

Klasifikasi Kanker Kulit Menggunakan Model Cnn Dengan Arsitektur Vgg-16 *Classification Of Skin Cancer Using Cnn Model With Vgg-16 Architecture*

1st Eza Panji Lanang
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
ezapanjulianang@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Sofia Saidah
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
sofiasaidahsfi@telkomuniversity.ac.id

3rd Fenty Alia
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
aliafenty@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Pencegahan kanker kulit dapat dilakukan dengan pendeteksian dini dan penanganan yang tepat. Sayangnya, deteksi dini kanker kulit pada umumnya masih dilakukan secara manual yang memungkinkan terjadi *human error* dan membutuhkan biaya yang relatif mahal. Permasalahan tersebut digunakan alternatif lain yaitu melakukan klasifikasi kanker kulit dengan memanfaatkan sistem citra berbasis komputer. *Convolutional Neural Network (CNN)* merupakan salah satu metode dalam sistem pengolahan citra berbasis komputer yang berfungsi untuk klasifikasi citra kanker kulit. Penelitian Tugas Akhir ini menggunakan metode CNN dengan arsitektur VGG-16 yang terdiri dari 16 *hidden layer*. Input data citra yang digunakan akan diproses terlebih dahulu menggunakan *dullrazor filtering* yang berfungsi untuk menghilangkan piksel bulu pada citra sehingga dapat memperjelas objek yang akan diteliti. Sistem dirancang menggunakan platform Google Colab dengan menggunakan bahasa pemrograman Python dan *dataset* yang diambil dari web www.kaggle.com. Dari hasil pengujian sistem diperoleh parameter paling optimal diantaranya adalah *size citra* sebesar 64*64, *optimizer* menggunakan *Adam optimizer*, *learning rate* sebesar 0.00001, *epoch* sebesar 30, dan *batch size* 16. Parameter performansi sistem yang dihasilkan yaitu akurasi sebesar 97.04%, *loss* 0.0985, presisi sebesar 97%, *recall* sebesar 97%, dan *f1 score* sebesar 97%.

Kata kunci : kanker kulit, CNN, VGG-16, *dullrazor filtering*, performansi, Python, *Dataset*.

Abstract

Prevention of skin cancer can be done with early detection and proper treatment.

*Unfortunately, early detection of skin cancer is generally still done manually, which allows human error to occur and requires relatively expensive costs. The problem is used another alternative is to classify skin cancer by utilizing a computer-based image system. Convolutional Neural Network (CNN) is one of the methods in a computer-based image processing system that functions to classify skin cancer images. This final project research uses the CNN method with the VGG-16 architecture which consists of 16 hidden layers. The input image data used will be processed first using dullrazor filtering which functions to remove feather pixels in the image so that it can clarify the object to be studied. The system is designed using the Google Colab platform using the Python programming language and datasets taken from the web www.kaggle.com. From the results of system testing, the most optimal parameters are obtained, including image size of 64*64, optimizer using Adam optimizer, learning rate of 0.00001, epoch of 30, and batch size of 16. The resulting system performance parameters are accuracy of 97.04%, loss of 0.0985, 97% precision, 97% recall, and 97% f1 score.*

Keywords: *skin cancer, CNN, VGG-16, dullrazor filtering, performance, Python, Dataset.*

I. PENDAHULUAN

Kerusakan jaringan kulit karena sel kanker dapat dicegah dengan melakukan deteksi dini pada tahap awal dan penanganan yang tepat. Deteksi dini pada area kulit dilakukan dengan membedakan keadaan jaringan yang abnormal pada tubuh. Biopsi secara umum digunakan oleh dokter kulit untuk mendiagnosis kanker kulit. Proses biopsi dilakukan dengan mengambil sampel potongan kecil pada lesi kemudian diperiksa

di laboratorium. Kekurangan dari biopsi adalah biaya yang cukup mahal dan pengamatan dilakukan secara manual sehingga memungkinkan terjadi *human error*. Untuk meminimalkan *human error* digunakan alternatif lain yaitu dengan memanfaatkan sistem citra berbasis komputer. Citra berbasis komputer dilakukan untuk mengurangi human eror pada deteksi dini kanker kulit.

Deep learning merupakan salah satu bagian dari *artificial intelligence* (AI). *Deep learning* memungkinkan proses ekstraksi fitur dan proses klasifikasi data citra pada satu arsitektur yang sama. Salah satu metode *deep learning* yang mempelajari fitur dari suatu data dengan menggunakan fitur learning adalah algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Algoritma CNN meniru sistem pengenalan citra pada *visual cortex* manusia, sehingga metode CNN umumnya digunakan dalam identifikasi dan klasifikasi data citra.

Beberapa penelitian terkait klasifikasi kanker kulit, seperti pada hasil observasi Savera Teresia R dkk. dilakukan deteksi kanker kulit menggunakan dua metode yaitu regresi (K-NN) dan CNN [1]. Metode K-NN, berdasarkan metode ABCD terdapat 4 fitur yang bisa digunakan tetapi pada observasi tersebut hanya digunakan 2 fitur yaitu fitur ketidakteraturan tepi dan fitur ketidaksimetrisan. *Dataset* yang dipakai pada observasi tersebut yaitu sebanyak 200 sel citra kanker dan menghasilkan akurasi sebesar 75%. Pada metode CNN menggunakan arsitektur *Convolutional Auto Encoder* (CAE) dan *ADAM optimizers*. *Dataset* yang dipakai adalah 800 citra kanker kulit dan akurasi yang didapatkan adalah 76,56%. Sedangkan penelitian Muhammad Faruk dkk. mengklasifikasikan kanker kulit bersumber pada tekstur dan warna citra dengan menetapkan metode *Support Vector Machine* (SVM) dan K-NN dengan menggunakan *dataset* sebanyak 1197 citra kanker kulit [2]. *Training* SVM menggunakan fungsi *svmtrain* dan kernel linear dengan nilai akurasi 69,85%. Pada metode K-NN *training* yang dilakukan sebanyak K=6 dengan hasil tertinggi adalah K=5 yaitu 70,61..

Lalu pada penelitian [3] melakukan klasifikasi wajah berdasarkan gender menggunakan CNN dengan arsitektur VGG-16. *Dataset* yang digunakan 800 citra wajah dan didapatkan performansi 98%. Sedangkan pada penelitian [4] melakukan

klasifikasi penyakit kulit menggunakan CNN, penyakit kulit dibagi menjadi 4 kelas yaitu cacar air, campak, jerawat dan scabies. *Dataset* terdiri dari 1500 citra dengan format JPG dengan menggunakan *Adam optimizer*. Hasil yang didapatkan dari penelitian ini adalah performansi akurasi, *precision*, *recall*, *f1 score*, dan *loss* masing-masing sebesar 96,53%, 95%, 95%, 95% dan 0,2486.

Berdasarkan beberapa penelitian sebelumnya, menggunakan metode SVM dan KNN memperoleh performansi dibawah 80%, sementara itu beberapa penelitian yang menggunakan metode CNN dengan arsitektur VGG-16 menghasilkan menunjukan bahwa metode tersebut dapat mengklasifikasi citra dengan baik. Oleh karena itu penelitian Tugas Akhir ini mengusulkan klasifikasi kanker kulit menggunakan CNN dengan arsitektur VGG-16 dengan harapan dapat meningkatkan performansi sistem.

II. KAJIAN TEORI

a. Kanker Kulit

Kulit adalah organ tubuh terbesar yang terdiri dari 15% total berat badan pada orang dewasa dan memiliki peran penting sebagai pelindung tubuh dari paparan radiasi yang dipancarkan oleh sinar matahari *ultraviolet* (UV), melindungi tubuh dari gangguan yang bersifat mencederai anggota tubuh ataupun dari zat kimia yang dapat merusak kulit tubuh, menangkal dehidrasi, dan sebagai tempat untuk menyimpan cadangan lemak [5].

Kanker adalah salah satu penyakit yang bersifat tidak menular, ditandai dengan adanya pertumbuhan sel/jaringan abnormal, pertumbuhan cepat tak terkendali dan dapat menyebar ke jaringan kulit terdekat hingga menjalar ke seluruh tubuh. Kanker dapat diklasifikasikan dalam 2 tipe, yaitu kanker *benign* (jinak) dan *malignant* (ganas). Kanker *benign* yaitu tipe kanker yang tidak mudah menyebar ke bagian tubuh lain (menetap dalam jaringan tubuh tertentu). Sedangkan kanker tipe *malignant* yaitu tipe kanker yang dapat bermutasi dan menyebar ke bagian tubuh lain hingga seluruh tubuh [6].

b. Citra Digital

Pengolahan citra banyak dimanfaatkan dalam berbagai disiplin ilmu seperti teknik, ilmu komputer, *biology science*, dan *medical*

science. Pada citra RGB masing-masing lapisan mempunyai piksel warna tertentu, yaitu warna *red*, *green*, dan *blue*. Masing-masing lapisan memiliki nilai piksel dengan rentang 0 sampai 255. Citra *grayscale* atau citra monokrom adalah citra yang hanya memiliki satu warna, yaitu nilai yang hanya menunjukkan informasi kecerahan atau level keabuan dan tidak memiliki informasi warna. Citra *grayscale* memiliki rentan nilai piksel 0 sampai 255 dimana masing-masing nilai memiliki tingkat kecerahan yang berbeda. Untuk mengubah citra RGB menjadi *grayscale* menggunakan persamaan 2.1. Citra biner terdiri dari dua piksel yaitu 0 dan 1, dimana nilai piksel 0 pada citra biner merepresentasikan warna hitam sedangkan nilai piksel putih merepresentasikan warna putih [7]. Untuk merubah citra *grayscale* ke citra biner menggunakan persamaan 2.2 dan menggunakan *thresholding* (T) yang telah di tentukan.

$$Greyscale (G) = \frac{R + G + B}{3} \quad (2.1)$$

$$Biner(B) = \begin{cases} 1, & \text{jika } G \geq T \\ 0, & \text{jika } G < T \end{cases} \quad (2.2)$$

c. *Dullrazor Filtering*

Piksel rambut pada citra kulit dapat mempengaruhi kinerja klasifikasi data citra sehingga perlu untuk dihilangkan. Proses untuk menghilangkan piksel rambut tersebut dinamakan *dullrazor filtering*. *Dullrazor filtering* berfokus menghilangkan rambut hitam tebal yang terdiri dari tiga tahapan



dasar:

1. Mengidentifikasi lokasi rambut dengan merubah citra RGB menjadi citra *grayscale* dengan melihat tingkat pencahayaanya.
2. Mengubah piksel yang diidentifikasi sebagai piksel rambut dengan piksel kulit terdekat menggunakan *Region of Interest* (ROI)
3. Memperhalus hasil akhir dengan menggunakan *adaptive median filter*

Gambar 2.1 merupakan hasil hasil proses *dullrazor filtering* memiliki bekas berupa garis tipis dari rambut yang

dihilangkan, tetapi secara keseluruhan proses ini bekerja cukup efektif untuk menghasilkan hasil yang memuaskan ketika melakukan segmentasi sel kanker kulit [8].

Gambar 2.1 Hasil Proses *Dullrazor Filtering*

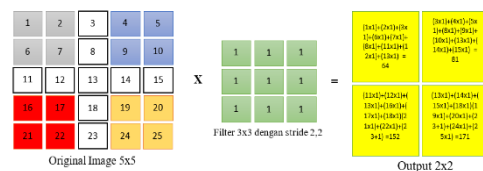
d. *Convolution Neural Network* (CNN)

Convolution Neural Network adalah pengembangan dari *Multilayer Perceptron* (MLP) yang digunakan untuk pengolahan data dua dimensi. CNN memiliki jaringan yang tinggi sehingga termasuk ke dalam *deep learning* [9]. CNN dapat dimanfaatkan dalam berbagai macam perhitungan komputasi seperti klasifikasi data citra, pengenalan pola, dan segmentasi, deteksi.

Proses untuk fitur *learning* dari data citra dengan membaca dan mengolah nilai-



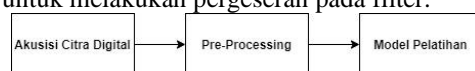
nilai pikselnya merupakan fungsi *layer* pada CNN. *Fully connected layers* adalah lapisan layer terakhir yang berfungsi untuk menentukan kelas [10]. Data akan diklasifikasikan ke dalam kelas dengan probabilitas tertinggi. Gambar 2.2 menunjukkan ilustrasi layer pada CNN [11].



Gambar 2.2 Arsitektur CNN

e. *Convolution layer*

Convolution layer merupakan layer yang berfungsi melakukan proses ekstraksi pada data image menggunakan filter. Operasi konvolusi yaitu dua buah matriks yang berisi piksel citra input dan matriks kernel (filter) [10]. Kernel adalah matriks berisi nilai acak antara -1 sampai 1 dengan area sesuai ukuran filter yang digunakan. Jenis arsitektur mempengaruhi ukuran filter karena setiap arsitektur memiliki ukuran filter masing-masing. Nilai *stride* berguna untuk melakukan pergeseran pada filter.



Gambar 2.3 Operasi Konvolusi

f. *Pooling Layer*

Pooling layer adalah proses merubah *feature map* sesuai nilai piksel disebelah

menggunakan operasi statistik. *Pooling layer* berfungsi untuk mempercepat proses perhitungan komputasi dengan mengurangi volume *featur map* tanpa merubah informasi penting.

g. Optimizer

Optimizer berfungsi untuk memperkecil *error* atau selisih antara prediksi dan target dengan cara memperbaharui bobot dan bias pada proses *training*. Beberapa contoh *optimizer* yang umum digunakan *Root Mean Square Propagation* (RMSprop), *Adaptive Momentum* (Adam), dan *Stochastic Gradients Descent* (SGD).

h. Learning Rate

Learning rate, merupakan bagian dari parameter training yang berfungsi menghitung nilai koreksi bobot ketika waktu proses training. Nilai learning rate ini berada antara range nol (0) sampai (1). Semakin tinggi nilai learning rate, maka proses training akan berjalan semakin cepat. Semakin besar learning rate, maka ketelitian jaringan akan semakin berkurang, begitu pula sebaliknya.

i. Epoch

Epochs, untuk mewakili jumlah iterasi yang wajib dilakukan pada set data. Epochs menandakan satu siklus CNN dari keseluruhan training dataset. Satu epochs berarti mengindikasikan sebuah CNN telah belajar dari training dataset secara keseluruhan [12].

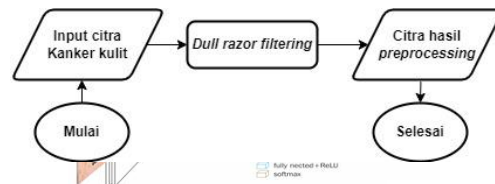
j. VGG-16

VGG-16 merupakan model arsitektur yang sangat dalam diperkenalkan oleh *Visual Geometry Group* (VGG) dari Universitas Oxford yang mengikuti kompetisi *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge* (ILSVRC) pada tahun 2014. VGG terdiri dari 16 *hidden layer*, konvolusi dengan filter 3x3, *strides* = 2,2, *padding* yang sama, dan *max pooling* 2x2 [13]. Setiap citra yang melewati *max pooling* fitur ukurannya akan direduksi setengah dan filter akan berjumlah 64 bertambah sebesar kelipatan dua dari lapisan konvolusi pertama, hingga blok terakhir VGG-16.

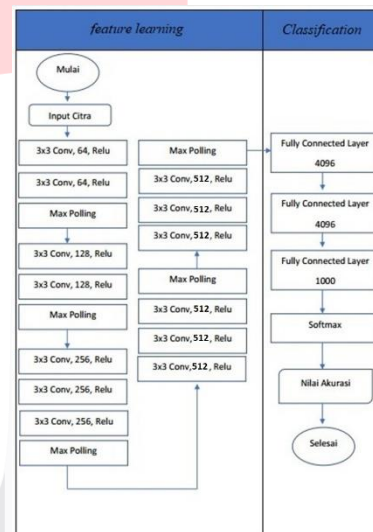
III. METODE

a. Desain Sistem

Penelitian Tugas Akhir ini membahas klasifikasi kanker kulit menggunakan metode CNN menggunakan arsitektur VGG-16. Penelitian dimulai dengan akuisisi citra digital dan akan dilanjutkan dengan *preprocessing*. *Dataset* yang telah melalui *preprocessing* akan dilanjutkan oleh proses



training dan *testing*. Klasifikasi menghasilkan dua kelas yaitu *benign* dan *malignant*. Gambar 3.1 merupakan gambaran umum dari sistem pada Tugas Akhir ini.



Gambar 3.1 Blok Diagram Sistem

b. Diagram Alir

Setelah pengumpulan teori dan data dari penelitian sebelumnya, penulis dapat menggunakan hasil akuisisi citra kanker kulit yang berupa citra *benign* dan *malignant* untuk proses klasifikasi. Selanjutnya hasil akuisisi citra kanker kulit disiapkan pada *preprocessing*. Dalam *preprocessing* citra kanker kulit akan dioptimalkan. Setelah citra kanker kulit dioptimalkan pada *preprocessing* maka dilakukan proses *training* dan *testing*. Gambar 3.2 adalah diagram alir penelitian yang dilakukan oleh penulis.

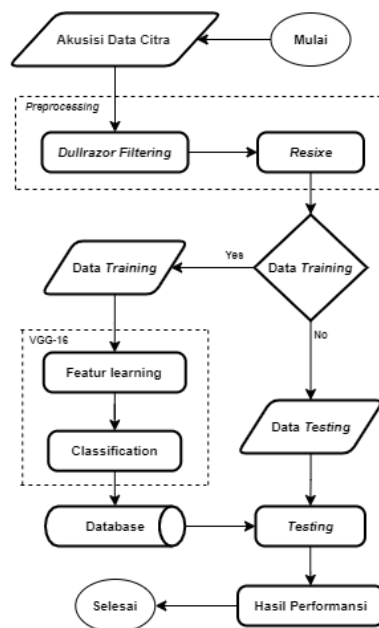
c. Akuisisi Data Citra

Tahap awal pada penelitian Tugas Akhir untuk pengumpulan data citra digital atau disebut Akuisisi data citra. Data citra

yang digunakan adalah data citra kanker kulit yang diperoleh dari <https://www.kaggle.com/fanconic/skin-cancer-malignant-vs-benign> yang berisi 3297 file terbagi menjadi 2 kelas yaitu *benign* dan *malignant*.

d. PreProcessing

Langkah awal pengolahan citra kanker kulit adalah *preprocessing* yang berguna untuk mengoptimalkan data, tahap *preprocessing* terdapat pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3 Diagram Alir *Preprocessing*

Tahapan-tahapan pada *Preprocessing* adalah sebagai berikut:

1. *Input* citra kanker kulit

Proses pengambilan citra kanker kulit pada tahap sebelumnya yaitu akuisisi data citra.

2. *Dullrazor Filtering*

Dullrazor Filtering adalah proses menghilangkan piksel rambut pada citra kanker kulit.

3. Citra hasil *Preprocessing*

Di akhir *preprocessing* akan dihasilkan citra kanker kulit baru yang sudah bersih dari piksel rambut.

e. Model Pelatihan

Penelitian Tugas Akhir ini penulis menggunakan model pelatihan CNN. Dalam model pelatihan CNN mempunyai 2

tahapan, yaitu *training* dan *testing*. Arsitektur yang digunakan adalah VGG-16 dimana mempunyai beberapa tahap, yaitu tahap *convolutional layer*, *pooling layer*, *activation ReLU layer*, *fully connected layer*, dan *softmax*.

Arsitektur VGG-16 memiliki 13 lapis *konvolusi*, 3 lapisan *fully connected*, dan 1 *softmax*. Pada setiap konvolusi memiliki jumlah filter yang berbeda tetapi memiliki jumlah kernel yang sama (3 x 3). Tahapan selanjutnya adalah tahap *classification*, dimulai dengan proses *flatten* atau mengubah *feature map* dari hasil *pooling* ke dalam nilai vektor. Proses terakhir, yaitu *softmax* berfungsi untuk mengklasifikasikan ke dalam kelas *benign* atau *malignant*. Ilustrasi arsitektur VGG-16 terdapat pada Gambar 3.4.

f. Performansi Sistem

Performansi system berfungsi untuk mengukur tingkat performansi dari klasifikasi model pelatihan CNN. Tahap perhitungan performansi sistem dilakukan setelah proses *training data* dan *testing data*. Terdapat 5 indikator yang digunakan untuk menentukan performansi sistem, yaitu akurasi, presisi, *Loss*, *recall*, dan *f1 score*.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

a. Pengujian Sistem

Terdapat dua proses pada sistem yang dirancang yaitu, proses *training* data dan *testing* data seperti pada bab 3 bagian 3.2. Proses *training* data berfungsi untuk pembuatan model lalu diteruskan oleh proses *testing* data. Sistem ini bertujuan mencari hasil performansi terbaik dari akurasi, presisi, *Loss*, *recall*, dan *f1 score*. Pengujian sistem dilakukan menggunakan Keras pada *python* dengan *tensorflow* yang akan di jalankan menggunakan Google Colab.

b. Perancangan Skenario Pengujian Sistem

Pada penelitian ini menggunakan data citra kanker kulit dikategorikan menjadi dua jenis yaitu data citra kanker kulit sebelum melalui *preprocessing* dinamakan *Dataset* asli dan data citra kanker kulit sesudah melalui *preprocessing* dinamakan *Dataset Dullrazor Filtering*. Penulis melakukan perancangan empat skenario yang akan diuji oleh kedua *Dataset* tersebut. Skenario yang akan diujikan sebagai berikut:

1. Skenario pertama, yaitu mencari *size* citra dengan tiga parameter yaitu 64*64, 100*100, dan 128*128.
2. Skenario kedua, mencari *Optimizer* terbaik dengan menggunakan *size* citra terbaik dari skenario pertama. *Optimizer* yang akan diuji pada penelitian ini adalah RMSprop, Adam, SGD.
3. Skenario ketiga, yaitu mencari *Learning Rate* terbaik dengan menggunakan hasil dari *Optimizer* dan *size* terbaik dari skenario pertama dan kedua. *Learning Rate* yang akan diuji pada penelitian ini adalah 0.01, 0.001, 0.0001.
4. Skenario keempat, yaitu mencari *Epoch* terbaik dengan menggunakan parameter terbaik dari ketiga skenario sebelumnya. Parameter *Epoch* yang digunakan adalah *Epoch* 30, *Epoch* 50, *Epoch* 70.

Untuk melanjutkan dari satu skenario ke skenario selanjutnya dapat dilihat dari hasil akurasi terbaik dan melihat pada grafik hasil akurasi dan Loss per Epoch apakah sudah mendekati nilai konvergensi Loss atau belum

c. Dataset Asli

Data kanker kulit yang akan diujikan pertama kali adalah *Dataset* asli atau sebelum *Dullrazor Filtering*. Parameter yang digunakan pada pengujian *Dataset* asli adalah *size* citra, *Optimizer*, *Learning Rate*, dan *Epoch*. Seperti pada sub bab 4.2 perancang akan dibagi menjadi 4 skenario dan mengambil parameter terbaik dari setiap skenario untuk digunakan pada skenario selanjutnya.

Berdasarkan hasil dari skenario keempat dapat di simpulkan Epoch yang paling cocok digunakan untuk penelitian ini adalah Epoch 50. Parameter yang paling cocok digunakan untuk Dataset asli yaitu *size* citra 100*100, RMSprop *Optimizer*, *Learning Rate* 0.0001, Epoch 50, dan batch size 16 dengan hasil akhir adalah nilai akurasi 93.56%, nilai Loss 0.232, nilai presisi 94%, nilai recall 94%, dan f1 score 94%.

d. Dataset Dullrazor Filtering

Data kanker kulit yang akan diujikan pada bagian ini adalah *Dataset* yang telah melalui proses *Dullrazor Filtering*. *Dataset* asli dimasukkan kedalam *Dullrazor Filtering* kemudian akan menghasilkan *Dataset* baru yaitu *Dataset Dullrazor Filtering*. Parameter

yang digunakan pada pengujian *Dataset Dullrazor Filtering* masih sama seperti *Dataset* asli hanya berbeda *Dataset* nya saja.

Berdasarkan hasil dari skenario keempat dapat disimpulkan *Epoch* yang paling cocok digunakan untuk penelitian ini adalah *Epoch* 50. Parameter yang paling cocok digunakan untuk *Dataset Dullrazor Filtering* berbeda dengan *Dataset* asli yaitu *size* citra 100*100, RMSprop *Optimizer*, *Learning Rate* 0.0001, *Epoch* 50, dan batch size 16. Hasil akhir dari *Dataset Dullrazor Filtering* lebih tinggi dibandingkan *Dataset* asli yaitu dengan hasil akhir adalah nilai akurasi 93.56%, nilai Loss 0.232, nilai presisi 94%, nilai recall 94%, dan f1 score 94%.

e. Perbandingan Hasil Pengujian Sistem

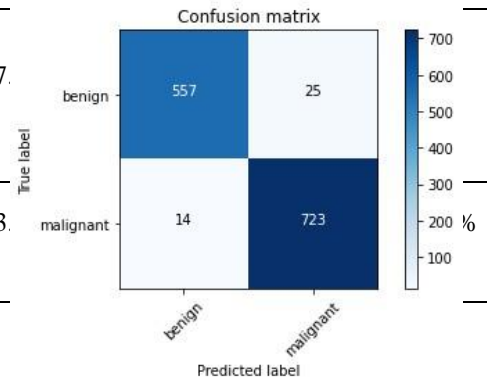
Setelah melakukan pengujian keempat skenario untuk mendapatkan skenario terbaik dari dua *Dataset* yaitu *Dataset* asli dan *Dataset Dullrazor Filtering*, didapatkan bahwa hasil dari *Dataset* yang sudah melalui *Dullrazor Filtering* memiliki hasil yang lebih baik dibandingkan tanpa menggunakan *Dullrazor Filtering*. Hasil performansi sistem setelah melalui proses *Dullrazor Filtering* yaitu nilai akurasi lebih tinggi 3.48%, memiliki nilai Loss yang lebih kecil yaitu 0.0985, nilai presisi, recall, dan f1 score 3% lebih tinggi yaitu 97%.

Parameter yang digunakan untuk mendapatkan skenario terbaik pada kedua *Dataset* berbeda. *Size* citra yang diperlukan untuk mendapatkan skenario terbaik setelah melalui proses *Dullrazor Filtering* adalah 64*64 sedangkan tanpa proses *dull razor filtering* yaitu *size* citra 100*100. *Optimizer* yang diperlukan pun berbeda pada pada proses *Dataset* asli menggunakan RMSprop *Optimizer* sedangkan pada *Dataset dull razor filtering* menggunakan Adam *Optimizer*. *Learning Rate* yang digunakan sama yaitu *Learning Rate* 0.0001. dan *Epoch* yang digunakan memiliki perbedaan pada *Dataset* asli sebesar 50 *Epoch* dan pada *Dataset dull razor filtering* 30 *Epoch*. Untuk lebih jelas perbandingan hasil dan parameter dipaparkan pada Tabel 4.1.

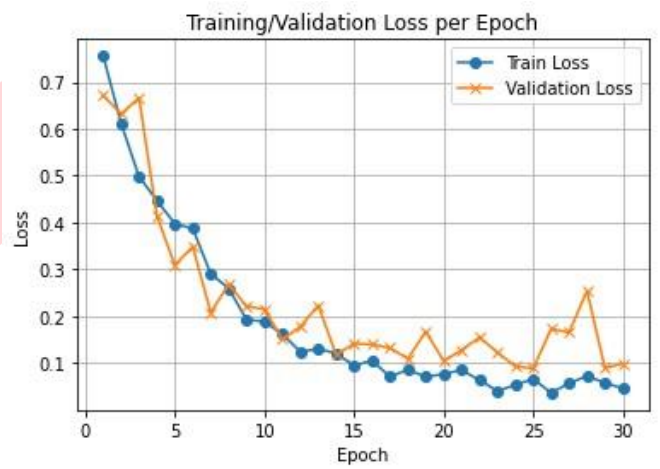
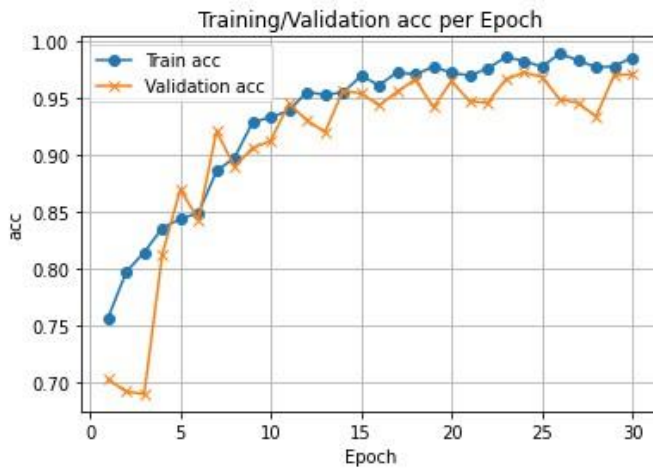
Tabel 4.1 Perbandingan *Dataset* Asli dan *Dataset Dullrazor Filtering*

Parameter	

	Size citra	Optimizer	Learning Rate	Epoch	Akurasi dengan parameter Size citra 64*64, menggunakan Optimizer Adam	recall
Dataset Dullrazor Filtering	64*64	Adam	0.0001	30	97.	97%
Dataset Asli	100*100	RMSprop	0.0001	50	93.	

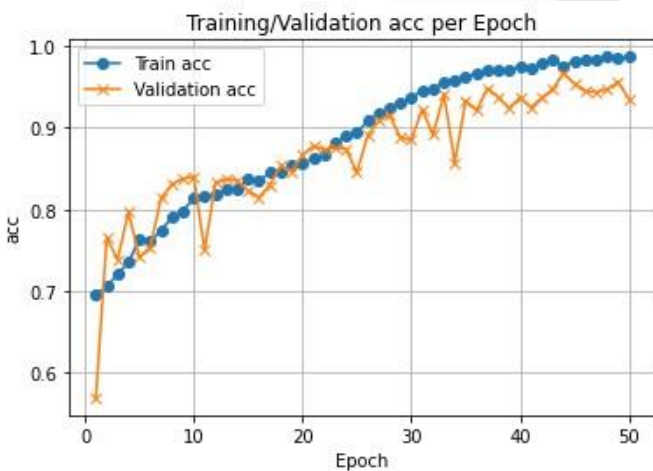


Sedangkan secara grafik hasil akurasi dan Loss per Epoch tidak terlalu berbeda



antara Dataset Dullrazor Filtering dengan Dataset asli seperti pada Gambar 4.1 dan Gambar 4.2.

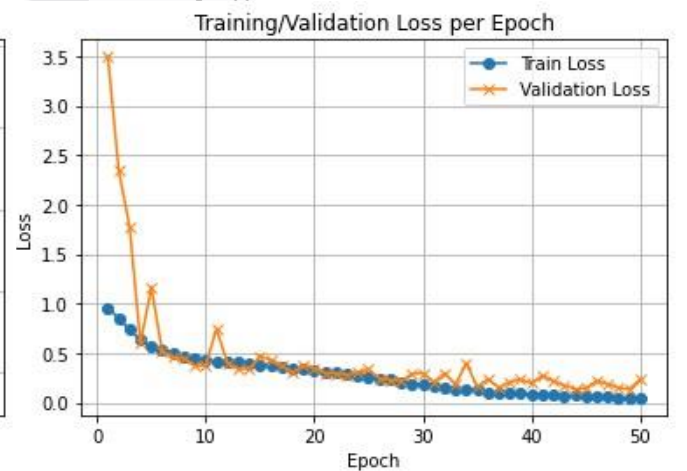
Gambar 4.2 Grafik Hasil Akurasi dan Loss Per Epoch Skenario Terbaik Dataset Dullrazor Filtering



Learning Rate 0.0001, nilai Epoch adalah 30 Epoch dan 16 batch Size.

Gambar 4.3 Confusion Metrix dari Hasil Pengujian Terbaik

Dapat ditarik kesimpulan bahwa pada saat preprocessing penggunaan Dullrazor Filtering



Gambar 4.1 Grafik Hasil Akurasi dan Loss Per Epoch Skenario Terbaik Dataset Asli

Gambar 4.2 merupakan table confusion metrix dari hasil pengujian terbaik yaitu dari Dataset yang sudah melalui Dullrazor

dapat meningkatkan nilai performansi sistem dibandingkan tanpa menggunakan Dullrazor Filtering. Penggunaan Dullrazor Filtering sebaiknya dilakukan secara manual dikarenakan piksel rambut yang berwarna dan beberapa citra

kanker kulit yang berwarna hitam dapat dikenali sebagai piksel rambut sehingga dapat terhapus.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil simulasi dan analisis penelitian klasifikasi kanker kulit menggunakan metode CNN dengan arsitektur VGG-16 dengan menggunakan Dullrazor Filtering dan secara langsung dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Nilai performansi terbaik dari penelitian klasifikasi kanker kulit menggunakan metode CNN dengan arsitektur VGG-16 adalah akurasi 97.04%, Loss 0.0985, presisi 97%, recall 97%, f1 score 97%.
2. Penggunaan Dullrazor Filtering pada saat preprocessing dapat meningkatkan performansi sistem yaitu peningkatan 4% dari nilai akurasi, nilai Loss yang lebih kecil 0.1335, dan peningkatan 3% pada nilai presisi, recall dan Loss.
3. Penggunaan Dullrazor Filtering pada saat preprocessing sebaiknya dilakukan secara manual karena beberapa citra kanker kulit memiliki piksel kanker kulit yang berwarna hitam dan kecil sehingga dapat terbaca sebagai piksel rambut.
4. Hasil pengujian terbaik pada penelitian ini menggunakan data citra yang telah melalui preprocessing dengan parameter terbaik yaitu size citra 64*64, Adam Optimizer, Learning Rate 0.0001, Epoch 30, dan batch size 16.

REFERENSI

- [1] T. R. Savera, W. H. Suryawan, and A. W. Setiawan, "Deteksi Dini Kanker Kulit Menggunakan K-Nn Dan Early Detection of Skin Cancer Using K-Nn and Convolutional," *J. Teknol. Inf. Dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 2, pp. 373–378, 2020, [Online]. Available: <https://jtiik.ub.ac.id/index.php/jtiik/article/view/2602>.
- [2] M. Faruk and N. Nafi'iyah, "Klasifikasi Kanker Kulit Berdasarkan Fitur Tekstur , Fitur Warna Citra Menggunakan SVM dan KNN," *Telematika*, vol. 13, no. 2, pp. 100–109, 2020.
- [3] B. K. Triwijoyo, "Model Fast Tansfer Learning pada Jaringan Syaraf Tiruan Konvolusional untuk Klasifikasi Gender Berdasarkan Citra Wajah," *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 18, no. 2, pp. 211–221, 2019, doi: 10.30812/matrik.v18i2.376.
- [4] M. A. Hanin, R. Patmasari, and R. Y. Nur, "Sistem Klasifikasi Penyakit Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn)," *e-Proceeding Eng.*, vol. 8, no. 1, pp. 273–281, 2021.
- [5] A. Dehdashtian, T. P. Stringer, A. J. Warren, E. W. Mu, B. Amirlak, and L. Shahabi, "Anatomy and physiology of the skin," *Melanoma A Mod. Multidiscip. Approach*, pp. 15–26, 2018, doi: 10.1007/978-3-319-78310-9_2.
- [6] S. Rashid, "Cancer and chemoprevention: An overview," *Cancer Chemoprevention An Overv.*, pp. 1–173, 2017, doi: 10.1007/978-981-10-2579-2.
- [7] R. Srikanteswara and A. C. Ramachandra, "Segmentation Techniques in Image Processing to Detect Melanoma," *Int. J. Sci. Eng. Res.*, vol. 10, no. 12, pp. 1239–1247, 2019.
- [8] R. Srikanteswara and A. C. Ramachandra, "Segmentation Techniques in Image Processing to Detect Melanoma," *Int. J. Sci. Eng. Res.*, vol. 10, no. 12, pp. 1239–1247, 2019.
- [9] M. M. Susilo, D. M. Wonohadidjojo, and N. Sugianto, "Pengenalan Pola Karakter Bahasa Jepang Hiragana Menggunakan 2D Convolutional Neural Network," *J. Inform. dan Sist. Inf. Univ. Ciputra*, vol. 03, no. 02, pp. 28–36, 2017.
- [10] J. Ker, L. Wang, J. Rao, and T. Lim, "Deep Learning Applications in Medical Image Analysis," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 9375–9379, 2017, doi: 10.1109/ACCESS.2017.2788044.
- [11] "Pengenalan Deep Learning Part 7 : Convolutional Neural Network (CNN) | by Samuel Sena | Medium." <https://medium.com/@samuelsena/pengenalan-deep-learning-part-7-convolutional-neural-network-cnn-b003b477dc94> (accessed Aug. 12, 2021).
- [12] M. Satria Wibawa, "Pengaruh

- Fungsi Aktivasi, Optimisasi dan Jumlah Epoch Terhadap Performa Jaringan Saraf Tiruan,” *J. Sist. dan Inform.*, vol. 11, no. 2, pp. 167–174, 2017, doi: 10.13140/RG.2.2.21139.94241.
- [13] Y. Gultom, A. M. Arymurthy, and R. J. Masikome, “Batik Classification using Deep Convolutional Network Transfer Learning,” *J. Ilmu Komput. dan Inf.*, vol. 11, no. 2, p. 59, 2018, doi: 10.21609/jiki.v11i2.507.

