

Klasifikasi Jenis Kulit Wajah Menggunakan Metode *Covolutional Neural Network (CNN) Efficientnet-B0* *Skin Classification System Using Convolutional Neural Network (CNN) EfficientNet-B0*

1st Nabila Asryani Sundari
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
nabilaasryani@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Rita Magladena,
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
ritamagdalena@telkomuniversity.ac.id

3rd Sofia Saidah
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
sofiasaidahsfi@telkomuniversity.ac.id

Abstrak—Kulit wajah merupakan satu diantara bagian penting bagi manusia. Banyak orang yang melakukan berbagai jenis perawatan untuk membuat kulit wajah terlihat sempurna. Jenis kulit wajah yang beragam mengakibatkan banyak orang mengalami kesalahan dalam pembelian produk *skincare*. Sehingga perawatan yang dilakukan menyebabkan timbulnya banyak masalah kulit seperti jerawat, berkerut, dan flek hitam. Maka dari itu penulis akan melakukan penelitian pada sistem pengklasifikasian jenis kulit. Jenis kulit yang diteliti adalah kulit normal, kering, berminyak, dan kombinasi. Tugas Akhir ini merancang sistem pengklasifikasian kulit menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Arsitektur yang digunakan adalah Efficient Net-B0. Efficient Net-B0 adalah metode baru yang menskalakan semua dimensi baik kedalaman, lebar, maupun resolusi secara sederhana namun efektif. Data yang digunakan pada penelitian berjumlah 1550 yang kemudian dibagi menjadi 310 data uji dan 1240 data latih. Hasil yang didapatkan dari pengujian sistem yaitu, akurasi 100%, *loss* 0,001, *precision* 100%, *recall* 100%, dan *f1-score* 100%. Hasil tersebut didapatkan dengan menggunakan ukuran citra 64x64 piksel, *optimizer* Adam, *learning rate* 0,0001, *epoch* 50, *dropout* 0,3 dan *batch size* 16.

Kata Kunci— jenis kulit wajah, klasifikasi kulit wajah, CNN, efficient net-b0, wajah.

Abstract—Facial skin is one of the important parts for humans. Many people do various types of treatments to make facial skin look perfect. Different types of facial skin cause many people to make mistakes in purchasing *skincare* products. So that the treatment carried out causes many skin problems such as acne, wrinkles, and black spots. Therefore the author will conduct research on the classification system of skin types. The skin types

studied were normal, dry, oily, and combination skin. This final project designs a skin classification system using the Convolutional Neural Network (CNN) method. The architecture used is Efficient Net-B0. Efficient Net-B0 is a new method that scales all dimensions of depth, width and resolution in a simple but effective way. The data used in the study amounted to 1550 which was then divided into 310 test data and 1240 training data. The results obtained from system testing are 100% accuracy, 0.001 loss, 100% precision, 100% recall, and 100% f1-score. These results are obtained using an image size of 64x64 pixels, Adam optimizer, learning rate 0.0001, epoch 50, dropout 0.3 and batch size 16.

Keywords—facial skin type, skin classification, CNN, efficientnet-b0, face.

I. PENDAHULUAN

Kulit wajah merupakan satu diantara bagian penting dalam tubuh manusia. Banyak orang yang melakukan berbagai macam perawatan untuk membuat kulit wajah terlihat sempurna. Jenis kulit wajah yang beragam mengakibatkan banyak orang mengalami kesalahan dalam pembelian produk perawatan kulit[1]. Sehingga perawatan yang dilakukan menyebabkan timbulnya banyak masalah pada kulit wajah seperti jerawat, berkerut, dan timbul flek hitam.

Tugas Akhir ini merancang sistem untuk mengklasifikasi jenis kulit menggunakan metode Efficient Net-B0. Efficient Net-B0 merupakan satu diantara arsitektur CNN yang dapat memprediksi dan mengklasifikasi objek

secara akurat. Metode yang digunakan adalah penskalaan model dengan menyeragamkan semua dimensi seperti kedalaman, kelebaran, dan resolusi menggunakan koefisien senyawa yang sederhana namun sangat efektif. Metode ini juga menghasilkan akurasi dan efisiensi yang lebih baik daripada metode-metode CNN yang sebelumnya[2]. Setelah membandingkan metode CNN Efficient Net-B0 dengan metode-metode lain, penulis akan menggunakan metode CNN Efficient Net-B0 untuk melakukan penelitian karena memiliki akurasi yang lebih tinggi dan efisiensi yang lebih baik dari metode-metode lain yang ada.

Penelitian ini memiliki tujuan untuk merancang sebuah sistem pengklasifikasian kulit wajah dengan metode CNN Efficient Net-B0, menganalisis performansi hasil klasifikasi kulit wajah menggunakan metode CNN Efficient Net-B0, serta menghasilkan nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan *f1-score* tertinggi dengan nilai *loss* terendah.

II. KAJIAN TEORI

A. Kulit

Kulit adalah organ tubuh terluas dengan berat total 2,7-3,6 kg. Kulit berfungsi untuk melindungi tubuh dari berbagai elemen yang berasal dari luar tubuh seperti bakteri dan virus[3]. Jenis kulit pada manusia berbeda-beda tergantung pada kondisi lingkungan dan keturunan. Oleh karena itu, perawatan kulit harus disesuaikan dengan jenis kulitnya. Ada 4 tipe jenis kulit yaitu kulit normal, kering, berminyak, dan kombinasi. Penelitian [4] menyebutkan bahwa kulit wajah normal adalah jenis kulit yang memiliki kandungan air dan

$$f(x) \approx \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0, M-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1, M-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1, M-1) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

Color Image atau citra berwarna adalah citra yang menyajikan komponen warna tertentu pada masing-masing pikselnya. Warna-warna tersebut adalah merah, hijau dan biru. Masing-masing dari warna tersebut memiliki kedalaman warna 8 bit yang nilainya antara 0-225 dari setiap warna[8]. Total warna yang dapat dibentuk dari komponen RGB adalah $225^3 = 16.581.375$ (16K) variasi warna berbeda pada gambar yang cukup untuk gambar apapun.

C. Convolutional Neural Network (CNN)

CNN adalah satu diantara algoritma *deep learning* yang merupakan pengembangan dari *Multilayer Perceptron* (MLP) yang dirancang untuk

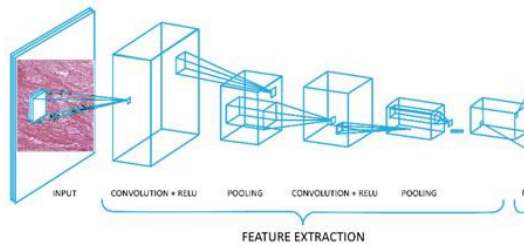
kandungan minyak yang rendah sampai normal. Pada penelitian [5] menyebutkan bahwa kulit kering memiliki pori-pori tidak terlihat, wajah cerah, kulit terasa kencang setelah mencuci wajah, dan terdapat kerutan halus disekitar mata, bibir, dan pipi. Penelitian [5] juga menyebutkan bahwa kulit wajah berminyak adalah jenis kulit yang memiliki sebum yang banyak. Pada penelitian [1] menyebutkan bahwa kulit wajah kombinasi adalah jenis kulit yang berminyak pada *T-Zone* (dahi, hidung, dagu) dan normal atau kering pada *U-Zone* (daerah selain dahi, hidung, dan dagu).

B. Pengolahan Citra Digital

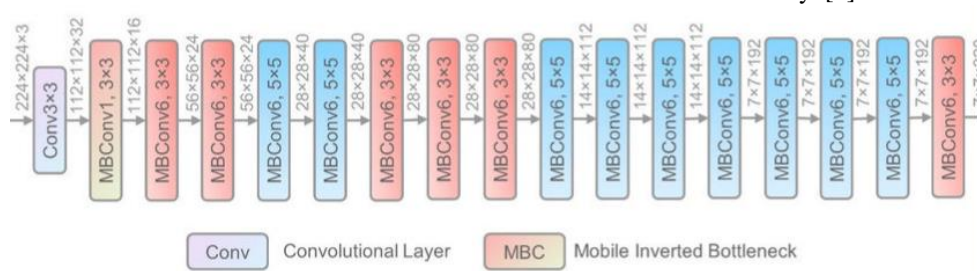
Citra merupakan representasi dari objek dua dimensi yang merupakan piksel-piksel atau titik-titik yang berwarna yang berbentuk dua dimensi. Citra digital dapat berupa foto ataupun video. Pengolahan citra adalah teknik mengolah citra yang bertujuan untuk memperbaiki kualitas citra agar mudah diinterpretasi oleh manusia maupun mesin[6].

Citra digital pada umumnya membentuk sebuah matriks dua dimensi $f(x,y)$ yang terdiri dari M kolom dan N baris, dimana perpotongan antara kolom dan baris disebut dengan piksel (elemen terkecil dari sebuah citra). N menyatakan jumlah baris sedangkan M menyatakan jumlah kolom pada matriks citra[7]. Matriks tersebut dapat terlihat pada persamaan 2.1.

memroses struktur 2 dimensi seperti citra. Setiap lapisan CNN belajar mendeteksi berbagai gambar. Pemrosesan diterapkan untuk citra yang memiliki resolusi yang berbeda, output dari setiap gambar yang diproses kemudian akan digunakan sebagai input pada lapisan berikutnya[9]. Pada Gambar 2.1 ditunjukkan bahwa pada CNN terdapat dua proses yaitu proses ekstraksi fitur dan klasifikasi. Pada tahap ekstraksi ciri terdapat tiga layer yaitu konvolusi, *Rectified Linear Unit* (ReLU), dan pooling. Pada tahap klasifikasi terdapat dua layer yaitu *fully connected* dan *activation function*.



GAMBAR 2.1
ARSITEKTUR CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK



GAMBAR D.2
ARSITEKTUR EFFICIENT NET-B0

Ide utama untuk mencapai arsitektur Efficient Net-B0 adalah memulai dari satu model dasar yang memiliki kualitas tinggi namun ringkas dan secara bertahap menskalakan setiap dimensinya secara sistematis dengan seperangkat koefisien penskalaan yang tetap[2]. Pada penelitian[10], studi empiris menunjukkan bahwa penting untuk menyeimbangkan semua dimensi (lebar, kedalaman, dan resolusi) yang dapat dicapai dengan menskalakan masing-masing dimensi tersebut.

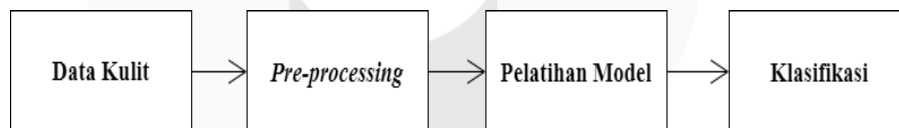
D. Efficient Net-B0

Efficient Net adalah satu diantara arsitektur CNN yang ditemukan dengan melakukan scaling secara teratur pada 3 komponen yaitu kedalaman, lebar, dan resolusi. Penambahan tiga komponen tersebut dilakukan dengan sangat teratur sehingga didapatkan jumlah parameter yang lebih sedikit yang membuat waktu proses menjadi lebih cepat namun juga didapatkan akurasi yang lebih baik dari model sebelumnya[2].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Perancangan Sistem

Dalam penelitian ini, metode yang digunakan untuk klasifikasi jenis kulit wajah adalah CNN dengan arsitektur Efficient Net-B0. Input data yang digunakan adalah citra digital dari kulit wajah yang akan diklasifikasi ke dalam empat jenis kulit yaitu normal, kering, berminyak, dan kombinasi. Gambaran umum dari sistem yang akan dibuat dan diimplementasikan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.1.



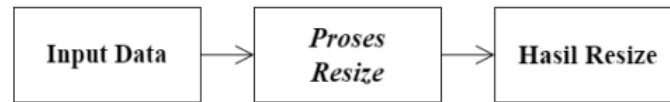
GAMBAR 3.1
BLOK DIAGRAM SISTEM

B. Pengambilan Data

Data yang diambil untuk dijadikan model pada penelitian ini adalah data yang digunakan pada penelitian sebelumnya. Pada proses ini citra dibagi menjadi dua bagian yaitu data latih dan data uji yang setiap datanya diklasifikasikan menjadi empat kelas. Dari 1550 data yang digunakan, data yang menjadi data latih sebanyak 80% dari data keseluruhan yaitu 1240 citra dan data yang menjadi data uji sebanyak 20% dari data keseluruhan yaitu 310 citra. Format citra yang digunakan adalah *.jpg yang memiliki dimensi 640 x 480 piksel.

C. Pre-processing

Pre-processing adalah proses pengolahan citra digital yang dilakukan sebelum memasuki proses utama dengan tujuan untuk mendapatkan dan meningkatkan kualitas citra sehingga dapat diproses ke tahap berikutnya. Pada proses ini dilakukan *resize* yaitu proses mengubah resolusi vertikal dan horizontal dari citra sehingga citra memiliki ukuran yang cocok pada pelatihan model. Gambar 3.2 menunjukkan proses pre-processing pada sistem.



GAMBAR 3.2
BLOK DIAGRAM PRE-PROCESSING

D. Pelatihan model

Proses pelatihan model ini menggunakan metode CNN dengan arsitektur Efficient Net-B0. Input data citra yang digunakan berukuran $64 \times 64 \times 3$. Angka 64 merupakan ukuran dari citra yang telah melewati proses resize. Sedangkan angka 3 adalah dimensi warna yang dimiliki oleh citra yaitu 3 byte (color image). Selanjutnya citra akan masuk ke tahap feature extraction dengan melewati convolutional layer, aktivasi ReLU, dan pooling layer. Kemudian citra akan masuk ke tahap classification dengan melewati fully connected layer. Selanjutnya citra akan melewati proses aktivasi softmax yang digunakan untuk menentukan klasifikasi kelas citra yang terdapat pada hidden layer.

E. Performansi Sistem

1. Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan metode yang digunakan untuk mengukur parameter performansi dari model klasifikasi dengan mencari akurasi, loss dan presisi. Pengukuran ini dibagi menjadi 4 istilah seperti pada Tabel 2.1 berikut ini.

TABEL 3.1
TABEL CONFUSION MATRIX

		Prediksi	
		True	False
Aktual	True	TP	FN
	False	FP	TN

Keterangan :

TP: *True Positif* didefinisikan sebagai positif yang diprediksi dengan benar.

TN: *True Negatif* didefinisikan sebagai negatif yang diprediksi dengan benar.

FP: *False Positif* didefinisikan sebagai negatif yang diprediksi dengan data positif.

FN: *False Negatif* didefinisikan sebagai positif yang diprediksi dengan data negatif.

2. Akurasi

Akurasi sistem adalah ketepatan sebuah sistem untuk mengenali data input agar output yang dihasilkan oleh sistem

tersebut dapat sesuai dengan yang diharapkan. Persamaan akurasi ada pada Persamaan 2.1.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{2.1}$$

3. Loss

Loss adalah ketidaktepatan sistem untuk mengenali data input sehingga output yang dihasilkan tidak sesuai dengan yang diharapkan. Persamaan Loss ada pada Persamaan 2.2.

$$Loss = \frac{FP+FN}{TP+TN+FP+FN} \tag{2.2}$$

4. Precision

Precision adalah tingkat ketepatan sistem dalam memberikan informasi agar sesuai dengan informasi yang diminta. Persamaan precision di tunjukan pada Persamaan 2.3.

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \tag{2.3}$$

5. Recall

Recall adalah tingkat pengukuran sistem dalam menemukan informasi yang relevan. Persamaan recall di tunjukan pada Persamaan 2.4.

$$R = \frac{TP}{TP+FN} \tag{2.4}$$

6. F1-score

F1 Score atau F-Measure adalah perhitungan evaluasi dalam informasi retrieval yang mengkombinasikan antara recall dan precision. Persamaan f1-score di tunjukan pada Persamaan 2.5.

$$F1 = \frac{2xPxR}{P+R} \tag{2.5}$$

F. Skenario Pertama

Pada skenario pertama dilakukan pencarian *optimizer* terbaik dengan parameter awal yaitu *optimizer* Adam, learning rate 0.001, epoch 50, dropout 0.5, dan batch size 16. *Optimizer* yang akan diuji

adalah Adam, SGD, dan RMSprop. Pada skenario pertama *optimizer* terbaik yang dapat menghasilkan hasil paling optimal yaitu Adam.

TABEL 3.2
HASIL PENGUJIAN *OPTIMIZER*

<i>Optimizer</i>	Akurasi	Loss	Precision	Recall	F1-Score
Adam	100%	0,0002	100%	100%	100%
SGD	95,16%	0,0307	99,5 %	99,5 %	99,25%
RMSprop	100%	0,0013	100%	100%	100%

Tabel 3.2 menunjukkan *optimizer* Adam merupakan *optimizer* terbaik. *Optimizer* Adam adalah gabungan dari *optimizer* RMSProp dan momentum, yang memiliki keunggulan lebih efisien dalam komputasi, hemat memori dan cocok dalam berbagai masalah pengoptimalan di bidang pembelajaran mesin. *Optimizer* Adam dipilih karena *optimizer* ini memberikan nilai akurasi yang lebih baik dan lebih stabil dibandingkan dengan dua *optimizer* lainnya. Nilai akurasi yang didapatkan dengan menggunakan *optimizer* Adam adalah 100%,

loss 0.0002, *precision* 100%, *recall* 100%, dan *f1-score* 100%.

G. Skenario Kedua

Pada skenario kedua dilakukan pencarian *learning rate* terbaik dengan parameter awal menggunakan nilai *learning rate* sebesar 0,0001. Nilai *learning rate* yang akan diuji adalah 0.1, 0.01, 0.001, dan 0.0001. Pada skenario kedua nilai *learning rate* terbaik yang dapat menghasilkan hasil paling optimal yaitu *learning rate* dengan nilai 0,0001.

TABEL 3.3
HASIL PENGUJIAN *LEARNING RATE*

<i>Learning Rate</i>	Akurasi	Loss	Precision	Recall	F1-Score
0,1	26,77 %	1,4237	6,75%	25%	10,5%
0,01	42,90%	8,4932	31,75%	43%	32%
0,001	100%	0,0002	100%	100%	100%
0,0001	100%	0,0005	100%	100%	100%

Tabel 3.3 menunjukan *learning rate* terbaik yang didapatkan pada pengujian ini adalah 0,0001. *Learning rate* 0,0001 dipilih karena memiliki hasil akurasi yang lebih baik dan memiliki hasil grafik *accuracy* dan grafik *loss* yang tidak *overfitting* jika dibandingkan dengan tiga *learning rate* lainnya. Hal ini disebabkan karena semakin kecil *learning rate* maka semakin besar pula akurasi yang akan didapatkan. Hal tersebut

dikarenakan ketelitian sistem saat diproses akan semakin bagus.

H. Skenario Ketiga

Pada skenario ketiga dilakukan pencarian nilai *epoch* terbaik dengan parameter awal menggunakan nilai *epoch* sebesar 50. Nilai *epoch* yang akan diuji adalah 20, 30, 40, dan 50. Pada skenario ketiga nilai *epoch* terbaik yang dapat menghasilkan hasil paling optimal yaitu *epoch* dengan nilai 50.

TABEL 3.4
HASIL PENGUJIAN EPOCH

<i>Epoch</i>	Akurasi	<i>Loss</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
20	100%	0,0026	100%	100%	100%
30	99,35%	0,0187	99,5%	99,25%	99,5%
40	99,35%	0,0078	99,5%	99,25%	99,25%
50	100%	0	100%	100%	100%

Tabel 3.4 menunjukkan *epoch* terbaik yang didapatkan pada pengujian ini adalah *epoch* 50. *Epoch* 50 dipilih karena memiliki akurasi yang lebih baik serta memiliki hasil grafik *accuracy* dan grafik *loss* yang lebih baik dibandingkan tiga *epoch* lainnya. Pada dasarnya *epoch* dipengaruhi oleh banyaknya data yang digunakan dalam penelitian. Umumnya semakin banyak *epoch* yang digunakan maka akurasi yang didapatkan akan semakin baik.

I. Skenario Keempat

Pada skenario keempat dilakukan pencarian nilai *dropout* terbaik dengan parameter awal menggunakan nilai *dropout* sebesar 0,5. Nilai *dropout* yang akan diuji adalah 0,3, 0,5, dan 0,7. Pada skenario keempat nilai *dropout* terbaik yang dapat menghasilkan hasil paling optimal yaitu *dropout* dengan nilai 0,3.

TABEL 3.5
HASIL PENGUJIAN DROPOUT

<i>Dropout</i>	Akurasi	<i>Loss</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
0,3	100%	0,0008	100%	100%	100%
0,5	100%	0,0005	100%	100%	100%
0,7	100%	0,0002	100%	100%	100%

Tabel 3.5 menunjukkan *dropout* terbaik yang didapatkan adalah *dropout* 0,3. *Dropout* adalah teknik mengurangi data yang kurang sesuai yang berfungsi untuk mencegah *overfitting*. Dari tiga varian *dropout* yang digunakan, *dropout* 0,3 mengurangi jumlah data paling sedikit dan memiliki akurasi yang tinggi

J. Skenario Kelima

Pada skenario kelima dilakukan pencarian nilai *batch size* terbaik dengan parameter awal menggunakan *batch size* 16. Nilai *batch size* yang akan diuji adalah 16, 32, dan 64. Pada skenario kelima nilai *batch size* terbaik yang dapat menghasilkan hasil paling optimal yaitu *batch size* dengan nilai 16.

TABEL 3.6
HASIL PENGUJIAN BATCH SIZE

<i>Batch size</i>	Akurasi	<i>Loss</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
16	100%	0,0010	100%	100%	100%
32	100%	0,0008	100%	100%	100%
64	99,35%	0,258	99,5%	99,25%	99,5%

Tabel 4.6 menunjukkan *batch size* terbaik yang didapatkan dari hasil pengujian ini adalah *batch size* 16. Hal ini dikarenakan fungsi dari *batch size* adalah untuk memecah dataset kedalam beberapa bagian kecil. Pada *batch size* 16 grafik *accuracy* dan grafik *loss* yang dihasilkan tidak mengalami *overfitting* seperti grafik *accuracy* dan grafik *loss* pada dua *batch size* lainnya.

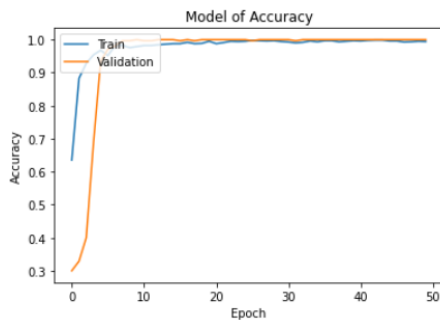
K. Hasil Pengujian

Dari pengujian kelima skenario tersebut dapat diambil hasil yang paling optimal dengan nilai akurasi tertinggi didapatkan dengan menggunakan optimizer Adam, learning rate 0.0001, epoch 50, dropout 0.3, dan batch size 16. Tabel 3.7 merupakan skenario terbaik yang didapatkan pada pengujian ini. Tabel 3.7 Skenario Terbaik Ukuran Citra 64 x 64 piksel Optimizer Adam Learning Rate 0,0001 Epoch 50 Dropout 0,3 Batch Size 16.

TABEL 3.7
SKENARIO TERBAIK

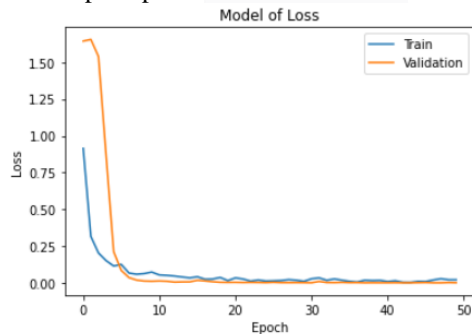
Ukuran Citra	64x64 piksel
Optimizer	Adam
Learning Rate	0,0001
Epoch	50
Dropout	0,3
Batch Size	16

Hasil skenario terbaik ini mendapatkan akurasi sebesar 1.00 pada training accuracy dan 1.00 pada testing accuracy. Pada grafik accuracy, data tidak mengalami overfitting. Grafik accuracy dapat dilihat pada gambar 3.3.



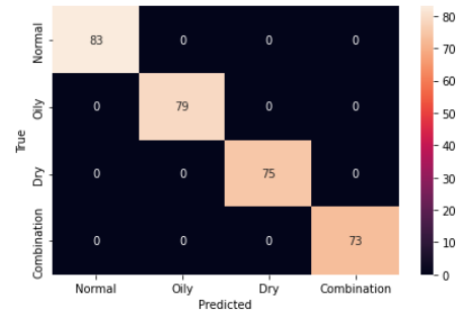
GAMBAR 3.3
GRAFIK ACCURACY

Hasil training loss untuk skenario terbaik adalah sebesar 0,001 dan testing loss sebesar 0,001. Grafik loss dapat dilihat pada Gambar 3.4. Grafik accuracy dan grafik loss tidak menunjukkan adanya overfitting yang berarti semua parameter yang digunakan sudah baik dan rasio data training dan data testing yang digunakan pada penelitian ini sudah baik.



GAMBAR 3.4
GRAFIK LOSS

Pada confusion matrix juga dapat dilihat bahwa nilai true positive pada setiap data test adalah benar. Confusion matrix dapat dilihat dari indikasi warna dari 0-80, semakin terang warna yang muncul maka semakin bagus hasil pengklasifikasian data.



GAMBAR 3.5
CONFUSION MATRIX

Pada gambar 4.3 terlihat bahwa sistem dapat mengklasifikasikan jenis kulit normal sebanyak 83 citra, jenis kulit berminyak sebanyak 79 citra, jenis kulit kering sebanyak 75 citra, dan jenis kulit kombinasi sebanyak 73 citra. Hasil confusion matrix juga menunjukkan bahwa tidak ada kesalahan pada sistem dalam mengklasifikasi jenis kulit.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan dari hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat diambil kesimpulan bahwa metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan menggunakan arsitektur Efficient Net-B0 yang telah dibangun pada penelitian kali ini mampu mengklasifikasi jenis kulit wajah yang terdiri dari 4 jenis kulit yaitu normal, kering, berminyak, dan kombinasi. Adapun parameter yang mempengaruhi sistem dalam mengklasifikasi jenis kulit adalah optimizer, learning rate, epoch, dropout, dan batch size. Hal tersebut dapat dibuktikan dengan mengubah nilai dari parameter-parameter yang menyebabkan perubahan tingkat akurasi, loss, precision, recall, dan F1-score.

Hasil penelitian yang telah dilakukan mampu menemukan performa sistem yang optimal yaitu dengan nilai akurasi tertinggi dengan hasil grafik yang tidak menunjukkan adanya overfitting. Penelitian dimulai dengan melakukan resize pada citra hingga melakukan pengujian pada nilai batch size. Penemuan yang didapatkan dari pengujian citra dengan data training sebesar 80% dan data testing sebesar 20% menggunakan lima faktor tersebut adalah dengan menggunakan optimizer Adam, learning rate 0,0001, epoch 50, dropout 0.3, dan batch size 16. Akurasi yang didapatkan dari sistem dengan parameter diatas adalah sebesar 100% dengan loss 0.001, precision 100%, recall 100%, dan f1-score 10%.

Pada penelitian ini kelima faktor tersebut dapat mempengaruhi nilai akurasi, loss, precision, recall, f1-score, serta menentukan

apakah sistem mengalami overfitting atau tidak. Pada parameter optimizer, nilai akurasi, loss, precision, recall, serta f1-score yang dihasilkan menggunakan optimizer SGD kurang optimal dibandingkan jika menggunakan optimizer Adam dan RMSprop. Parameter learning rate juga mempengaruhi akurasi, loss, presisi, recall, f1-score, serta overfitting pada sistem. Semakin kecil nilai learning rate maka semakin bagus performansi sistem yang dihasilkan. Pada parameter epoch, semakin banyak epoch yang digunakan maka akan semakin besar nilai akurasi, precision, recall, dan nilai f1-score juga nilai loss akan semakin kecil. Pada parameter dropout, sistem akan mengurangi data yang tidak sesuai sehingga semakin kecil nilai dropout maka semakin kecil data yang dikurangi. Pada parameter batch size semakin kecil jumlah data yang diuji dalam suatu bagian maka semakin kecil kemungkinan untuk terjadi overfitting.

REFERENSI

- [1] S. W. Youn, "Cosmetic Facial Skin Type," pp. 1–6, 2015, doi: 10.1007/978-3-319-26594-0.
- [2] M. Tan and Q. V. Le, "EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks," May 2019, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1905.11946>.
- [3] W. Sayogo, "Potensi +Dalethyne Terhadap Epitelisasi Luka pada Kulit Tikus yang Diinfeksi Bakteri MRSA," *J. Biosains Pascasarj.*, vol. 19, no. 1, p. 68, 2017, doi: 10.20473/jbp.v19i1.2017.68-84.
- [4] N. R. Sari and E. Setyowati, "Pengaruh Masker Jagung dan Minyak Zaitun terhadap Perawatan Kulit Wajah," *J. Beauty Beauty Heal. Educ.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–7, 2014.
- [5] A. B. Tamba, "Hubungan Antara Jenis Kulit Dengan Akne Vulgaris," *Skripsi, Jur. Pendidik. Dokter, Fak. Kedokt. Univ. Sumatera Utara*, p. 75, 2019.
- [6] A. S. B. Karno, D. Arif, and I. Sari, "Deteksi Covid-19 Image Chest X-Ray Dengan Convolution Neural Network Efficient Net-B7," vol. 5, 2021.
- [7] S. R. Sulistianti, F. A. Setyawan, and M. Komarudin, *Pengolahan Citra Dasar dan Contoh Penerapannya*. 2016.
- [8] M. R. Farhan, A. W. Widodo, and M. A. Rahman, "Ekstraksi Ciri Pada Klasifikasi Tipe Kulit Wajah Menggunakan Metode Haar Wavelet," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 3, pp. 2903–2909, 2019.
- [9] B. K. Wardana, E. Rachmawati, and T. A. B. Wirayuda, "Pengenalan Gestur Tangan Statis Menggunakan Cnn Dengan Arsitektur Efficient-Net B4," vol. 8, no. 2, pp. 3446–3463, 2021.
- [10] B. Andari and I. H. Santi, "Sistem Pakar Untuk Mengidentifikasi Jenis Kulit Wajah dengan Metode Certainty Factor," *INTENSIF J. Ilm. Penelit. dan Penerapan Teknol. Sist. Inf.*, vol. 3, no. 2, p. 159, 2019, doi: 10.29407/intensif.v3i2.12792.