

# The Application of Deep Learning for Skin Disease Classification Using the EfficientNet-B1 Model

Ayub Michaelangelo Manurung <sup>1\*</sup>, Ilham Santoso <sup>2\*</sup>, Egia Rosi Subhiyako <sup>3\*\*</sup>

\* Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, 50131, Indonesia

\*\* Research Center for Intelligent Distributed Surveillance and Security (IDSS), Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, 50131, Indonesia

[111202113797@mhs.dinus.ac.id](mailto:111202113797@mhs.dinus.ac.id) <sup>1</sup>, [111202113804@mhs.dinus.ac.id](mailto:111202113804@mhs.dinus.ac.id) <sup>2</sup>, [egia@dsn.dinus.ac.id](mailto:egia@dsn.dinus.ac.id) <sup>3</sup>

## Article Info

### Article history:

Received 2025-01-22

Revised 2025-02-19

Accepted 2025-02-21

### Keyword:

Classification,  
Dermatology,  
EfficientNetB1,  
Resnet50,  
Skin Disease.

## ABSTRACT

The skin, being the largest organ in the human body, plays a vital role in protecting against various external threats. However, cases of skin diseases are steadily rising across countries, making it a significant global health concern. Diagnosis often faces challenges due to symptom variations and low public awareness, highlighting the need for automated technology in skin disease detection. This study developed an automated classification system for skin diseases using EfficientNet-B1, capable of categorizing five skin conditions: Acne and Rosacea, Eczema, Melanoma Skin Cancer Nevi and Moles, Normal, Vitiligo, Psoriasis pictures Lichen Planus and related diseases, Seborrheic Keratoses and other Benign Tumors, Tinea Ringworm Candidiasis and other Fungal Infections. The system utilized 1.571 plus 1641 JPG digital images resized to 224 x 224 pixels, with 80% of the data allocated for training and 20% for testing. The trained model achieved a high accuracy of 99%, demonstrating the system's potential to support faster and more accurate diagnostic processes.



This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.

## I. PENDAHULUAN

Kulit pada manusia merupakan organ tubuh terbesar dan perlu banyak diperhatikan [1]. Kulit mempunyai kegunaan untuk melindungi bagian dari tubuh yang ada dibawahnya dari berbagai macam penyakit [2]. Di berbagai negara, jumlah kasus penyakit kulit terus meningkat dan menempati posisi ketiga dari sepuluh penyakit yang paling banyak diderita pasien di Indonesia, sehingga diagnosis dan pengobatan penyakit ini menjadi sangat krusial [3].

Namun, diagnosis penyakit kulit ini seringkali menjadi tantangan tersendiri bagi tenaga medis karena gejala yang dialami oleh masyarakat seringkali tidak mempedulikan dan cenderung berdiam diri dengan penyakit ini [4]. Minimnya pemahaman mengenai jenis-jenis penyakit kulit serta metode penanganannya dapat memperburuk penyebaran penyakit tersebut [5]. Oleh karena itu, pengembangan teknologi dengan metode otomatis yang dapat membantu dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan berbagai kondisi kulit sangat dibutuhkan [6].

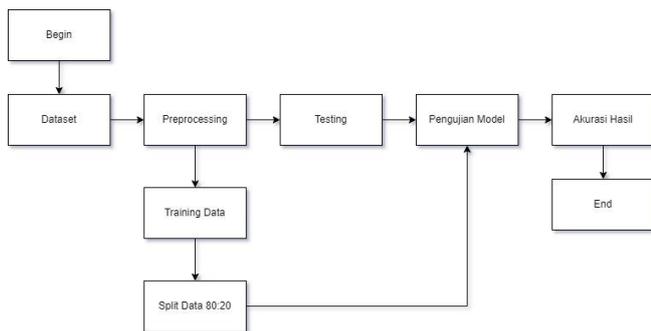
Seiring berjalannya waktu, teknologi informasi dalam pengolahan gambar telah berkembang menjadi salah satu solusi utama untuk memenuhi beragam kebutuhan di berbagai bidang [7]. Machine learning, yang difokuskan khususnya deep learning telah menunjukkan berbagai kemampuan besar dalam bidang kesehatan, khususnya dalam bidang dermatologi [8]. Salah satu arsitektur deep learning yang telah terbukti efektif adalah EfficientNet, yang menggabungkan efisiensi dan akurasi yang tinggi dalam proses klasifikasi gambar [9].

Penelitian ini terinspirasi dari penelitian sebelumnya tentang Klasifikasi Penyakit Kulit Dimana penulis menggunakan metode ResNet50 dengan pembagian lima kelas dataset Acne and Rosacea, Eczema, Melanoma Skin Cancer Nevi and Moles, Normal, Vitiligo. Penelitian tersebut mendapatkan nilai akurasi tertinggi sekitar 94% [12]. Penelitian selanjutnya adalah mengenai Klasifikasi Kanker Kulit menggunakan metode Convolutional Neural Network yang mendapatkan nilai akurasi 93.108% [13].

Penelitian terkait lainnya yaitu Klasifikasi Penyakit Kulit dengan arsitektur VGG16 dengan Tingkat akurasi sebesar 82% [14]. Implementasi AI untuk klasifikasi penyakit kulit menggunakan metode CNN berbasis web [15]. Metode Forward Chaining untuk Diagnosa Penyakit Kulit [16][17]. Metode Dempster Shafer Diagnosa Penyakit Kulit [18]. Penerapan Artificial Intelligence untuk klasifikasi penyakit kulit berbasis web. Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Kulit Anjing [19].

## II. METODE

Untuk metode yang digunakan dapat dilihat seperti pada Gambar 1.



Gambar 1. FlowChart Metode EfficientNetB1

Gambar pertama merupakan diagram yang menggambarkan alur proses pengembangan model machine learning, dimulai dengan tahap preprocessing untuk mempersiapkan data mentah agar siap digunakan. Selanjutnya, model dilatih menggunakan data yang telah melalui tahap preprocessing. Setelah pelatihan, model diuji untuk mengevaluasi kinerjanya berdasarkan tingkat akurasi. Jika akurasi yang dicapai telah memenuhi standar yang ditetapkan, maka proses dianggap selesai. Namun, jika akurasi belum memadai, dilakukan pengujian ulang hingga tercapai hasil yang sesuai dengan kriteria yang diinginkan.

### A. EfficientNetB1

EfficientNet-B1 adalah salah satu dari varian yang seimbang dalam hal parameter pemodelan dan kinerja. Penggunaan EfficientNet-B1 bertujuan guna meningkatkan tingkat akurasi pengklasifikasian diagnosis dengan kemampuan neural untuk mengenali struktur kompleks dalam gambar, khususnya disini adalah gambar permukaan kulit [10]. Pada EfficientNet-B1 peningkatan terjadi pada kedalaman jaringan, jumlah saluran di setiap lapisan, serta resolusi gambar yang memungkinkan model menangkap lebih banyak data dari input [11].

EfficientNetB1 lebih baik daripada ResNet50, VGG16, dan CNN konvensional karena efisiensi parameternya, kinerja akurasi yang lebih tinggi, dan penggunaan sumber daya yang lebih optimal. Salah satu keuntungan utama EfficientNetB1 adalah pendekatan penskalaan gabungannya, yang secara bersamaan memperbesar kedalaman, lebar, dan resolusi

gambar input secara seimbang. Pendekatan ini lebih efisien daripada metode tradisional seperti ResNet yang hanya memperdalam arsitektur, sehingga dapat meningkatkan akurasi tanpa meningkatkan jumlah parameter secara drastis. Kinerja komputasi EfficientNetB1 juga lebih baik daripada CNN konvensional karena dirancang untuk memaksimalkan efisiensi FLOPS (operasi floating point per detik), yang membutuhkan daya komputasi yang lebih rendah untuk hasil yang lebih baik. ResNet50 dan VGG16 lebih intensif sumber daya daripada EfficientNetB1, yang berarti mereka membutuhkan lebih banyak memori dan daya selama inferensi. Selain itu, dibandingkan dengan koneksi residual yang digunakan dalam ResNet50 untuk menangani gradien yang hilang, EfficientNetB1 menggunakan MBConv (Mobile Inverted Bottleneck Convolution), yang lebih efisien dalam menangani informasi dengan lebih sedikit operasi konvolusi.

Dalam aplikasi medis, terutama untuk klasifikasi gambar kondisi kulit, model seperti EfficientNetB1 mengandalkan berbagai fitur untuk membuat keputusan. Model ini pertama-tama mengekstraksi fitur dasar dari gambar, seperti tepi, tekstur, dan bentuk melalui lapisan konvolusi. Selanjutnya, lapisan-lapisan tersebut mengidentifikasi pola yang lebih kompleks yang terkait dengan kondisi kulit tertentu. Lapisan pooling menyederhanakan informasi sambil mempertahankan fitur spasial penting, seperti posisi lesi. Setelah itu, lapisan dense menggabungkan dan memproses informasi untuk menghasilkan klasifikasi akhir. Dengan demikian, model ini menggunakan kombinasi fitur visual dan struktural untuk membedakan berbagai kondisi kulit, yang memungkinkan diagnosis yang akurat dan relevan.

TABEL I  
HYPERPARAMETER MODEL

Parameter	Values
Optimizer	Adam (Learning Rate = 0.00003)
Loss Function	categorical_crossentropy
Metrics	accuracy
Batch Size	64
Epoch	25
Input Shape	(224, 224, 3)
Number of Class	7
Callbacks	EarlyStopping (patience = 5, monitor = 'val_accuracy')
Activation (Output Layer)	Softmax

### B. Dataset

Dataset yang digunakan terdiri dari 1571 dan 1641 gambar penyakit kulit yang dibagi menjadi 5 kelas. Dataset yang digunakan merupakan dataset publik yang didapatkan dari Kaggle yang sebelumnya juga didapatkan dari Dermnet yang telah dimodifikasi agar sesuai dengan penelitian terkait sebelumnya yang menggunakan metode ResNet50 untuk pengklasifikasian penyakit kulit sebagai pembanding metode mana yang lebih efisien untuk digunakan sebagai klasifikasi penyakit kulit menggunakan citra digital.

TABEL II  
SUMBER DATASET DAN DETAIL

No	Detail Dataset
1	Nama : Skin disease dataset Banyak data : 1571 Class : Acne and Rosacea Photos, Eczema Photos, Melanoma Skin Cancer Nevi and Moles, Normal, vitiligo URL : <a href="https://www.kaggle.com/datasets/mohamedabdalgwad/skin-dataset">https://www.kaggle.com/datasets/mohamedabdalgwad/skin-dataset</a> <a href="https://www.kaggle.com/datasets/ismailpromus/skin-diseases-image-dataset/data">https://www.kaggle.com/datasets/ismailpromus/skin-diseases-image-dataset/data</a>
2	Nama : 23 types of skin diseases Banyak data : 1641 Class : Acne and Rosacea Photos, Eczema Photos, Psoriasis pictures Lichen Planus and related diseases, Seborrheic Keratoses and other Benign Tumors, Tinea Ringworm Candidiasis and other Fungal Infections URL : <a href="https://www.kaggle.com/datasets/shubhamgoel27/dermnet-data?select=test">https://www.kaggle.com/datasets/shubhamgoel27/dermnet-data?select=test</a>



Gambar 2. Sample Penyakit Kulit Dataset Pertama



Gambar 3. Sample Penyakit Kulit Dataset Kedua

C. Preprocessing

Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi karena memiliki kemampuan abstraksi yang lebih tinggi dan sintaks yang mudah dipahami manusia dibandingkan dengan bahasa pemrograman lainnya. Tensorflow adalah library open-source yang digunakan untuk mengembangkan dan melatih model machine learning atau deep learning. Tensorflow menggabungkan algoritma deep learning dan jaringan saraf dalam satu rangkaian library untuk menjalankan berbagai tugas dalam pembelajaran mesin dan jaringan saraf [20].

Penelitian ini dimulai dengan persiapan dataset sebagai input untuk model, yang dikumpulkan dan dipilih dengan cermat agar mencerminkan variasi data saat pengujian. Setelah itu, dilakukan tahap preprocessing yang mencakup normalisasi, resizing gambar, dan pembagian dataset menjadi data latih (80%) dan data uji (20%). Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kinerja model deep learning pada data asli tanpa intervensi berupa augmentasi. Dengan demikian, hasil yang diperoleh dapat mencerminkan kemampuan model dalam memproses data sebagaimana adanya di lingkungan nyata. Data latih digunakan untuk melatih model dalam mengenali pola dan mengoptimalkan bobot-bobotnya secara iteratif. Selanjutnya, model diuji menggunakan data uji yang belum pernah dilihat sebelumnya, untuk mengevaluasi kinerjanya dan mengidentifikasi potensi overfitting. Hasil pengujian dibandingkan dengan label asli untuk menghitung akurasi, yang menjadi indikator utama keberhasilan penelitian. Proses ini diakhiri dengan analisis akurasi, yang memberikan kesimpulan tentang efektivitas metode yang digunakan.

Model EfficientNetB1 yang digunakan dalam penelitian ini diadaptasi dari model yang telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet. Penyesuaian dilakukan dengan menambahkan beberapa lapisan khusus, termasuk batch normalization untuk menstabilkan proses pelatihan, lapisan dense dengan 128 unit untuk menangkap fitur lebih kompleks, serta dropout guna mencegah overfitting. Lapisan output menggunakan aktivasi softmax untuk mengklasifikasikan gambar menjadi dua atau lebih kelas tergantung pada tujuan penelitian.

Sebagai perbandingan, penelitian ini juga menggunakan model CNN sederhana yang terdiri dari beberapa lapisan konvolusi, ditambah dengan lapisan pooling dan lapisan fully connected yang memiliki 128 unit. Lapisan terakhir pada model ini menggunakan softmax untuk menghasilkan prediksi kelas.

Proses pelatihan model dilakukan dengan menggunakan optimisasi Adam dan loss function categorical crossentropy selama 25 epoch. Untuk menghindari pelatihan yang berlebihan, metode early stopping diterapkan, di mana pelatihan akan dihentikan lebih awal jika akurasi pada data validasi tidak mengalami peningkatan setelah 5 epoch berturut-turut. Setelah pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan data validasi, dan kinerjanya diukur

berdasarkan akurasi, laporan klasifikasi, serta matriks kebingungan (confusion matrix).

Grafik perkembangan akurasi dan loss selama proses pelatihan dan validasi disusun untuk memvisualisasikan kinerja model seiring waktu. Secara keseluruhan, metode ini menawarkan pendekatan yang komprehensif dalam mengklasifikasikan gambar dengan teknik deep learning, serta memberikan evaluasi kinerja yang lengkap guna memastikan efektivitas model yang dibangun.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Pembagian Dataset untuk Pengujian

Bagian ini menyajikan hasil dan analisis dari sistem klasifikasi penyakit kulit yang dikembangkan menggunakan metode EfficientNet-B1. Sistem ini diuji menggunakan 1.571 dan 1.641 citra digital berukuran 224 x 224 piksel, yang terbagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Model ini dirancang untuk mengklasifikasikan lima jenis kondisi kulit: Acne and Rosacea, Eczema, Melanoma Skin Cancer Nevi and Moles, Normal, dan Vitiligo. Ditambah 5 kelas berikutnya untuk membuktikan keefektifan metode EfficientNetB1 yaitu Acne and Rosacea Photos, Eczema Photos, Psoriasis pictures Lichen Planus and related diseases, Seborrheic Keratoses and other Benign Tumors, Tinea Ringworm Candidiasis and other Fungal Infections.

#### B. Dataset Pelatihan dan Validasi

Proses pelatihan model dilakukan dengan optimizer Adam dan learning rate 0,001, menghasilkan akurasi akhir sebesar 100% dan untuk uji coba kedua dengan hasil 99,94%. Bagian ini akan membahas secara rinci kinerja model berdasarkan hasil akurasi, precision, recall, dan f1-score. Selain itu, disajikan juga analisis mengenai kekuatan dan kelemahan dari sistem, serta perbandingan dengan metode yang digunakan dalam penelitian sebelumnya.

```
Found 1571 images belonging to 5 classes.
Found 1571 images belonging to 5 classes.
Epoch 1/25
25/25 [=====] - 28s 1s/step - loss: 2.8378 - accuracy: 0.3881 - val_loss: 1.1135 - val_accuracy: 0.7834
Epoch 2/25
25/25 [=====] - 23s 940ms/step - loss: 0.8687 - accuracy: 0.6792 - val_loss: 0.5475 - val_accuracy: 0.8059
Epoch 3/25
25/25 [=====] - 24s 958ms/step - loss: 0.4883 - accuracy: 0.8173 - val_loss: 0.3119 - val_accuracy: 0.8077
Epoch 4/25
25/25 [=====] - 25s 1s/step - loss: 0.3056 - accuracy: 0.8797 - val_loss: 0.3193 - val_accuracy: 0.8816
Epoch 5/25
25/25 [=====] - 24s 966ms/step - loss: 0.2218 - accuracy: 0.9192 - val_loss: 0.1358 - val_accuracy: 0.9669
Epoch 6/25
25/25 [=====] - 24s 953ms/step - loss: 0.1298 - accuracy: 0.9599 - val_loss: 0.0786 - val_accuracy: 0.9854
Epoch 7/25
25/25 [=====] - 24s 959ms/step - loss: 0.0699 - accuracy: 0.9835 - val_loss: 0.0519 - val_accuracy: 0.8943
Epoch 8/25
25/25 [=====] - 24s 966ms/step - loss: 0.0602 - accuracy: 0.9854 - val_loss: 0.0473 - val_accuracy: 0.9936
Epoch 9/25
25/25 [=====] - 24s 979ms/step - loss: 0.0473 - accuracy: 0.9866 - val_loss: 0.0285 - val_accuracy: 0.9949
Epoch 10/25
25/25 [=====] - 24s 974ms/step - loss: 0.0272 - accuracy: 0.9955 - val_loss: 0.0211 - val_accuracy: 0.9962
Epoch 11/25
25/25 [=====] - 25s 984ms/step - loss: 0.0256 - accuracy: 0.9962 - val_loss: 0.0571 - val_accuracy: 0.9847
Epoch 12/25
...
Epoch 18/25
25/25 [=====] - 24s 961ms/step - loss: 0.0016 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.0014 - val_accuracy: 1.0000
Epoch 19/25
25/25 [=====] - 24s 957ms/step - loss: 0.0014 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.0013 - val_accuracy: 1.0000
```

Gambar 4. Log Pelatihan Model 25 Epoch Dataset pertama

```
Found 1641 images belonging to 5 classes.
Found 1641 images belonging to 5 classes.
Epoch 1/25
26/26 [=====] - 30s 1s/step - loss: 3.5482 - accuracy: 0.2182 - val_loss: 1.5988 - val_accuracy: 0.2431
Epoch 2/25
26/26 [=====] - 24s 911ms/step - loss: 1.5678 - accuracy: 0.2858 - val_loss: 1.4668 - val_accuracy: 0.3931
Epoch 3/25
26/26 [=====] - 24s 916ms/step - loss: 1.4495 - accuracy: 0.4150 - val_loss: 1.3253 - val_accuracy: 0.4778
Epoch 4/25
26/26 [=====] - 24s 916ms/step - loss: 1.2877 - accuracy: 0.5080 - val_loss: 1.1592 - val_accuracy: 0.5844
Epoch 5/25
26/26 [=====] - 24s 915ms/step - loss: 1.0740 - accuracy: 0.5948 - val_loss: 0.8948 - val_accuracy: 0.6758
Epoch 6/25
26/26 [=====] - 24s 921ms/step - loss: 0.8217 - accuracy: 0.7069 - val_loss: 0.6708 - val_accuracy: 0.7879
Epoch 7/25
26/26 [=====] - 24s 922ms/step - loss: 0.5970 - accuracy: 0.7977 - val_loss: 0.5271 - val_accuracy: 0.8483
Epoch 8/25
26/26 [=====] - 24s 926ms/step - loss: 0.4929 - accuracy: 0.8513 - val_loss: 0.3663 - val_accuracy: 0.8824
Epoch 9/25
26/26 [=====] - 24s 930ms/step - loss: 0.3916 - accuracy: 0.8751 - val_loss: 0.2949 - val_accuracy: 0.9177
Epoch 10/25
26/26 [=====] - 24s 940ms/step - loss: 0.2637 - accuracy: 0.9286 - val_loss: 0.1858 - val_accuracy: 0.9488
Epoch 11/25
26/26 [=====] - 24s 927ms/step - loss: 0.2196 - accuracy: 0.9421 - val_loss: 0.1908 - val_accuracy: 0.9483
Epoch 12/25
...
Epoch 20/25
26/26 [=====] - 24s 935ms/step - loss: 0.0681 - accuracy: 0.9915 - val_loss: 0.0213 - val_accuracy: 0.9988
Epoch 21/25
26/26 [=====] - 24s 935ms/step - loss: 0.0234 - accuracy: 0.9976 - val_loss: 0.0084 - val_accuracy: 0.9994
Output is truncated. View as scrollable element or open in a text editor. Adjust cell output settings.
```

Gambar 5. Log Pelatihan Model 25 Epoch Dataset kedua

Pada gambar 4, terlihat hasil pelatihan model machine learning untuk klasifikasi gambar. Model ini dilatih menggunakan 1571 gambar yang terbagi dalam 5 kelas. Setiap epoch menunjukkan perhitungan untuk loss dan akurasi pada data pelatihan dan data validasi. Nilai loss untuk data pelatihan dan validasi cenderung menurun seiring berjalannya epoch, yang menunjukkan bahwa model semakin baik dalam meminimalkan error prediksi. Sementara itu, akurasi data pelatihan dan validasi terus meningkat, dengan angka yang semakin mendekati 1, menandakan bahwa model semakin tepat dalam mengklasifikasikan gambar. Dalam gambar ini, ada beberapa pencapaian tinggi pada akurasi, bahkan mencapai angka di atas 99%, yang menunjukkan hasil pelatihan yang efektif.

Pada gambar 5, pelatihan dilakukan dengan menggunakan 1641 gambar yang juga terbagi dalam 5 kelas. Seperti pada gambar pertama, nilai loss dan akurasi terus diperhatikan pada setiap epoch. Akhirnya, di akhir epoch, terlihat ada peningkatan kembali pada akurasi dan penurunan loss yang signifikan.

```
25/25 [=====] - 6s 231ms/step - loss: 0.0097 - accuracy: 1.0000
[0.009746337309479713, 1.0]
```

Gambar 6. Hasil Evaluasi Akhir Dataset pertama

```
26/26 [=====] - 6s 224ms/step - loss: 0.0247 - accuracy: 0.9994
[0.024686872959136963, 0.999390602118164]
```

Gambar 7. Hasil Evaluasi Akhir Dataset kedua

Pada gambar 6, terlihat hasil pelatihan model machine learning yang sudah mencapai akhir dari satu batch. Dalam batch tersebut, model berhasil mencapai akurasi 1.0000, yang berarti model berhasil mengklasifikasikan semua data dengan benar. Nilai loss yang tertera adalah 0.0009, menunjukkan bahwa kesalahan prediksi sangat kecil. Model ini sudah mencapai performa terbaiknya dalam batch ini, dengan loss yang hampir nol dan akurasi sempurna, yang menandakan bahwa pelatihan berjalan dengan sangat baik pada titik ini.

Pada gambar 7, pelatihan model juga sudah mencapai akhir batch, dengan nilai loss sebesar 0.0247 dan akurasi 0.9994. Meskipun akurasi sedikit lebih rendah dibandingkan batch

sebelumnya, hasilnya tetap sangat baik dan menunjukkan bahwa model sudah sangat dekat dengan performa optimal. Nilai loss yang sedikit lebih tinggi mengindikasikan adanya sedikit kesalahan dalam prediksi, namun secara keseluruhan, model tetap sangat efektif dalam klasifikasi data. Secara umum, hasil ini menunjukkan model yang sudah sangat matang dalam pelatihan.

C. Analisis Hasil Evaluasi Model EfficientNetB1

Found 1571 images belonging to 5 classes.  
25/25 [=====] - 6s 231ms/step  
Classification Report

	precision	recall	f1-score	support
Acne and Rosacea Photos	1.00	1.00	1.00	312
Eczema Photos	1.00	1.00	1.00	309
Melanoma Skin Cancer Nevi and Moles	1.00	1.00	1.00	348
Normal	1.00	1.00	1.00	296
vitiligo	1.00	1.00	1.00	306
accuracy			1.00	1571
macro avg	1.00	1.00	1.00	1571
weighted avg	1.00	1.00	1.00	1571

Gambar 8. Classification Report Metode EfficientNetB1 Dataset pertama

Found 1641 images belonging to 5 classes.  
26/26 [=====] - 6s 227ms/step  
Classification Report

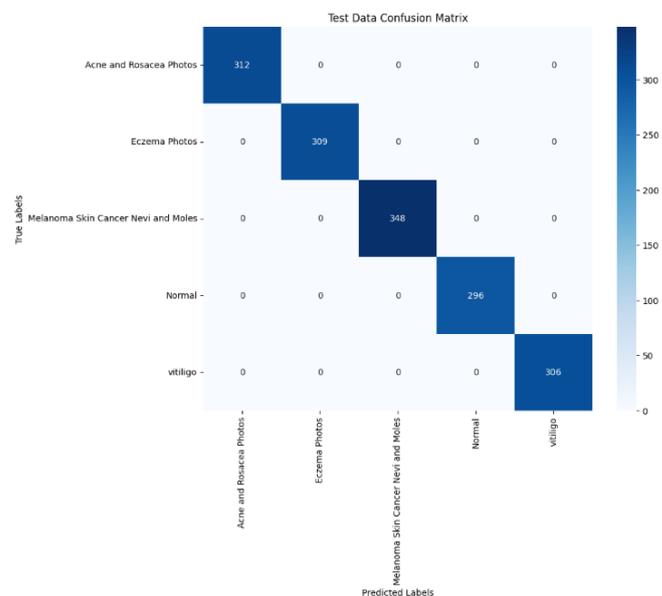
	precision	recall	f1-score	support
Acne and Rosacea Photos	1.00	1.00	1.00	312
Eczema Photos	1.00	1.00	1.00	309
Psoriasis pictures Lichen Planus and related diseases	1.00	1.00	1.00	352
Seborrheic Keratoses and other Benign Tumors	1.00	1.00	1.00	343
Tinea Ringworm Candidiasis and other Fungal Infections	1.00	1.00	1.00	325
accuracy			1.00	1641
macro avg	1.00	1.00	1.00	1641
weighted avg	1.00	1.00	1.00	1641

Gambar 9. Classification Report Metode EfficientNetB1 Dataset kedua

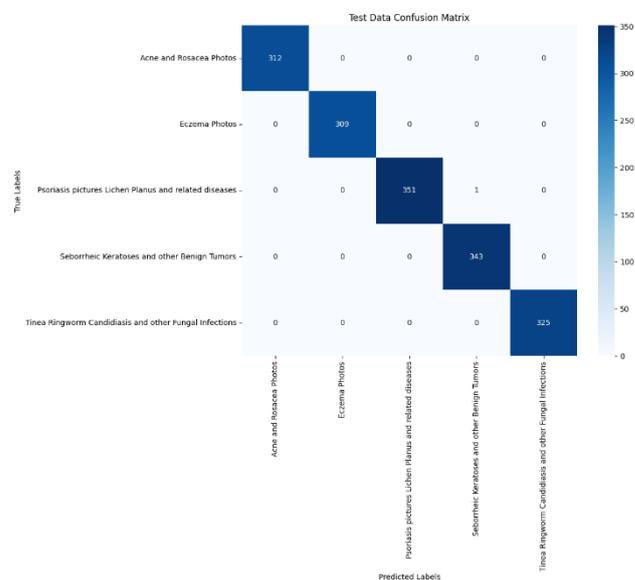
Pada gambar 8, laporan klasifikasi menunjukkan hasil serupa tetapi untuk 1571 gambar yang terbagi dalam 5 kelas yang berbeda. Kelas-kelas ini adalah "Acne and Rosacea Photos," "Eczema Photos," "Melanoma Skin Cancer Nevi and Moles," "Normal," dan "vitiligo." Semua kelas juga menunjukkan hasil yang sangat baik, dengan nilai precision, recall, dan f1-score yang masing-masing adalah 1.00, yang berarti model mengenali setiap gambar dalam kelas tersebut dengan sempurna. Hasil ini mengindikasikan bahwa model mampu melakukan klasifikasi dengan sangat akurat tanpa kesalahan dalam mengidentifikasi kondisi kulit yang berbeda-beda. Seperti pada gambar pertama, hasil ini juga mencerminkan bahwa model sangat efektif dalam menangani data dengan jumlah gambar yang besar dan menghasilkan performa optimal di setiap kategori.

Pada gambar 9, terdapat laporan klasifikasi untuk model yang dilatih menggunakan 1641 gambar yang terbagi dalam 5 kelas. Model ini menunjukkan hasil sempurna di setiap kelas, dengan precision, recall, dan f1-score semuanya mencapai nilai 1.00, yang menandakan bahwa model dapat mengklasifikasikan setiap kategori dengan sangat akurat. Kelas-kelas yang diuji meliputi "Acne and Rosacea Photos," "Eczema Photos," "Psoriasis pictures Lichen Planus and related diseases," "Seborrheic Keratoses and other Benign Tumors," serta "Tinea Ringworm Candidiasis and other

Fungal Infections." Hasil ini menunjukkan bahwa model berhasil dengan sangat baik dalam mengenali setiap kondisi kulit yang diuji, tanpa ada kesalahan atau ketidaktepatan dalam klasifikasi, seperti yang tercermin dalam nilai "support" yang mengindikasikan jumlah gambar yang dikelompokkan untuk setiap kelas.



Gambar 10. Confusion Matrix Metode EfficientNetB1 Dataset Pertama



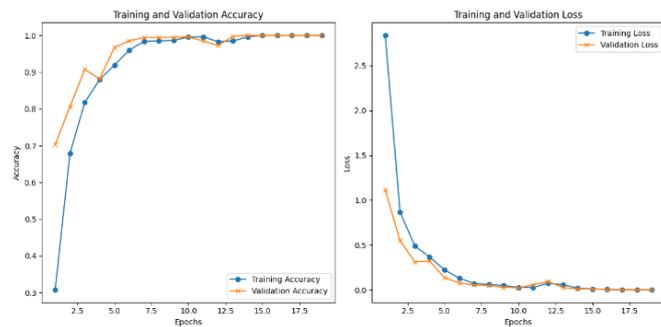
Gambar 11. Confusion Matrix Metode EfficientNetB1 Dataset Kedua

Pada gambar 10, matriks menunjukkan hasil klasifikasi model terhadap 5 kelas foto kondisi kulit. Setiap kelas, seperti "Acne and Rosacea Photos," "Eczema Photos," "Melanoma Skin Cancer Nevi and Moles," "Normal," dan "Vitiligo," berhasil diklasifikasikan dengan akurat tanpa kesalahan. Semua gambar yang termasuk dalam masing-masing kelas

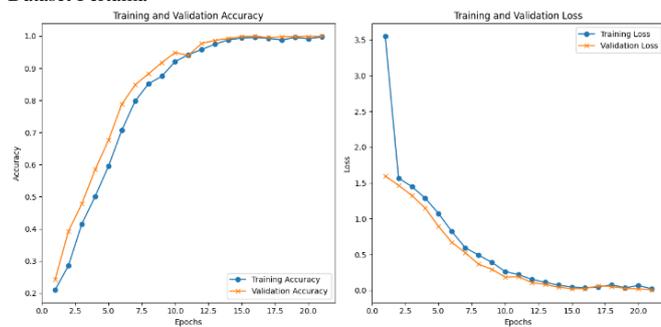
berhasil diprediksi dengan benar, yang tercermin dalam angka yang berada pada diagonal utama matriks. Dengan demikian, model ini menunjukkan performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan semua kategori tanpa kesalahan.

Pada gambar 11, matriks menggambarkan hasil klasifikasi untuk 5 kelas yang berbeda, yaitu "Acne and Rosacea Photos," "Eczema Photos," "Psoriasis pictures Lichen Planus and related diseases," "Seborrheic Keratoses and other Benign Tumors," dan "Tinea Ringworm Candidiasis and other Fungal Infections." Meskipun model ini juga menunjukkan tingkat akurasi yang sangat tinggi, ada satu gambar pada kelas "Psoriasis pictures Lichen Planus and related diseases" yang terklasifikasi salah. Namun, sebagian besar gambar pada setiap kelas tetap terklasifikasikan dengan benar. Secara keseluruhan, model ini menunjukkan kemampuan klasifikasi yang sangat baik dengan sedikit kesalahan pada beberapa kategori, tetapi masih memberikan hasil yang luar biasa.

D. Model EfficientNetB1



Gambar 12. Training and Validation Accuracy and Lost Plot EfficientNetB1 Dataset Pertama



Gambar 13. Training and Validation Accuracy and Lost Plot EfficientNetB1 Dataset Kedua

Pada gambar 12, terdapat dua grafik yang menggambarkan akurasi dan loss selama proses pelatihan model. Grafik pertama menunjukkan akurasi pelatihan dan validasi seiring dengan bertambahnya epoch. Terlihat bahwa akurasi pelatihan meningkat tajam sejak awal, mencapai hampir 1 setelah beberapa epoch, sementara akurasi validasi juga mengikuti tren yang sama namun sedikit lebih fluktuatif. Ini menandakan bahwa model semakin baik dalam mengklasifikasikan data pelatihan dan validasi. Grafik kedua menunjukkan loss pelatihan dan validasi, yang menurun secara signifikan dari awal hingga mencapai nilai yang sangat

rendah. Penurunan tajam ini menunjukkan bahwa model berhasil mengurangi error prediksi seiring berjalannya waktu dan semakin mendekati hasil yang optimal.

Pada gambar 13, grafik pertama juga menunjukkan akurasi pelatihan dan validasi, yang mengalami peningkatan yang sangat tajam pada awal epoch dan hampir mencapai 1 setelah beberapa epoch. Namun, validasi cenderung memiliki sedikit fluktuasi, meskipun masih mengikuti pola yang sangat baik. Grafik kedua menggambarkan loss pelatihan dan validasi, di mana loss untuk kedua data pelatihan dan validasi mengalami penurunan tajam yang signifikan pada awal epoch dan kemudian cenderung stabil dengan nilai yang sangat rendah. Penurunan ini mengindikasikan bahwa model berhasil belajar dengan sangat cepat dan efektif, namun validasi mungkin menunjukkan sedikit fluktuasi karena faktor-faktor seperti overfitting atau variabilitas data. Hasil ini menunjukkan bahwa model sudah hampir optimal, meskipun ada sedikit ketidaksempurnaan pada fase validasi yang bisa diperbaiki lebih lanjut.

E. K-Fold Cross-Validation

K-fold cross-validation adalah teknik yang sangat berguna untuk mengatasi overfitting pada model seperti EfficientNetB1 dalam penelitian. Dalam metode ini, data dibagi menjadi K bagian (folds) yang lebih kecil. Misalnya, jika K=5, data dibagi menjadi lima fold, dan model dilatih pada K-1 fold sementara fold yang tersisa digunakan sebagai data uji. Proses ini diulang K kali dengan setiap fold berfungsi sebagai data uji satu kali. Dengan cara ini, model dievaluasi pada berbagai subset data, sehingga mengurangi kemungkinan overfitting yang terjadi ketika model hanya mengandalkan satu bagian data pelatihan. Evaluasi hasil dari beberapa fold memberikan gambaran yang lebih akurat tentang performa model secara keseluruhan. Selain itu, cross-validation juga memungkinkan kita untuk melakukan tuning hyperparameter dengan lebih baik, karena hasil evaluasi dari berbagai fold dapat membantu memilih pengaturan model yang optimal. Secara keseluruhan, K-fold cross-validation membantu meningkatkan kemampuan generalisasi model dengan mengujinya pada data yang lebih beragam, sehingga mengurangi risiko model menjadi terlalu terikat pada data pelatihan tertentu dan meningkatkan keandalannya pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Average Classification Report over 5 folds:			
Class	Precision	Recall	F1-score
Acne and Rosacea Photos	0.9656	0.9833	0.9741
Eczema Photos	0.9971	0.9750	0.9852
Melanoma Skin Cancer Nevi and Moles	0.9874	0.9906	0.9889
Normal	1.0000	1.0000	1.0000
vitaligo	0.9964	1.0000	0.9982
Average Metrics:			
Average Precision:	0.9893		
Average Recall:	0.9898		
Average F1-score:	0.9893		
Mean Accuracy: 0.9892			

Gambar 13. Classification Report EfficientNetB1 pada Dataset Pertama

Pada gambar 13, laporan klasifikasi untuk model lain yang diuji juga menggunakan 5 fold menampilkan hasil yang lebih unggul. Kelas-kelas yang diuji mencakup "Acne and Rosacea Photos," "Eczema Photos," "Melanoma Skin Cancer Nevi and Moles," "Normal," dan "Vitiligo." Model ini menunjukkan hasil yang sangat baik, dengan precision, recall, dan f1-score yang sangat tinggi untuk setiap kelas, terutama pada kelas "Normal" yang mencapai nilai 1.0000 untuk precision, recall, dan f1-score, yang menunjukkan klasifikasi yang sempurna. Rata-rata metrik keseluruhan pada model ini menunjukkan precision 0.9893, recall 0.9898, dan f1-score 0.9893, dengan akurasi rata-rata sebesar 0.9892. Ini menunjukkan bahwa model ini memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat baik dan bahkan hampir sempurna dalam mengidentifikasi kondisi kulit di seluruh kelas yang diuji.

Average Classification Report over 5 folds:

Class	Precision	Recall	F1-score
Acne and Rosacea Photos	0.9401	0.9599	0.9498
Eczema Photos	0.9721	0.9142	0.9390
Psoriasis pictures Lichen Planus and related diseases	0.9206	0.9642	0.9405
Seborrheic Keratoses and other Benign Tumors	0.9533	0.9579	0.9555
Tinea Ringworm Candidiasis and other Fungal Infections	0.9456	0.9426	0.9439

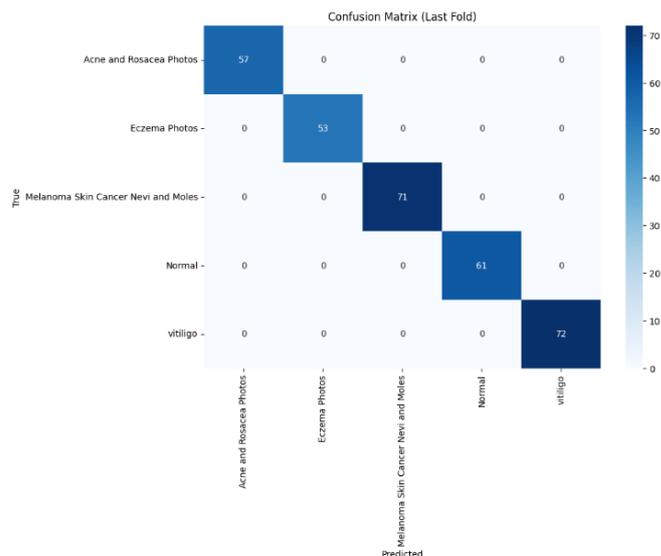
Average Metrics:

Average Precision:	0.9463
Average Recall:	0.9478
Average F1-score:	0.9457

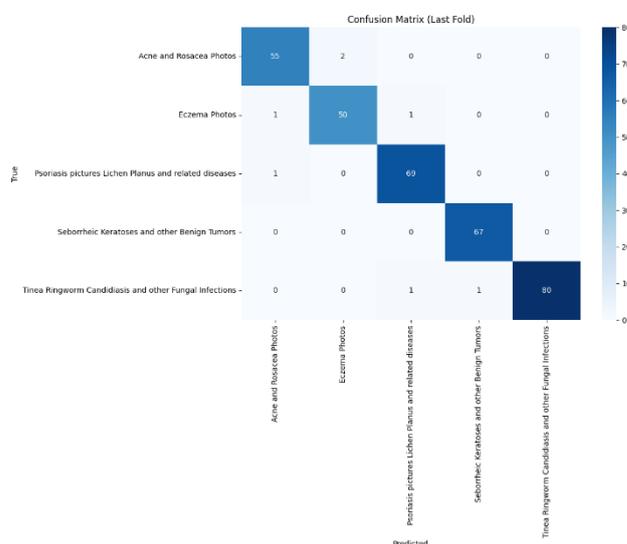
Mean Accuracy: 0.9465

Gambar 14. Classification Report EfficientNetB1 pada Dataset Kedua

Pada gambar 14, terlihat laporan klasifikasi rata-rata untuk model yang diuji menggunakan 5 fold. Laporan ini memberikan metrik seperti precision, recall, dan f1-score untuk masing-masing kelas, serta rata-rata dari seluruh metrik tersebut. Kelas yang diuji meliputi "Acne and Rosacea Photos," "Eczema Photos," "Psoriasis pictures Lichen Planus and related diseases," "Seborrheic Keratoses and other Benign Tumors," dan "Tinea Ringworm Candidiasis and other Fungal Infections." Secara keseluruhan, model menunjukkan performa yang sangat baik di setiap kelas, dengan precision dan recall yang tinggi, meskipun kelas "Eczema Photos" sedikit lebih rendah pada nilai f1-score. Rata-rata metrik keseluruhan menunjukkan nilai precision 0.9463, recall 0.9478, dan f1-score 0.9457, dengan akurasi rata-rata sebesar 0.9465. Hal ini menandakan bahwa model cukup kuat dalam mengklasifikasikan data dengan hasil yang cukup seimbang antara precision dan recall di berbagai kelas.



Gambar 15. Confusion matrix EfficientNetB1 pada Dataset Pertama



Gambar 16. Confusion matrix EfficientNetB1 pada Dataset Pertama

Pada gambar 15, matriks menunjukkan hasil klasifikasi untuk model yang diuji dengan 5-fold cross-validation pada lima kelas foto kondisi kulit: "Acne and Rosacea Photos," "Eczema Photos," "Melanoma Skin Cancer Nevi and Moles," "Normal," dan "Vitiligo." Semua gambar untuk masing-masing kelas diklasifikasikan dengan sangat baik, dengan sebagian besar gambar terletak di diagonal utama, yang menunjukkan prediksi yang benar. Sebagai contoh, 57 gambar pada kelas "Acne and Rosacea Photos" terklasifikasikan dengan benar, 53 untuk "Eczema Photos," dan seterusnya. Namun, tidak ada kesalahan klasifikasi besar yang terlihat, karena semua nilai non-diagonal sangat kecil atau bahkan nol. Hal ini menunjukkan bahwa model sangat efektif dalam mengenali gambar sesuai dengan kategorinya, dan tidak ada indikasi overfitting pada data ini, karena model berhasil mengklasifikasikan data uji dengan sangat baik tanpa kesalahan.

Pada gambar 16, matriks menunjukkan hasil klasifikasi untuk lima kelas yang berbeda, termasuk "Acne and Rosacea Photos," "Eczema Photos," "Psoriasis pictures Lichen Planus and related diseases," "Seborrheic Keratoses and other Benign Tumors," dan "Tinea Ringworm Candidiasis and other Fungal Infections." Meskipun model ini juga menunjukkan kinerja yang sangat baik, ada sedikit kesalahan klasifikasi pada kelas "Acne and Rosacea Photos" (dengan 2 gambar salah klasifikasi) dan pada kelas "Eczema Photos" (dengan 1 gambar salah klasifikasi). Selain itu, kelas "Psoriasis pictures Lichen Planus and related diseases" dan "Seborrheic Keratoses and other Benign Tumors" menunjukkan hasil yang hampir sempurna, dengan hanya sedikit kesalahan klasifikasi. Kelas "Tinea Ringworm Candidiasis and other Fungal Infections" menunjukkan hasil sangat baik, dengan hanya 1 gambar yang salah klasifikasi. Meskipun ada sedikit kesalahan, model tetap menunjukkan performa yang sangat baik pada sebagian besar data dan tidak terlihat ada indikasi overfitting yang signifikan, karena kesalahan klasifikasi tetap terbatas pada jumlah yang sangat kecil.

Secara keseluruhan, kedua matriks ini menunjukkan bahwa model ini sangat efektif dalam melakukan klasifikasi dengan sedikit kesalahan, yang menandakan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan tidak mengalami overfitting, meskipun ada sedikit kesalahan pada beberapa kategori.

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan analisis yang telah dijelaskan, dapat disimpulkan bahwa model yang digunakan, baik menggunakan teknik K-fold cross-validation maupun klasifikasi melalui matriks confusion, menunjukkan performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan berbagai kondisi kulit. Model ini, khususnya yang menggunakan EfficientNetB1, berhasil mengurangi error prediksi (loss) secara signifikan selama pelatihan, dengan akurasi pelatihan yang hampir sempurna (mendekati 1.0) pada sebagian besar fold. Matriks confusion juga mendukung hal ini, di mana model berhasil mengklasifikasikan sebagian besar gambar dengan benar, meskipun ada beberapa kesalahan kecil pada beberapa kelas, seperti "Acne and Rosacea Photos" dan "Eczema Photos" pada fold tertentu. Kesalahan tersebut tidak signifikan, tetapi masih mencerminkan adanya ruang untuk perbaikan. Secara keseluruhan, model ini menunjukkan kemampuan yang sangat baik dalam klasifikasi gambar kondisi kulit. Penggunaan K-fold cross-validation telah membantu mengurangi bias evaluasi dan memberikan gambaran yang lebih akurat tentang kinerja model.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. A. Hanin, R. Patmasari, R. Yunendah, and N. Fu'adah, "Sistem Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Skin Disease Classification System Using Convolutional Neural Network (CNN)," Feb. 2021.
- [2] S. R. Listyanto, "Implementasi K-Nearest Neighbor Untuk Mengenal Pola Citra Dalam Mendeteksi Penyakit Kulit."
- [3] R. Adawiyah and D. I. Mulyana, "INFORMASI (Jurnal Informatika dan Sistem Informasi) Optimasi Deteksi Penyakit Kulit Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM) dan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)," May 2022.
- [4] Mhd. Furqan, "Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Berdasarkan Tekstur Warna Berbasis Android," Mar. 2022.
- [5] Nurkhasanah and Murinto, "Klasifikasi Penyakit Kulit Wajah Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Classification of Facial Skin Diseases Using the Method of the Convolutional Neural Network," SAINTEKS, vol. 18, no. 2, 2021, [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets>
- [6] M. Rizqi Efrian et al., "Image Recognition Berbasis Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Mendeteksi Penyakit Kulit Pada Manusia," Jurnal POLEKTRO: Jurnal Power Elektronik, vol. 11, no. 1, p. 2022, 2022.
- [7] C. Rinaldy Leonard, I. Nurtanio, and A. Bustamin, "Systematic Literature Review: Deep Learning Pada Citra Sinar-X Paru Untuk Klasifikasi Penyakit Systematic Literature Review: Deep Learning in Lung X-ray Images for Diseases Classification," Aug. 2024.
- [8] Dwi Marisa Efendi and Putri Yulita Sari, "Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Kulit Wajah Dengan Metode ," 2020.
- [9] W. Hastomo et al., "Plant Disease Identification Using EfficientNet," 2023. [Online]. Available: <https://ejournal.ptti.web.id/index.php/icoca/index>
- [10] R. R. Saputro, A. Junaidi, and W. A. Saputra, "Klasifikasi Penyakit Kanker Kulit Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Studi Kasus: Melanoma)," Data Institut Teknologi Telkom Purwokerto, vol. 2, no. 1, pp. 52–57, 2022.
- [11] M. Harahapp and Amir Mahmud Husein, "Penerapan Efficient-Net Dalam Mengklasifikasi Kanker Kulit," Medan, Jun. 2024.
- [12] Handoko Adji Pangestu and Kusri, "Peningkatan kinerja arsitektur ResNet50 untuk Menangani Masalah Overfitting dalam Klasifikasi Penyakit Kulit," TEMATIK, vol. 11, no. 1, pp. 65–71, Jun. 2024, doi: 10.38204/tematik.v11i1.1876.
- [13] M. Kurniawan Soengeng and A. Noertjahyana, "Penerapan Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Kanker Kulit Melanoma pada Dataset Gambar Kulit."
- [14] C. Lubis, D. Yuliarto, U. Tarumanagara Jakarta, R. Sakit Tiara Tangerang, and K. Kunci, "Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Dengan Arsitektur VGG16," vol. 8, no. 1, 2023.
- [15] D. A. Wijaya, A. Triayudi, and A. Gunawan, "Penerapan Artificial Intelligence Untuk Klasifikasi Penyakit Kulit Dengan Metode Convolutional Neural Network Berbasis Web," Journal of Computer System and Informatics (JoSYC), vol. 4, no. 3, pp. 685–692, May 2023, doi: 10.47065/josyc.v4i3.3519.
- [16] S. W. Hartopo and A. Hajjah, "Penerapan Metode Forward Chaining Untuk Mendiagnosa Penyakit Kulit Pada Manusia," Jurnal Mahasiswa Aplikasi Teknologi Komputer dan Informasi, vol. 2, no. 2, pp. 77–82, 2020.
- [17] Erni, A. Agung Laksono, M. Syahlanisyiam, and P. Rosyani, "Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Kulit Dengan Menggunakan Metode Forward Chaining," Jun. 2023. [Online]. Available: <https://journal.mediapublikasi.id/index.php/manekin>
- [18] A. Rosana, G. Pasek, S. Wijaya, and F. Bimantoro, "Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Kulit pada Manusia dengan Metode Dempster Shafer (Expert System of Diagnosing Skin Disease of Human being using Dempster Shafer Method)," Dec. 2020. [Online]. Available: <http://jcosine.if.unram.ac.id/>
- [19] I. Bagus, Y. S. Putra, and S. Wibisono, "Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Kulit Anjing Menggunakan Metode Case Based Reasoning dan Algoritma K-Nearest Neighbour," Jun. 2020.
- [20] E. Aenun, N. Munfaati, and A. Witanti, "Klasifikasi Buah dan Sayuran Segar atau Busuk Menggunakan Convolutional Neural Network," 2024.