

# Sistem Pengenalan Penyakit Kulit Berbasis Computer Vision Dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN)

*Skin Disease Recognition System Based on Computer Vision Using Convolutional Neural Network (CNN)*

Nourman S. Irjanto<sup>1</sup>, Rahmat H Kiswanto<sup>2</sup>, Isacc Samon Sabra<sup>3</sup>, Fadil Rahman<sup>4\*</sup>  
<sup>1,2,3,4</sup> Program Studi Teknik Informatika, Universitas Sepuluh Nopember Papua, Kota Jayapura, Indonesia

E-mail: <sup>1</sup>omanbm@gmail.com, <sup>2</sup>kissonetwo74@gmail.com, <sup>3</sup>jhosuasamonsabra@gmail.com, <sup>4\*</sup>fadilrahman0320@gmail.com

**\*Corresponding author**

## Abstrak

Penyakit kulit merupakan masalah kesehatan umum di Indonesia, terutama di Papua, yang mempengaruhi berbagai kelompok usia. Meskipun sebagian besar penyakit kulit tidak mengancam jiwa, mereka dapat berdampak signifikan pada kualitas hidup pasien dan menimbulkan biaya pengobatan yang tinggi. Mendiagnosis penyakit kulit biasanya memerlukan pemeriksaan fisik dan klinis oleh dokter kulit, namun jumlah spesialis yang terbatas menimbulkan tantangan. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pengenalan penyakit kulit menggunakan Computer Vision dan Convolutional Neural Networks (CNN) untuk membantu diagnosis dini. Sistem ini dikembangkan sebagai aplikasi web menggunakan HTML, CSS, dan Python. Aplikasi ini diuji di Puskesmas Nimbokrang pada dataset penyakit kulit umum, menunjukkan akurasi sebesar 83,09% pada pelatihan dan 84% pada validasi. Hasil pengujian dengan confusion matrix menunjukkan akurasi sebesar 97,91 %. Hasil ini menunjukkan potensi aplikasi praktis dalam meningkatkan layanan kesehatan.

Kata kunci: 3-5 Penyakit kulit, Diagnosis dini, Computer Vision, Convolutional Neural Networks (CNN), Aplikasi web kesehatan

## Abstract

*Skin diseases are a common health issue in Indonesia, particularly in Papua, affecting various age groups. While most skin diseases are not life-threatening, they can significantly impact patients' quality of life and incur high treatment costs. Diagnosing skin diseases typically requires physical and clinical examinations by dermatologists, but the limited number of specialists poses challenges. This study aims to develop a skin disease recognition system using Computer Vision and Convolutional Neural Networks (CNN) to assist in early diagnosis. The system, tested at Puskesmas Nimbokrang on a common skin disease dataset, showed an accuracy of 83.09% in training and 84% in validation. The development process involves creating a web application using HTML, CSS, and Python. The results of the confusion matrix test show an accuracy of 97,91%, demonstrating the potential for practical application in improving healthcare services.*

*Keywords: Skin diseases, Early diagnosis, Computer Vision, Convolutional Neural Networks (CNN), Healthcare web application*

## 1. PENDAHULUAN

Penyakit kulit adalah masalah kesehatan yang umum terjadi di seluruh Indonesia terutama di Papua dan memengaruhi berbagai kelompok usia. Meskipun kebanyakan penyakit kulit tidak mengancam jiwa, namun dapat mempengaruhi kualitas hidup pasien dan menimbulkan biaya pengobatan yang tinggi. Pada umumnya, diagnosis penyakit kulit dilakukan melalui pemeriksaan

fisik dan klinis oleh dokter kulit[1]. Namun, diagnosis ini dapat menjadi sulit dikarenakan keterbatasan tenaga medis yang menjadi spesialis penyakit kulit. Oleh karena itu, sistem pengenalan penyakit kulit dengan teknologi *computer vision* dapat menjadi solusi yang efektif dan efisien dalam mendiagnosis penyakit kulit[2], [3], [4], [5]. Dalam beberapa tahun terakhir, teknologi *Computer Vision* telah menunjukkan kemajuan pesat dalam mengatasi berbagai masalah di bidang kesehatan, termasuk diagnostik penyakit kulit[6], [7], [8], [9], [10]. Dengan menggunakan teknologi *Computer Vision*, dapat dibangun sistem pengenalan penyakit kulit yang dapat membantu dokter dalam proses diagnosa.

Puskesmas Nimbokrang merupakan satu-satunya tempat pelayanan kesehatan di wilayah Distrik Nimbokrang yang melayani sembilan kampung. Dengan jumlah tenaga medis yang terbatas, Puskesmas Nimbokrang memiliki tiga dokter umum, enam perawat, lima bidan, dan enam tenaga bantu medis, namun tidak memiliki dokter spesialis kulit. Karena itu, pasien yang ingin melakukan pemeriksaan awal hanya dilayani oleh dokter umum, yang sering kali menghadapi keterbatasan dalam mendiagnosis penyakit kulit secara akurat.

Penelitian ini bertujuan untuk membantu memberikan diagnosa awal melalui aplikasi pengenalan penyakit kulit berbasis pengenalan citra menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN)[6], [11] menggunakan teknik transfer learning yang mana proses dimulai dengan melakukan pelatihan model pada komputer dengan sistem komputasi yang lebih besar dan kemudian model dipindahkan pada komputer yang akan digunakan[12]. Metode ini dipilih karena keunggulannya dalam kecepatan dan akurasi tinggi untuk mengenali objek, serta dapat diterapkan pada perangkat dengan spesifikasi minimal. Pengenalan penyakit kulit berbasis *Computer Vision* ini diharapkan memudahkan tenaga medis di Puskesmas Nimbokrang dalam mendeteksi jenis penyakit kulit yang diderita oleh pasien, sehingga dapat memberikan pelayanan kesehatan yang tepat dan efisien.

Berikut adalah beberapa studi terkini yang menggunakan teknologi pengenalan citra untuk mendeteksi penyakit kulit. Penelitian dengan judul "Aplikasi Pengenalan Pola Penyakit Kulit Menggunakan Algoritma Linear Discriminant Analysis" membuat aplikasi pengenalan pola penyakit kulit menggunakan metode Linear Discriminant Analysis dengan akurasi mencapai 80%[13]. Penelitian berjudul "Deteksi Lesi Acne Vulgaris Pada Citra Jerawat Wajah Menggunakan Metode K-Means Clustering" melakukan klasifikasi jerawat menggunakan metode K-Means clustering untuk membedakan jerawat non-lesi dan jerawat lesi[14]. Penelitian berjudul "Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Berdasarkan Tekstur Warna Berbasis Android" membangun aplikasi Android untuk mendeteksi penyakit kulit berdasarkan tekstur warna menggunakan metode Naïve Bayes dengan akurasi sebesar 75%[15]. Penelitian "Deteksi Dini Kanker Payudara Menggunakan Metode CNN" mendeteksi kanker payudara dengan menganalisis jaringan IDC pada citra histopatologi kanker payudara, menghasilkan akurasi 80%[16]. Penelitian lain berjudul "Kajian Algoritme Mask Region-Based Convolutional Neural Network (Mask R-CNN) dan You Look Only Once (YOLO) Untuk Deteksi Penyakit Kulit Akibat Infeksi Jamur" masih dalam tahap desain model, yang akan dilanjutkan hingga menemukan algoritma terbaik untuk mendeteksi penyakit kulit akibat infeksi jamur[17].

Berdasarkan uraian di atas, Penelitian ini mengusulkan penggunaan metode Convolutional Neural Network (CNN) yang terdiri dari 8 layer convolusi untuk deteksi penyakit kulit, sebagai pengembangan dari metode yang telah ada. Berbeda dengan pendekatan sebelumnya yang menggunakan algoritma seperti Linear Discriminant Analysis, K-Means Clustering, dan Naïve Bayes—yang umumnya terbatas dalam hal akurasi dan fleksibilitas terhadap variasi citra—model CNN ini dirancang untuk memaksimalkan kinerja dengan meminimalkan biaya komputasi dan mempercepat proses pembelajaran mesin. Dengan memanfaatkan 8 layer convolusi, penelitian ini dapat memberikan deteksi yang lebih efisien tanpa mengorbankan tingkat akurasi, sekaligus memungkinkan identifikasi 11 jenis penyakit kulit yang beragam.

Selain keunggulan teknis, penelitian ini juga menambahkan nilai baru melalui pengembangan aplikasi berbasis web yang dapat diakses oleh tenaga medis di daerah-daerah terpencil seperti Papua. Aplikasi ini dirancang untuk memberikan diagnosis penyakit kulit secara

real-time dengan akurasi tinggi, bahkan ketika dijalankan pada perangkat dengan spesifikasi minimal. Dengan demikian, inovasi ini menjawab kebutuhan mendesak akan alat diagnostik yang praktis dan dapat diandalkan di lingkungan yang terbatas sumber daya, yang sebelumnya belum banyak dieksplorasi dalam penelitian terdahulu.

Teknik transfer learning juga digunakan dalam penelitian ini untuk lebih mengoptimalkan performa model CNN, memungkinkan sistem untuk memanfaatkan pengetahuan dari dataset yang telah dilatih sebelumnya. Hal ini tidak hanya mempercepat proses pelatihan tetapi juga meningkatkan akurasi dalam mendeteksi penyakit kulit pada dataset yang lebih kompleks. Secara keseluruhan, penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam mengembangkan solusi berbasis teknologi untuk peningkatan layanan kesehatan, khususnya dalam konteks daerah-daerah yang memiliki keterbatasan akses terhadap tenaga medis spesialis..

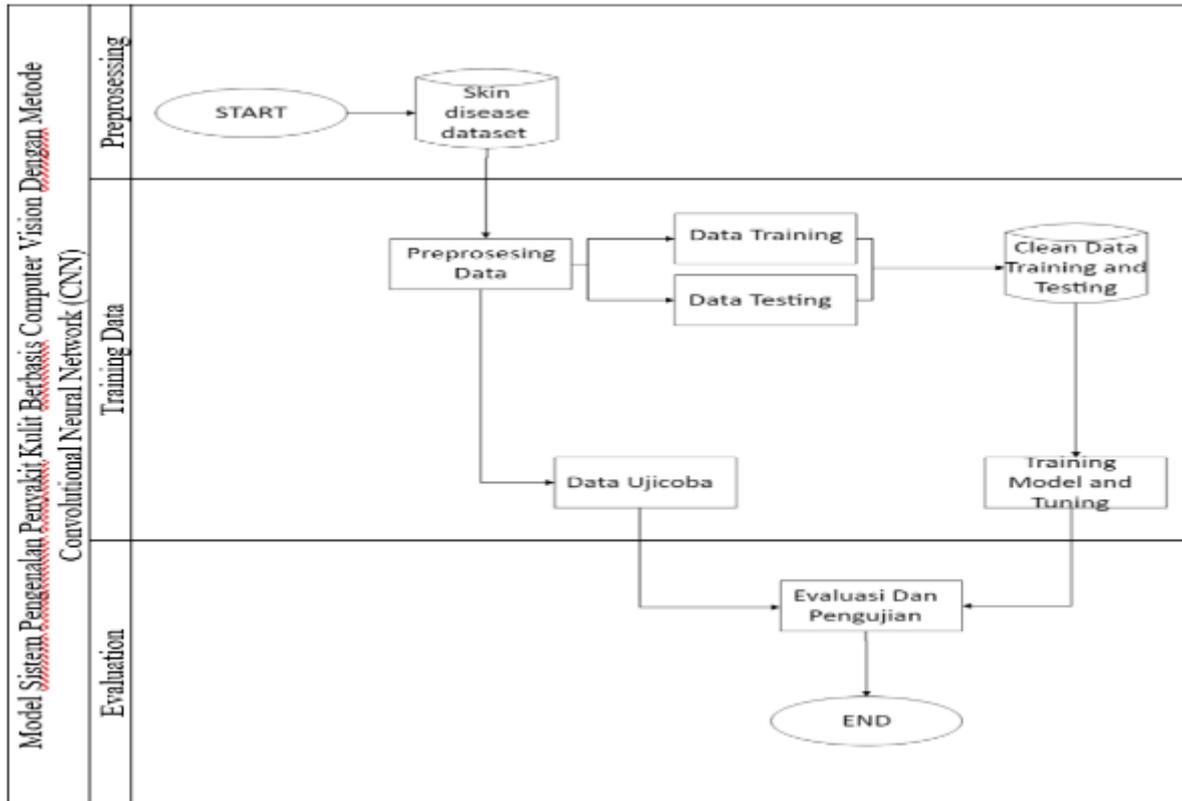
## 2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) sebagai proses pelatihan dan pembentukan model, kemudian menggunakan Bahasa pemrograman python, html dan css untuk membentuk aplikasi pendeteksian jenis penyakit kulit.

### 2.1 Tahapan Penelitian

Pada pengembangan sistem pengenalan penyakit kulit berbasis Computer Vision menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN), proses dimulai dengan pengumpulan dataset yang mencakup berbagai jenis penyakit kulit. Dataset ini kemudian melalui tahap preprocessing di mana data dibersihkan dan dipersiapkan untuk pelatihan model. Preprocessing mencakup normalisasi data, penghapusan outlier, dan penyesuaian resolusi gambar agar konsisten. Hal ini penting untuk memastikan bahwa model menerima data yang optimal, yang pada gilirannya dapat meningkatkan akurasi model dalam mengenali pola-pola visual yang berkaitan dengan penyakit kulit.

Setelah data diproses, dataset dibagi menjadi dua bagian utama: data pelatihan dan data pengujian. Model CNN kemudian dilatih menggunakan data pelatihan, di mana model belajar mengenali fitur-fitur visual dari penyakit kulit melalui berbagai lapisan konvolusi. Selama proses pelatihan, parameter model dioptimalkan melalui teknik tuning untuk memaksimalkan kinerja model. Setelah pelatihan selesai, model diuji menggunakan data pengujian untuk mengevaluasi seberapa baik model tersebut dalam memprediksi kategori penyakit kulit yang belum pernah dilihatnya. Evaluasi ini diukur melalui metrik seperti precision, recall, dan F1-score, yang memberikan gambaran tentang seberapa efektif model dalam klasifikasi penyakit kulit. Evaluasi akhir ini menentukan keberhasilan model dan kesiapan untuk digunakan dalam aplikasi praktis.yang dapat ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Dimulai dari pengumpulan data penelitian pada tahap preprocessing data, dataset diambil dari public Dataset Kaggle[8], [9], [18], [19] dan juga Pengamatan langsung di puskesmas selama 1 bulan dengan jumlah data 27.053 data yang terbagi dalam 11 jenis penyakit. Pada tahap training data dilakukan proses Preprosesing data yaitu resizing, normalisasi, dan menghilangkan noise, kemudian dataset dibagi menjadi 3 bagian dengan komposisi yaitu Data Training 70%, Data Testing 20%, dan Data Ujicoba 10%, setelah itu data testing dan testing masuk pada tahapan Modelling dengan metode CNN dan selama proses pelatihan performa dari model dimonitor dan juga di uji dengan data testing, terakhir evaluasi dan pengujian digambarkan dalam bentuk tabel evaluasi dan matriks kesimpulan sebagai hasil akhir dari penelitian.

## 2.2 Pengumpulan Data

Dataset penyakit kulit diambil dari kaggle dataset public dan juga dikumpulkan melalui pengamatan langsung selama 1 bulan terhadap pasien yang dilayani pada Puskesmas Nimbokrang dengan jumlah data secara keseluruhan data yang dibagi dalam 11 kategori penyakit kulit, informasi lebih rinci mengenai dataset ini dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Daftar Penyakit

Nama Penyakit kulit	Jumlah data
Eczema (Eksim Kulit)	1677
Melanoma (Kanker Kulit)	2103
Atopic Dermatitis	1257
acne vulgaris (Jerawat)	3323
Varicella (Cacar Air)	7970
Morbiili atau Measles (Campak)	2079
Vitiligo	2055
Systemic Lupus Erythematosus (Lupus)	1847
Urtikaria (Biduran)	1702
Tinea Cruris (Kurap)	2103
Papiloma (Kutil)	1257

### 2.3 Preprocessing data

Agar data gambar yang telah dikumpulkan dapat digunakan untuk training machine learning maka perlu di lakukan preprocessing data meliputi melakukan pemotongan gambar, penskalaan gambar agar gambar memiliki ukuran yang sama pengubahan kontras dan di karenakan jumlah data dari masing-masing tidak sama maka data akan disama ratakan jumlahnya menjadi 1257. Setelah itu baru data dibagi menjadi 3 bagian yaitu data training dengan jumlah yaitu 70% dari masing-masing kategori, dan data tesing sebanyak 20% per kategori, serta 10% data uji untuk menguji model yang telah dibentuk.

### 2.4 Training Data dan Tuning

Setelah data training dan data testing telah disiapkan sebelumnya pada proses preprocessing data sebelumnya, eksperimen memasuki tahapan selanjutnya yaitu tahapan augmentasi data dengan beberapa parameter berikut ini :

1. Rescale image :

$$Pixel' = Pixel / 255 \quad (1)$$

2. Rotation :

$$[(x'), (y')] = [(cos(\theta), -sin(\theta)), (sin(\theta), cos(\theta))] * [(x), (y)] \quad (2)$$

3. Width and Height Shift:

$$x' = x + \delta x * width, y' = y + \delta y * height \quad (3)$$

4. Shear Transformation:

$$[(x'), (y')] = [(1, \lambda), (0, 1)] * [(x), (y)] \quad (4)$$

5. Zoom:

$$x' = x * \zeta, y' = y * \zeta \quad (5)$$

6. Horizontal Flip:

$$x' = -x, y' = y \quad (6)$$

```
train_datagen = ImageDataGenerator(  
    rescale=1./255,  
    rotation_range=20,  
    width_shift_range=0.2,  
    height_shift_range=0.2,  
    shear_range=0.2,  
    zoom_range=0.2,  
    horizontal_flip=True,  
    fill_mode='nearest',  
    validation_split=0.2  
)  
  
validation_datagen = ImageDataGenerator(  
    rescale=1./255,  
    validation_split=0.2  
)
```

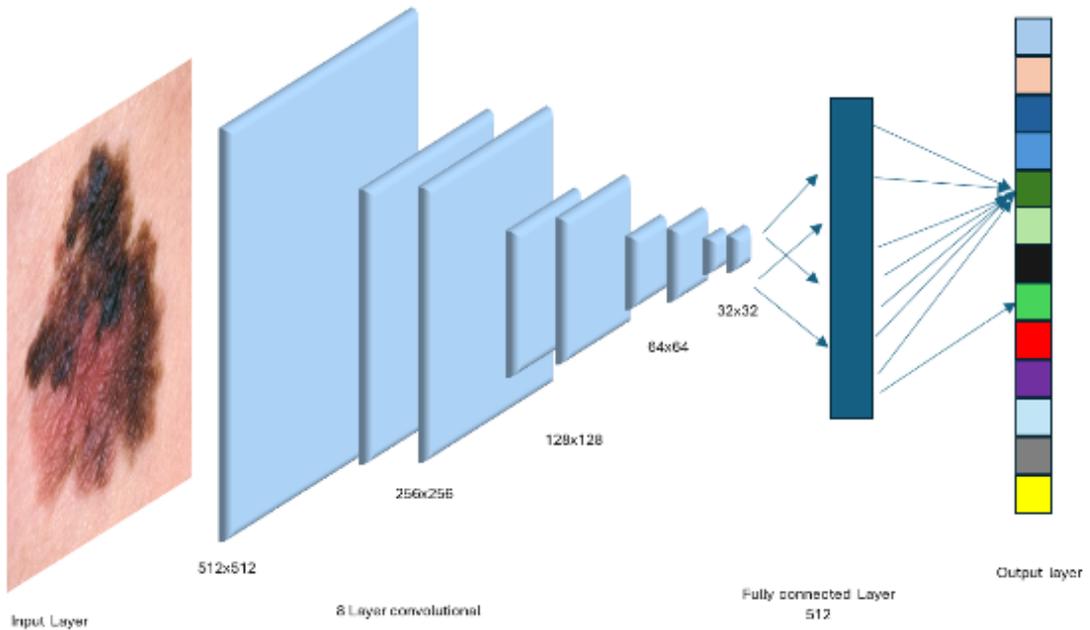
Gambar 2 Parameter Augmentasi Data

Setelah itu masuk dalam tahapan membuat generator data yang mengambil gambar dari direktori dan melakukan augmentasi yang telah ditentukan. Gambar diubah ukurannya menjadi 150x150 piksel dan diproses dalam batch berukuran 32. Data dibagi menjadi subset pelatihan dan validasi.

## 2.5 CNN Model

Model CNN yang disusun ini merupakan arsitektur yang terdiri dari delapan lapisan konvolusi berturut-turut, yang diikuti dengan normalisasi batch dan pooling maksimum. Langkah awal dimulai dengan lapisan konvolusi yang memiliki 32 filter, diikuti dengan lapisan konvolusi kedua dan ketiga yang masing-masing memiliki 64 filter. Normalisasi batch dilakukan setelah setiap lapisan konvolusi untuk menjaga stabilitas dan mempercepat proses pelatihan, sementara pooling maksimum digunakan untuk mengurangi dimensi spasial dari output lapisan sebelumnya.

Selanjutnya, model ini memiliki dua set lapisan konvolusi dengan 128 filter yang bertujuan untuk mengekstraksi fitur yang lebih kompleks dari input gambar. Dua lapisan konvolusi berikutnya memiliki 256 filter, dan diakhiri dengan lapisan konvolusi dengan 512 filter. Semua lapisan konvolusi ini menggunakan fungsi aktivasi ReLU yang membantu dalam mengatasi masalah vanishing gradient dan padding 'same' untuk mempertahankan ukuran output yang sama dengan input. Pendekatan ini memungkinkan model untuk belajar dari gambar dengan berbagai ukuran dan orientasi, serta mengabstraksi fitur dari tingkat rendah hingga tingkat tinggi yang diperlukan untuk klasifikasi yang lebih akurat. Seperti berikut



Gambar 3 Skema metode CNN Dengan 8 Layer Convolusi

Setelah lapisan konvolusi, lapisan fully connected ditambahkan. Lapisan ini menggunakan fungsi aktivasi ReLU dengan regularisasi L2 dan dropout untuk mencegah overfitting. Lapisan output menggunakan fungsi aktivasi softmax karena model ini adalah klasifikasi multi-kelas dan model dikompilasi dengan menggunakan optimizer Adam dan loss function categorical crossentropy. Akurasi digunakan sebagai metrik evaluasi. sebagai berikut:

1. Batch Normalization:

$$\hat{x} = (x - \mu) / \sqrt{(\sigma^2 + \epsilon)} \quad (7)$$

2. Fully Connected Layer:

$$y = \sigma(Wx + b) \quad (8)$$

3. Dropout:

$$y_i = \begin{cases} \frac{x_i}{p}, & \text{dengan probabilitas } p \\ 0, & \text{dengan probabilitas } 1 - p \end{cases} \quad (9)$$

4. Regularization (L2);

$$L_{\{reg\}} = \lambda/2 \sum w w^2 \quad (10)$$

```
# Lapisan fully connected
model.add(Flatten())
model.add(Dense(512, activation='relu', kernel_regularizer=l2(0.001)))
model.add(Dropout(0.5))
model.add(Dense(3, activation='softmax')) # Ada 3 kelas

# Kompilasi model
model.compile(
    loss='categorical_crossentropy',
    optimizer=Adam(learning_rate=0.001),
    metrics=['accuracy']
)
```

Gambar 4 Lapisan Fully Connected

## 2.5 Training Model

Proses Pelatihan model dilakukan memanfaatkan layanan google yaitu google colab dengan menggunakan bahasa python dengan Tensorflow sebagai modul utama pelatihan dengan menggunakan 30 kali perulangan yang mana merupakan perulangan yang paling optimal untuk jumlah data ini agar tidak terjadi overfitting. dengan proses seperti yang dapat dilihat pada gambar 5.

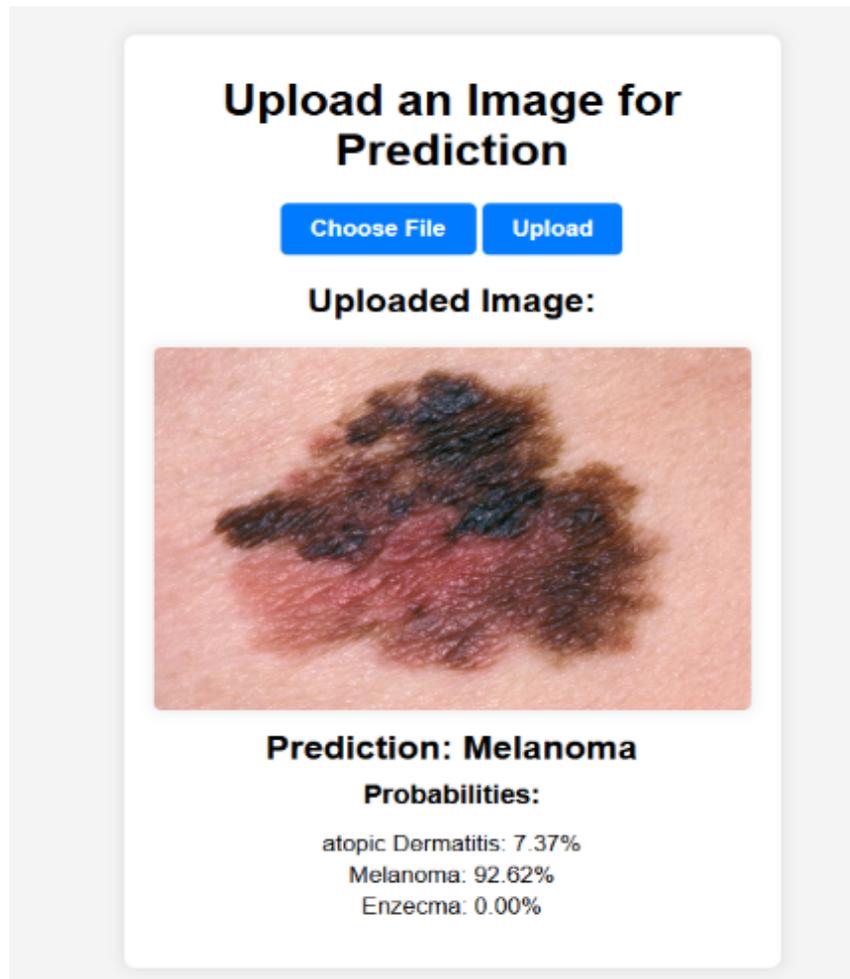
```
[ ] 95/95 [=====] - 274s 3s/step - loss: 0.5588 - accuracy: 0.7890 - val_loss: 0.4461 - val_accuracy: 0.8750 - lr: 5.0000e-04
Epoch 19/30
[ ] 95/95 [=====] - 274s 3s/step - loss: 0.5249 - accuracy: 0.8123 - val_loss: 0.4356 - val_accuracy: 0.8281 - lr: 5.0000e-04
Epoch 20/30
[ ] 95/95 [=====] - 272s 3s/step - loss: 0.5517 - accuracy: 0.7987 - val_loss: 0.7929 - val_accuracy: 0.6719 - lr: 5.0000e-04
Epoch 21/30
[ ] 95/95 [=====] - 274s 3s/step - loss: 0.5557 - accuracy: 0.7937 - val_loss: 0.3993 - val_accuracy: 0.8906 - lr: 5.0000e-04
Epoch 22/30
[ ] 95/95 [=====] - 273s 3s/step - loss: 0.5120 - accuracy: 0.8053 - val_loss: 0.6464 - val_accuracy: 0.8594 - lr: 5.0000e-04
Epoch 23/30
[ ] 95/95 [=====] - 273s 3s/step - loss: 0.5375 - accuracy: 0.8047 - val_loss: 0.3874 - val_accuracy: 0.8750 - lr: 5.0000e-04
Epoch 24/30
[ ] 95/95 [=====] - 274s 3s/step - loss: 0.5088 - accuracy: 0.7977 - val_loss: 0.7815 - val_accuracy: 0.6719 - lr: 5.0000e-04
Epoch 25/30
[ ] 95/95 [=====] - 273s 3s/step - loss: 0.4797 - accuracy: 0.8063 - val_loss: 0.4062 - val_accuracy: 0.8750 - lr: 5.0000e-04
Epoch 26/30
[ ] 95/95 [=====] - 275s 3s/step - loss: 0.4816 - accuracy: 0.8003 - val_loss: 0.6709 - val_accuracy: 0.7812 - lr: 5.0000e-04
Epoch 27/30
[ ] 95/95 [=====] - 274s 3s/step - loss: 0.4405 - accuracy: 0.8213 - val_loss: 0.9053 - val_accuracy: 0.8750 - lr: 5.0000e-04
Epoch 28/30
[ ] 95/95 [=====] - 274s 3s/step - loss: 0.4361 - accuracy: 0.8209 - val_loss: 0.3898 - val_accuracy: 0.8125 - lr: 5.0000e-04
Epoch 29/30
[ ] 95/95 [=====] - 272s 3s/step - loss: 0.4205 - accuracy: 0.8339 - val_loss: 0.3311 - val_accuracy: 0.8594 - lr: 2.5000e-04
Epoch 30/30
[ ] 95/95 [=====] - 276s 3s/step - loss: 0.4249 - accuracy: 0.8309 - val_loss: 0.5805 - val_accuracy: 0.8281 - lr: 2.5000e-04
3/3 [=====] - 3s 679ms/step - loss: 0.5833 - accuracy: 0.8400
Validation Loss: 58.33%
Validation Accuracy: 84.00%
```

Gambar 5 Proses Training Model

Pada proses training menghasilkan akurasi yang cukup baik yaitu di angka 83.09% dan nilai validasinya 84.00% yang mana selama proses pelatihan tidak terjadi overfitting dari model yang dilatih.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

tahap selanjutnya yaitu membuat website guna mengimplementasikan model yang telah dilatih agar bisa dilakukan uji coba menggunakan bahasa pemrograman html css sebagai web base dan sebagai backend systemnya menggunakan python sebagai server pembaca model nya. Sistem memberikan prediksi 3 jenis penyakit yang paling mendekati seperti yang terlihat pada gambar dibawah 6 dibawah ini.

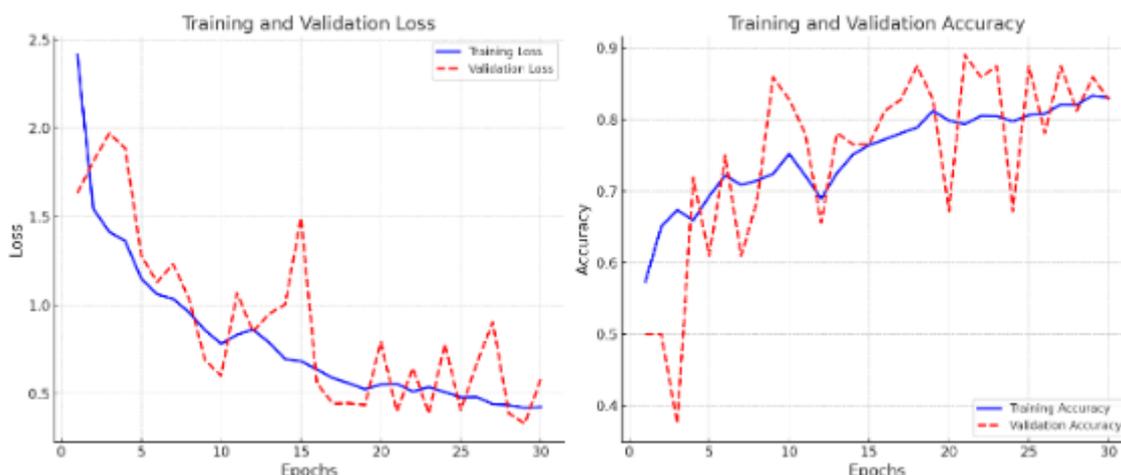


Gambar 6 Web Implementasi

Model ini berpotensi untuk digunakan dalam aplikasi nyata untuk mendeteksi penyakit kulit, namun masih memerlukan evaluasi lebih lanjut untuk memastikan kestabilan dan keandalannya dalam berbagai kondisi.

### 3.1 Hasil Pelatihan Model

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model CNN yang dikembangkan berhasil mempelajari pola-pola dari data pelatihan dan validasi dengan cukup baik. Selama 30 epoch, model ini mencapai akurasi pelatihan 83.09% dan akurasi validasi sebesar 84%, menunjukkan bahwa model tidak hanya mampu mengklasifikasikan data pelatihan dengan benar, tetapi juga dapat melakukan generalisasi dengan baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Meskipun terdapat fluktuasi pada nilai loss dan akurasi validasi selama proses pelatihan, tren keseluruhannya menunjukkan perbaikan yang konsisten.. Yang dapat dilihat pada grafik yang ada pada gambar 7 dibawah ini.



Gambar 7 Grafik Hasil Training dan Validasi

### 3.2 Hasil Pengujian

Tahapanan pengujian sistem dilakukan dengan menggunakan confolusion matrix guna mengukur kinerja dari sistem yang dikembangkan. Pada pengujian ini menggunakan data 100 data gambar dari 11 jenis penyakit yang telah dilatih, masing-masing jenis memiliki sekitar 9 -10 gambar menghasilkan confusion matrix yang ada di tabel 2 berikut ini.

Tabel 2 Matrik Confolusi

	Eczema	Melanoma	Atopic Dermatitits	Jerawat	Morbili	Vitiligo	Lupus	Biduran	Kurap	Papil
Eczema	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Melanoma	0	8	1	0	0	0	1	0	0	0
Atopic Dermatitits	0	0	9	0	0	0	0	0	0	0
Jerawat	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0
Morbili	0	0	0	0	9	0	0	0	0	0
Varicella	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0
Vitiligo	0	0	0	0	0	0	7	0	0	0
Lupus	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0
Biduran	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0
Kurap	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8
Papiloma	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Berdasarkan confusion matrix ini dapat dihitung nilai matriks evaluasi seperti precision, recall dan F1-Score yang mana dapat menampilkan keseluruhan performa sistem dalam mengklarifikasikan 11 jenis penyakit yang dideteksi dan juga memberikan gambaran tentang model klasifikasi dan meningkatkan akurasi serta kinerja keseluruhnya. Hasil dari perhitungan berbagai metrik evaluasi dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3 Matrik Evaluasi

Deseases	Precision	Recall	F1 Score
Eczema	1	1	1
Melanoma	1	0.8	0.888889
Atopic Dermatitits	0.9	1	0.947368

<b>Jerawat</b>	1	1	1
<b>Morbili</b>	1	1	1
<b>Varicella</b>	1	1	1
<b>Vitiligo</b>	0.875	1	0.933333
<b>Lupus</b>	1	1	1
<b>Biduran</b>	1	1	1
<b>Kurap</b>	1	1	1
<b>Papiloma</b>	1	1	1

#### 4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil pengujian dan evaluasi menggunakan confusion matrix yang diberikan, sistem diagnosis penyakit kulit berbasis web dengan metode CNN menunjukkan performa yang cukup baik. Performa yang sangat baik secara keseluruhan, dengan nilai precision 97,95%, recall 98,18%, dan F1-score 97,91%. Nilai F1-score yang konsisten di berbagai kelas penyakit menunjukkan keseimbangan antara presisi dan recall, menandakan bahwa sistem mampu mengidentifikasi penyakit dengan baik tanpa terlalu banyak false positives atau false negatives. Meski demikian, ada beberapa kelas penyakit yang masih memerlukan perbaikan lebih lanjut untuk meningkatkan presisi dan recall guna memastikan diagnosis yang lebih akurat dan andal. Sebagai contoh, beberapa kelas penyakit menunjukkan nilai recall yang sedikit lebih rendah, menunjukkan bahwa beberapa kasus positif tidak terdeteksi dengan benar. Hal ini dapat menyebabkan beberapa pasien tidak mendapatkan diagnosis yang tepat, yang pada gilirannya dapat mempengaruhi perawatan yang mereka terima. Oleh karena itu, perbaikan lebih lanjut diperlukan, mungkin dengan menambah jumlah data pelatihan atau mengoptimalkan arsitektur CNN yang digunakan. Selain itu, evaluasi kinerja sistem secara berkala dan penyesuaian parameter model juga dapat membantu meningkatkan akurasi dan keandalan sistem diagnosis ini. Dengan pendekatan yang berkelanjutan dan perbaikan yang sistematis, diharapkan sistem ini dapat mencapai performa yang lebih tinggi dan memberikan manfaat yang lebih besar bagi pengguna dalam mendeteksi berbagai jenis penyakit kulit secara lebih efektif.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih yang sebesar-besarnya saya sampaikan kepada Direktorat Riset, Teknologi, dan Pengabdian kepada Masyarakat (DRTPM) sebagai pemberi hibah yang telah mendukung penelitian ini. Ucapan terima kasih juga saya sampaikan kepada Universitas Sepuluh Nopember Papua sebagai kampus induk yang memberikan fasilitas dan dukungan yang tak ternilai selama proses penelitian. Tidak lupa, saya panjatkan puji syukur kepada Allah SWT atas segala berkah dan rahmat-Nya, serta kepada keluarga saya yang selalu memberikan dukungan dan doa. Terima kasih atas semua dukungan yang telah diberikan, yang memungkinkan penelitian ini dapat berjalan dengan baik dan lancar.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Agus Irianto Sumule, Eddy Suratman, Indra, Noldy Tuerah, and William H. Reba, "KAJIAN PENINGKATAN PELAYANAN KESEHATAN BERKUALITAS," 2021.
- [2] R. Indraswari, W. Herulambang, and R. Rokhana, "Deteksi Penyakit Mata Pada Citra Fundus Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Ocular Disease Detection on Fundus Images Using Convolutional Neural Network (CNN)," *Techno.COM*, vol. 21, no. 2, pp. 378–389, 2022, [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/jr2ngb/cataractdataset>

- [3] S. Wulan Safitri, "Diagnosa Penyakit Kulit Menggunakan Bayesian Network Diagnosing Skin Diseases Using Bayesian Network," 2021.
- [4] S. Vidia *et al.*, "Computer Vision Used to Monitor The Youth during The Pandemic Covid-19," in *Procedia of Engineering and Life Science*, 2021.
- [5] M. Siddik, "Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Kulit Pada Manusia Menggunakan Metode Variable Centered Intelligent Rule System (VCIRS)," *Jurnal Mahasiswa Aplikasi Teknologi Komputer dan Informasi*, vol. 4, pp. 1–7, 2022.
- [6] N. S. Irjanto and N. Surantha, "Home Security System with Face Recognition based on Convolutional Neural Network," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 11, no. 11, pp. 408–412, 2020, doi: 10.14569/IJACSA.2020.0111152.
- [7] T. B. Sasongko and A. Yogyakarta, "Identifikasi Citra Plasmodium Guna Mendeteksi Parasit Penyakit Malaria dengan Menggunakan Algorithm Convolutional Neural Network Plasmodium Image Identification to Detect Malaria Parasites Using The Convolutional Neural Network Algorithm," *SCIENCE TECH: Jurnal Ilmu Pengetahuan dan Teknologi*, vol. 8, no. 2, pp. 113–123, 2022.
- [8] T. Nayak *et al.*, "Deep learning based detection of monkeypox virus using skin lesion images," *Med Nov Technol Devices*, vol. 18, Jun. 2023, doi: 10.1016/j.medntd.2023.100243.
- [9] J. Lu, X. Tong, H. Wu, Y. Liu, H. Ouyang, and Q. Zeng, "Image classification and auxiliary diagnosis system for hyperpigmented skin diseases based on deep learning," *Heliyon*, vol. 9, no. 9, Sep. 2023, doi: 10.1016/j.heliyon.2023.e20186.
- [10] S. Saiwaeo, S. Arwatchananukul, L. Mungmai, W. Preedalikit, and N. Aunsri, "Human skin type classification using image processing and deep learning approaches," *Heliyon*, vol. 9, no. 11, Nov. 2023, doi: 10.1016/j.heliyon.2023.e21176.
- [11] F. Nurona Cahya *et al.*, "Klasifikasi Penyakit Mata Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 10, no. 3, pp. 618–626, 2021, [Online]. Available: <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>
- [12] R. Sadik, A. Majumder, A. A. Biswas, B. Ahammad, and M. M. Rahman, "An in-depth analysis of Convolutional Neural Network architectures with transfer learning for skin disease diagnosis," *Healthcare Analytics*, vol. 3, Nov. 2023, doi: 10.1016/j.health.2023.100143.
- [13] S. T. Aminah, D. Ghani, I. Intan, and N. Salman, "Aplikasi Pengenalan Pola Penyakit Kulit Menggunakan Algoritma Linear Discriminant Analysis," *Cogito Smart Journal*, vol. 8, no. 1, pp. 206–218, 2022.
- [14] R. L. Hasanah and M. Hasan, "Deteksi Lesi Acne Vulgaris Pada Citra Jerawat Wajah Menggunakan Metode K-Means Clustering," *Indonesian Journal on Software Engineering (IJSE)*, vol. 8, no. 1, pp. 46–51, 2022, [Online]. Available: <http://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/ijse46>
- [15] furqan Mhd, Nasution Yusuf Ramadhan, and fadillah rini, "Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Berdasarkan Tekstur Warna Berbasis Android," *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, vol. 6, no. 1, pp. 12–20, 2022.
- [16] M. Lestandy, P. K. Hanifah, and M. Irfan, "DETEKSI DINI KANKER PAYUDARA MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTION NEURAL NETWORK (CNN)," *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 12, no. 1, pp. 65–72, 2022, [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/paultimothymoon>
- [17] S. Wulan Dari and J. Triloka, "Kajian Algoritme Mask Region-Based Convolutional Neural Network (Mask R-CNN) dan You Look Only Once (YOLO) Untuk Deteksi Penyakit Kulit Akibat Infeksi Jamur," *Seminar Nasional Hasil Penelitian dan Pengabdian Masyarakat*, pp. 132–138, 2022.
- [18] Y. Asiri, H. T. Halawani, A. D. Algarni, and A. A. Alanazi, "IoT enabled healthcare environment using intelligent deep learning enabled skin lesion diagnosis model,"

- Alexandria Engineering Journal*, vol. 78, pp. 35–44, Sep. 2023, doi: 10.1016/j.aej.2023.07.038.
- [19] C. Kavitha, S. Priyanka, M. P. Kumar, and V. Kusuma, “Skin Cancer Detection and Classification using Deep Learning Techniques,” *Procedia Comput Sci*, vol. 235, pp. 2793–2802, 2024, doi: 10.1016/j.procs.2024.04.264.