, pp. 1–7, 2022, doi: 10.31326/sistek.v4i2.1326.