

# KLASIFIKASI JENIS KULIT WAJAH MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

## SKIN CLASSIFICATION USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Zakiah<sup>1</sup>, Raditiana Patmasari<sup>2</sup>, Sofia Saidah<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Universitas Telkom, Bandung

zakiahw@telkomuniversity.ac.id<sup>1</sup>, Raditiana@telkomuniversity.ac.id<sup>2</sup>,  
sofiasaidahsfi@telkomuniversity.ac.id<sup>3</sup>

### Abstrak

Kulit merupakan salah satu bagian terpenting pada tubuh manusia, selain berfungsi untuk melindungi organ yang ada di dalam tubuh kulit juga merupakan yang paling penting karena mencerminkan penampilan manusia terutama bagian kulit wajah. Setiap individu tentu ingin menjaga dan merawat kulit mereka, namun karena kulit manusia berbeda-beda maka cara merawatnya akan berbeda. Pada tugas akhir ini dilakukan penelitian klasifikasi kulit manusia menggunakan Convolutional Neural Network dengan arsitektur GoogLeNet. klasifikasi akan dilakukan dalam empat kelas yaitu normal, kering berminyak dan kombinasi. klasifikasi akan dilakukan dalam beberapa langkah, yang pertama yaitu dilakukan proses training model terlebih dahulu. Pengujian yang dilakukan melalui beberapa tahap berikut, yaitu penentuan dataset yang dipakai, proses training model, proses testing, dan pengujian performansi. Tujuan dari penelitian ini adalah melakukan analisis kinerja sistem dalam mengidentifikasi jenis kulit metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur GoogLeNet. Pengujian terbaik dari penelitian ini didapatkan dengan menggunakan nilai test size sebesar 0,2, ukuran citra 64x64, optimizer yang digunakan SGD dan nilai epoch 125. Hasil dari pengujian tersebut dapat mengklasifikasi kulit wajah dengan tingkat akurasi yang didapat sebesar 99,69 %, loss, 1,6496 %, presisi 100 %, recall 100 % dan F-1 Score 100%

Kata kunci : Kulit, *Convolutional Neural Network*, GoogLeNet

### Abstract

Skin is one of the most important parts of the human body, besides it serves to protect the organs in the body, the skin is also the most important because it reflects the human appearance, especially the facial skin. Every individual certainly wants to maintain and care for their skin, but because human skin is different, the way to care for it will be different. In this thesis project, skin classification was conducted using Convolutional Neural Network with GoogLeNet architecture. Classification will be carried out in four classes, namely normal, dry, oily and combination. Classification will be carried out in several steps, the first is the model training process. The testing is carried out through the following stages, namely determining the dataset used, model training process, testing process, and performance testing. The purpose of this study is to analyze the performance of the system in identifying skin types using the Convolution Neural Network (CNN) method with GoogLeNet architecture. The best case scenario from this study was obtained using a test size value of 0.2, with image resolution of 64x64, using SGD as an optimizer and an epoch value of 125. Using those number and the chosen optimizer the result of this test can classify facial skin with an accuracy rate of 99.69%, 1.6496% loss, 100% precision, 100% recall and 100% F-1 Score.

Keywords: Skin, *Convolutional Neural Network*, GoogLeNet

### 1. Pendahuluan

Kulit merupakan organ pada tubuh manusia yang memiliki luas paling besar dan terletak paling luar yang berperan penting bagi manusia. Kulit yang membalut seluruh tubuh berfungsi sebagai pelindung dari benturan, pengatur suhu tubuh, ekresi dan merupakan anggota tubuh yang memiliki rasa sensitif, karena kulit merupakan salah satu organ peraba.[1]

Kulit pada wajah merupakan salah satu area yang paling sering dilakukan perawatan. Kebanyakan perawatan wajah yang dilakukan tidak didasari oleh pemahaman dan pengetahuan yang luas mengenai jenis kulit wajah yang dimiliki serta produk perawatan seperti apa yang sesuai. Hal

ini mengakibatkan banyak terjadi kasus-kasus pemilihan produk perawatan kulit wajah yang salah dan akhirnya kulit wajah menjadi rusak. Ketika kulit wajah sudah menjadi rusak, maka proses pengembalian menjadi semula membutuhkan waktu yang jauh lebih lama dibandingkan waktu untuk melakukan perawatannya. Biaya yang dikeluarkan juga menjadi lebih banyak apabila kulit wajah telah rusak akibat kesalahan prosedur perawatan. Sehingga pemahaman dan pengetahuan dasar mengenai analisa kulit wajah yang dimiliki sangat diperlukan untuk menghindari hal buruk yang terjadi pada kulit wajah[1].

Kulit wajah manusia terdiri dari tiga jenis yaitu kulit normal, kulit kering, dan kulit berminyak[1]. Pembagian ini berdasarkan atas kandungan air dan minyak yang ada dalam kulit. Jenis kulit kering adalah kulit yang kandungan air dan minyaknya rendah. Jenis kulit normal adalah jenis kulit yang kadar airnya tinggi dan kadar minyak yang rendah. Jenis kulit berminyak adalah jenis kulit yang memiliki kadar air yang tinggi dan minyak yang rendah. Kulit campuran atau kombinasi adalah kulit yang berada di bagian dahi, hidung dan dagu biasa dikenal dengan istilah kulit pada daerah T[2]. Berdasarkan masalah yang ada yaitu kurangnya pengetahuan dalam membedakan jenis kulit yang dimiliki, maka penulis akan melakukan klasifikasi jenis kulit dengan menggunakan *Covolutional Neural Network*

Terdapat beberapa penelitian sebelumnya yang melakukan klasifikasi jenis kulit dengan metode yang berbeda. Salah satunya adalah penelitian dengan menggunakan metode *Gray level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *Support Vector Machine* (SVM) dengan hasil akurasi 88.9% [3]. Terdapat juga penelitian yang melakukan klasifikasi jenis kanker kulit dengan menggunakan metode CNN yang hasil akurasi adalah 99% [4]. CNN merupakan pengembangan dari metode *Multi Layer Perceptron* (MLP) yang didesain khusus untuk mengolah data dua dimensi. MLP memiliki beberapa masalah ketika input berupa gambar. Gambar harus dilakukan preprocessing, segmentasi, dan ekstraksi fitur untuk mendapatkan kinerja optimal. Hal ini menyebabkan MLP memiliki banyak parameter bebas atau informasi yang berlebihan dalam arsitektur, model CNN dapat mengurangi sejumlah parameter bebas dan dapat menangani deformasi gambar[5]. Berdasarkan kelebihan CNN tersebut, dapat diambil kesimpulan bahwa CNN memiliki kemampuan klasifikasi yang unggul untuk data gambar dua dimensi sehingga pada penelitian ini penulis akan menggunakan *Covolutional Neural Network* arsitektur GoogLeNet sebagai pengolahan citra jenis kulit.

## 2. Konsep Dasar/ Material dan Metodologi/ Perancangan

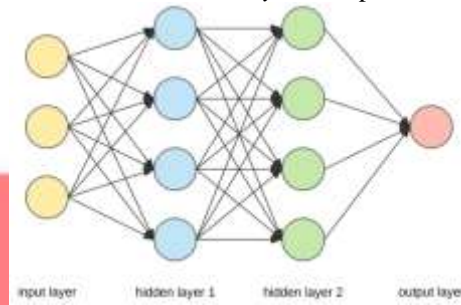
### 2.1 Kulit

Kulit merupakan organ tubuh yang berada dipaling luar dan dibatasi dari lingkungan. Kulit juga termasuk organ yang essential dan vital, dan merupakan pusat dari kesehatan dalam kehidupan. Kulit termasuk juga sangat kompleks, elastis, dan bersifat sensitif. Dan bervariasi pada iklim, umur, sex, ras, dan bergantung pada lokasi yang ada di tubuh. Kulit memiliki warna yang berbeda-beda. Mulai dari berwarna terang, pirang, hitam, dan warna merah muda pada telapak kaki dan tangan bayi. Selain kulit tersebut, terdapat juga kulit yang memiliki jenis kulit variasi yaitu lembut, tipis, dan tebalnya kulit. Jenis kulit elastis dan longgar terletak pada bibir. Kulit yang tebal dan tegang berada di telapak kaki dan tangan orang dewasa. Dan jenis kulit tipis berada di wajah. Jenis kulit yang lembut terletak pada leher dan badan pada manusia, dan jenis kulit yang berambut kasar terletak pada kepala[1]. Kulit memiliki fungsi untuk menjaga bagian yang ada di dalam tubuh dari gangguan fisik yang ada dari kimiawi serta infeksi luar dari bakteri dan jamur, dan gangguan dari yang bersifat panas. Kulit terdiri atas dua lapisan utama yaitu lapisan epidermis, dan dermis. Jaringan epidermis adalah jaringan kulit epitel yang berasal dari ektoderm, lapisan epidermis dikenal pula dengan istilah kulit ari. Jaringan kulit dermis termasuk jaringan ikat yang bersifat agak padat yang memiliki sifat soderm, lapisan dermis dikenal juga sebagai kulit jangat. Di bawah dermis memiliki selapis jaringan ikat longgar yang disebut hipodermis, dan beberapa tempat diantaranya adalah jaringan lemak[2].

### 2.2 Deep Neural Network

*Neural Network* atau dapat disebut jaringan syaraf merupakan permodelan yang menirukan cara kerja syaraf dalam otak manusia. *Neural Network* menentukan produk dari interaksi ribuan sinyal pada tiap elemen jaringan[5]. *Neural Network* terdiri dari *input layer*, *hidden layers*, dan *output layer*. *Neural network* dibedakan menjadi dua jenis berdasarkan input layer. *Neural network*

yang terdiri kurang dari 2 *hidden layer* dapat disebut *Recurrent atau Feed-forward neural networks*, sedangkan apabila terdiri dari lebih dari 2 *hidden layer* merupakan *Deep neural network*[6]



Gambar 1. *Deep Learning Neural Network*.

### 2.3 Deep Learning

Merupakan bagian dari Machine Learning yang mempelajari informasi dari beberapa *non-linear layer* untuk mendapatkan ekstraksi karakteristik klasifikasi dan analisis pola. Algoritma *Deep Learning* dapat digunakan dalam pembelajaran *supervised learning* dan *unsupervised learning* pemrosesan sinyal informasi citra, suara dan sebagainya[7].

### 2.4 Convolutional Neural Network

*Convolutional Neural Network (CNN)* adalah metode neural network yang dikhususkan untuk data dimensi tinggi seperti gambar dan video. Metode ini menggunakan operasi matematika dari sebuah operasi linear atau yang biasa disebut konvolusi. Secara umum, CNN disusun oleh beberapa layer, yaitu[8]:

1. Input Layer, merupakan sebuah layer yang berisi sebuah citra 3 dimensi yang memiliki kedalaman 3 layer, sebagai representasi layer R, G, dan B.
2. Convolution Layer, merupakan layer yang berfungsi untuk menghitung output dari neuron yang terhubung di dalam suatu local region. Layer ini berbentuk 3 dimensi dengan kedalaman sesuai dengan jumlah filter yang dipakai.
3. Activation Layer, layer ini berfungsi untuk melakukan perhitungan fungsi aktivasi terhadap hasil output dari convolution layer.
4. Pooling Layer, berfungsi untuk melakukan downsampling terhadap citra hasil konvolusi. Contohnya adalah melakukan downsampling dari citra berukuran [64x64] menjadi citra berukuran [32x32].
5. Fully-Connected Layer, layer ini berfungsi untuk menghitung skor class yang ada terhadap citra yang telah diolah.

### 2.5 GoogleNet

GoogLeNet merupakan salah satu arsitektur CNN dengan rangkaian pembangun utamanya merupakan *Inception Module* atau biasa disebut *Inception Network*. Memiliki 22 layers network, jauh lebih sedikit dan akurat dari pada arsitektur lainnya seperti Alexnet[9].



Gambar 2. Konsep *Inception Module*.

GoogLeNet lebih kompleks karena memiliki network yang bercabang. Pada Gambar menunjukkan bahwa konsep *inception module* ialah melakukan beberapa konvolusi dengan ukuran

yang berbeda lalu menggabungkan semua hasilnya menjadi satu. Ide yang mendasari inception module adalah ukuran filter yang berbeda, akan menangani objek yang lebih baik sehingga semua filter dapat dipelajari[10].

### 3. Pembahasan

#### 3.1. Desain Sistem

Dalam tugas akhir ini sistem didesain untuk mendeteksi objek dengan data berupa citra digital. Sistem menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) arsitektur GoogLeNet, ekstraksi ciri dari objek akan diambil dan diklasifikasikan kedalam jenis dari dengan kemiripan tertinggi. Secara garis besar, desain sistem dapat dilihat pada Gambar



Gambar 3. Diagram Alur Sistem.

#### 3.2. Akusisi Citra

Akusisi Citra adalah tahap untuk memperoleh citra digital, pada penelitian ini digunakan data citra kulit dengan jenis kulit normal, kering, berminyak dan kombinasi sebanyak 1600 citra dimana terdapat 400 citra untuk setiap kelas jenis kulit (kombinasi, kering, berminyak dan kombinasi).

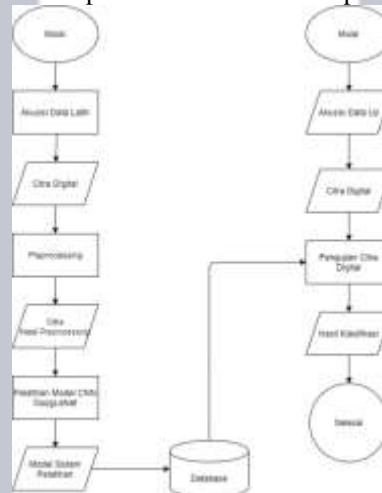
#### 3.3. Preprocessing

Pada tahap *preprocessing* data citra akan diproses pada pengolahan yang tujuannya agar mendapat citra yang lebih baik pada saat nanti diproses pada tahap selanjutnya. pada tahap *resize* data citra yang semula memiliki ukuran yang berbeda akan diubah menjadi satu ukuran untuk keseluruhan *dataset*.

#### 3.4. Model Pelatihan

Pada Tugas Akhir ini arsitektur yang digunakan adalah arsitektur GoogLeNet yang memiliki 22 layer deep CNN. Citra digital kulit akan dijadikan input feature map yang memiliki besar 64x64 dan tetap mempertahankan tiga kanal warna RGB.

Garis besar skenario Tugas Akhir ini dibagi menjadi dua proses yaitu pelatihan dan validasi. Proses pelatihan dilakukan dengan cara melatih model menggunakan data pelatihan. Model yang sudah dilatih akan disimpan dan digunakan kembali pada proses validasi untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan input baru. Proses pelatihan dan validasi dapat dilihat pada Gambar



Gambar 4. Diagram Sistem Proses *Training* dan *Testing*.

#### 3.4. Performansi Sistem

Pengukuran performansi sistem dilakukan jika semua tahapan pada data latih dan data uji telah selesai. Terdapat lima parameter untuk mengukur performansi sistem dalam penelitian ini, yaitu akurasi, *loss precision*, recall, *F1-score*. Berikut merupakan persamaan dari tiap hasil performansi:

$$Akurasi = \frac{TP}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

$$Loss = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^N \log(\hat{y}_{ig}) \quad (2)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

$$\frac{1}{F1} = \frac{1}{2} \left( \frac{1}{Precision} + \frac{1}{recall} \right) \quad (5)$$

## 4. Hasil dan Analisis

### 4.1. Hasil

Pada penelitian ini penulis melakukan tiga skenario pengujian dataset, pada skenario pertama dilakukan pengujian terhadap pengaruh jumlah *test size*, skenario kedua dilakukan pengujian terhadap pengaruh ukuran citra, skenario ketiga dilakukan pengujian terhadap pengaruh optimizer, dan yang terakhir pengujian terhadap pengaruh nilai *epoch*. Dari keempat skenario pengujian kemudian ditentukan parameter terbaik yang menghasilkan performansi sistem paling optimal.

#### 4.1.1 Pengujian *Test Size*

Tabel 1. Hasil Pengujian Test Size.

<i>Test Size</i>	Akurasi	<i>Loss</i>	Presisi	<i>Recall</i>	F-1 Score
0,2	99,69	1,6496	100%	100%	100%
0,25	99,5%	1,6502	100%	99%	100%
0,3	98,75%	1,6620	99%	99%	99%

Dari data pada tabel dapat disimpulkan bahwa nilai *test size* sebesar 0,2 menghasilkan akurasi terbaik yaitu sebesar 99,69% dan *loss* terkecil yaitu sebesar 1,6496.

#### 4.1.2 Pengujian Ukuran Citra

Tabel 2. Hasil Pengujian Ukuran Citra

Ukuran Citra	Akurasi	<i>Loss</i>	Presisi	<i>Recall</i>	F-1 Score
64x64	99,69	1,6496	100%	100%	100%
128x128	98,75	1,6658	99%	99%	100%
224x224	89,06%	2,0570	92%	89%	88%

Dari data pada table dapat disimpulkan bahwa nilai *test size* sebesar 0,2 dan ukuran citra 64x64 menghasilkan akurasi terbaik yaitu sebesar 99,69% dan *loss* terkecil yaitu sebesar 1,6496.

#### 4.1.3 Pengujian *Optimizer*

Tabel 3. Hasil Pengujian *Optimizer*.

<i>Optimizer</i>	Akurasi	<i>Loss</i>	Presisi	<i>Recall</i>	F-1 Score
SGD	99,69%	1,6496	100%	100%	100%
Adam	91,87%	1,1625	94%	92%	92%
RMSProp	43,44%	5,2556	72%	43%	36%

Dari data pada tabel dapat disimpulkan bahwa nilai *test size* sebesar 0,2, ukuran citra 64x64 dan dengan menggunakan *optimizer* SGD menghasilkan akurasi terbaik yaitu sebesar 99,69% dan *loss* terkecil yaitu sebesar 1,6496.

#### 4.1.4 Pengujian *Epoch*

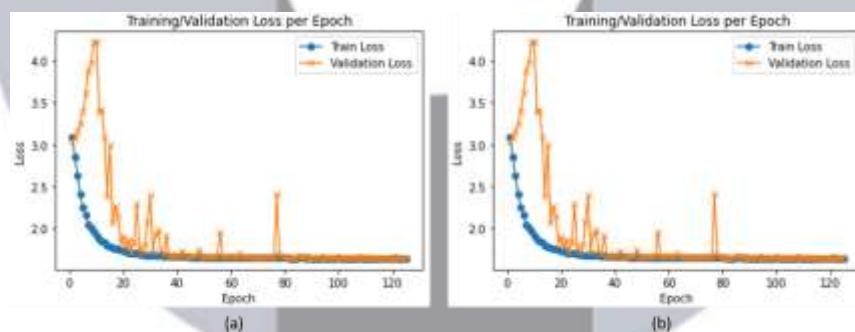
Tabel 4. Hasil Pengujian *Epoch*

<i>Optimizer</i>	Akurasi	<i>Loss</i>	Presisi	<i>Recall</i>	F-1 Score
125	99,69%	1,6496	100%	100%	100%
100	99,06%	1,66	99%	99%	99%
75	99,37%	1,6816	99%	99%	99%
50	94,06%	1,7918	95%	94%	94%

Dari data pada tabel dapat disimpulkan bahwa nilai *test size* sebesar 0,2, ukuran citra 64x64, penggunaan *optimizer* SGD dan nilai *epoch* sebesar 125 menghasilkan akurasi terbaik yaitu sebesar 99,69% dan *loss* terkecil yaitu sebesar 1,6496.

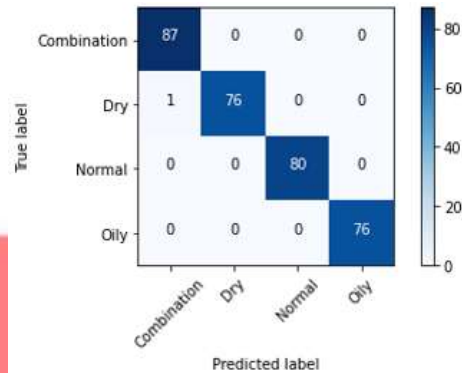
#### 4.2 Pengujian terbaik

Dari keempat scenario pengujian yang telah dilakukan didapatkan parameter terbaik dengan nilai *test size* 0,2, ukuran citra 64x64, *optimizer* yang digunakan SGD dan nilai *epoch* 125. Grafik akurasi dan *loss* dari pengujian terbaik dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Grafik Performansi Terbaik (a) akurasi dan (b) *loss*.

Sementara itu *confusion matrix* dari pengujian terbaik dapat dilihat pada Gambar 6 dari *confusion matrix* tersebut dapat dihitung tingkat kebenaran nilai akurasi, presisi, *recall*, dan F-1 score.



Gambar 1. *Confusion Matriks* Pengujian terbaik.

## 5. Kesimpulan

Pembahasan Sistem pengolahan citra menggunakan metode *convolutional neural network* arsitektur GoogleNet dapat mengklasifikasikan kulit wajah menjadi empat kelas yaitu normal, kering, berminyak dan kombinasi. Hasil terbaik yang didapatkan dari pengujian ini adalah menggunakan nilai *test size* sebesar 0,2. ukuran citra 64x64, menggunakan *optimizer* SGD dan nilai *epoch* 125. Keempat parameter tersebut menghasilkan tingkat akurasi sebesar, loss, recall, presisi dan f-1 score sebesar 99,69%, 1,6496, 100%, 100%, dan 100%.

## Referensi:

- [1] Apriyani, D. dan Marwiyah, *Journal of Beauty and Beauty Health Education*. Journal of Beauty and Beauty Health Education, 3(1), hal.1–7, 2014.
- [2] Kalangi, S. J. (2013). Histofisiologi Kulit. *Jurnal Biomedik (JBM)*. Vol. 5, No. 3, S12-20.
- [3] Nusantara, Teuku Firaz B. "Klasifikasi Jenis Kulit Wajah Pria Berdasarkan Tekstur Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurance Matrix (GLCM) dan Support Vector Machine (SVM)". Universitas Telkom Bandung, April 2018..
- [4] Nur Fu'adah, Yunendah; dkk. "Sistem Identifikasi Kanker Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)". Proposal Penelitian Dasar Dan Terapan Tahap II. Universitas Telkom Bandung. Agustus 2020.
- [5] LeCun, Y., Yoshua Bengio, & Geoffrey Hinton. (2015). Deep Learning. *Nature*, Vol. 521, pp. 436-444.
- [6] J. M. Keller, D. Liu, and D. B. Fogel, *Multilayer Neural Networks and Backpropagation*, 2016, pp. 35–60.
- [7] B. Reagen, R. Adolf, P. Whatmough, G. Wei, D. Brooks, and M. Martonosi, *Deep Learning for Computer Architects*. Morgan Claypool, 2017. [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8023044>
- [8] S. Khan, H. Rahmani, S. A. A. Shah, M. Bennamoun, G. Medioni, and S. Dickinson, *A Guide to Convolutional Neural Networks for Computer Vision*. Morgan Claypool, 2018. [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8295029>
- [9] P. Aswathy, Siddhartha, and D. Mishra, "Deep googlenet features for visual object tracking," in 2018 IEEE 13th International Conference on Industrial and Information Systems (ICIIS), 2018, pp. 60–66.
- [10] C. Szegedy, et al., *Going Deeper with Convolutions*. Sep, 2014.