

Klasifikasi Penyakit Kulit Dermatitis Atopik dan Psoriasis Menggunakan *Residual Network* (ResNet-50)

Classification of Atopic Dermatitis and Psoriasis Skin Diseases Using Residual Network (ResNet-50)

Rakhimatulfitria Mekacahyani*, Badie'ah, Imam Much Ibnu Subroto

Universitas Islam Sultan Agung, Semarang, Indonesia

Informasi Artikel:

Diterima: 25 Juni 2024, Direvisi: 7 Oktober 2024, Disetujui: 25 Oktober 2024

Abstrak-

Latar Belakang: Dermatitis atopik dan psoriasis merupakan penyakit kulit yang memiliki kesamaan gejala, ditandai dengan lesi epidermis yang meradang dan mengalami variasi penebalan dalam intensitas serta area permukaan kulit yang terkena. Namun keduanya merupakan jenis penyakit kulit yang berbeda sehingga pemahaman dalam membedakannya sangat penting, karena dapat mengurangi stigma dan risiko komorbiditas untuk meningkatkan kualitas hidup penderitanya serta mencegah timbulnya risiko kesehatan yang lebih serius.

Tujuan: Tujuan penelitian ini adalah meningkatkan *accuracy* dalam mengklasifikasikan penyakit kulit dermatitis atopik dan psoriasis menggunakan model Residual Network (ResNet-50) tanpa *overfitting*, serta membandingkannya dengan model MobileNet untuk menemukan pendekatan yang terbaik.

Metode: Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah arsitektur ResNet-50 untuk klasifikasi penyakit kulit, yaitu dermatitis atopik dan psoriasis. Pemilihan model ResNet-50 didasarkan pada penggunaan koneksi shortcut yang memungkinkan penerapan jaringan yang lebih dalam tanpa mengalami masalah *vanishing gradient*.

Hasil: Hasil penelitian menunjukkan bahwa *accuracy* terbaik mencapai 92,75% untuk data *training* dan 88,00% untuk data *testing*, dengan perbandingan data sebesar 80%:10%:10%. Selain itu, hasil *confusion matrix* dari model terbaik menunjukkan nilai *precision*, *recall*, dan *F1 score* untuk kedua penyakit berada di antara $\geq 80\%$ dan $\leq 96\%$.

Kesimpulan: Metode ResNet-50 pada skenario 1 lebih unggul dibandingkan skenario lainnya sehingga keakuratan dalam mengklasifikasikan kedua penyakit dapat meningkatkan efektivitas diagnosis dan pengembangan praktik medis yang lebih baik.

Kata Kunci: Dermatitis Atopik, Penyakit Kulit, Psoriasis, Residual Network.

Abstract-

Background: Atopic dermatitis and psoriasis are common skin diseases with similar symptoms, characterized by abnormally red or inflamed epidermal lesions and varying degrees of skin thickening. However, they are distinct conditions, making understanding how to differentiate between them crucial. This understanding can help reduce stigma and the risk of comorbidities, improving patients' quality of life and preventing more serious health risks.

Objective: This research aims to increase accuracy in classifying the skin diseases atopic dermatitis and psoriasis using the Residual Network (ResNet-50) model without overfitting and compare it with the MobileNet model to find the best approach.

Methods: This study used the ResNet-50 architecture for skin disease classification, specifically atopic dermatitis and psoriasis. The selection of the ResNet-50 model is based on shortcut connections that allow the application of deeper networks without experiencing the problem of vanishing gradients.

Result: The results showed that the best accuracy reached 92.75% for training data and 88.00% for testing data, with a data ratio of 80%:10%:10%. In addition, the confusion matrix results from the best model showed that the precision, recall, and F1 score values for both diseases were between $\geq 80\%$ and $\leq 96\%$.

Conclusion: The ResNet-50 method in scenario 1 outperformed other scenarios, improving classification accuracy and enhancing diagnostic effectiveness and medical practice development.

Keywords: Atopic Dermatitis, Psoriasis, Residual Network, Skin Diseases.

How to Cite: R. Mekacahyani, B. Badie'ah, and I. Much Ibnu Subroto, "Klasifikasi Penyakit Kulit Dermatitis Atopik Dan Psoriasis Menggunakan Residual Network (ResNet-50)", Jurnal Bumigora Information Technology (BITe), vol. 6, no. 2, pp. 129-140, Dec. 2024. doi: 10.30812/bite.v6i2.4164

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

Penulis Korespondensi:

Rakhimatulfitria Mekacahyani,
Program Studi Teknik Informatika, Universitas Islam Sultan Agung, Semarang, Indonesia,
Email: cahyani.pipit@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Dermatitis atopik atau eksim adalah salah satu penyakit kulit kronis yang ditandai oleh gatal yang hebat, ruam merah, dan kulit kering yang dapat menyebabkan kerusakan pada kulit, tekstur kulit menjadi bersisik, infeksi sekunder, serta gangguan tidur. Kondisi ini biasanya terjadi pada bayi atau anak-anak, namun tidak menutup kemungkinan orang dewasa juga dapat terjangkit penyakit ini. Eksim termasuk jenis penyakit kulit yang dapat berlangsung dalam jangka panjang sehingga dapat terlihat membaik kemudian kembali muncul, bahkan dapat menjadi lebih parah dari sebelumnya [1]. Adapun faktor penyebab eksim diantaranya adalah faktor genetik, sosioekonomi, alergi makanan, polusi lingkungan, dan manifestasi klinis [2]. Secara umum, penyebab pasti terjadinya penyakit ini belum diketahui. Namun, pengelolaan dapat dilakukan dengan cara merawat kulit secara intensif, menghindari faktor pemicu, dan menjalani terapi medis jika kondisi yang dialami lebih parah dari biasanya [3].

Psoriasis adalah penyakit autoimun dan inflamasi yang ditandai oleh pertumbuhan sel-sel kulit yang melakukan regenerasi lebih cepat dari biasanya sehingga mengakibatkan kulit menebal, mengalami bercak kemerahan, dan menjadi bersisik putih sampai terkelupas [4]. Penyakit ini kerap terjadi pada 8 jenis area dan bentuk yaitu plak, kuku, kulit kepala, inversi, gutata, pustular, entrodermik, dan artritis. Selain menyerang kulit, psoriasis juga menyerang persendian yang mana hal tersebut akan menjadi sangat berbahaya karena dapat menyebabkan kehilangan fungsinya bahkan dapat mengakibatkan kematian. Kemunculan penyakit ini berlangsung dalam jangka waktu lama dan bersifat *residif* (hilang-timbul) sehingga sampai saat ini belum dapat disembuhkan ataupun dicegah, namun yang bisa dilakukan hanyalah menghilangkan gejalanya [5].

Dua penyakit ini termasuk dalam penyakit kulit yang umum terjadi dan memiliki kesamaan gejala yang ditandai dengan lesi epidermis yang memerah atau meradang secara tidak normal dan mengalami penebalan yang bervariasi dalam intensitas dan area permukaan kulit yang terkena [6]. Akan tetapi diluar dari kesamaan tersebut, kedua penyakit merupakan jenis penyakit kulit yang berbeda dan memiliki banyak perbedaan diantaranya dari segi penyebab, lokasi gejala, tampilan, bentuk, mekanisme, dan pengobatan. Banyak dari orang awam yang merasa kesulitan dalam membedakannya, hal itu tentu dikarenakan kurangnya pengetahuan tentang perbedaan diantara kedua penyakit sehingga dengan adanya kecerdasan buatan diharapkan mampu membantu masyarakat dalam memberikan hasil yang akurat dalam membedakannya.

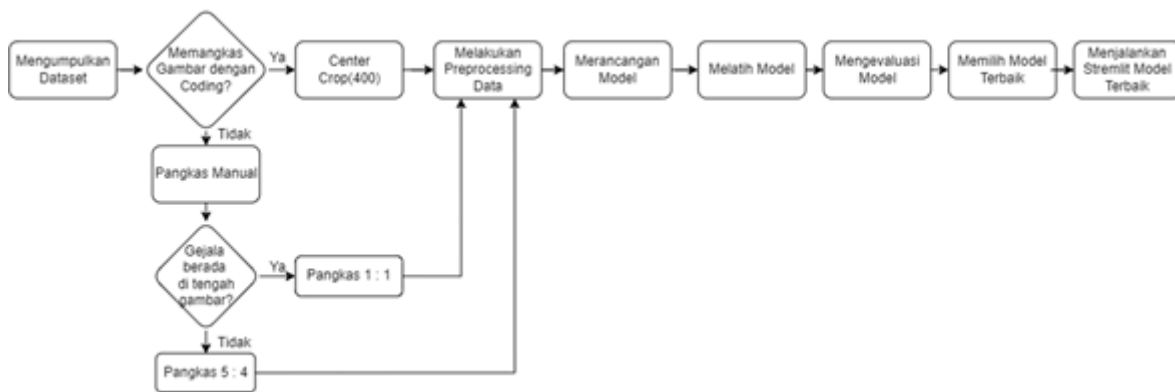
Oleh karena itu, untuk menangani permasalahan yang ada, penelitian ini bertujuan membahas teknologi *artificial intelligent* (AI) yang dapat membedakan secara akurat kulit yang mengidap penyakit dermatitis atopik dan psoriasis. Hal itu dilakukan dengan menggunakan model arsitektur Residual Network (ResNet-50) yang ada pada algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Pada tahapan arsitektur CNN, *hidden layer* mencakup lapisan yang melakukan proses konvolusi sehingga ketika kernel konvolusi menyelusuri matriks masukan dilapisan tersebut maka operasi konvolusi menghasilkan *feature map* yang berkontribusi dimasukan lapisan berikutnya [7]. Seperti yang dijelaskan pada penelitian [8] bahwa untuk mendapatkan suatu hasil maka dibutuhkan proses *training* dan *testing* dataset dari citra yang dikumpulkan, selanjutnya menghitung *loss* dan *accuracy* dari hasil *training* dan *testing* menggunakan *optimizer* yang ditentukan berdasarkan kecocokan data. Dalam melatih suatu data citra, CNN memiliki kinerja yang lebih baik, namun dibeberapa data kurang dalam hal pengujian sehingga diperlukannya tambahan model arsitektur dalam menguji suatu data citra. ResNet-50 memperkenalkan sebuah konsep baru yaitu *shortcut connections* sebagai elemen kunci dalam arsitektur ResNet-50 yang memiliki keterkaitan dengan *vanishing gradient problem* sehingga dapat meminimalkan hilangnya fitur-fitur penting ketika

proses konvolusi [9].

Penelitian sebelumnya telah membuktikan bahwa kemampuan deteksi kulit menggunakan model CNN mencapai nilai *accuracy* yang lebih tinggi dibandingkan dengan menggunakan model *Long Short-Term Memory* (LSTM) yaitu sebesar 84,2% : 72,3% [10]. Adapun menggunakan model arsitektur pada CNN seperti *Visual Geometric Group* (VGG-16), VGG-19, ResNet-50, ResNet-101, MobileNet, MobileNetV2, *Densely Connected Convolutional Networks* (DenseNet-121), DenseNet-201, *Inception* dan *Exception* mencapai nilai *accuracy* \geq 78% dengan model terbaik *Inception-V3* 84% dan mengalami *overfitting* [11]. Berbeda dengan penelitian tersebut, pada penelitian [12] menggunakan model arsitektur ResNet-50 mencapai nilai *accuracy* sebesar 95% untuk data *training* dan data *testing* menunjukkan grafik stagnasi atau grafik datar serta tidak melakukan perbandingan dengan model arsitektur lainnya. Sedangkan pada penelitian [13] model MobileNet mengalami *overfitting* dengan nilai *accuracy* data *training* sebesar 96% dan data *validation* sebesar 83%. Namun, ketika gambar diambil menggunakan kamera *Raspberry Pi* nilai *accuracy* dengan model MobileNet mencapai 88% untuk dermatitis atopik dan 90% untuk psoriasis [6]. Terdapat gap yang belum diselesaikan oleh penelitian sebelumnya yaitu cenderung mengalami *overfitting* pada model arsitektur *Inception-V3* dan MobileNet. Selain itu, belum ada pendekatan yang secara eksplisit membandingkan performa model ResNet-50 dalam mengatasi *overfitting*. Oleh karena itu, perbedaan penelitian ini dengan sebelumnya adalah fokus pada pengujian model arsitektur ResNet-50 dalam membedakan kedua penyakit dengan konfigurasi yang lebih stabil tanpa mengalami *overfitting*. Oleh karena itu, tujuan penelitian ini adalah meningkatkan *accuracy* dalam mengklasifikasikan penyakit kulit dermatitis atopik dan psoriasis menggunakan model ResNet-50 tanpa *overfitting*, serta membandingkannya dengan model MobileNet untuk menemukan pendekatan yang terbaik. Adapun kontribusi penelitian ini adalah menyediakan solusi yang lebih robust dalam mendeteksi kedua penyakit kulit tanpa masalah *overfitting*.

2. METODE PENELITIAN

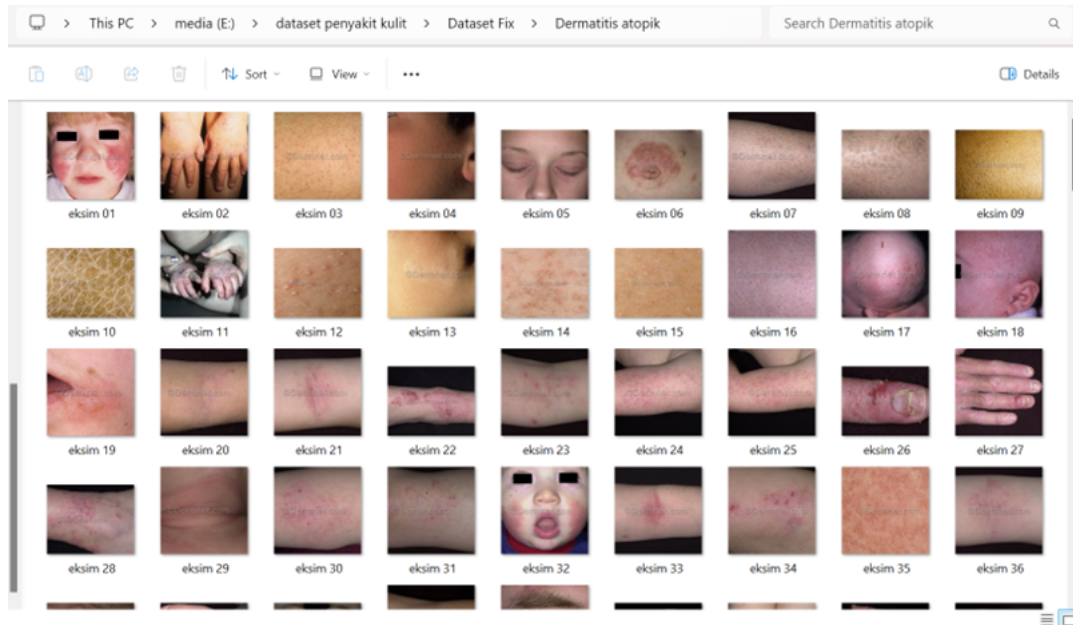
Penelitian ini menggunakan metode algoritma CNN dengan menambahkan model arsitektur ResNet-50 dalam proses pemodelan. Penambahan model arsitektur ini bertujuan untuk membantu meningkatkan *accuracy* dan evaluasi model yang dihasilkan. Diagram tahapan penelitian disajikan pada Gambar 1.



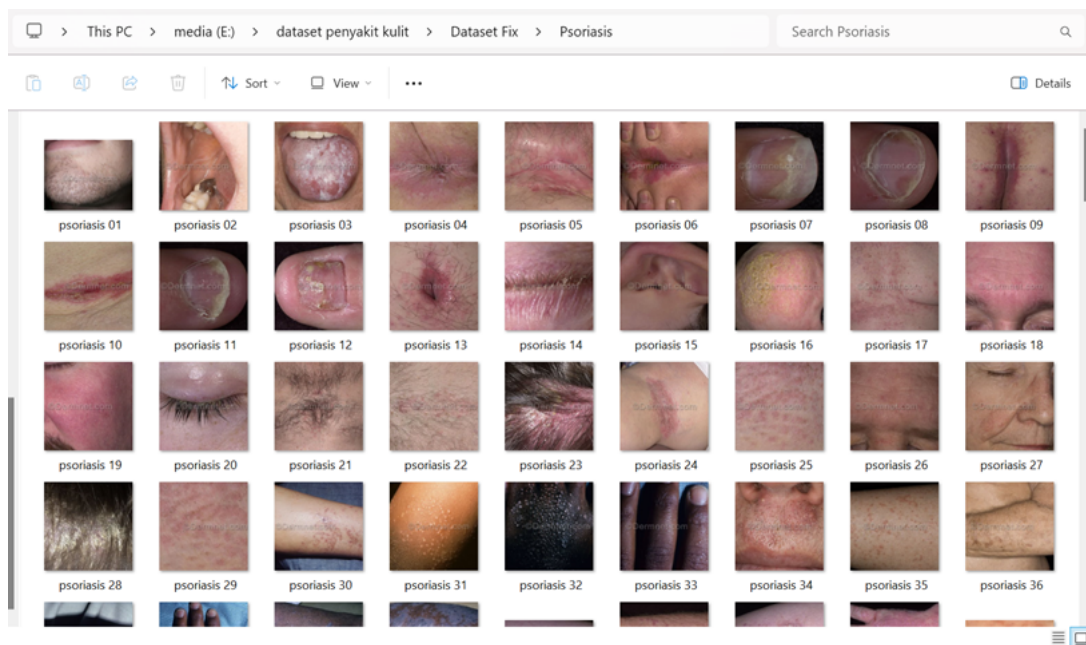
Gambar 1. Diagram Tahapan Penelitian

2.1. Pengumpulan Data (*Data Collecting*)

Data collecting atau biasa disebut dataset merupakan tahapan awal pada perancangan model dalam mengumpulkan data citra dari penyakit kulit dermatitis atopik dan psoriasis. Adapun jumlah data citra pada dateset sebanyak 250 untuk penyakit dermatitis atopik dan 250 untuk penyakit psoriasis sehingga total data citra sebanyak 500 gambar. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari salah satu platform online yaitu *Kaggle* yang kemudian diseleksi lalu disimpan ke dalam google drive yang tersajikan pada Gambar 2 untuk dermatitis atopik dan Gambar 3 untuk psoriasis.



Gambar 2. Data Gambar Dermatitis Atopik



Gambar 3. Data Gambar Psoriasis

2.2. Pemangkasan Data (*Cropping*)

Pemangkasan atau *cropping* data dilakukan untuk menyamaratakan ukuran gambar kulit agar tepat terpangkas diarea kulit yang mengalami dermatitis atopik dan psoriasis. Ada banyak cara yang dapat dilakukan untuk memangkaskan data gambar yaitu contohnya dengan cara manual satu persatu, menggunakan *coding* dan lainnya. Pada penelitian ini menggunakan dua cara yaitu: pertama melakukan pemangkasan manual dengan ukuran gambar yaitu perbandingan 1:1 dan 5:4. Kedua ukuran tersebut dilakukan dengan pertimbangan jika gejala yang timbul tepat ditengah gambar dan tidak meluas maka ukuran yang digunakan 1:1, sedangkan jika sebaliknya maka ukuran yang digunakan yaitu 5:4.

Cara kedua yaitu menggunakan teknik *cropping* dengan kode program pada proses *preprocessing* data. Adapun teknik ini dilakukan dengan kode *center crop* (400) karena dataset memiliki ukuran gambar > 400 pixel

sehingga nantinya hasil *cropping* memuat ukuran gambar 1:1 untuk menghasilkan *rezise* yang baik. Kedua teknik ini dilakukan untuk melihat perbandingan antara keduanya yang mana diantaranya menghasilkan *accuracy* yang baik dan tidak menyebabkan adanya *overfitting* atau *underfitting*. Selain itu, *cropping* dilakukan untuk mencegah tidak sempurnanya tampilan gambar ketika di-*rezise* sebesar 22×224 pada tahap *preprocessing*.

2.3. Pra-Pemrosesan Data (*Preprocessing*)

Tahapan *preprocessing* merupakan langkah utama pada proses pemodelan sebelum data gambar dianalisis untuk melihat karakteristik data tersebut sehingga komputer dapat membaca sebuah gambar menjadi *array* yang bermakna serta menghasilkan gambar dengan kualitas yang lebih baik untuk diproses lebih lanjut [14]. Dalam penelitian ini tahapan *preprocessing* yang akan dilakukan diantaranya *split* data, *rezise*, *crop*, augmentasi, dan *color jitter*. *Split* data dilakukan untuk membagi data menjadi tiga set yaitu data *training*, data *testing*, dan data *validation* dengan rasio model 80%:10%:10% sehingga jumlah pembagian dapat dilihat pada Tabel 1.

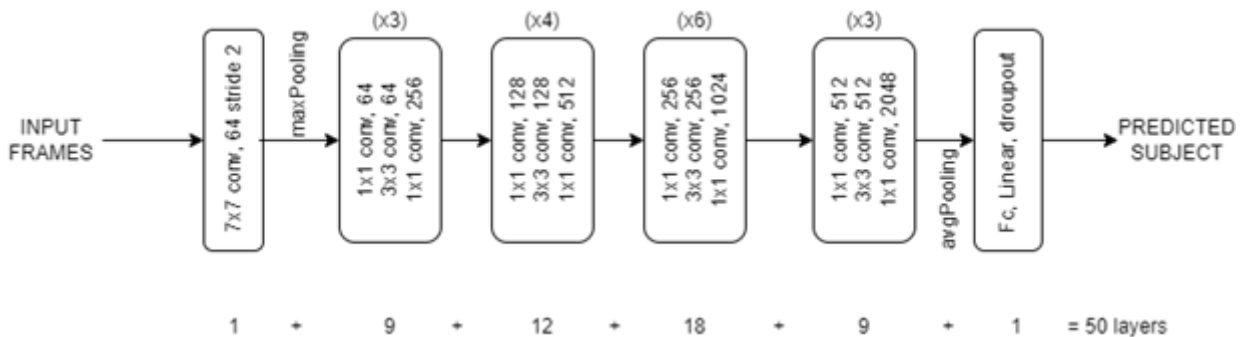
Tabel 1. Pembagian *data training*, *testing*, dan *validation*

Nama Data	Ratio Model (%)	Jumlah Angka	Dermatitis Atopik	Psoriasis
Train	80%	400	200	200
Test	10%	50	25	25
Valid	10%	50	25	25
Total	100%	500	250	250

Adapun proses *resizing* dilakukan agar terciptanya efisiensi dan efektifitas pada sistem input CNN [15] sehingga menyamakan ukuran gambar serta mengetahui perbedaan *accuracy* pada gambar input yang berbeda. Selanjutnya proses *crop* dilakukan dengan kode *center crop* (400), tetapi jika itu manual maka proses *crop* dilakukan sebelum proses pengumpulan dataset. Pada proses augmentasi yaitu menerapkan *horizontal flip* dan atau *vertical flip*. Hal ini dilakukan untuk memodifikasi data gambar sehingga dapat terhindar dari adanya masalah *overfitting* atau *underfitting*. Selain itu juga melakukan proses rotasi sebesar (-45. 45) untuk meningkatkan keberagaman pola yang dapat dikenali oleh model serta proses *color jitter* dilakukan agar model dapat mengenali gambar dalam kondisi gelap.

2.4. Perancangan Model

Model yang digunakan pada penelitian ini adalah ResNet-50 yang mana merupakan model dengan konsep *shortcut connections* dan menjadikan input layer sebelumnya sebagai input terhadap output layer sebelumnya. Hal ini dilakukan untuk meminimalkan hilangnya fitur-fitur penting ketika menjalankan proses konvolusi. Tahapan pada ResNet-50 terdiri dari lima tahap proses konvolusi yang dilanjutkan dengan proses average pooling serta diakhiri dengan proses *fully connected layer* [16] yang tersajikan seperti Gambar 4. Selain model arsitektur ResNet-50, pada penelitian juga menggunakan model MobileNetV2 sebagai pembanding dalam menentukan hasil *accuracy* yang lebih akurat dalam pelatihan model.



Gambar 4. Model Arsitektur ResNet-50

2.5. Pelatihan Model

Ketika proses training dijalankan maka perlu mengatur beberapa konfigurasi parameter untuk mengklasifikasikan data citra yaitu dengan menentukan nilai *batch size*, *epoch*, *optimizer*, dan *learning rate*. Nilai *batch size* yang digunakan pada penelitian ini untuk melatih model yaitu 64 dengan *epoch* sebanyak 10 kali. Adapun tipe *optimizer* yang digunakan yaitu *Stochastic Gradient Descent* (SGD) dengan *learning rate* sebesar 0,001. Selain itu, model yang dilatih juga akan dilakukan modifikasi dengan menambahkan *dropout* sesuai kebutuhan dari konfigurasi model yang dilakukan. Tipe *Graphics Processing Unit* (GPU) yang digunakan ketika *training* data adalah T4 GPU yang merupakan Tesla T4 dengan memori GDDR 16 GB dan 2.560 inti *Compute Unified Device Architecture* (CUDA) untuk menghadirkan peningkatan kinerja sehingga cocok untuk aplikasi pembelajaran mendalam. Untuk mendapatkan hasil *accuracy* yang tinggi dan minim *overfitting* serta *underfitting* maka dilakukannya beberapa perbandingan dengan mengganti parameter dan mencoba melatih model dengan model arsitektur lain yaitu MobileNetV2. Selanjutnya dataset yang telah di-*training* menghasilkan sebuah model yang akan disimpan dengan format “.py”.

2.6. Perbandingan Model

Demi mendapatkan hasil *accuracy* dan *confusion matrix* yang tinggi ada beberapa pengujian terhadap model yang dilakukan diantaranya, melakukan perubahan parameter, melakukan *cropping* menggunakan kode program, dan melakukan perbandingan dengan model arsitektur MobileNetV2. Keseluruhan model menggunakan perbandingan 80%:10%:10% untuk data *training*, *testing* dan *validation* dengan jumlah 400 data *trainng*, 50 data *testing*, dan 50 data *validation* sehingga total 500 data gambar. Perbedaan parameter dilakukan pada proses *preprocessing* data dan modifikasi *dropout* pada model arsitektur ResNet-50. Keseluruhan model juga menggunakan *optimizer* SGD dengan *learning rate* = 0,001. Tabel 2 menunjukkan perbandingan model dari penelitian ini.

Tabel 2. Perbandingan model

No	Model	Teknik Crop	Preprocessing Data	Dropout
1	ResNet-50	Manual	- Resize (224,224) - Horizontal flip - Vertical flip - Color Jitter	0,2
2	ResNet-50	Manual	- Resize (224,224) - Horizontal flip - Vertical flip - Color Jitter - Rotation (-45,45)	0,2
3	ResNet-50	Manual	- Resize (224,224) - Horizontal flip - Vertical flip	0,3
4	ResNet-50	Manual	- Resize (224,224) - Horizontal flip - Color Jitter - Rotation (-45,45)	0,3
5	ResNet-50	Manual	- Resize (224,224) - Horizontal flip - Vertical flip - Rotation (-45,45)	None
6	ResNet-50	Kode Program	- Center Crop (400) - Resize (224,224) - Horizontal flip - Vertical flip - Color Jitter	0,2

No	Model	Teknik Crop	Preprocessing Data	Dropout
7	MobileNetV2	Manual	- Rezise (224,224) - Horizontal flip - Vertical flip - Normalize - Rotation (-45,45)	0,2

2.7. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk melihat dan menemukan kombinasi model yang terbaik untuk mengklasifikasikan kedua penyakit dengan hasil yang akurat. Untuk itu, hasil *accuracy* dan *confusion matrix* digunakan dalam membandingkan model yang dilatih sebelumnya. *Accuracy* merupakan rasio prediksi yang benar terhadap keseluruhan data gambar yang dilatih, sedangkan *confusion matrix* merupakan alat pengukur performa model yang sering digunakan pada *machine learning* [17] dalam permasalahan klasifikasi biner maupun *multiclass*. Kolom *confusion matrix* menunjukkan hasil *class* prediksi, sedangkan baris *confusion matrix* menunjukkan hasil *class* sebenarnya sehingga dapat digunakan dalam menghitung seluruh kemungkinan pada masalah klasifikasi. Ada tiga jenis *confusion matrix* yaitu *precision*, *recall*, dan *f1 score*. Hasil *accuracy* menunjukkan perbandingan antara data *train* dan *test*, sedangkan *confusion matrix* dilakukan untuk melihat performa pada data *test* dan *valid*. *accuracy* dan *confusion matrix* tersajikan pada persamaan rumus (1), (2), (3), dan (4).

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \tag{1}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{2}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{3}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{4}$$

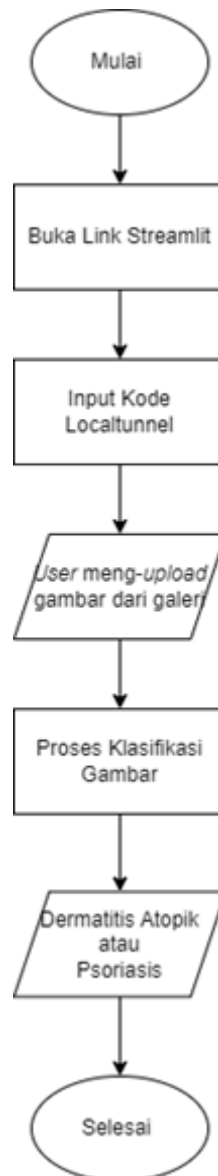
2.8. Streamlit

Software yang digunakan untuk melakukan proses *deployment* pada penelitian ini adalah *streamlit*. *Streamlit* adalah sebuah python *framework* untuk membangun aplikasi web di bidang data *science* [18]. *Streamlit* menyediakan berbagai fitur seperti *checkbox*, *text input*, *selectbox*, dan banyak lagi fitur yang dapat digunakan untuk mengontrol aplikasi web yang akan dibuat. Pada pemilihan bentuk *deployment* menggunakan *Local Deployment* dengan melakukan *install streamlit*. Penggunaan *streamlit* pada penelitian ini dikarenakan *streamlit* sendiri memiliki banyak manfaat diantaranya sederhana, mudah dipelajari, *rapid prototyping*, interaktif, *responsive*, integrasi dengan *pandas*, *deploy* dengan mudah, *open source*, dan mendukung untuk *Machine Learning* (ML). Tidak hanya itu, *streamlit* juga memudahkan dalam pengembangan yaitu deklaratif, terdapat *widget* dan elemen *User Interface* (UI) bawaan, *update* otomatis, peningkatan dengan *library* eksternal, dokumentasi yang baik, fleksibilitas dan kustomisasi, serta siklus pengembangan yang cepat. Oleh karena itu, pada penelitian ini menggunakan *local deployment* yang mampu memberikan kemudahan dalam pengembangan dan pengujian.

2.9. Analisis Sistem

Tahap ini merupakan analisis untuk menetapkan alur kerja pengembangan *streamlit* yang akan dibuat dalam *flowchart*. *Flowchart* dari *streamlit* dapat dilihat pada Gambar 5. Gambar 5 merupakan *flowchart* *streamlit* yang menerangkan alur kerja aplikasi web dalam mengklasifikasikan gambar kulit yang teridentifikasi penyakit dermatitis atopik dan psoriasis. Adapun tahapan alur kerja *streamlit* adalah (a) pertama *user* mengakses *link* *streamlit* dari *creator* web; (b) Lalu *user* memasukkan kode *localtunnel* untuk dapat menampilkan *dashboard* dari

aplikasi web tersebut; (c) Pada fitur *upload* gambar, *user* memasukkan gambar kulit yang ingin diklasifikasikan; (d) Setelah gambar kulit terproses maka hasil prediksi akan mengklasifikasikan apakah gambar tersebut terkategori *class* dermatitis atopik atau psoriasis yang mana tulisan prediksi berwarna hijau pada sisi kiri dan sisi kanan akan menampilkan label prediksi, penjelasan penyakit, dan faktor penyebabnya.



Gambar 5. Flowchart Streamlit

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Temuan pada penelitian ini adalah menambahkan *dropout*, mengatur beberapa konfigurasi parameter, serta melakukan perbandingan dengan memangkas gambar secara manual dan menggunakan *coding*. Adapun hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan model arsitektur ResNet-50, yang mampu mencapai nilai *accuracy* lebih tinggi dibandingkan model arsitektur lainnya. Meskipun *accuracy* yang diperoleh pada penelitian ini sedikit lebih rendah dibandingkan hasil sebelumnya. Namun penelitian ini memperkuat temuan sebelumnya dan menunjukkan bahwa penggunaan teknik tambahan seperti *dropout* dan optimisasi parameter telah berhasil meminimalkan *overfitting* pada pengujian model. Setelah melakukan penelitian terhadap beberapa konfigurasi model yang dilakukan seperti pada Tabel 2.

3.1. Hasil Accuracy

Hasil *accuracy* pada penelitian ini didapatkan setelah melakukan proses *training* terhadap dataset yang telah dilatih sebelumnya. Adapun keseluruhan konfigurasi dilakukan dengan *epoch* sebanyak 10 kali dengan *learning rate* = 0,001 dan ratio model dengan perbandingan 80%:10%:10% serta menggunakan *optimizer* SGD. Dikarenakan dalam proses *training* melakukan beberapa konfigurasi model maka setiap skenario yang dijalankan menghasilkan nilai pada Tabel 3. Tabel 3 menunjukkan bahwa skenario 1 merupakan model dengan hasil *accuracy* yang tinggi yaitu 92,75% untuk *train accuracy* dan 88,00% untuk *test accuracy*. Pada skenario 1 model mengalami *overfitting* namun terkategori minim karena berjarak sekitar 4,75% untuk *plot accuracy* dan 11,79% untuk *plot loss*. Namun, jika dilihat dari terminim *overfitting* maka skenario 2 unggul dengan jarak sekitar 3,75% untuk *plot accuracy* dan 5,54% untuk *plot loss*. Oleh karena itu, selain melihat hasil *accuracy* penelitian ini juga melakukan *confusion matrix* untuk menentukan model terbaik dalam mengklasifikasikan dermatitis atopik dan psoriasis.

Tabel 3. Hasil Accuracy Setiap Konfigurasi Model

Percobaan	Epochs	Train Acc	Test Acc	Train Loss	Test Loss
Skenario 1	10/10	92,75%	88,00%	22,48%	34,45%
Skenario 2	10/10	85,75%	82,00%	32,21%	37,75%
Skenario 3	10/10	89,50%	74,00%	24,73%	48,35%
Skenario 4	10/10	88,25%	82,00%	29,53%	36,43%
Skenario 5	9/10	90,00%	82,00%	30,85%	34,02%
Skenario 6	10/10	91,25%	82,00%	23,84%	34,89%
Skenario 7	10/10	87,00%	76,00%	27,45%	52,28%

3.2. Confusion Matrix

score yang mana dilakukan ke semua percobaan untuk menemukan konfigurasi terbaik dalam mengklasifikasikan dermatitis atopik (eksim) dan psoriasis. Berdasarkan hasil *confusion matrix* pada Tabel 4 sampai Tabel 10 dapat diketahui nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1 score* dari setiap konfigurasi pada Tabel 11. Berdasarkan Tabel 11 menunjukkan bahwa performa terbaik dari setiap konfigurasi adalah model skenario 1 dengan *accuracy* = 0,88 dan nilai *precision*, *recall*, serta *f1 score* berada diantara angka 0,80–0,96. Selain dari hasil *confusion matrix* yang unggul, skenario 1 juga memiliki hasil *accuracy* yang tinggi dan minim *overfitting* dengan nilai 92,75% untuk *train accuracy* dan 88,00% untuk *test accuracy* sehingga menjadikan model skenario 1 sebagai model terbaik dalam mengklasifikasikan dermatitis atopik dan psoriasis. Dalam proses *preprocessing* skenario 1 menggunakan parameter berupa *resize* (224, 224), *horizontal flip*, *vertical flip*, dan *color jitter* untuk data *train* dan *resize* (224, 224) untuk data *test*. Selain itu, modifikasi model yang dilakukan yaitu menambahkan *dropout* dengan $p = 0,2$. Selanjutnya dataset dilatih menggunakan algoritma CNN dengan model arsitektur ResNet-50 sehingga menghasilkan evaluasi model.

Tabel 4. Hasil Confusion Matrix Skenario 1

	Actually Positive	Actually Negative
Predicted Eksim	20 (TP)	5 (FP)
Predicted Psoriasis	1 (FN)	24 (TN)

Tabel 5. Hasil Confusion Matrix Skenario 2

	Actually Positive	Actually Negative
Predicted Eksim	18 (TP)	7 (FP)
Predicted Psoriasis	2 (FN)	23 (TN)

Tabel 6. Hasil Confusion Matrix Skenario 3

	Actually Positive	Actually Negative
Predicted Eksim	13 (TP)	12 (FP)
Predicted Psoriasis	1 (FN)	24 (TN)

Tabel 7. Hasil *Confusion Matrix* Skenario 4

	<i>Actually Positive</i>	<i>Actually Negative</i>
<i>Predicted</i> Eksim	19 (TP)	6 (FP)
<i>Predicted</i> Psoriasis	3 (FN)	22 (TN)

Tabel 8. Hasil *Confusion Matrix* Skenario 5

	<i>Actually Positive</i>	<i>Actually Negative</i>
<i>Predicted</i> Eksim	19 (TP)	6 (FP)
<i>Predicted</i> Psoriasis	3 (FN)	22 (TN)

Tabel 9. Hasil *Confusion Matrix* Skenario 6

	<i>Actually Positive</i>	<i>Actually Negative</i>
<i>Predicted</i> Eksim	23 (TP)	2 (FP)
<i>Predicted</i> Psoriasis	7 (FN)	18 (TN)

Tabel 10. Hasil *Confusion Matrix* Skenario 7

	<i>Actually Positive</i>	<i>Actually Negative</i>
<i>Predicted</i> Eksim	23 (TP)	2 (FP)
<i>Predicted</i> Psoriasis	10 (FN)	15 (TN)

Tabel 11. Hasil *Accuracy, Precision, Recall, dan F1 score* dari setiap skenario

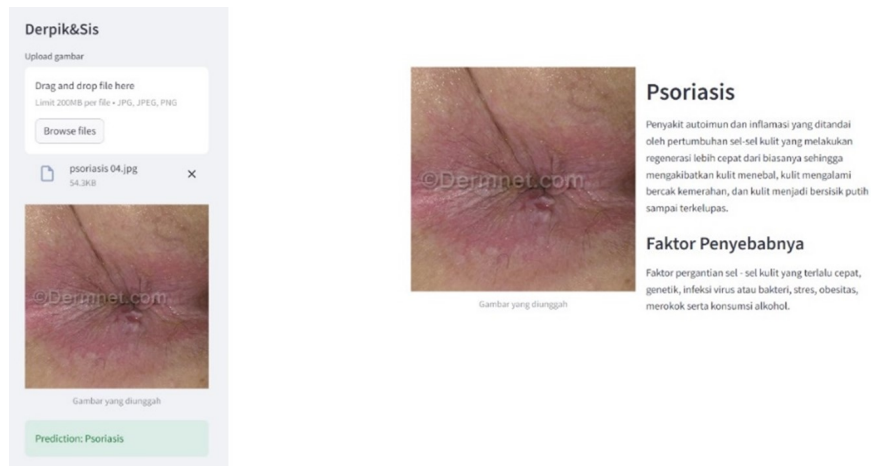
Konfigurasi	Penyakit	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
Skenario 1	Eksim	0,88	0,95	0,80	0,87
	Psoriasis		0,83	0,96	0,89
Skenario 2	Eksim	0,82	0,90	0,72	0,80
	Psoriasis		0,77	0,92	0,84
Skenario 3	Eksim	0,74	0,93	0,52	0,67
	Psoriasis		0,67	0,96	0,79
Skenario 4	Eksim	0,82	0,86	0,76	0,81
	Psoriasis		0,79	0,88	0,83
Skenario 5	Eksim	0,82	0,83	0,80	0,82
	Psoriasis		0,81	0,84	0,82
Cropping Kode Program	Eksim	0,82	0,77	0,92	0,84
	Psoriasis		0,90	0,72	0,80
MobileNetV2	Eksim	0,76	0,70	0,92	0,79
	Psoriasis		0,88	0,60	0,71

3.3. Streamlit

Pemilihan untuk menggunakan streamlit adalah dikarenakan kemudahan penggunaan, kecepatan pengembangan dan kebutuhan spesifik penelitian. Gambar 6 dan 7 menunjukkan tampilan ketika proses klasifikasi terprediksi. Gambar 6 merupakan hasil prediksi yang menunjukkan gambar yang diunggah terkategori penyakit kulit dermatitis atopik. Sedangkan Gambar 7 merupakan hasil prediksi yang menunjukkan gambar terkategori penyakit kulit psoriasis.



Gambar 6. Hasil Prediksi Dermatitis Atopik



Gambar 7. Hasil Prediksi Psoriasis

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa pengujian terbaik diperoleh pada model skenario 1, dengan accuracy sebesar 92,75% untuk accuracy train dan 88,00% untuk accuracy test. Selain itu, hasil confusion matrix menunjukkan nilai accuracy untuk data valid sebesar 88%, serta nilai precision, recall, dan f1 score untuk dermatitis atopik masing-masing sebesar 95%, 80%, dan 87%. Untuk psoriasis, nilai precision, recall, dan f1 score masing-masing adalah 83%, 96%, dan 89%. Dengan demikian, model ini mampu mengklasifikasikan gambar antara dermatitis atopik dan psoriasis dengan baik. Penelitian selanjutnya diharapkan dapat menambahkan fitur pemantauan secara real-time menggunakan kamera, selain fitur unggah gambar sebagai variasi sistem ketika pengguna ingin langsung memeriksa kondisi kulit.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. I. Pratiwi dan R. Kamardi, "Pengembangan Sistem Web Sebagai Diagnosa Dini Penyakit Alergi Kulit Dermatitis Atopik Dengan Metode Forward Chaining," *Widyakala Journal : Journal of Pembangunan Jaya University*, vol. 6, no. 2, pp. 167–174, Sep. 2019. DOI: [10.36262/widyakala.v6i2.219](https://doi.org/10.36262/widyakala.v6i2.219).
- [2] B. Bakhtiar, "Faktor Risiko, Diagnosis, Dan Tatalaksana Dermatitis Atopik Pada Bayi Dan Anak," *Maranatha Journal of Medicine and Health*, vol. 9, no. 2, p. 151 511, 2010.
- [3] A. R. Heriyanto *et al.*, "Optimalisasi Kesadaran Penanganan Penyakit Kulit di Rutan I Bandung," *Medic Nutricia : Jurnal Ilmu Kesehatan*, vol. 2, no. 1, pp. 100–110, Jan. 2024. DOI: [10.5455/nutricia.v2i1.2234](https://doi.org/10.5455/nutricia.v2i1.2234).
- [4] F. D. K. Dewi, "Terapi pada Psoriasis," *Jurnal Medika Hutama*, vol. 2, no. 2, pp. 631–641, Jan. 2021.
- [5] A. Izzati dan O. T. Waluya, "Gambaran Penerimaan Diri pada Penderita Psoriasis," *Jurnal Psikologi*, vol. 10, no. 02, Dec. 2012.
- [6] D. Padilla *et al.*, "Differentiating Atopic Dermatitis and Psoriasis Chronic Plaque using Convolutional Neural Network MobileNet Architecture," in *2019 IEEE 11th International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment, and Management (HNICEM)*, Laoag, Philippines: IEEE, Nov. 2019, pp. 1–6. DOI: [10.1109/HNICEM48295.2019.9073482](https://doi.org/10.1109/HNICEM48295.2019.9073482).
- [7] T. Tukar dan P. Bhavana, "Deteksi dan Klasifikasi Penyakit Kulit," pp. 1096–1101, 2021.
- [8] C. Umam dan L. B. Handoko, "Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Identifikasi Karakter Hiragana," in *Semnas LPPM Univeritas Muhammadiyah Purwokerto*, Purwokerto: LPPM Univeritas Muhammadiyah Purwokerto, 2020, pp. 527–533.

- [9] F. Nashrullah, S. A. Wibowo, dan G. Budiman, "The Investigation of Epoch Parameters in ResNet-50 Architecture for Pornographic Classification: Investigasi Parameter Epoch Pada Arsitektur ResNet-50 Untuk Klasifikasi Pornografi," *Journal of Computer, Electronic, and Telecommunication*, vol. 1, no. 1, pp. 1–8, Jul. 2020. DOI: [10.52435/complete.v1i1.51](https://doi.org/10.52435/complete.v1i1.51).
- [10] S. F. Aijaz *et al.*, "Deep Learning Application for Effective Classification of Different Types of Psoriasis," *Journal of Healthcare Engineering*, vol. 2022, K. Hasikin, Ed., pp. 1–12, Jan. 2022. DOI: [10.1155/2022/7541583](https://doi.org/10.1155/2022/7541583).
- [11] D. M. R. Sari *et al.*, "Dermatitis Atopic and Psoriasis Skin Disease Classification by using Convolutional Neural Network," *Computer Engineering and Applications Journal*, vol. 12, no. 1, pp. 1–10, Feb. 2023. DOI: [10.18495/comengapp.v12i1.419](https://doi.org/10.18495/comengapp.v12i1.419).
- [12] M. Sharma *et al.*, "Detection and Diagnosis of Skin Diseases Using Residual Neural Networks (RESNET)," *International Journal of Image and Graphics*, vol. 21, no. 05, p. 2140002, Dec. 2021, Publisher: World Scientific Publishing Co. DOI: [10.1142/S0219467821400027](https://doi.org/10.1142/S0219467821400027).
- [13] F. A. Febriyanti, "Image Processing dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk Deteksi Penyakit Kulit Pada Manusia," *Kohesi: Jurnal Sains dan Teknologi*, vol. 3, no. 10, pp. 21–30, Jun. 2024, Number: 10. DOI: [10.3785/kohesi.v3i10.4088](https://doi.org/10.3785/kohesi.v3i10.4088).
- [14] E. Oktafanda, "Klasifikasi Citra Kualitas Bibit dalam Meningkatkan Produksi Kelapa Sawit Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Jurnal Informatika Ekonomi Bisnis*, vol. 4, no. 3, pp. 72–77, Aug. 2022. DOI: [10.37034/infeb.v4i3.143](https://doi.org/10.37034/infeb.v4i3.143).
- [15] P. Winardi dan E. Setyati, "Identifikasi Jenis Daging dengan Menggunakan Algoritma Convolution Neural Network," *Journal of Information System, Graphics, Hospitality and Technology*, vol. 3, no. 2, pp. 82–88, Dec. 2021. DOI: [10.37823/insight.v3i02.178](https://doi.org/10.37823/insight.v3i02.178).
- [16] N. D. Miranda, L. Novamizanti, dan S. Rizal, "Convolutional Neural Network pada Klasifikasi Sidik Jari Menggunakan ResNet-50," *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 1, no. 2, pp. 61–68, Dec. 2020. DOI: [10.20884/1.jutif.2020.1.2.18](https://doi.org/10.20884/1.jutif.2020.1.2.18).
- [17] L. Hakim *et al.*, "Klasifikasi Citra Motif Batik Banyuwangi Menggunakan Convolutional Neural Network," *Jurnal Teknoinfo*, vol. 17, no. 1, p. 203, Jan. 2023. DOI: [10.33365/jti.v17i1.2342](https://doi.org/10.33365/jti.v17i1.2342).
- [18] W. Hastomo *et al.*, "Metode Pembelajaran Mesin untuk Memprediksi Emisi Manure Management," *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, vol. 11, no. 2, pp. 131–139, May 2022. DOI: [10.22146/jnteti.v11i2.2586](https://doi.org/10.22146/jnteti.v11i2.2586).