



IMAGE PROCESSING DENGAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK DETEKSI PENYAKIT KULIT PADA MANUSIA

Farah Afi Febriyanti

Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Ponorogo

Farahafi999@gmail.com

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan metode deteksi penyakit kulit pada manusia menggunakan teknologi image processing dengan Convolutional Neural Network (CNN). Pendekatan ini memanfaatkan dataset citra penyakit kulit dari Kaggle yang telah dibagi menjadi data pelatihan dan data validasi. Proses metodologi melibatkan tahapan pengumpulan data, image processing, dan desain model CNN. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN mampu mengidentifikasi berbagai jenis penyakit kulit dengan akurasi validasi sebesar 96%. Namun, terdapat ruang untuk peningkatan kualitas model dengan mengoptimalkan parameter dan menambahkan lapisan pada arsitektur CNN. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam pengembangan teknologi deteksi penyakit kulit yang dapat diintegrasikan dalam sistem kesehatan untuk diagnosis dini dan penanganan penyakit kulit secara efisien.

Kata kunci: Deteksi Penyakit Kulit; Image Processing; Convolutional Neural Network.

Abstract

This research aims to develop a method for detecting human skin diseases using image processing technology with Convolutional Neural Network (CNN). This approach utilizes a dataset of skin disease images from Kaggle, which has been divided into training and validation data. The methodology involves data collection, image processing, and CNN model design stages. The results show that the CNN model can identify various types of skin diseases with a validation accuracy of 96%. However, there is room for improvement in the model's quality by optimizing parameters and adding layers to the CNN architecture. This study contributes to the development of skin disease detection technology that can be integrated into the healthcare system for early diagnosis and efficient management of skin diseases.

Keywords: skin disease detection; image processing; Convolutional Neural Network.

1. Pendahuluan

Menduduki peringkat ketiga dalam daftar sepuluh besar penyakit yang dialami oleh pasien rawat jalan di seluruh rumah sakit di Indonesia, penyakit kulit tidak boleh dianggap remeh. Beberapa faktor eksternal yang menyebabkan munculnya penyakit kulit adalah kurangnya kesadaran terhadap kebersihan lingkungan sekitar, perubahan iklim ekstrem, kualitas udara, dan alergi terhadap berbagai hal [1]. Namun, kebersihan lingkungan memiliki pengaruh besar terhadap penyakit kulit ini, sebagaimana dikaitkan dengan data dari Badan Pusat Statistik Republik Indonesia tahun 2020 yang menunjukkan peningkatan jumlah penduduk miskin menjadi 26,42 juta jiwa dari 26,07 juta jiwa pada tahun 2019 [2].



Hal ini sejalan dengan laporan dari *World Health Organization* yang menyebutkan bahwa penyakit skabies atau kudis menyerang lebih dari 200 juta orang di seluruh dunia, terutama di negara berkembang beriklim tropis-panas dengan tingkat kepadatan dan kemiskinan penduduk yang tinggi [3].

Di era modern ini, terdapat banyak teknologi canggih yang dapat mendeteksi wajah, benda, jenis, dan lain sebagainya. Pengolahan citra menggunakan *deep learning* lebih tepat dibandingkan dengan *machine learning* [4]. Teknik *deep learning* menunjukkan potensi besar dalam menangani gambar dengan margin yang halus dan berhasil memberikan hasil yang akurat [5]. Salah satu contoh *deep learning* yang digunakan untuk pengenalan citra adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). Dalam melakukan klasifikasi citra, metode CNN adalah salah satu opsi yang paling banyak digunakan. CNN memiliki berbagai macam arsitektur yang dapat digunakan untuk penelitian, seperti *AlexNet*, *GooleNet*, *ResNet*, *VGG*, dan *DenseNet* [6].

Penelitian sebelumnya yang menggunakan metode CNN membahas tentang pengenalan gestur angka pada tangan dengan arsitektur *AlexNet* dan *LeNet*. Dataset citra gestur angka yang digunakan telah melalui tahap *pre-processing*, yang mencakup *thresholding* dan *resizing*. Penelitian ini menggunakan dua *pooling layer*, yaitu *Average Pooling* dan *Max Pooling*, serta mengaplikasikan optimasi SGD, RMSprop, dan Adam. Hasil tertinggi yang dicapai dalam penelitian ini adalah dengan menggunakan arsitektur *LeNet* dengan *Average Pooling* dan *optimizer* RMSprop, yang menghasilkan akurasi dan *f1-score* keseluruhan sebesar 99,49% [7].

Pada penelitian berjudul "Identifikasi Penyakit Kulit Menggunakan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan *K-Nearest Neighbor* (K-NN)" yang melibatkan kelas penyakit campak, jerawat, cacar air, dan dermatitis kontak alergi, akurasi yang diperoleh hanya mencapai 55,26% [8]. Sebaliknya, pada topik "Identifikasi Penyakit Kulit Berdasarkan Kombinasi Segmentasi Warna dan Analisis Tekstur dengan Deteksi *Binary Large Object* (BLOB) menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan-*Learning Vector Quantization*," akurasi rata-rata yang dicapai hanya sebesar 41,42%, dengan kelas yang diteliti meliputi jerawat, cacar air, campak, dermatitis kontak alergi, dan skabies/kudis [9].

Penelitian ini memanfaatkan pengolahan citra untuk mengidentifikasi penyakit kulit, yang dapat mengklasifikasikan kondisi nevus melanostik, melanoma, keratosis, karnisoma, keratosis aktinik, lesi vaskular, dermatofibroma, bisul, dermatitis seboroik, dermatitis atopik, diskoid, herpes, psoriasis, dan kurap menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Metode CNN telah terbukti memberikan performa akurasi tinggi dalam klasifikasi gambar, mengungguli metode *machine learning* lainnya.

2. Tinjauan Pustaka

2.1. Penyakit Kulit

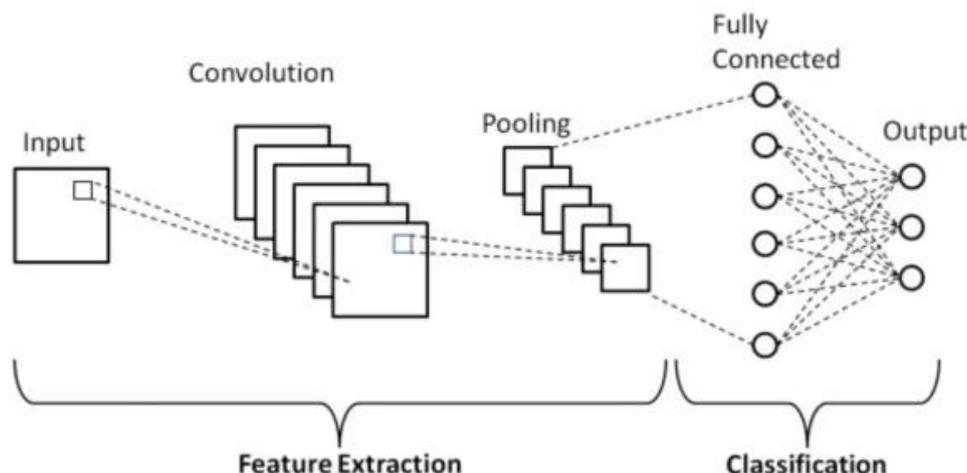
Pada manusia, kulit memiliki beberapa fungsi dan lapisan. Sebagai organ tubuh terbesar, kulit pada orang dewasa umumnya memiliki luas permukaan antara 1,5-2,0 m², dengan ketebalan antara 2-3 mm (bergantung pada letak, usia, dan jenis kelamin), 650 kelenjar keringat, 20 pembuluh darah, serta lebih dari 1.000 ujung saraf di dalamnya.

Berada di bagian paling luar tubuh, kulit sering kali berinteraksi langsung dengan berbagai bakteri, kuman, dan virus. Mengingat peran penting kulit dalam menjalankan fungsinya serta melindungi organ internal tubuh dari cedera maupun serangan organisme penyebab penyakit (*patogen*), kulit harus mendapat prioritas perhatian dari segi kesehatan [12].

2.2. Metode *Convolutional Neural Network*

Penemuan *Convolutional Neural Network* (CNN) pertama kali dilakukan oleh Hubel dan Wiesel yang meneliti korteks visual pada indera penglihatan kucing. CNN secara teknis adalah sebuah arsitektur yang dapat dilatih dan terdiri dari beberapa tahap, yaitu masukan (*input*) dan keluaran (*output*) [10].

Secara teknis, CNN melatih dan menguji setiap gambar masukan melalui serangkaian proses, dimulai dari lapisan konvolusi (*convolutional layer*) yang diikuti oleh *pooling* untuk mengekstraksi fitur dari gambar masukan secara bertahap. Setelah operasi *pooling*, citra di-*flatten* dan kemudian dimasukkan ke dalam proses *fully connected layer* untuk melakukan tugas pengklasifikasian [11]. Arsitektur yang menggambarkan proses-proses yang terjadi pada metode CNN dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Proses Metode *Convolutional Neural Network*

3. Metodologi

3.1. Pengumpulan Data

Untuk mengklasifikasikan penyakit kulit pada manusia, diperlukan gambar atau foto penyakit kulit yang diambil dari dataset di *Kaggle*. Penelitian ini membagi gambar-gambar tersebut menjadi dua kategori: data pelatihan dan data validasi, dengan total 10015 gambar. Gambar-gambar ini, yang berformat jpg, akan digunakan sebagai data pelatihan dan validasi.

Pendekatan yang diterapkan dalam penelitian ini untuk mendeteksi objek mencakup tiga tahapan utama: *input*, *proses*, dan *output*. Pada tahap *input*, data gambar penyakit kulit dikumpulkan dan disiapkan untuk dianalisis. Data ini mencakup berbagai jenis penyakit kulit yang telah dikategorikan dan diberi label sesuai dengan jenisnya.

Selanjutnya, tahap proses melibatkan berbagai langkah pemrosesan citra dan ekstraksi fitur menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Pada tahap ini,



gambar-gambar tersebut melewati serangkaian lapisan konvolusi dan *pooling* untuk mengekstrak fitur-fitur penting. Setelah itu, data yang sudah diproses di-*flatten* dan dimasukkan ke lapisan *fully connected* untuk melaksanakan tugas pengklasifikasian.

Tahap akhir, yaitu *output*, adalah di mana hasil dari proses klasifikasi tersebut dihasilkan. Output ini berupa identifikasi jenis penyakit kulit berdasarkan analisis gambar yang dilakukan sebelumnya. Hasil ini kemudian dievaluasi dan divalidasi untuk memastikan akurasi dan keandalannya. Dengan melalui ketiga tahapan ini, metode yang digunakan dalam penelitian ini bertujuan untuk memberikan deteksi dan klasifikasi penyakit kulit yang lebih akurat dan efisien.

Tabel 1. Dataset Penyakit Kulit

No	Nama Penyakit	Jumlah
1	<i>Melanocytic Nevi (nv)</i>	6705
2	<i>Melanoma (mel)</i>	1113
3	<i>Benign keratosis-like lesions (bkl)</i>	1099
4	<i>Basal cell carcinoma (bcc)</i>	514
5	<i>Actinic keratoses (akiec)</i>	327
6	<i>Vascular lesions (vasc)</i>	217
7	<i>Dermatofibroma (df)</i>	194
8	<i>Furuncle (frncl)</i>	142
9	<i>Seborrheic Dermatitis (dmts)</i>	120
10	<i>Atopic Dermatitis (dmta)</i>	115
11	<i>Discooid Eczema (disez)</i>	105
12	<i>Herpes (herp)</i>	70
13	<i>Psoriasis (psr)</i>	54
14	<i>Ringworm (ring)</i>	50
Jumlah		10015

Tabel 1 menunjukkan 14 kelas dengan total 10.015 gambar. Dalam penelitian ini, data tersebut dibagi menjadi tiga bagian: 85% data, yaitu 8.500 gambar, digunakan sebagai data pelatihan; 10% data, yaitu 1.000 gambar, digunakan sebagai data validasi; dan 5% data, yaitu 515 gambar, digunakan sebagai data uji.

3.2. Image Processing

Pada fase ini, pengolahan gambar penyakit kulit manusia telah selesai dilakukan. Proses tersebut meliputi *resizing*, labeling dataset, pembagian data menjadi data latih, dan data uji.

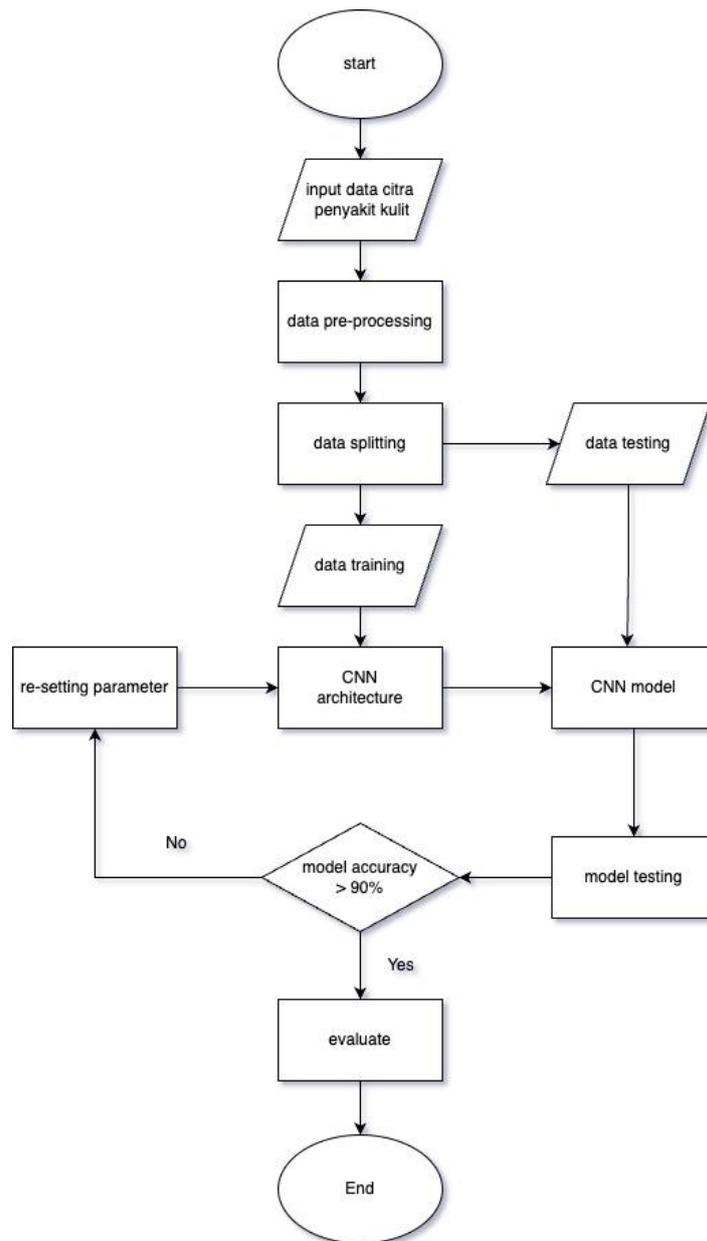
1. Proses *resizing* merupakan langkah awal dalam *preprocessing*, di mana citra dari dataset diubah ukurannya. Citra diubah agar tidak lebih besar dari 224 x 224 piksel secara horizontal dan/atau vertikal. Tujuan dari langkah ini adalah untuk mempermudah dan mempercepat proses pelatihan.



2. Pelabelan dataset, data citra yang telah di-*resize* kemudian diberi label berdasarkan nama *folder* tempat data tersebut disimpan. Misalnya, data dari *folder* "*Herpes*" akan diberi label sesuai dengan nama *folder* tersebut.
3. Pada tahap pembagian data, citra yang telah dilabeli akan diacak dan dibagi sesuai dengan persentase yang telah ditetapkan: 85% untuk data pelatihan, 10% untuk data validasi, dan 5% untuk data uji.
4. Pada tahap pelatihan data, citra yang telah dilabeli dan dibagi sesuai persentase digunakan untuk mengajar model berulang kali hingga proses pelatihan selesai.
5. Pada tahap pengujian dan evaluasi, model yang telah dilatih diuji untuk menilai kemampuannya dalam mengidentifikasi penyakit dengan tepat. Evaluasi dilakukan berdasarkan hasil pengujian yang diperoleh.

3.3. Desain Model *Convolutional Neural Network*

Pada langkah ini, metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dijalankan melalui serangkaian tahapan, termasuk persiapan data, *preprocessing* data, pembagian data, desain arsitektur, penyesuaian parameter, pengujian model, dan evaluasi. Seluruh proses ini dapat direpresentasikan dalam sebuah diagram alir.



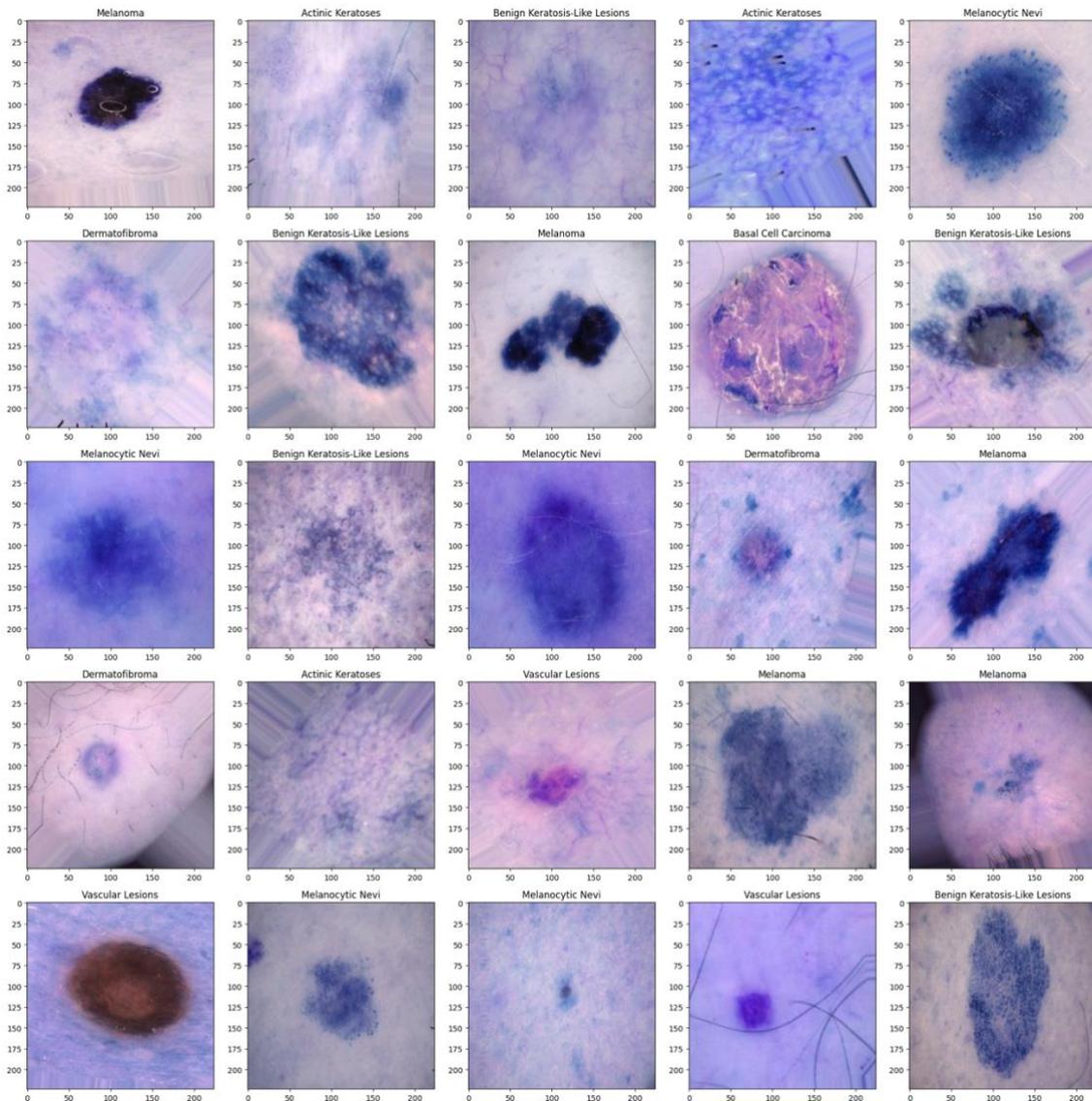
Gambar 2. *Flowchart* Model CNN

Pada *flowchart* yang terdapat dalam Gambar 2, langkah awal melibatkan pengolahan dimensi citra penyakit kulit dengan mengubah ukurannya. Selanjutnya, dataset dibagi menjadi dua bagian, yakni data latih dan data uji. Selama perancangan arsitektur dan model CNN, parameter disesuaikan untuk mencapai tingkat akurasi yang diinginkan. Jika hasil pengujian menunjukkan tingkat akurasi model lebih dari 90%, proses evaluasi dilanjutkan. Namun, jika tingkat akurasi model kurang dari 90%, parameter pada arsitektur CNN disesuaikan kembali hingga mencapai tingkat akurasi di atas 90%.

4. Hasil dan Pembahasan

Bagian ini mengulas analisis hasil penelitian dan temuan terbaru. Eksperimen dan analisis hasil dievaluasi untuk memeriksa kesesuaian dengan hipotesis yang ada, jika ada.

Temuan tersebut dibahas dengan merujuk pada referensi yang relevan yang telah digunakan.



Gambar 3. Dataset Penyakit Kulit yang Berhasil Dimuat

Dataset berhasil diimpor ke *Google Colab* dan disesuaikan ukurannya menjadi 224 x 224 piksel. Selanjutnya, setiap data dilengkapi dengan label yang mencerminkan jenis penyakitnya, sebagaimana terlihat dalam Gambar 3.



Layer (type)	Output Shape	Param #
input_1 (InputLayer)	(None, 224, 224, 3)	0
conv1_pad (ZeroPadding2D)	(None, 225, 225, 3)	0
conv1 (Conv2D)	(None, 112, 112, 32)	864
conv1_bn (BatchNormalization)	(None, 112, 112, 32)	128
conv1_relu (ReLU)	(None, 112, 112, 32)	0
conv_dw_1 (DepthwiseConv2D)	(None, 112, 112, 32)	288
conv_dw_1_bn (BatchNormaliza)	(None, 112, 112, 32)	128
conv_dw_1_relu (ReLU)	(None, 112, 112, 32)	0
conv_pw_1 (Conv2D)	(None, 112, 112, 64)	2048
conv_pw_1_bn (BatchNormaliza)	(None, 112, 112, 64)	256
conv_pw_1_relu (ReLU)	(None, 112, 112, 64)	0
conv_pw_12_relu (ReLU)	(None, 7, 7, 1024)	0
conv_dw_13 (DepthwiseConv2D)	(None, 7, 7, 1024)	9216
conv_dw_13_bn (BatchNormaliz)	(None, 7, 7, 1024)	4096
conv_dw_13_relu (ReLU)	(None, 7, 7, 1024)	0
conv_pw_13 (Conv2D)	(None, 7, 7, 1024)	1048576
conv_pw_13_bn (BatchNormaliz)	(None, 7, 7, 1024)	4096
conv_pw_13_relu (ReLU)	(None, 7, 7, 1024)	0
global_average_pooling2d_1 ((None, 1024)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 1024)	0
dense_1 (Dense)	(None, 14)	14350

Total params: 3,243,214
Trainable params: 3,221,326
Non-trainable params: 21,888

Gambar 4. Parameter Model CNN

Pada gambar 4 di atas menunjukkan penggunaan fungsi aktivasi ReLU saat melatih model CNN untuk mengidentifikasi penyakit pada kulit manusia melalui gambar kulitnya. Proses pelatihan model CNN untuk identifikasi penyakit pada manusia melibatkan total



3.243.214 parameter. Jumlah parameter yang signifikan ini menuntut kalkulasi yang memakan waktu dan tenaga bagi manusia, namun mesin mampu menjalankan perhitungan dengan cepat dan efisien.

```
Epoch 00027: val_top_3_accuracy did not improve from 0.96839
Epoch 28/30
3857/3857 [=====] - 813s 211ms/step - loss: 0.0907 - categorical_accuracy: 0.9672 - top_2_accuracy: 0.9955 - top_3_accuracy: 0.9992 - val_loss: 0.7819 - val_categorical_accuracy: 0.8247 - val_top_2_accuracy: 0.9234 - val_top_3_accuracy: 0.9646

Epoch 00028: val_top_3_accuracy did not improve from 0.96839
Epoch 29/30
3857/3857 [=====] - 816s 212ms/step - loss: 0.0878 - categorical_accuracy: 0.9672 - top_2_accuracy: 0.9957 - top_3_accuracy: 0.9995 - val_loss: 0.7010 - val_categorical_accuracy: 0.8458 - val_top_2_accuracy: 0.9262 - val_top_3_accuracy: 0.9607

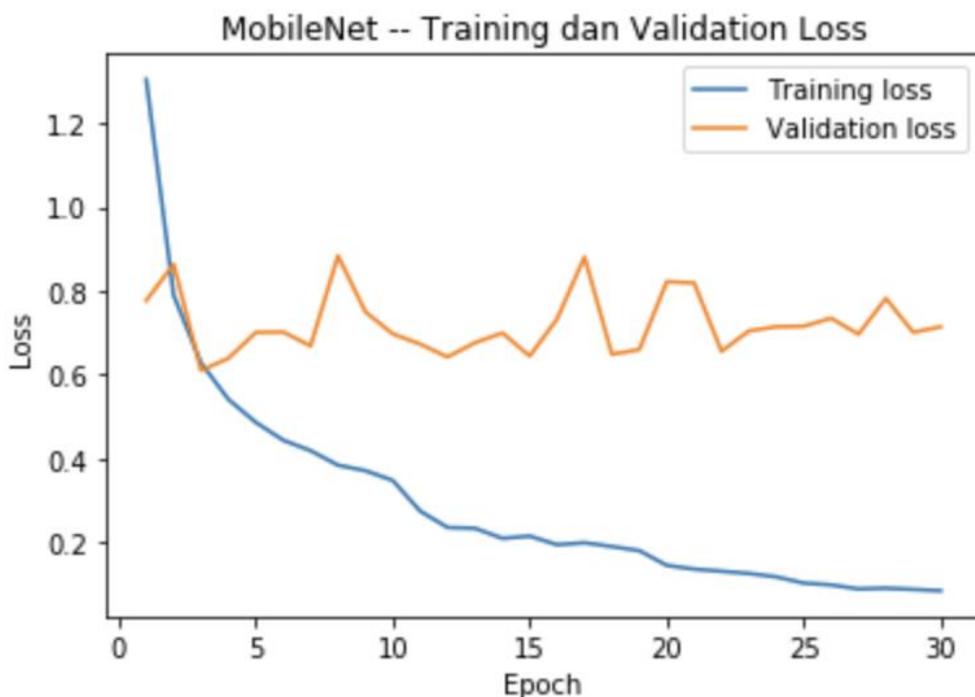
Epoch 00029: val_top_3_accuracy did not improve from 0.96839

Epoch 00029: ReduceLROnPlateau reducing learning rate to 0.0006249999860301614.
Epoch 30/30
3857/3857 [=====] - 821s 213ms/step - loss: 0.0848 - categorical_accuracy: 0.9689 - top_2_accuracy: 0.9959 - top_3_accuracy: 0.9994 - val_loss: 0.7142 - val_categorical_accuracy: 0.8324 - val_top_2_accuracy: 0.9167 - val_top_3_accuracy: 0.9674

Epoch 00030: val_top_3_accuracy did not improve from 0.96839
```

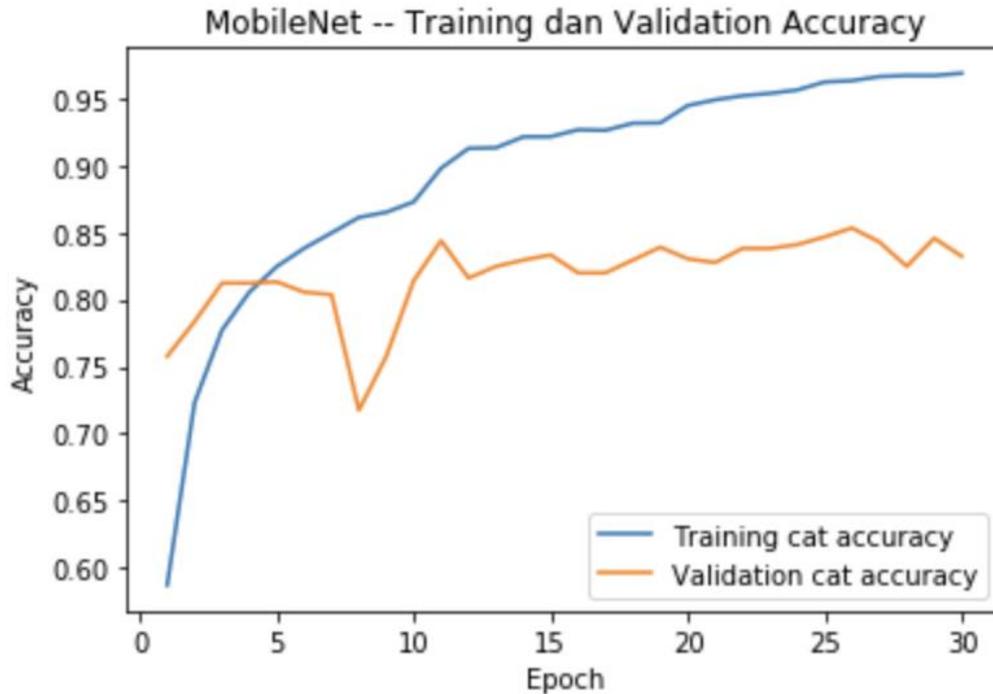
Gambar 5. Hasil *Data Training*

Akurasi validasi 96% menunjukkan bahwa ketika model dievaluasi pada dataset terpisah yang tidak digunakan selama pelatihan atau validasi, model tersebut memprediksi dengan benar sebanyak 99% dari waktu. Ini merupakan hasil yang sangat baik, menandakan bahwa model tersebut efektif dan mampu menggeneralisasi dengan baik ke data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.





Gambar 6. Grafik Model *Training* dan *Validation Loss*



Gambar 7. Grafik Model *Training* dan *Validation Accuracy*

Dari Gambar 6 dan 7, terlihat bahwa proses pelatihan mencapai akurasi sebesar 96% dengan nilai *loss* sebesar 0,08%. Namun, akurasi validasi hanya mencapai 83% dengan nilai *loss* sebesar 71%. Data akurasi menunjukkan bahwa pelatihan selama 30 *epoch* membutuhkan waktu sekitar 13,6 menit. Semakin banyak *epoch* yang digunakan, semakin lama waktu yang dibutuhkan untuk pelatihan.

5. Simpulan

Dalam penelitian ini, penerapan teknologi *image processing* dengan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) membawa kemajuan signifikan dalam deteksi penyakit kulit pada manusia. Metode CNN terbukti efektif dalam mengidentifikasi berbagai jenis penyakit kulit dengan akurasi yang memuaskan, meskipun masih ada ruang untuk peningkatan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN mampu memprediksi penyakit kulit dengan akurasi validasi sebesar 96%, menandakan kemampuannya dalam menggeneralisasi ke data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Namun, akurasi validasi yang lebih rendah dengan *loss* yang tinggi menunjukkan perlunya penyesuaian dan pengembangan lebih lanjut. Oleh karena itu, pengembangan model CNN ini dapat diperluas dengan peningkatan kualitas dataset, penyesuaian parameter, dan penambahan lapisan pada arsitektur model. Selain itu, integrasi teknologi ini dalam sistem kesehatan dapat memberikan manfaat besar dalam diagnosis dini dan pengobatan penyakit kulit, serta memungkinkan akses yang lebih luas bagi masyarakat. Dengan demikian, penelitian ini memberikan landasan penting untuk pengembangan lebih



lanjut dalam bidang deteksi penyakit kulit menggunakan teknologi *image processing* dan metode CNN.

Daftar Referensi

- [1] S. C. Lubis dan D. Yulianto, "Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Konvolusional Neural Network (CNN) Dengan Arsitektur VGG16," *Jurnal Sistem Informasi dan Teknik Komputer*, vol. 8, no. 1, pp. 135-140, 2023.
- [2] B. P. S. Indonesia, "Persentase Penduduk Miskin Maret 2020 naik menjadi 9,78 persen," Badan Pusat Statistik, 15 Juli 2020. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/id/pressrelease/2020/07/15/1744/persentase-penduduk-miskin-maret-2020-naik-%20menjadi-9-78-%20persen.html>. [Diakses 22 Juni 2024].
- [3] W. H. Organization, "Scabies," World Health Organization, Agustus 2020. [Online]. Available: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/scabies>. [Diakses 22 Juni 2024].
- [4] F. Demir, "DeepCoroNet: A deep LSTM approach for automated detection of COVID-19 cases from chest X-ray images," *Applied Soft Computing Journal*, vol. 103, pp. 1-10, 2021.
- [5] A. Jibhakate, P. Parnerkar, S. Mondal, V. Bharambe dan S. Mantri, "Skin Lesion Classification using Deep Learning and Image Processing," *2020 3rd International Conference on Intelligent Sustainable Systems (ICISS)*, pp. 333-340, 2020.
- [6] R. Yohannes dan M. E. Al Rivan, "Klasifikasi Jenis Kanker Kulit Menggunakan CNN-SVM," *Jurnal Algoritme*, vol. 2, no. 2, pp. 133-144, 2022.
- [7] M. E. Al Rivan dan A. Setiawan, "Pengenalan Gestur Angka Pada Tangan Menggunakan Arsitektur AlexNet Dan LeNet Pada Metode Convolutional Neural Network," *Komputika: Jurnal Sistem Komputer*, vol. 11, no. 1, pp. 19-28, 2022.
- [8] F. A. Ganefi, Identifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Dan K-Nearest Neighbor (K-NN), Bandung: Universitas Telkom Bandung, 2020.
- [9] S. A. Prabhata, Identifikasi Penyakit Kulit Berdasarkan Kombinasi Segmentasi Warna Dan Analisis Tekstur Dengan Deteksi Binary Large Object (BLOB) Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan- Learning Vector Quantization, Bandung: Institute Teknologi Telkom Bandung, 2012.
- [10] A. Escontrela, "Convolutional Neural Networks from the ground up," Towards Data Science, 17 Juni 2018. [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/convolutional-neural-networks-from-the-ground-up-c67bb41454e1>. [Diakses 14 Juni 2024].
- [11] P. Raghav, "Understanding of Convolutional Neural Network (CNN) — Deep Learning," Medium.com, 4 Maret 2018. [Online]. Available: <https://medium.com/@RaghavPrabhu/understanding-of-convolutional-neural-network-cnn-deep-learning-99760835f148>. [Diakses 18 Juni 2024].



- [12] M. A. Hanin, R. Patmasari dan R. Y. N. Fu'adah, "Sistem Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 8, no. 1, pp. 273-281, 2021.