

KLASIFIKASI PENYAKIT KULIT MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DENGAN ARSITEKTUR VGG16

Supirman¹, Chairisni Lubis*², Danu Yulianto³

^{1,2}Universitas Tarumanagara Jakarta, ³Rumah Sakit Tiara Tangerang

e-mail: ¹ali.aloosh1986@gmail.com, ²chairisnil@fti.untar.ac.id, ³danuyulianto@yahoo.com

Pada penelitian ini, fokus utama adalah mengklasifikasikan penyakit kulit menjadi 7 jenis yaitu dermatitis, campak, herpes, psoriasis, cacar air, kurap dan kutil. Metode yang digunakan adalah deep learning Convolutional Neural Network (CNN) yang merupakan bagian dari Artificial Intelligence (AI). Deep learning merupakan ilmu berbasis jaringan saraf tiruan yang mengajarkan komputer untuk melakukan tindakan yang dianggap alami oleh manusia. Data yang digunakan dalam perancangan ini adalah data citra 7 jenis penyakit kulit yaitu cacar air, campak, dermatitis, herpes, kurap, kutil dan psoriasis. Setelah seorang pakar memeriksa keseluruhan data, jumlah yang dapat digunakan dalam melatih kedua model arsitektur VGG16 dan MobileNet dengan 1.410 data citra. Data citra penyakit kulit berbasis mobile pada epoch 100 dengan tingkat Akurasi 82,14%, Precision 83%, Recall 82% dan F1-Score 82%, metode algoritma CNN memberikan hasil yang bagus dan dapat digunakan dalam pengujian data citra klasifikasi penyakit kulit berbasis mobile.

Kata Kunci : Klasifikasi, Convolutional Neural Network, Penyakit Kulit, Python.

I. PENDAHULUAN

Kulit merupakan organ tubuh pada manusia yang sangat penting karena terletak di bagian luar tubuh dan digunakan untuk menerima rangsangan dari luar seperti sentuhan, rasa sakit dan pengaruh lainnya. Tidak menjaga kesehatan kulit dapat memicu timbulnya berbagai penyakit kulit, sehingga perlu menjaga kesehatan kulit sejak dini agar terhindar dari penyakit[1].

Berdasarkan data profil kesehatan Indonesia menunjukkan bahwa distribusi pasien rawat jalan dengan kasus penyakit kulit dan jaringan subkutan lainnya pada tahun 2009 berada pada peringkat ke 3 dari 10 besar penyakit dengan jumlah kunjungan 371.673 dan total kasus sebanyak 247.256. Penyakit kulit seringkali dianggap hal yang ringan, karena sifatnya yang cenderung tidak berbahaya dan tidak menyebabkan kematian[2].

Dalam percobaan analisa sistem ini, yang menjadi focus utama adalah mengklasifikasikan penyakit kulit

kedalam 7 jenis yaitu dermatitis, campak, herpes, psoriasis, cacar air, kurap dan kutil. Dengan berkembangnya teknologi, maka dilakukan penelitian terhadap penyakit kulit sesuai dengan klasifikasinya untuk membantu lebih awal dan swamedikasi untuk masyarakat yang minim dengan akses kesehatan dan membantu pihak lainnya yang malu memeriksakan penyakit kulit yang diderita pada bagian areal sensitive (vital) dan para ahli medis dalam melakukan pemeriksaan penyakit kulit. Namun hasil pendeteksian yang dilakukan pada penelitian sebelumnya masih memiliki tingkat keakuratan 75% pada klasifikasi penyakit kulit menggunakan algoritma Naïve Bayes[3], maka dikembangkan sistem yang dapat mengklasifikasikan jenis penyakit kulit serta meningkatkan tingkat keakuratan pada penelitian sebelumnya. Sehingga dengan adanya bantuan teknologi komputer diharapkan penyakit yang menyerang kulit tubuh manusia dapat diketahui secara dini dan hal tersebut dapat memperkecil terjadinya penyakit yang lebih berbahaya.

Sistematika penulisan pada makalah ini adalah metode penelitian, pelatihan model, hasil pembahasa, kesimpulan dan saran.

II. LANDASAN TEORI

Pada penelitian ini, model klasifikasi yang dirancang dengan menggunakan metode algoritma deep learning yang disebut dengan Convolutional Neural Network (CNN). Sistem yang dibangun untuk mengklasifikasikan jenis penyakit kulit berdasarkan kelas nya.

A. Dataset

Pada penelitian ini, dataset yang digunakan adalah kumpulan data citra penyakit kulit yang bersumber dari Kaggle dan pakar penyakit kulit. Dataset tersebut berisi 7 jenis penyakit kulit seperti Dermatitis, Campak, Herpes, Kutil, Cacar Air, Kurap dan Psoriasis yang berjumlah 1.456 dalam bentuk citra yang memiliki format Joint Photographic Group (JPG).

Jenis Penyakit Kulit	Jumlah
Dermatitis	128
Campak	128

Herpes	128
Kutil	128
Cacar Air	128
Kurap	128
Psoriasis	128
Total	1.456
Pelatihan	1400
Pengujian	56

Tabel 1 Citra Tanaman Anggrek

B. Bentuk Penelitian

Bentuk penelitian pada proposal ini adalah klasifikasi penyakit kulit dengan Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur Vgg16 dan MobileNet. Dengan menerima citra input adalah data citra, menentukan aspek dan objek apa saja yang dapat digunakan mesin untuk mempelajari dan membedakan antara gambar satu dengan gambar yang lainnya.

C. Citra Penyakit Kulit

Pada penelitian ini, dataset yang digunakan adalah kumpulan data citra 7 jenis penyakit kulit dapat dilihat pada Gambar 1.



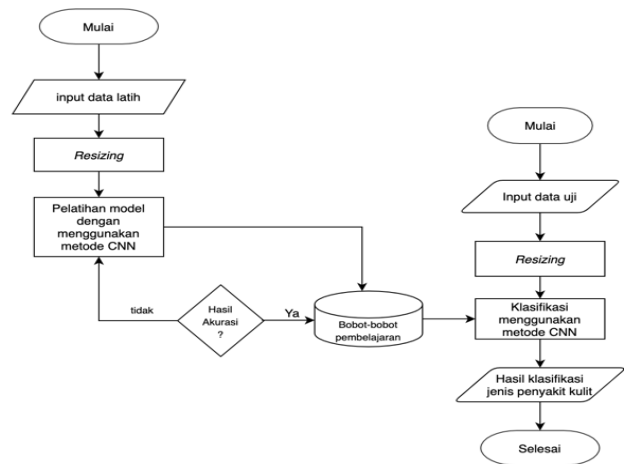
Gambar 2. Citra jenis-jenis penyakit kulit
Sumber : [4]

D. Pre-Processing

Pada penelitian ini pre-processing yang dilakukan hanya melewati satu tahapan yaitu resize (mengubah resolusi) pada citra digital penyakit kulit dari ukuran sebelumnya yaitu menjadi 224 x 224. Tujuan dilakukannya preprocessing agar memudahkan proses tahapan selanjutnya.

E. Flowchart

Bagan alur sistem dari penelitian ini adalah menampilkan tahapan-tahapan dan langkah serta keputusan untuk melakukan suatu proses program yang dijalankan. Tahapan pada analisa sistem secara umum dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 1. Skema Alur Sistem

III. METODE PENELITIAN

A. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network adalah salah satu metode deep learning dari pengembangan Multi Layer Perceptron (MLP) yang didesain untuk mengolah data dua dimensi yang termasuk dalam jenis Deep Neural Network karena, dalamnya tingkat pada jaringan banyak diimplementasikan dalam pengolahan data berupa citra, suara dan text[5]. Arsitektur CNN terdiri dari beberapa bagian utama yaitu convolution layer, yang merupakan layer pertama yang berisikan serangkaian filter dengan ukuran tetap yang akan digunakan untuk mengkonvolusi data yang keluaran dari lapisan ini adalah feature maps yang dapat digunakan untuk mengklarifikasi lebih dari dua kelas yang perhitungannya outputnya dapat dilakukan pada persamaan (1)[6].

$$(I * K)_{ij} = \sum_{m=0}^{k_1-1} \sum_{n=0}^{k_2-1} I(i+m, j+n)K(m, n)$$

Dengan semua besaran disajikan penjelasannya pada persamaan, bahwa:

$[(I*K)]_{ij}$ = Hasil konvolusi di posisi i, j

I=Input/masukan

K=Kernel/filter

Sebelum masuk ke pooling layer, feature maps akan di proses oleh fungsi aktivasi ReLU yang bekerja untuk mengubah isi neuron pada feature maps yang memiliki nilai negative menjadi nilai nol (0)[6], yang dapat dilihat pada persamaan (2).

$$f(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x < 0 \\ x, & \text{if } x \geq 0 \end{cases} \quad (2)$$

$f(x)$ = Hasil keluaran fungsi ReLU

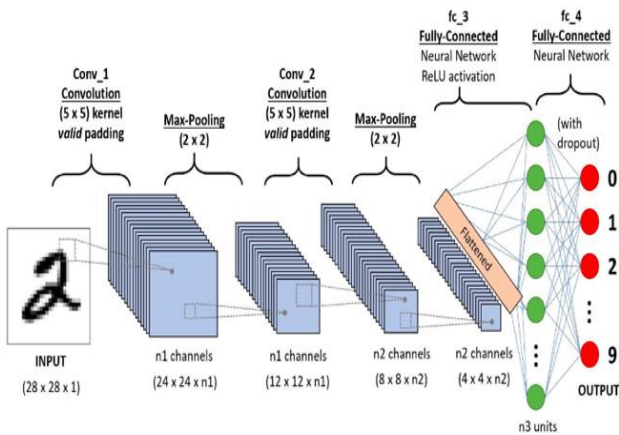
x = Nilai masukan fungsi ReLU

Pooling layer berfungsi untuk mereduksi dimensi dari peta fitur yang akan digunakan pada layer berikutnya. Pada layer ini, tugas utama dari pooling layer adalah sub-

sampling dari feature map. Map tersebut dihasilkan dengan mengikuti operasi konvolusi yang mengurangi dimensi dari feature map berukuran besar membuat menjadi kecil sehingga mempercepat komputasinya[7].

Fully connected layer yang merupakan lapisan terakhir yang merupakan kumpulan dari proses konvolusi mempunyai tujuan untuk melakukan transformasi pada dimensi data agar dapat di klasifikasikan secara linier. Cara kerja dari layer ini terdapat fungsi sigmoid yang bertujuan untuk menghitung nilai probabilitas dari setiap label, Lalu hasil output dihitung oleh fungsi aktivasi sigmoid sehingga dapat ditemukan kelas yang memiliki nilai probabilitas tertinggi sebagai input[8].

Dengan demikian, model CNN dapat mempelajari data secara layer-by-layer sampai representasi kompleks dapat terbentuk. Arsitektur CNN dapat dilihat pada gambar 6.



Gambar 2. Arsitektur CNN Sumber: [9]

Arsitektur sistem model dilakukan pada 2 arsitektur CNN yaitu Vgg16 dan Mobilenet untuk melakukan perbandingan hasil klasifikasi dan waktu komputasi.

B. Visual Geometry Group (VGG)

Visual Geometry Group (VGG) merupakan salah satu model arsitektur CNN yang diusul oleh K. Simonyan dan A. Zisserman dari Universitas Oxford pada kompetisi ILSVRC-2014. Arsitektur VGG16 berarti memiliki 16 kedalaman layer pada konfigurasi seperti pada gambar 8.

“Klasifikasi Kanker Kulit menggunakan Metode Convolutional Neural Network dengan Arsitektur Vgg16” yang dilakukan oleh Regita Agustina dan kawan-kawan. Penelitian ini menggunakan arsitektur Vgg16 untuk klasifikasi 4 jenis penyakit kanker kulit yaitu melanoma, karsinoma sel skuamosa, dermatofibroma dan nevus pigmentosus yang berdasarkan dari jaringan kanker mendapatkan nilai akurasi diperoleh sebesar 99,70%[10].

C. MobileNet

MobileNet merupakan sebuah model arsitektur CNN yang didesain efisien dengan 2 set hyper-parameters untuk membangun model yang sangat kecil dan latensi rendah yang akan dengan mudah diimplementasikan sesuai kebutuhan mobile dan embedded applications. MobileNet dibuat berdasarkan depthwise separable convolutions untuk mengurangi komputasi di layer awal. Mobilenet adalah Salah satu arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang dikembangkan oleh Google

pada tahun 2017 dalam sebuah paper yang berjudul "mobilenets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications" untuk digunakan dalam aplikasi pada perangkat mobile atau perangkat yang memiliki keterbatasan komputasi.

“Penerapan metode MobileNet untuk klasifikasi citra penyakit kanker paru-paru” yang dilakukan oleh Umi Khultsum dan kawan-kawan. Penelitian ini mendapatkan hasil klasifikasi pada citra kanker paru-paru dengan mengetahui tingkat keakuratan yang diperoleh dari hasil menerapkan metode CNN menggunakan arsitektur MobileNet yang telah dimodifikasi dilengkapi dengan tahapan preprocessing yaitu proses segmentasi menggunakan K-Means dengan hasil akurasi 96,70%. Akurasi tersebut menunjukkan bahwa metode MobileNet dapat dengan baik mengklasifikasi citra Kanker paru-paru kedalam 3 kelas, yaitu kelas Benjin Cases, kelas Malignant Cases, dan kelas Normal Cases[11].

D. Hasil Peetitian

Dalam penelitian ini, didapatkan hasil model yang dilatih pada tabel 3 dan tabel 4. Proses pelatihan terbaik untuk arsitektur Vgg16 dan MobileNet adalah pada percobaan kedua dengan masing-masing 100 epoch dengan parameter seperti pada Tabel 2. Gambar 5 dan Gambar 8 merupakan riwayat pelatihan terbaik untuk masing-masing model arsitektur.

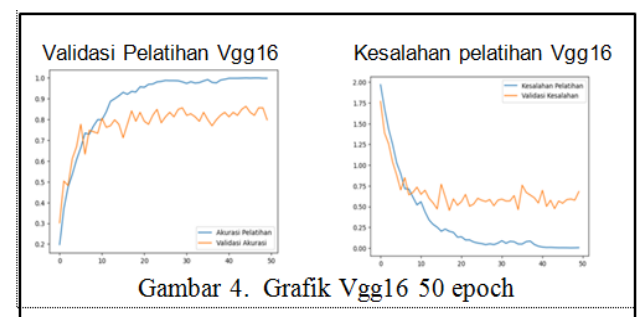
No	Parameter	Nilai
1	DropOut	0.7
2	Base_Learning Rate	0.0001
3	Optimizers	Adam
4	Batch Size	128
5	Loss Function	Categorical crossentropy

Parameter Arsitektur CNN Tabel 2.1

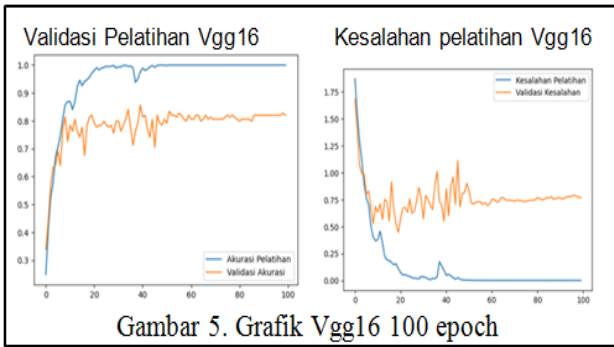
Pada tabel 2.1 menjelaskan parameter yang digunakan untuk mendapatkan hasil implementasi pada klasifikasi penyakit kulit dengan menggunakan 2 arsitektur CNN yaitu Vgg16 dan MobileNet. Proses pelatihan pertama dengan model arsitektur Vgg16 yang dilakukan beberapa kali iterasi percobaan dengan nilai epoch yang berbeda seperti pada Tabel 2.2.

Data	Skenario Epoch	Akurasi (%)	Waktu (menit)
1400	50	86.33	27
1400	100	86.61	44
1400	200	85.61	72

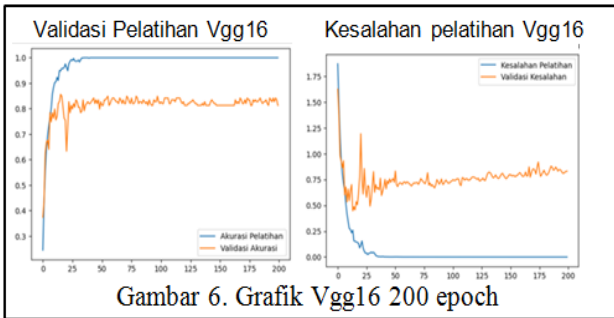
Hasil Pelatihan Model VGG16 Tabel 2.2



Gambar 4. Grafik Vgg16 50 epoch

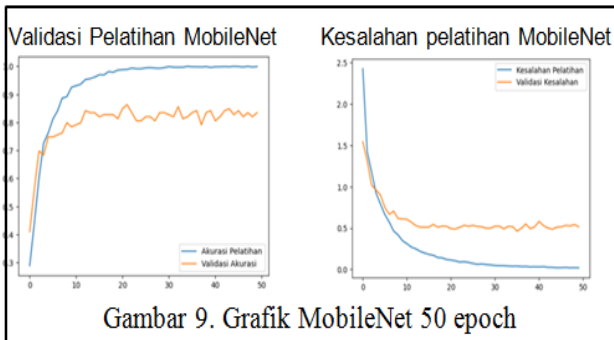


Gambar 5. Grafik Vgg16 100 epoch

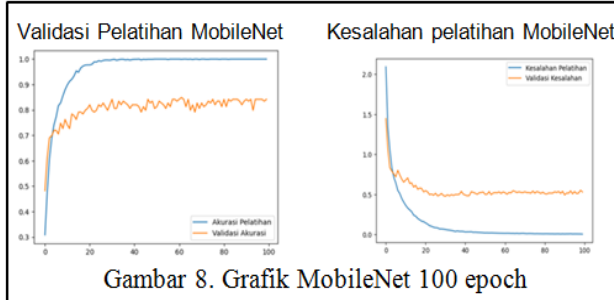


Gambar 6. Grafik Vgg16 200 epoch

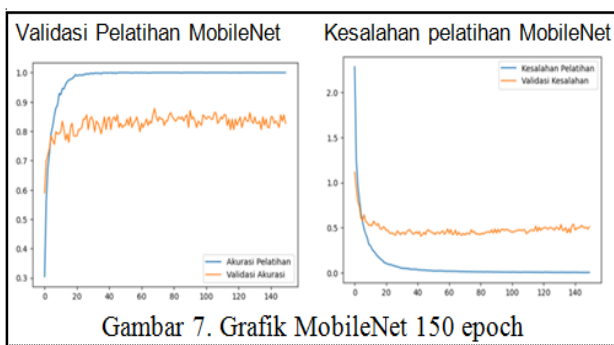
Selanjutnya pelatihan kedua model arsitektur MobileNet. Pelatihan dilakukan dengan nilai epoch masing-masing yang berbeda yaitu epoch 50, epoch 100 dan epoch 150. Dan hasil dari pelatihan yang dilakukan dapat dilihat pada Tabel 2.3



Gambar 9. Grafik MobileNet 50 epoch



Gambar 8. Grafik MobileNet 100 epoch



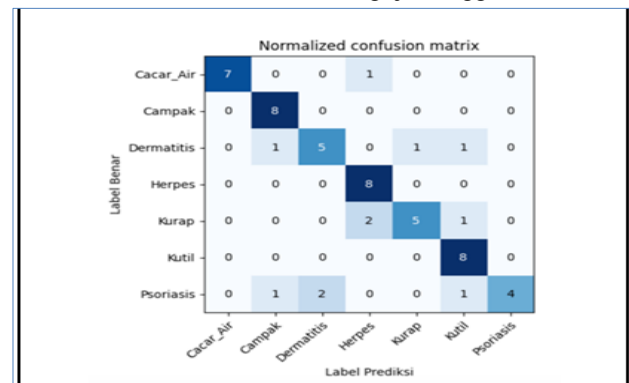
Gambar 7. Grafik MobileNet 150 epoch

Dari hasil pelatihan yang dilakukan, dapat diketahui bahwa Vgg16 memiliki nilai akurasi pelatihan model arsitektur lebih baik dari MobileNet yaitu 86.61% pada epoch 100 dengan waktu komputasi 44 menit, sedangkan dengan MobileNet 84.89% dengan waktu komputasi 85 menit.

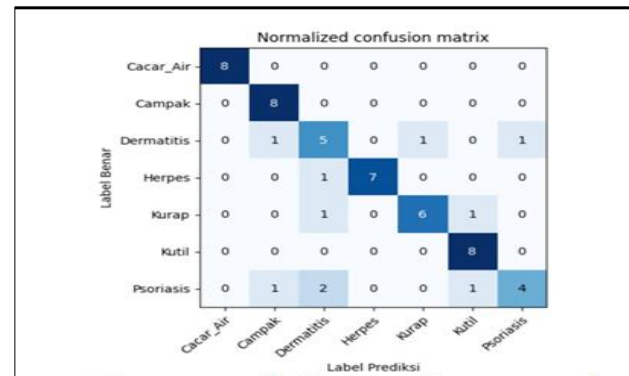
E. Hasil Pengujian

Model yang telah dilatih, akan dilakukan pengujian untuk mengevaluasi hasil dari proses pelatihan. Akurasi model CNN diuji melalui proses klasifikasi penyakit kulit terhadap data baru yang tidak sama dengan data pelatihan (training). Masing – masing kelas penyakit diuji dengan 8 data citra. Hasil pengujian dengan confusion matrix untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi seperti pada Tabel 3.1 dan tabel 3.2. Pada confusion matrix terdapat nilai precision, recall, dan f₁-score seperti pada Gambar 8 dan Gambar 9. Keterangan untuk setiap klasifikasi data hasil pengujian adalah sebagai berikut:

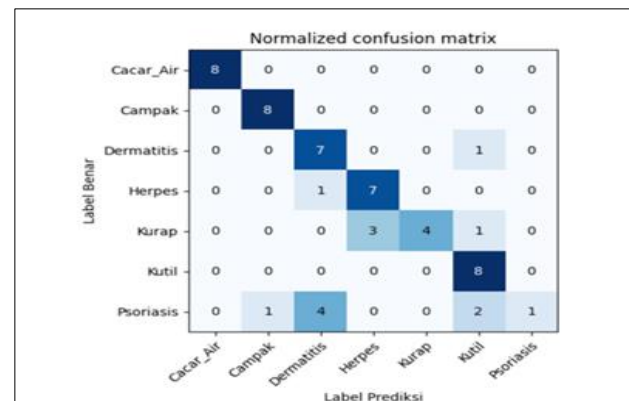
Confusion Matrix Pengujian Vgg16



Gambar 8. Confusion Matrix 50 epoch



Gambar 9. Confusion Matrix 100 epoch



Gambar 10. Confusion Matrix 200 epoch

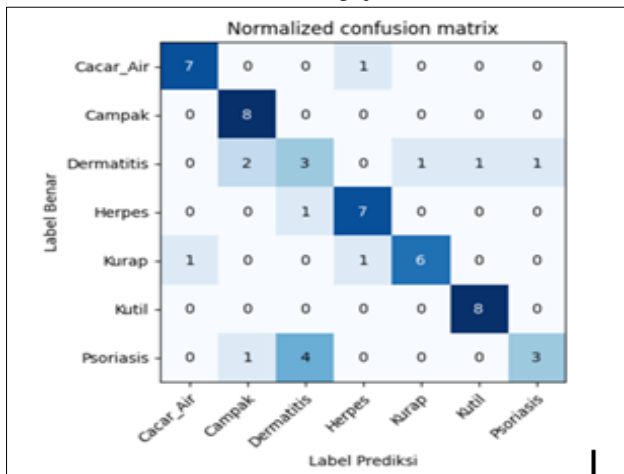
Skenario Epoch	Akurasi Pengujian (%)	Presisi	Recall	F ₁ .Score
50	78	0.83	0.80	0.80
100	82	0.83	0.82	0.82
200	77	0.83	0.77	0.73

Performa Model Confusion Matrix Vgg16 Tabel 3.1

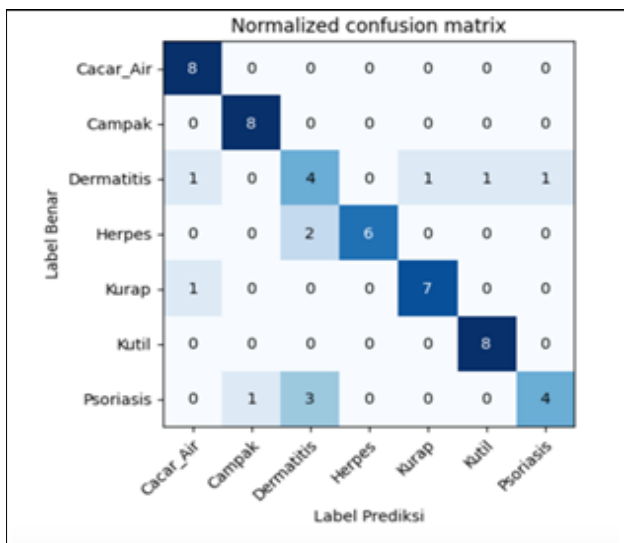
Skenario Epoch	Akurasi Pengujian (%)	Presisi	Recall	F ₁ .Score
50	75	0.75	0.75	0.74
100	80	0.81	0.81	0.80
150	70	0.70	0.70	0.67

Performa Confusion Matrix MobileNet Tabel 3.2

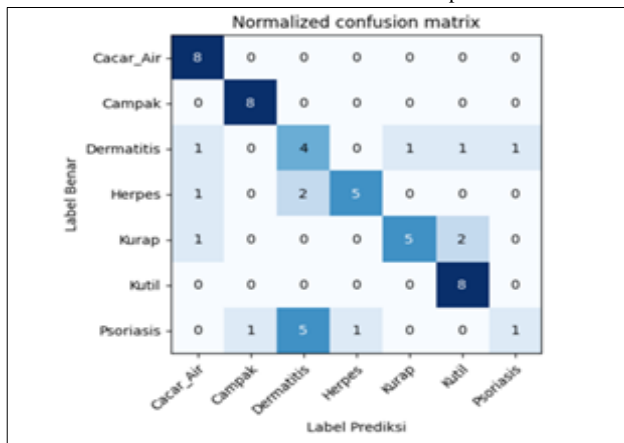
Confusion Matrix Pengujian MobileNet



Gambar 11. Confusion Matrix 50 epoch



Gambar 12. Confusion Matrix 100 epoch



Gambar 13. Confusion matrix 150 epoch

Hasil pengujian dengan menggunakan data yang berbeda menghasilkan akurasi yang lebih kecil dari hasil saat pelatihan. Dengan melihat penelitian sebelumnya yang dilakukan masih memiliki tingkat keakuratan 75% pada klasifikasi penyakit kulit menggunakan algoritma Naïve Bayes, dengan kata lain dapat dikatakan bahwa data pelatihan model yang digunakan mungkin terjadi overfitting, dimana model terlalu mempelajari pola yang ada pada data latih tetapi tidak terdapat pada data uji.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Percobaan Pelatihan

Dalam penelitian yang lakukan untuk mendapatkan nilai akurasi pelatihan dilakukan beberapa kali iterasi dengan skenario perubahan nilai epoch yang dilakukan. Penelitian tentang klasifikasi penyakit kulit dengan Convolutional Neural Network (CNN) dengan menggunakan dua model arsitektur yaitu Vgg16 dan MobileNet.

Dari hasil pelatihan yang dilakukan, bahwa dalam pengolahan data citra model arsitektur Vgg16 memiliki tingkat akurasi lebih baik dibandingkan dengan model arsitektur MobileNet, yaitu sebesar 86.61% dengan nilai epoch 100 dan waktu komputasi selama 44 menit. Pada pelatihan yang dilakukan dengan kedua model arsitektur dengan jumlah data yang sama yaitu 1400 data citra yang memiliki format joint photographic group (JPG) dengan image size yang semua sama yaitu 224 x 224.

B. Hasil Pengujian

Kinerja sistem dengan data uji pada klasifikasi penyakit kulit dengan menggunakan data citra 56 dari 7 jenis penyakit kulit dengan hasil kedua model yaitu Vgg16 memiliki nilai akurasi pengujian sebesar 78% pada epoch 50, 82% pada epoch 100 dan 77% pada epoch 200. Data yang digunakan sebagai data uji adalah data yang bersumber dari pakar yang berbeda dengan data pada saat pelatihan model arsitektur.

Kinerja sistem dengan menggunakan model arsitektur MobileNet menghasilkan nilai akurasi yang berbeda dengan Vgg16 yaitu 75% pada epoch 50, 80% pada epoch 100 dan 70% pada epoch 150 dengan waktu komputasi yang lebih lama dibandingkan dengan arsitektur model Vgg16.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Setelah dilakukan metode analisa sistem, desain sistem, pengimplementasian dan pengujian terhadap sistem dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Performa dari model Convolutional Neural Network (CNN) pada hasil pengujian data citra penyakit kulit dengan arsitektur VGG16 memiliki

hasil akurasi yang baik yaitu 82% dibandingkan dengan MobileNet 80%.

2. Performa pelatihan data dengan dua arsitektur yaitu Vgg16 dan MobileNet memiliki nilai akurasi yang besar di bandingkan pada saat pengujian sistem dan data.
3. Confusion matrix dari hasil pengujian pada VGG16 dan MobileNet memiliki error klasifikasi yang sama yaitu pada penyakit psoriasis.

Saran yang dapat diberikan guna penelitian selanjutnya adalah :

1. Mencoba melakukan klasifikasi terhadap jenis penyakit kulit dengan model arsitektur Vgg yang lainnya untuk dapat membandingkan nilai akurasi yang dicapai.
2. Menambah jumlah kelas dan jumlah data yang digunakan pada pelatihan dan pengujian.
3. Penelitian ini dilakukan dengan konsep berbentuk Mobile yang tidak dapat dilakukan secara realtime, harapan kedepannya ada konsep inovasi yang lebih baik dalam pengembangannya.
4. Mencoba membandingkan kinerja metode CNN dengan Deep Learning yang lainnya dalam pengolahan data citra penyakit kulit

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Cakra, C., Syarif, S., Gani, H., & Patombongi, A. (2022). Analisis Kesegaran Ikan Mujair Dan Ikan Nila Dengan Metode Convolutional Neural Network. *Simtek : Jurnal Sistem Informasi Dan Teknik Komputer*, 7(2), 74-79. <https://doi.org/10.51876/simtek.v7i2.138>.
- [2] F. Nuraeni, Y. H. Agustin, And E. N. Yusup, "Aplikasi Pakar Untuk Diagnosa Penyakit Kulit Menggunakan Metode Forward Chaining Di Al Arif Skin Care Kabupaten Ciamis," Pp. 6–7, 2016.
- [3] P. Sampah Terpadu Kelurahan Sumur Batu Kecamatan Bantar Gebang Kota Bekasi Triana Srisantyorini And N. Fitria Cahyaningsih, "Analisis Kejadian Penyakit Kulit Pada Pemulung Di Tempat." [Online]. Available: <https://Jurnal.Umj.Ac.Id/Index.Php/Jkk>
- [4] Mhd. Furqan, Yusuf Ramadhan Nasution, And Rini Fadillah, "Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Berdasarkan Tekstur Warna Berbasis Android," *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-Sakti)*, Vol. 6, No. 1, Pp. 12–20, Mar. 2022.
- [5] <https://www.kaggle.com/datasets>, "Datasets."
- [6] Y. N. Fu'adah, N. C. Pratiwi, M. A. Pramudito, And N. Ibrahim, "Convolutional Neural Network (Cnn) For Automatic Skin Cancer Classification System," In *Iop Conference Series: Materials Science And Engineering*, Dec. 2020, Vol. 982, No. 1. Doi: 10.1088/1757-899x/982/1/012005.
- [7] Nadhifa Sofia, "Convolutional Neural Network," <https://medium.com/@Nadhifasofia/1-convolutional-neural-network-convolutional-neural-network-merupakan-salah-satu-metode-machine-28189e17335b>, Sep. 11, 2022.
- [8] L. Alzubaidi Et Al., "Review Of Deep Learning: Concepts, Cnn Architectures, Challenges, Applications, Future Directions," *J Big Data*, Vol. 8, No. 1, Dec. 2021, Doi: 10.1186/S40537-021-00444-8.
- [9] Digoogling, "Activation Functions Sigmoid, Tanh, Relu, Leaky Relu, Prelu, Elu, Threshold Relu Dan Softmax," <https://digoogling.com/activation-functions-sigmoid-tanh-relu-leaky-relu-relu-prelu-elu-threshold-relu-dan-softmax>, Sep. 15, 2022.
- [10] Ravindra Parmer, "Training Deep Neural Networks," <https://towardsdatascience.com/training-deep-neural-networks-9fdb1964b964>, Sep. 14, 2022.
- [11] R. Agustina, R. Magdalena, And N. K. C. Pratiwi, "Klasifikasi Kanker Kulit Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Dengan Arsitektur Vgg-16," *Elkomika: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, Vol. 10, No. 2, P. 446, Apr. 2022, Doi: 10.26760/Elkomika.V10i2.446.
- [12] U. Khultsum, F. Sarasati, And G. Taufik, "Penerapan Metode Mobile-Net Untuk Klasifikasi Citra Penyakit Kanker Paru-Paru," *Jurikom (Jurnal Riset Komputer)*, Vol. 9, No. 5, P. 1366, Oct. 2022, Doi: 10.30865/Jurikom.V9i5.4918