

IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT KULIT PSORIASIS PADA MANUSIA

Egia Suranta Perangin-angin, Ahmad Fahrudi Setiawan, Nurlaily Vendyansyah

Teknik Informatika, Institut Teknologi Nasional Malang

Jalan Raya Karanglo km 2 Malang, Indonesia

2118122@scholar.itn.ac.id

ABSTRAK

Penyakit kulit merupakan masalah kesehatan yang umum terjadi pada berbagai kelompok usia dan dapat berdampak pada kenyamanan, kepercayaan diri, serta kualitas hidup penderitanya. Di Indonesia penyakit kulit yang umum diderita seperti dermatitis, campak, herpes, psoriasis, cacar air, kurap, dan kutil. Deteksi dini penyakit kulit masih menghadapi kendala, seperti terbatasnya akses terhadap tenaga medis kompeten dan rendahnya kesadaran masyarakat akan tanda-tanda awal penyakit. Kondisi ini berpotensi menunda penanganan sehingga memperburuk keadaan pasien. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengembangkan sistem klasifikasi penyakit kulit psoriasis yaitu : vulgaris, guttate, pustular, dan inversus. Metode yang digunakan untuk klasifikasi adalah Convolutional Neural Network (CNN). CNN adalah metode yang mampu mengolah masukan berupa citra dengan mengekstraksi fitur-fitur penting, sehingga dapat membentuk model yang mampu mengenali serta membedakan gambar. Dalam implementasi metode yaitu dengan pengumpulan dataset citra psoriasis dari roboflow, pelatihan model CNN dengan arsitektur model inception. Model hasil pelatihan diintegrasikan dalam sistem berbasis website dengan framework flask. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mencapai akurasi sebesar 95,79% dalam memprediksi jenis penyakit kulit psoriasis dan bukan psoriasis. Pada pengujian menggunakan data dengan noise, sistem masih mampu mencapai akurasi sebesar 79%. Selain itu, hasil pengujian black-box menunjukkan kinerja sistem yang optimal dengan tingkat keberhasilan 100% dalam menampilkan output sesuai ekspektasi pada seluruh skenario uji. Dengan demikian, diperlukan perangkat yang memiliki kualitas baik untuk mendukung kinerja sistem, sehingga dapat memberikan kemudahan bagi masyarakat dalam mengenali gejala psoriasis secara mandiri dan lebih cepat.

Kata kunci : Penyakit kulit, Psoriasis, Klasifikasi, Convolutional Neural Network, Kecerdasan Buatan

1. PENDAHULUAN

Penyakit kulit merupakan gangguan kesehatan yang umum terjadi di kalangan masyarakat dan dapat menyerang individu dari berbagai rentang usia. Berbagai jenis penyakit kulit dapat menyebabkan ketidaknyamanan, dan bahkan berdampak pada kepercayaan diri serta kualitas hidup penderitanya. Di Indonesia, terdapat tujuh jenis penyakit kulit yang umum diderita masyarakat, antara lain dermatitis, campak, herpes, psoriasis, cacar air, kurap, serta kutil [1]. Saat ini, deteksi dini penyakit kulit masih menghadapi berbagai kendala, seperti terbatasnya akses terhadap tenaga medis yang kompeten serta kurangnya kesadaran masyarakat terhadap tanda-tanda awal gangguan kulit. Keterlambatan dalam penanganan dapat memperburuk kondisi dan meningkatkan risiko komplikasi yang lebih serius. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang lebih efisien dalam membantu proses diagnosis penyakit kulit secara lebih cepat dan akurat. Di Indonesia, prevalensi penyakit kulit cukup tinggi, mencapai 4,60%-12,95% dari total populasi, menjadikannya salah satu masalah kesehatan utama di masyarakat [2]. Tingginya angka kejadian penyakit kulit menunjukkan perlunya inovasi dalam metode diagnosis dan penanganan yang lebih cepat serta akurat. Diagnosis penyakit kulit yang tepat sering kali sulit dilakukan karena gejala yang beragam dan sulitnya akses ke layanan medis di beberapa daerah.

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan telah memberikan peluang besar dalam dunia medis, terutama dalam mendukung proses diagnosis berbasis citra digital. Salah satu metode yang telah terbukti efektif dalam analisis citra adalah Convolutional Neural Network (CNN), sebuah teknik deep learning yang dapat mengenali pola kompleks dalam gambar. CNN telah banyak diterapkan dalam bidang dermatologi untuk menganalisis citra foto digital dan mendeteksi berbagai penyakit kulit dengan tingkat akurasi yang tinggi [3]. Penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem berbasis CNN yang mampu mengidentifikasi jenis penyakit kulit psoriasis. Pemilihan jenis penyakit ini didasarkan pada prevalensi yang tinggi serta dampaknya terhadap kualitas hidup individu.

Dengan adanya sistem berbasis kecerdasan buatan ini, diharapkan dapat memberikan solusi yang lebih praktis dan akurat dalam mendukung deteksi dini penyakit kulit wajah inflamasi. Selain membantu individu dengan keterbatasan akses layanan kesehatan, sistem ini juga dapat menjadi alternatif bagi mereka yang merasa enggan atau malu untuk memeriksakan kondisi kulitnya secara langsung. Oleh karena itu, penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi dalam meningkatkan efektivitas diagnosis serta mendukung pengobatan yang lebih cepat dan tepat guna.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian berjudul “Klasifikasi Penyakit Kulit Wajah Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)” mengembangkan sistem otomatis berbasis CNN dengan memanfaatkan arsitektur VGG16 untuk mengklasifikasikan lima jenis penyakit kulit wajah, yakni jerawat, eksim, milia, herpes, dan melasma. Sebanyak 500 gambar digunakan sebagai dataset, dan proses klasifikasi dilakukan menggunakan tiga lapisan konvolusi, fungsi aktivasi ReLU, serta average pooling untuk mereduksi dimensi feature map. Hasil evaluasi menunjukkan model memperoleh akurasi sebesar 98% pada data pelatihan, 88% pada data validasi, serta 90% pada pengujian terhadap 50 gambar baru. Temuan ini menunjukkan bahwa CNN memiliki potensi tinggi dalam mendeteksi penyakit kulit wajah dan dapat menjadi solusi pendukung dalam proses diagnosis secara otomatis. [4].

Penelitian “Pengujian Metode Inception V3 dalam Mengidentifikasi Penyakit Kanker Kulit” mengimplementasikan arsitektur CNN Inception V3 untuk mengklasifikasikan Melanoma dan Basal Cell Carcinoma (BCC) dari citra kulit. Dengan dataset ISIC 2019 berisi lebih dari 7.800 citra, model dilatih sebagai alternatif non-invasif terhadap biopsi tradisional. Hasilnya, akurasi mencapai 99,93% untuk Melanoma dan 92,26% untuk BCC, menunjukkan potensi tinggi dalam membantu diagnosis kanker kulit secara efisien dan akurat, terutama di wilayah tropis seperti Indonesia [5].

Penelitian berjudul “Analisis Performa Arsitektur CNN InceptionV3 dan VGG16 dalam Klasifikasi Deteksi Kanker Otak” membandingkan dua arsitektur CNN dalam mengklasifikasikan citra MRI otak. Dataset terdiri dari 253 gambar, dengan 155 positif kanker dan 98 negatif. Proses klasifikasi melibatkan preprocessing berupa normalisasi piksel, augmentasi, dan pelatihan model menggunakan bobot pretrained dari ImageNet. InceptionV3 memiliki 48 lapisan dengan 11 modul Inception, sedangkan VGG16 terdiri dari 16 lapisan dengan konfigurasi konvolusi 3x3. Hasilnya menunjukkan bahwa InceptionV3 mencapai akurasi 91,67%, lebih tinggi dibandingkan VGG16 yang hanya memperoleh 82,14%. Selain akurasi, InceptionV3 juga unggul dalam precision, recall, dan F1-score. Penelitian menyimpulkan bahwa InceptionV3 lebih akurat dan andal dalam mendeteksi kanker otak, serta memiliki potensi sebagai alat bantu diagnosis berbasis citra medis [6].

Penelitian “Perbandingan Kinerja Model Convolutional Neural Network pada Klasifikasi Kanker Kulit” membandingkan dua arsitektur CNN, yaitu InceptionV3 dan EfficientNetB0, dalam mengklasifikasikan kanker kulit menggunakan dataset HAM10000 yang mencakup jenis seperti melanoma dan karsinoma sel basal. Proses klasifikasi mencakup preprocessing, penyeimbangan data, rescaling citra menjadi 228x228 piksel, dan transfer learning. Hasilnya, InceptionV3 mencapai akurasi 76,81%,

sedangkan EfficientNetB0 mencapai 98,09% dengan waktu inferensi lebih cepat. Hal ini menunjukkan bahwa EfficientNetB0 lebih unggul dalam akurasi dan efisiensi, serta berpotensi tinggi untuk digunakan dalam deteksi dini kanker kulit secara otomatis [7].

Penelitian berjudul 'Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) untuk Diagnosis Tumor Otak' bertujuan untuk menerapkan algoritma CNN dalam mengklasifikasikan jenis tumor otak berdasarkan citra medis, yang mencakup empat kategori utama: Glioma, Meningioma, Pituitary, dan Non-Tumor. Studi ini berfokus pada peningkatan kecepatan dan akurasi proses diagnosis kanker otak, yang selama ini sering mengalami kendala akibat keterbatasan metode konvensional. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN yang diterapkan berhasil mencapai akurasi yang tinggi dalam klasifikasi tumor otak, yang diharapkan dapat meningkatkan efisiensi dan akurasi diagnosis dalam bidang medis. Oleh karena itu, penelitian ini berpotensi memberikan kontribusi besar terhadap kemajuan diagnosis kanker otak [8].

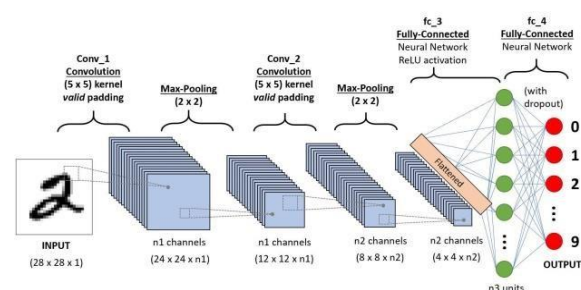
2.1. Psoriasis

Penyakit kulit psoriasis adalah penyakit autoimun yang menyebabkan inflamasi kronis, da melemahkan. Psoriasis plak merupakan bentuk paling umum dari penyakit ini, yang menyerang sekitar 80% hingga 90% pasien. Psoriasis ditandai dengan munculnya plak berwarna merah yang berbatas tegas dengan sisik putih keperakan, serta memiliki pola penyebaran yang simetris di seluruh tubuh [9].

2.2. Machine Learning

Machine Learning merupakan proses pelatihan perangkat lunak yang dikenal sebagai model, yang berfungsi untuk mengidentifikasi pola dalam suatu dataset. Model ini kemudian dapat digunakan untuk melakukan prediksi terhadap data baru yang belum dikenali sebelumnya. Kemampuan prediktif ini dapat diterapkan dalam berbagai produk dan aplikasi [10].

2.3. Convolution Neural Network



Gambar 1. Convolution neural network [10]

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu algoritma dalam deep learning yang umumnya digunakan untuk klasifikasi gambar. CNN mampu mengolah masukan berupa citra dengan mengekstraksi fitur-fitur penting, sehingga dapat

membentuk model yang mampu mengenali serta membedakan gambar. Dalam proses feature extraction, terdapat sejumlah langkah yang harus dilakukan, di antaranya: convolusi, relu, maxpooling, average pooling, flatten, global average pooling, fully connected, dan softmax [10].

Jaringan syaraf tiruan backpropagation memiliki keunggulan dalam menangani data yang kompleks, berdimensi banyak, serta memiliki hubungan non-linear, terutama pada jumlah data yang besar. Hal ini menjadikannya sebagai salah satu metode yang efektif untuk digunakan dalam sistem pengenalan berbasis citra [11].

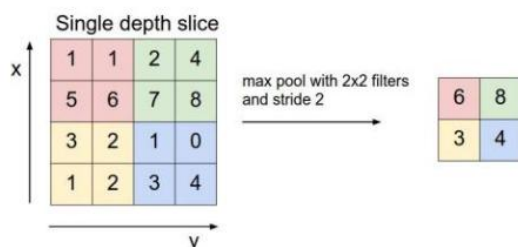
2.4. ReLu

Rectified Linear Unit (ReLU) merupakan fungsi aktivasi yang digunakan untuk memperkenalkan sifat non-linear pada jaringan, sehingga meningkatkan kemampuan model dalam merepresentasikan data. Selain itu, ReLU sering dipilih karena mampu mempercepat proses pelatihan jaringan saraf dibandingkan dengan fungsi aktivasi lain. Fungsi ini dihitung menggunakan rumus sebagai berikut:

$$f(x) = \begin{cases} 0, & x < 0, \\ x, & x \geq 0. \end{cases} \quad (1)$$

Fungsi aktivasi ReLU (Rectified Linear Unit) bekerja dengan menghasilkan nilai nol ketika input kurang dari atau sama dengan nol, dan akan mengeluarkan output yang identik dengan nilai input jika input tersebut bernilai positif. [10].

2.5. Max Pooling



Gambar 2. Max Pooling [10]

Max Pooling Layer berfungsi untuk mengambil nilai maksimum dari sekumpulan piksel pada feature map untuk membentuk citra baru. Tujuannya adalah untuk mengurangi jumlah parameter dan komputasi, serta membantu model menjadi lebih robust terhadap translasi kecil pada citra input.

$$P(i, j) = \frac{\max_{(m, n) \in R} I(s \times i + m, s \times j + n)}{(m, n) \in R} \quad (2)$$

Rumus ini menunjukkan bahwa nilai hasil max pooling pada posisi (i, j), yaitu P(i, j), adalah nilai maksimum dari piksel-piksel yang berada dalam jendela (region) R. Window ini digeser berdasarkan nilai stride (s) [10].

2.6. Deep Learning

Deep Learning merupakan salah satu metode dalam pembelajaran mesin yang memanfaatkan Convolutional Neural Networks (CNN). Dalam sistem

CNN, komputer mampu menyesuaikan karakteristik dan menjalankan tugas layaknya manusia. Model deep learning dirancang dengan struktur berlapis, di mana setiap lapisan bertugas menerima dan meneruskan informasi ke lapisan berikutnya. Secara umum, model ini terdiri dari minimal tiga lapisan untuk memproses data secara bertahap. Kinerja deep learning cenderung meningkat seiring dengan bertambahnya jumlah data yang digunakan dalam proses pelatihan, sehingga memungkinkan model untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat [12].

2.7. Preprocessing Data

Preprocessing data adalah tahap awal dalam proses machine learning yang bertujuan untuk menyiapkan dan membersihkan data agar dapat digunakan secara efektif oleh algoritma. Proses ini mencakup berbagai langkah, seperti pembersihan data data cleaning, transformasi data data transformation, normalisasi, penghapusan nilai kosong missing value handling, dan reduksi dimensi dimensionality reduction [12].

2.8. InceptionV3

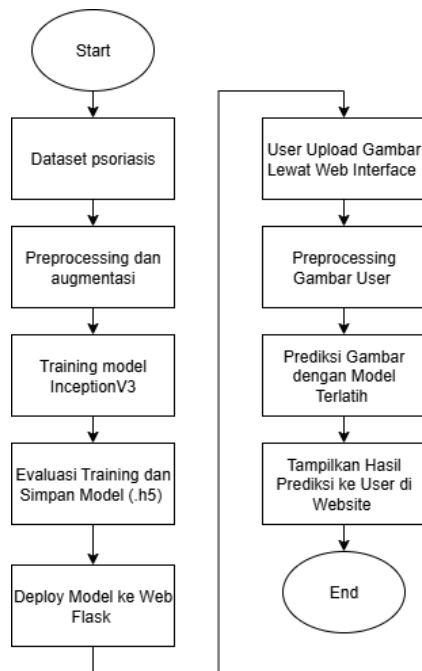
Inception V3 adalah arsitektur CNN untuk klasifikasi citra yang menggabungkan konvolusi dengan berbagai ukuran kernel untuk ekstraksi fitur yang efisien. Arsitektur ini juga menerapkan teknik regulasi dan reduksi untuk mencegah overfitting. Inception V3 merupakan model pre-trained yang umum digunakan dalam proses klasifikasi citra. Model ini merupakan pengembangan dari Inception V2 dan memiliki beberapa keunggulan, seperti proses konvolusi yang lebih kecil serta pengurangan ukuran grid yang dapat meminimalkan beban perhitungan. Keunggulan utama dari Inception V3 adalah kemampuannya untuk mengurangi ukuran grid dan jumlah parameter, yang berfungsi untuk mengurangi beban perhitungan dan meningkatkan efisiensi komputasi. Model ini juga menerapkan teknik batch normalization dan regularization untuk meningkatkan stabilitas dan mengurangi kemungkinan overfitting, yaitu saat model terlalu menyesuaikan diri dengan data latih dan gagal menggeneralisasi pada data uji [13].

3. METODE PENELITIAN

3.1. Flowchart Sistem Aplikasi

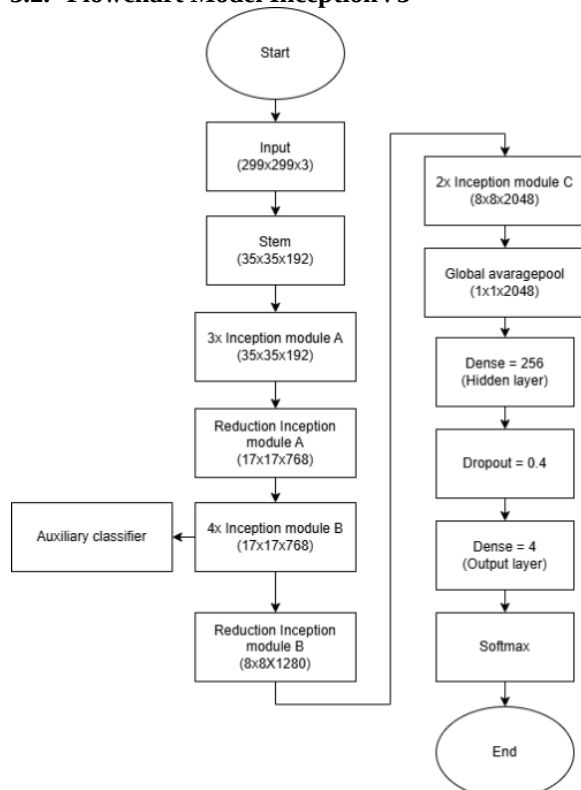
Pada Gambar 3, proses dimulai dengan mengumpulkan dataset gambar psoriasis yang telah terklasifikasi ke dalam beberapa kategori, seperti psoriasis vulgaris, pustular, guttate, dan inversus. Dataset ini menjadi fondasi utama dalam pelatihan model deteksi. Selanjutnya, dataset melalui tahap preprocessing yang mencakup proses resize gambar ke dimensi tertentu, normalisasi nilai piksel agar berada dalam rentang 0–1, serta augmentasi untuk memperkaya variasi data dan mencegah overfitting. Setelah data siap, dilakukan pelatihan model menggunakan arsitektur InceptionV3 dengan pendekatan transfer learning, di mana bagian

klasifikasi dari model disesuaikan agar mampu mengenali gambar psoriasis.



Gambar 3. Flowchart Sistem Aplikasi

3.2. Flowchart Model InceptionV3

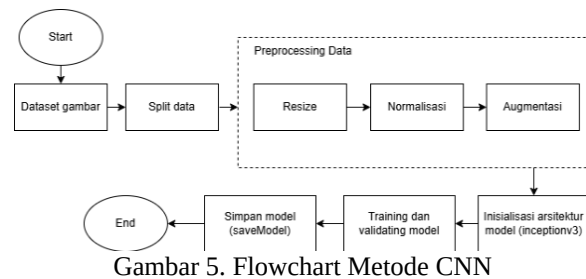


Gambar 4. Arsitektur inceptionv3

Pada Gambar 4 di atas arsitektur Inception V3 ditampilkan secara modular, menggambarkan alur dari

input hingga output klasifikasi. Proses diawali dengan citra berukuran $299 \times 299 \times 3$ yang diproses oleh Stem Block, menghasilkan fitur $35 \times 35 \times 192$. Selanjutnya, fitur ini melewati tiga Inception A dan Reduction A untuk mereduksi dimensi menjadi $17 \times 17 \times 768$. Kemudian, data diproses melalui empat Inception B dan Reduction B hingga berukuran $8 \times 8 \times 1280$. Pada tahap ini juga terdapat auxiliary classifier sebagai cabang tambahan untuk membantu pelatihan dan mengatasi vanishing gradient.

3.3. Flowchart Metode CNN



Gambar 5. Flowchart Metode CNN

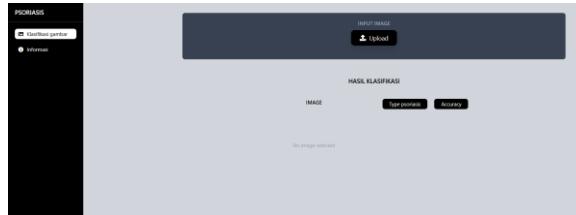
Pada Gambar 5 di atas merupakan proses dimulai dengan pengambilan dataset gambar untuk membangun model deteksi penyakit kulit berbasis citra. Dataset kemudian diproses melalui tahap preprocessing yang mencakup pembersihan data menghapus gambar rusak atau tidak relevan, resize agar ukuran gambar seragam, normalisasi piksel untuk stabilitas pelatihan, dan augmentasi rotasi, zoom, flipping, pergeseran untuk menambah variasi data.

Setelah preprocessing, model InceptionV3 diinisialisasi sebagai arsitektur CNN yang andal dalam mengenali pola kompleks. Model kemudian dilatih dan divalidasi menggunakan data yang telah diproses, dengan batch processing untuk efisiensi memori. Setelah mencapai performa optimal, model disimpan dalam format SavedModel atau .h5 untuk tahap deployment atau pengujian lanjutan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah model dibangun menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) yang terdiri dari tahapan convolution, fungsi aktivasi ReLU, pooling, global avarage pooling, fully connected layer, dan output layer dengan softmax, model kemudian dilatih dan dievaluasi untuk memastikan performanya optimal. Model terlatih selanjutnya disimpan dan di-deploy ke dalam aplikasi berbasis web. Setelah proses deployment, dilakukan pengujian sistem untuk memastikan bahwa seluruh fitur berjalan dengan baik, mulai dari pemuatan halaman klasifikasi, proses unggah gambar, hingga penampilan hasil prediksi, serta memastikan keakuratan model pada data uji sesuai target yang diharapkan.

4.1. Halaman Klasifikasi



Gambar 6. Halaman klasifikasi

Pada Gambar 6 menampilkan halaman hasil klasifikasi gambar psoriasis. Pengguna dapat mengunggah citra kulit melalui tombol *Upload*, lalu sistem akan memproses gambar menggunakan model machine learning. Hasil klasifikasi berupa jenis psoriasis dan tingkat akurasi ditampilkan di tengah halaman.

4.2. Halaman Informasi



Gambar 7. Halaman informasi

Pada Gambar 7 menunjukkan halaman Informasi pada aplikasi klasifikasi psoriasis. Halaman ini berisi penjelasan singkat tentang psoriasis, termasuk empat jenis yang diklasifikasikan: vulgaris, guttate, inversus, dan pustular. Disertakan juga gejala khas dan ilustrasi untuk membantu pengguna mengenali kondisi tersebut.

4.3. Pengujian Black Box

Tabel 1. Pengujian Black Box

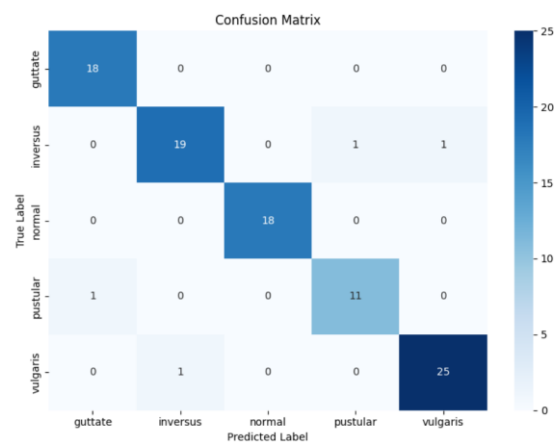
Halaman yang diuji	Skenario uji	Hasil yang diharapkan	Hasil uji
Halaman Klasifikasi	Memuat halaman klasifikasi dengan benar	Halaman klasifikasi terbuka tanpa error, tombol upload dan preview gambar muncul	Berhasil (100%)
Halaman Klasifikasi	Upload file gambar valid (.jpg, .png)	Gambar tampil di preview, proses prediksi berjalan, hasil tipe psoriasis dan akurasi muncul	Berhasil (100%)
Halaman Klasifikasi	Cek tombol upload berfungsi	Klik tombol upload membuka dialog pemilihan file	Berhasil (100%)
Halaman Klasifikasi	Navigasi ke halaman informasi dari sidebar	Klik link informasi mengarahkan ke halaman informasi	Berhasil (100%)
Halaman Informasi	Memuat halaman informasi dengan benar	Halaman informasi terbuka tanpa error, konten teks dan gambar muncul	Berhasil (100%)
Halaman Informasi	Navigasi ke halaman klasifikasi dari sidebar	Klik link klasifikasi mengarahkan ke halaman klasifikasi	Berhasil (100%)

Pada Tabel 1 Pengujian dilakukan pada dua halaman utama, yaitu halaman klasifikasi dan halaman informasi. Pada halaman klasifikasi, sistem berhasil memuat tampilan dengan baik tanpa error, termasuk munculnya tombol upload dan preview gambar. Fungsi unggah gambar bekerja sesuai harapan ketika file gambar valid diunggah, gambar ditampilkan, prediksi tipe psoriasis dijalankan, dan hasil serta akurasi tampil dengan benar. Selain itu, tombol upload juga terkonfirmasi dapat membuka dialog pemilihan file secara normal.

Untuk halaman informasi, pengujian menunjukkan bahwa halaman terbuka dengan benar, menampilkan teks dan gambar tanpa kendala. Navigasi antara halaman informasi dan klasifikasi melalui sidebar juga berfungsi sebagaimana mestinya, memastikan transisi halaman yang lancar saat pengguna memilih tautan.

4.4. Pengujian Metode

Pada Gambar 8 Model CNN menunjukkan performa tinggi dalam mengklasifikasikan lima kategori kulit: guttate, inversus, normal, pustular, dan vulgaris.



Gambar 8. Confusion matrix

Dari 95 data validasi, mayoritas berhasil diklasifikasikan dengan benar. Seluruh gambar guttate dan normal dikenali sempurna. Pada kelas inversus, dua gambar salah terdeteksi sebagai pustular dan vulgaris. Satu gambar pustular salah diklasifikasikan sebagai guttate, sementara dua kesalahan pada kelas vulgaris melibatkan pertukaran dengan kelas inversus. Secara keseluruhan, model menunjukkan akurasi

tinggi dengan kesalahan klasifikasi yang minim. Kemudian untuk classification report sebagai berikut.

	precision	recall	f1-score	support
guttate	0.95	1.00	0.97	18
inversus	0.95	0.90	0.93	21
normal	1.00	1.00	1.00	18
pustular	0.92	0.92	0.92	12
vulgaris	0.96	0.96	0.96	26
accuracy			0.96	95
macro avg	0.96	0.96	0.96	95
weighted avg	0.96	0.96	0.96	95

Gambar 9. Classification report

Gambar tersebut menunjukkan classification report yang berisi metrik evaluasi model CNN terhadap empat kelas yaitu guttate, inversus, pustular, dan vulgaris. Metrik yang disajikan meliputi precision, recall, dan f1-score untuk masing-masing kelas, serta nilai total akurasi, macro average, dan weighted average. Untuk perhitungannya sebagai berikut:

Guttate

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)} = \frac{18}{19} = 0.95$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP + FN)} = \frac{18}{18} = 1.00$$

$$\text{F1 - Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 0.97$$

Inversus

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)} = \frac{19}{20} = 0.95$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP + FN)} = \frac{19}{21} = 0.90$$

$$\text{F1 - Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 0.93$$

Normal

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)} = \frac{18}{18} = 1.00$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP + FN)} = \frac{18}{18} = 1.00$$

$$\text{F1 - Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 1.00$$

Pustular

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)} = \frac{11}{12} = 0.92$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP + FN)} = \frac{11}{12} = 0.92$$

$$\text{F1 - Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 0.92$$

Vulgaris

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)} = \frac{25}{26} = 0.96$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP + FN)} = \frac{25}{26} = 0.96$$

$$\text{F1 - Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 0.96$$

Tabel 2. Classification report data validasi

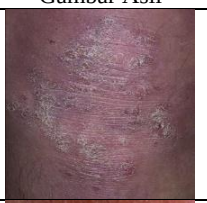
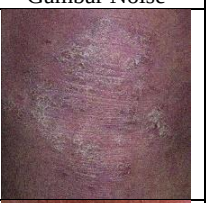
Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Akurasi
Guttate	0.95	1.00	0.97	0.99
Inversus	0.95	0.90	0.933	0.97
Normal	1.00	1.00	1.00	1.00
Pustular	0.92	0.92	0.92	0.98
Vulgaris	0.96	0.96	0.96	0.97

Pada Tabel 2 akurasi keseluruhan sebesar 0.96 pada 95 data validasi. Kelas guttate diklasifikasikan hampir sempurna dengan precision 0.95, recall 1.00, dan f1-score 0.97. Kelas inversus memiliki precision 0.95, recall 0.90, dan f1-score 0.93. Pada kelas normal, model menunjukkan performa sempurna dengan nilai 1.00 untuk semua metrik. Kelas pustular dan vulgaris sama-sama menunjukkan performa tinggi dengan precision dan recall di atas 0.90. Nilai macro dan weighted average untuk seluruh metrik juga sebesar 0.96, menandakan kinerja yang konsisten di semua kelas.

4.5. Pengujian Data Noise

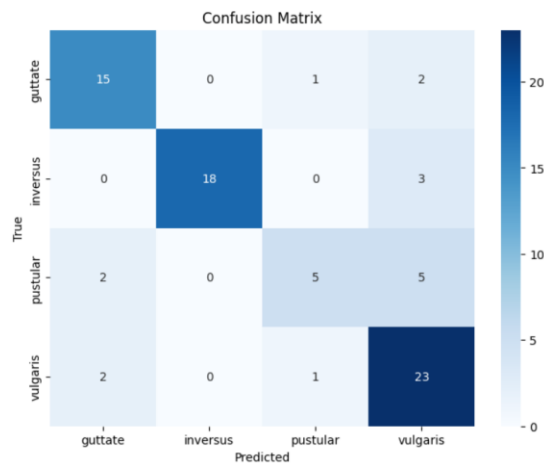
Telah dilakukan pengujian terhadap empat jenis penyakit kulit psoriasis, yaitu Guttate, Inversus, Pustular, dan Vulgaris dengan menggunakan data gambar yang telah diberi gangguan berupa Gaussian noise. Setiap jenis psoriasis diuji menggunakan empat gambar dari data validasi yang telah dikenai noise, dan hasil pengujian disajikan secara terpisah untuk masing-masing jenis sebagai berikut:

Tabel 3. Gambar asli dan gambar bernoise

Kelas	Gambar Asli	Gambar Noise
Vulgaris		
Pustular		
Inversus		
Guttate		

Setelah proses training selesai, model CNN menghasilkan confusion matrix yang menunjukkan

kemampuan klasifikasinya terhadap masing-masing kelas psoriasis berdasarkan data validasi



Gambar 10. Confusion Matrix

Model CNN menunjukkan kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan empat kategori kondisi psoriasis, yaitu guttate, inversus, pustular, dan vulgaris. Dari total 77 gambar uji dengan distribusi jumlah yang berbeda untuk setiap kelas, sebagian besar berhasil dikenali dengan benar. Pada kelas guttate, model mampu mengidentifikasi 15 dari 18 gambar secara akurat, sementara satu gambar salah diklasifikasikan sebagai pustular dan dua lainnya sebagai vulgaris. Kelas inversus menunjukkan hasil yang cukup stabil dengan 18 dari 21 gambar berhasil diklasifikasikan dengan tepat, sedangkan tiga gambar lainnya terdeteksi sebagai vulgaris. Untuk kelas pustular, dari 12 gambar, hanya lima gambar yang dikenali dengan benar, sementara dua gambar diklasifikasikan sebagai guttate dan lima gambar lainnya sebagai vulgaris. Pada kelas vulgaris, sebanyak 23 dari 26 gambar berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan dua gambar salah terdeteksi sebagai guttate dan satu gambar sebagai pustular. Secara umum, kesalahan klasifikasi yang terjadi bersifat minor dan sebagian besar melibatkan kelas pustular dan vulgaris yang memiliki kemiripan visual.

Tabel 4. Classification report data bernoise

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Akurasi
Guttate	15	55	4	3
Inversus	18	56	0	3
Pustular	5	63	2	7
Vulgaris	23	41	10	3

Tabel Confusion Matrix per kelas menunjukkan kinerja model CNN dalam mengklasifikasikan empat jenis psoriasis: guttate, inversus, pustular, dan vulgaris. Pada kelas guttate, model berhasil mengklasifikasikan 15 citra dengan benar TP = 15, namun terdapat tiga kesalahan klasifikasi FN = 3 dan empat citra dari kelas lain yang salah dikenali sebagai guttate FP = 4. Untuk kelas inversus, 18 citra berhasil diklasifikasikan dengan tepat TP = 18, terdapat tiga

kesalahan FN = 3, dan tanpa citra dari kelas lain yang masuk FP = 0, menunjukkan klasifikasi cukup bersih. Kelas pustular menunjukkan performa lebih rendah dengan 5 citra terklasifikasi benar TP = 5, namun mengalami 7 kesalahan FN = 7, dan 2 citra dari kelas lain salah diklasifikasikan sebagai pustular FP = 2. Sementara itu, kelas vulgaris memiliki 23 citra terklasifikasi benar TP = 23, 3 citra salah klasifikasi FN = 3, dan FP tertinggi sebanyak 10 citra dari kelas lain. Secara umum, model mampu mengenali sebagian besar gambar dengan baik, namun masih menghadapi tantangan dalam membedakan kelas pustular dan vulgaris yang memiliki kemiripan visual tinggi.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
guttate	0.79	0.83	0.81	18
inversus	1.00	0.86	0.92	21
pustular	0.71	0.42	0.53	12
vulgaris	0.70	0.88	0.78	26
accuracy			0.79	77
macro avg	0.80	0.75	0.76	77
weighted avg	0.80	0.79	0.79	77

Gambar 11. Classification report data bernoise

Berdasarkan hasil classification report, model CNN menunjukkan performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan empat jenis psoriasis, dengan akurasi keseluruhan sebesar 0.79 dari 77 data uji. Kelas inversus menunjukkan kinerja terbaik dengan precision sebesar 1.00, recall 0.86, dan f1-score 0.92, diikuti oleh guttate dengan f1-score 0.81. Meskipun kelas vulgaris memiliki precision yang relatif rendah (0.70), recall-nya tinggi (0.88), menghasilkan f1-score sebesar 0.78. Di sisi lain, performa terlemah terjadi pada kelas pustular yang hanya mencapai f1-score 0.53, disebabkan oleh recall yang rendah (0.42), menandakan bahwa banyak citra pustular tidak dikenali dengan benar oleh model. Nilai macro average f1-score berada di angka 0.76 dan weighted average f1-score sebesar 0.79, yang mencerminkan bahwa model cukup seimbang dalam klasifikasi antarkelas, meskipun masih memerlukan perbaikan terutama pada kelas dengan karakteristik visual yang mirip.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Dari hasil penyetelan hyperparameter, diperoleh performa akurasi tertinggi saat model dilatih selama 50 epoch dengan batch size 32. Dalam skenario ini, 80% data digunakan untuk pelatihan dan 20% sisanya untuk validasi. Model menerima input berupa citra beresolusi 299x299 piksel dengan nilai learning rate sebesar 0,00001. Model CNN InceptionV3 yang digunakan untuk mendeteksi penyakit kulit psoriasis telah menunjukkan performa yang sangat baik, dengan akurasi pelatihan sebesar 99,23% dan training loss sebesar 0,52%. Pada data validasi, model mencapai akurasi sebesar 95,79% dengan validation loss sebesar 1,13%. Meskipun hasil ini tergolong baik, masih dimungkinkan untuk meningkatkan kinerja model

lebih lanjut melalui penambahan data latih, penyempurnaan tahap preprocessing, serta penyesuaian hyperparameter guna mencapai hasil yang lebih optimal dalam mendeteksi penyakit kulit psoriasis. Model InceptionV3 yang telah dilatih sebelumnya menunjukkan penurunan performa saat diuji dengan data noise, di mana akurasi yang diperoleh hanya mencapai 79%. Hal ini berbeda jauh dibandingkan saat pelatihan tanpa noise yang mampu menghasilkan akurasi training sebesar 99% dan validasi 96%. Rata-rata nilai precision, recall, dan f1-score pada pengujian data noise juga mengalami penurunan, dengan rata-rata metrik evaluasi per kelas berada pada kisaran 80%, yang menunjukkan bahwa model cukup sensitif terhadap gangguan pada data citra. Selain itu, pengujian fungsional terhadap sistem juga menunjukkan hasil yang memuaskan. Pada halaman klasifikasi, sistem mampu memuat halaman tanpa error, menampilkan tombol upload dan preview gambar, serta memproses prediksi dengan menampilkan tipe psoriasis dan tingkat akurasi saat pengguna mengunggah file gambar valid (.jpg, .png). Tombol upload berfungsi dengan baik dan membuka dialog pemilihan file, sedangkan navigasi dari halaman klasifikasi menuju halaman informasi melalui sidebar dapat dilakukan tanpa kendala. Pada halaman informasi, sistem juga memuat konten teks dan gambar dengan benar, serta navigasi kembali ke halaman klasifikasi berjalan sesuai harapan. Hasil ini menunjukkan bahwa seluruh fitur utama sistem dapat berjalan dengan baik sesuai rancangan. Saran Penambahan kelas jenis psoriasis serta peningkatan jumlah data diperlukan karena data jenis psoriasis yang digunakan masih terbatas dan distribusi data antar kelas belum seimbang, sehingga dapat memengaruhi kemampuan model dalam mengenali setiap jenis psoriasis secara akurat dan menggunakan teknik klasifikasi multikelas tingkat lanjut untuk meningkatkan akurasi klasifikasi spesifik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Liliek, T., Afandi, N. A. T., Idhawati, H., Amaran, Y. (2022) "Klasifikasi penyakit kulit wajah menggunakan metode convolutional neural network." *Sainteks* 18.2 (2022): 183-190.
- [2] Desmawati. (2020). Hubungan Pengetahuan Dan Perilaku Hidup Bersih Dan Sehat Dengan Kejadian Skabies. *Jurnal Ilmu Keperawatan*, 8(2), 56–64.
- [3] Darmawan, F. nuraulia, silmina, esi putri, & ridha, tika. (2024). Sistem Klasifikasi Peyakit Kulit Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Berbasis Website. *Prosiding Seminar Nasional Penelitian Dan Pengabdian Kepada Masyarakat LPPM Universitas 'Aisyiyah Yogyakarta*, 2, 871–881.
- [4] Nurkhasanah, & Murinto. (2021). Klasifikasi Penyakit Kulit Wajah Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *SAINTEKS*, 18(2), 183–190.
- [5] Kosman, A. W., Wahyuningsih, Y., & Mahendrasusila, F. (2024). Pengujian Metode Inception V3 dalam Mengidentifikasi Penyakit Kanker Kulit. *Jurnal Teknologi Informatika dan Komputer MH. Thamrin*, 10(1), 136–145.
- [6] Wicaksono, A. B., & Hartato, B. P. (2025). Analisis Performa Arsitektur CNN InceptionV3 dan VGG16 dalam Klasifikasi Deteksi Kanker Otak. *JIPi (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, 10(2), 938–948.
- [7] Ramdhana, A. C., & Pratiwi, N. (2023). Perbandingan Kinerja Model Convolutional Neural Network pada Klasifikasi Kanker Kulit. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 7(2), 197–206.
- [8] Azhar, B. S., Denni P., Khaerul A., & Heliyanti, S. (2024). Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Diagnosa Tumor Otak. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 3(2), 59–66.
- [9] Suparman, Y., Aslan, A., & Mansur, M. (2021). Studi Kasus Psoriasis: Gambaran Klinik dan Penatalaksanaan. *Jurnal Medika Profesional, Fakultas Kedokteran Universitas Tadulako*, 10(2), 112-120.
- [10] Raimond, O. Y., Yosep, A. P., & Joseph, D. I. (2022). Rancang Bangun Pendeteksi Masker Dan Alat Pembersih Tangan Otomatis Berbasis Arduino Menggunakan Metode Cnn (Convolution Neural Network) Di Gereja Gki Jayapura Papua. *JRIIN: Jurnal Riset Informatika Dan Inovasi*, 2(8), 966 - 967.
- [11] Setiawan, A. F., & Wahidah, R. N. (2016). Sistem pakar diagnosa penyakit tanaman kedelai menggunakan metode forward chaining berbasis web. *Antivirus: Jurnal Ilmiah dan Teknik Informatika*, 10(2), 78–90.
- [12] Puspitasari, R., & Prasetyo, E. (2020). Teknik Data Preprocessing dalam Proses Data Mining. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, 8(2), 75–82.
- [13] A. Brital, "Inception V3 CNN Architecture Explained," *Jurnal Sistem dan Informatika*, vol. 9, no. 2, 2021, pp. 100–107.