

**KLASIFIKASI CITRA KANKER KULIT MENGGUNAKAN
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK MODEL GOOGLNET**

SKRIPSI



**UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A**

Disusun Oleh
DINA ZATUSIVA HAQ
H72217050

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL
SURABAYA**

2021

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : Dina Zatusiva Haq

NIM : H72217050

Program Studi : Matematika

Angkatan : 2017

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul "KLASIFIKASI CITRA KANKER KULIT MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* MODEL GOOGLINET". Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 1 September 2020

Yang menyatakan,



Dina Zatusiva Haq

NIM. H72217050

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : Dina Zatusiva Haq

NIM : H72217050

Program Studi : Matematika

Angkatan : 2017

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul "KLASIFIKASI CITRA KANKER KULIT MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* MODEL GOOGLINET". Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 1 September 2020

Yang menyatakan,



Dina Zatusiva Haq
NIM. H72217050

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi oleh

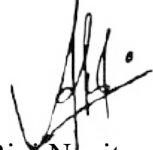
Nama : Dina Zatusiva Haq

NIM : H72217050

Judul Skripsi : KLASIFIKASI CITRA KANKER KULIT
MENGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL*
NETWORK MODEL GOOGLNET

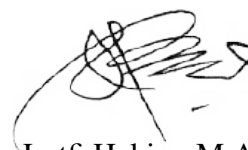
telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Pembimbing I



Dian C. Rini Novitasari, M. Kom
NIP. 198511242014032001

Pembimbing II



Lutfi Hakim, M.Ag
NIP. 197312252006041001

Mengetahui,
Ketua Program Studi Matematika
UIN Sunan Ampel Surabaya



Aris Fanani, M.Kom
NIP. 198701272014031002

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI

Skripsi oleh

Hama Dina Zatulva Haq
NIM H72217050
Judul Skripsi KLASIG KAS1 CITRA KANKER KULIT
MENGUNAKAN COYVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK MODEL GOOGLNET

Telah dipenahankan di depan Tim Penguji
pada tanggal 27 Januari 2021

Mengesahkan,
Tim Penguji

Penguji I

Aris Fanani, V.Kom
NIP. 198701272014031002

Penguji II

Nurissaidin Gannahu, M.Kom
NIP. 199011022014032004

Penguji III

Dian Candra Rini Novitasari, V. Kom
NIP. 198511247014032001

Penguji N

Lutti Hakim, M. Ag
NIP. 19731225206041001

Mengetahui,

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Anipal Sumbawa



Rusydiah, U.Ag
NIP. 19722005012003



KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA
PERPUSTAKAAN

Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300
E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : DINA ZATUSIVA HAQ
NIM : H72217050
Fakultas/Jurusan : SAINTEK / MATEMATIKA
E-mail address : zatusivad@gmail.com

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :

Sekripsi Tesis Desertasi Lain-lain (.....)

yang berjudul :

KLASIFIKASI CITRA KANKER KULIT MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORK MODEL GOOLENET

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara *fulltext* untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

Surabaya, 22 Februari 2021

Penulis

(DINA ZATUSIVA HAQ)

2.6.2.	<i>Rectified Linear Unit (ReLU)</i>	25
2.6.3.	<i>Local response normalization layer</i>	25
2.6.4.	<i>Pooling layer</i>	27
2.6.5.	<i>Dropout layer</i>	27
2.6.6.	<i>Fully connected layer</i>	28
2.7.	GoogleNet	29
2.8.	<i>Confusion Matrix</i>	30
2.9.	Penyakit dalam Islam	32
2.9.1.	Allah Menciptakan Penyakit untuk Manusia	32
2.9.2.	Kewajiban Orang Sakit	33
2.9.3.	Balasan Bagi Orang yang Sabar	35
III	METODE PENELITIAN	37
3.1.	Jenis Penelitian	37
3.2.	Pengumpulan Data	37
3.3.	Kerangka Penelitian	38
IV	HASIL DAN PEMBAHASAN	42
4.1.	Deskripsi Data	42
4.2.	<i>Dull Razor Filtering</i>	45
4.3.	Augmentasi Data	50
4.3.1.	Rotasi	50
4.3.2.	Refleksi	52
4.4.	<i>Feature Learning</i> dan Klasifikasi	54
4.4.1.	<i>Convolution layer</i>	54
4.4.2.	<i>Rectified Linear Unit (ReLU)</i>	58
4.4.3.	<i>Pooling Layer</i>	60
4.4.4.	<i>Local Response Normalization</i>	61
4.4.5.	<i>Inception Nodule</i>	65
4.4.6.	<i>Dropout Layer</i>	67
4.4.7.	<i>Fully Connected Layer</i>	67
4.5.	Pengujian Model dan Evaluasi Sistem	70

4.3	Lapisan citra RGB	43
4.4	Nilai piksel pada lapisan <i>Red</i>	43
4.5	Nilai piksel pada lapisan <i>Green</i>	44
4.6	Nilai piksel pada lapisan <i>Blue</i>	44
4.7	Proses <i>cropping</i> dan <i>resize</i> data citra	44
4.8	Sample data citra <i>dermoscopic</i>	45
4.9	Lapisan R pada data sampel	46
4.10	Lapisan G pada data sampel	46
4.11	Lapisan B pada data sampel	46
4.12	Identifikasi piksel rambut lapisan R	47
4.13	Identifikasi piksel rambut lapisan G	47
4.14	Identifikasi piksel rambut lapisan B	48
4.15	Matriks hasil akhir lapisan R	48
4.16	Matriks hasil akhir lapisan G	49
4.17	Matriks hasil akhir lapisan B	49
4.18	Hasil akhir dari proses <i>dull razor filtering</i>	50
4.19	Ilustrasi rotasi 90°	52
4.20	Ilustrasi refleksi terhadap sumbu y	53
4.21	Contoh hasil augmentasi data	53
4.22	Sampel perhitungan <i>convolution layer</i>	54
4.23	Sampel perhitungan <i>convolution layer</i> lapisan R	55
4.24	Sampel perhitungan <i>convolution layer</i> lapisan G	55
4.25	Sampel perhitungan <i>convolution layer</i> lapisan B	56
4.26	Visualisasi <i>feature map</i> pada <i>convolution layer</i>	58
4.27	Visualisasi <i>feature map</i> pada ReLU	59
4.28	Ilustrasi perhitungan <i>max pooling</i>	60
4.29	Visualisasi <i>feature map</i> pada <i>max pooling</i>	61
4.30	Visualisasi <i>feature map</i> pada <i>local response normalization</i>	65
4.31	<i>Feature map</i> pada <i>max pooling layer</i> sebelum <i>inception nodule</i>	66
4.32	<i>Feature map</i> pada <i>inception nodule</i>	66

4.33	Ilustrasi perhitungan <i>dropout layer</i>	67
4.34	<i>Training progress</i> hasil terbaik pembagian data 60%	72
4.35	<i>Confusion matrix</i> hasil terbaik pembagian data 60%	73
4.36	<i>Confusion matrix</i> hasil terbaik pembagian data 60% tanpa augmentasi	75
4.37	<i>Confusion matrix</i> hasil terbaik pembagian data 60% menggunakan HOG-SVM	76
4.38	<i>Training progress</i> hasil terbaik pembagian data 70%	79
4.39	<i>Confusion matrix</i> hasil terbaik pembagian data 70%	80
4.40	<i>Confusion matrix</i> hasil terbaik pembagian data 70% tanpa augmentasi	82
4.41	<i>Confusion matrix</i> hasil terbaik pembagian data 70% menggunakan HOG-SVM	83
4.42	<i>Training progress</i> hasil terbaik pembagian data 80%	86
4.43	<i>Confusion matrix</i> hasil terbaik pembagian data 80%	87
4.44	<i>Confusion matrix</i> hasil terbaik pembagian data 80% tanpa augmentasi	89
4.45	<i>Confusion matrix</i> hasil terbaik pembagian data 80% menggunakan HOG-SVM	90
4.46	<i>Training progress</i> hasil terbaik pembagian data 90%	93
4.47	<i>Confusion matrix</i> hasil terbaik pembagian data 90%	94
4.48	<i>Confusion matrix</i> hasil terbaik pembagian data 90% tanpa augmentasi	96
4.49	<i>Confusion matrix</i> hasil terbaik pembagian data 90% menggunakan HOG-SVM	97

yang disebabkan oleh stroke dan jantung koroner. Kanker dapat menyerang organ-organ tubuh manusia, seperti paru-paru, payudara, otak, kulit, dan lain-lain (Bray et al., 2018). Salah satu jenis kanker yang umum adalah kanker kulit. Kanker kulit diderita sekitar 108.420 pasien dan menjadi penyebab kematian 11.480 jiwa di tahun 2020 (Siegel et al., 2020).

Penderita kanker kulit mengalami pertumbuhan sel yang tidak normal pada kulit (Dorj et al., 2018). Pertumbuhan sel yang tidak normal umumnya terjadi pada bagian kulit yang sering terpapar sinar matahari, namun juga dapat terjadi pada kulit bagian tubuh manapun. Kanker kulit menyerang bagian kulit lapisan terluar *Squamous Cells Carcinoma* (SCC), lapisan kedua *Basal Cell Carcinoma* (BCC), dan *melanocytes cells* pada lapisan ketiga atau lapisan terdalam. *Squamous cells* dan *basal cells* biasa disebut dengan *non-melanoma*, sedangkan *melanocytes cells* disebut dengan kanker melanoma (Ansari and Sarode, 2017). Melanoma berawal dari transformasi keganasan *melanocytes cells*. *Melanocytes cells* yang terletak di bagian terdalam epidermis bertanggung jawab dalam pembentukan pigmen melamin kulit, sehingga kanker kulit jenis melanoma menyerang sel-sel pigmen pada kulit (Naves et al., 2017). Kerusakan jaringan kulit akibat sel kanker dapat dicegah dengan melakukan deteksi kanker kulit pada tahap awal agar mendapat perawatan yang tepat (Dorj et al., 2018).

Deteksi dini pada area kulit yang mencurigakan dengan membedakan lesi pada area kulit menjadi dua kelas yaitu *benign* dan *malignant*. *Benign* merupakan tumor jinak yang tidak dapat menyebar ke jaringan lain dan dapat diangkat atau dihilangkan dengan kemungkinan muncul kembali yang sangat minim. Sedangkan *malignant* merupakan kanker yang terdiri dari SCC, BCC, dan melanoma.

Identifikasi lesi pada area kulit sebagai *benign* atau *malignant* dilakukan oleh dokter kulit secara manual (Esteva et al., 2017). Deteksi dini yang dilakukan secara manual sangat mengandalkan ketrampilan pengamat, sehingga memungkinkan untuk terjadi *human error* (Farooq et al., 2016).

Human error dalam mengidentifikasi kanker kulit dapat diminimalisir dengan memanfaatkan sistem *Computer Aided Diagnosis* (CAD) (Layode et al., 2019). Sistem CAD diawali dengan *pre-processing* data citra (Thohir et al., 2020). *Pre-processing* data merupakan bagian penting pada setiap proses *machine learning*. *Pre-processing* dilakukan dengan tujuan mengoptimalkan data untuk model pembelajaran (Tabik et al., 2017). Tahap awal dalam *pre-processing* data citra *dermoscopic* yaitu dengan mengimplementasikan *dull razor algorithm* untuk menghilangkan piksel-piksel rambut pada area kulit yang diamati (Shafiq et al., 2018). Hal ini dilakukan dengan tujuan meningkatkan hasil akurasi pada proses klasifikasi. Proses klasifikasi data citra untuk mendeteksi adanya kanker telah dilakukan beberapa peneliti sebelumnya.

Penelitian yang dilakukan oleh Varun Sharma, penentuan *benign* atau *malignant* lesi kulit menggunakan metode klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) berdasarkan fitur-fitur warna, aturan ABCD (*axis length*, *border irregularity*, *color*, dan *depth*), dan fitur geometris. Hasil evaluasi yang diperoleh dari penelitian tersebut menghasilkan nilai akurasi berkisar antara 90% hingga 97% (Sharma et al., 2020). Metode klasifikasi yang dilakukan oleh Varun Sharma dalam mendeteksi kanker kulit merupakan bentuk pengaplikasian dari metode *artificial intelligence*. Salah satu bagian dari *artificial intelligence* yaitu *deep learning*. *Deep learning* memungkinkan proses ekstraksi fitur dan proses klasifikasi data

citra terjadi pada satu arsitektur yang sama (Lecun et al., 2015). Penggunaan metode *deep learning* dalam proses klasifikasi data citra kanker kulit dilakukan oleh Adria Romer Lopez dengan menggunakan metode VGGNet yang mengklasifikasi citra lesi kulit menjadi dua kelas yaitu *benign* dan *malignant*. Hasil akurasi terbaik yang didapat pada model evaluasi *training dataset* mencapai 95.95% sedangkan pada model evaluasi *testing dataset* mencapai 81.33% (Lopez et al., 2017). Metode-metode pada *deep learning* yang umum digunakan antara lain *Deep Belief Network* (DBN), *Reccurent Neural Network* (RNN), dan *Convolutional Neural Network* (CNN) (Elleuch et al., 2017).

CNN merupakan salah satu metode *deep learning* yang mempelajari fitur dari suatu data dengan menggunakan *feature learning*. CNN telah diterapkan dalam berbagai aplikasi komputasi seperti pengenalan pola, deteksi objek, klasifikasi data citra, dan lain sebagainya. CNN umumnya digunakan dalam identifikasi dan klasifikasi data citra (Garg and Verma, 2020). CNN memiliki beberapa arsitektur yang berbeda, seperti LeNet, AlexNet, ResNet, GoogleNet, dan lain-lain (Shanthi and Sabeenian, 2019). GoogleNet merupakan arsitektur dari metode CNN yang dikenalkan pada tahun 2014 dan memenangkan kompetisi *ImageNet Large-Scale Visual Recognition Challenge* 2014 (ILSVRC14) untuk klasifikasi data citra (Nagpal and Dubey, 2019). Arsitektur GoogleNet telah digunakan dalam penelitian sebelumnya. Penelitian yang dilakukan oleh R Anand menggunakan arsitektur GoogleNet pada algoritma CNN untuk mendeteksi wajah. Tingkat akurasi yang dihasilkan dari sistem pengenalan wajah lebih baik dari teknik *Machine Learning* (ML) konvensional yaitu sebesar 91,43% (Anand et al., 2020). Penelitian lain dilakukan oleh Yanfen Li dalam klasifikasi hama yang membandingkan arsitektur GoogleNet dengan arsitektur CNN yang lain, seperti

VGG-19, ResNet50, VGG-16, ResNet152. Dari penelitian tersebut, sistem klasifikasi terbaik dihasilkan oleh arsitektur GoogleNet dengan tingkat akurasi mencapai 94.26% (Li et al., 2020).

Metode *deep learning* telah terbukti memiliki kinerja yang baik dalam perhitungan komputasi, namun metode ini sangat bergantung pada ketersediaan data dalam jumlah besar (*big data*) untuk mengurangi *overfitting* (Alqumboz and Abu-naser, 2019). Beberapa domain aplikasi tidak memiliki akses data besar, seperti analisis citra medis. Solusi untuk mengatasi masalah tersebut dapat dilakukan dengan melakukan augmentasi data. Augmentasi data menambahkan data baru yang mewakili satu set poin data yang lebih komprehensif dan dapat meminimalisir *overfitting* pada model (Shorten and Khoshgoftaar, 2019). Augmentasi data citra kanker kulit dapat dilakukan dengan melakukan transformasi geometri seperti rotasi, *horizontal flip*, dan *vertical flip* (Pham et al., 2018).

Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya, arsitektur GoogleNet pada algoritma CNN memiliki kinerja yang baik dalam proses klasifikasi, sehingga penelitian ini memanfaatkan arsitektur CNN GoogleNet untuk mendeteksi kanker kulit berdasarkan data citra pada area kulit yang mencurigakan. Deteksi kanker kulit dengan arsitektur GoogleNet juga memanfaatkan algoritma *dull razor filtering* dan augmentasi pada *pre-processing* data. Penelitian ini diharapkan dapat membangun sistem klasifikasi citra kanker kulit menggunakan metode CNN jenis GoogleNet.

seperti kanker paru-paru, kanker otak, dan kanker kulit. Jenis kanker juga dapat dinamai sesuai dengan jenis sel yang membentuknya, sebagai contoh sel epitel atau sel skuamosa (Geetha and Selvi, 2015). Pertumbuhan sel kanker dapat terjadi karena berbagai faktor, seperti gaya hidup, konsumsi rokok maupun alkohol, diet, aktivitas fisik, perubahan lingkungan, dan paparan radiasi sinar matahari (Irigaray et al., 2007). Pertumbuhan sel kanker dapat dideteksi dengan berbagai cara, seperti tes darah (Hamouda et al., 2020), *biopsy*, *endoscopy* (Veitch et al., 2015), *Magnetic Resonance Image* (MRI), dan *Computed Tomography* (CT) (Chen et al., 2020).

2.2. Kanker Kulit

Kulit merupakan organ terbesar dalam tubuh manusia yang mencapai 15% dari keseluruhan total berat badan pada orang dewasa. Kulit memiliki peran penting dalam tubuh antara lain berfungsi sebagai pelindung tubuh dari radiasi sinar ultraviolet (UV), melindungi dari serangan fisik maupun kimia dari luar tubuh, mencegah tubuh mengalami kekurangan air, dan sebagai tempat untuk menyimpan cadangan lemak (Kolarsick et al., 2011).

Kulit terdiri dari beberapa lapisan seperti pada Gambar 2.2. Lapisan terluar kulit disebut dengan lapisan epidermis. Lapisan epidermis merupakan lapisan yang menjadi pelindung tubuh dari benda asing. Setelah itu terdapat lapisan dermis yang terletak diantara lapisan epidermis dan lapisan hipodermis. Lapisan dermis merupakan tempat melekatnya pembuluh darah, kelenjar keringat, lemak, dan folikel rambut (Al-Amin et al., 2015). Lapisan pada kulit terdiri dari tiga sel utama, yaitu sel squamous, sel basal, dan sel melanosit (Ansari and Sarode, 2017).

Deteksi piksel rambut dilakukan dengan *bottom-hat filtering* yang merupakan selisih antara citra hasil operasi morfologi *closing* dan citra asli,

4. Mengganti piksel yang terdeteksi sebagai rambut dengan menggunakan algoritma *Region of Interest (ROI)*,
5. Menggabungkan ketiga lapisan sehingga menghasilkan data citra berwarna dengan piksel rambut yang telah dihilangkan.

2.5. Augmentasi Data

Augmentasi data merupakan salah satu cara yang digunakan untuk mengurangi *overfitting* pada sistem klasifikasi dengan memperbanyak variasi data citra. Metode augmentasi data memperbanyak variasi data citra dengan cara memodifikasi data citra asli. Modifikasi dapat dilakukan dengan berbagai cara seperti transformasi geometrik, modifikasi warna, filter kernel dan lain sebagainya. Sehingga untuk setiap input-an data citra menghasilkan citra duplikat yang digeser, diputar, diperbesar, dan lain-lain (Perez and Wang, 2017). Metode modifikasi augmentasi dengan modifikasi warna merubah nilai-nilai piksel dalam data citra untuk meningkatkan kecerahan, kontras, dan lain sebagainya. Metode modifikasi warna yang paling umum digunakan yaitu metode *histogram equalization*, *enhancing contrast or brightness*, *white balancing*, *sharpening*, dan *blurring*. Sedangkan metode augmentasi dengan transformasi geometrik merubah posisi piksel pada citra. Metode yang umum digunakan dalam augmentasi data dengan transformasi geometrik yaitu rotasi dan refleksi (Mikołajczyk and Grochowski, 2018). Penerapan rotasi dan refleksi data citra dijelaskan sebagai berikut:

1. Rotasi

Rotasi dalam augmentasi data citra yaitu dengan melakukan perputaran posisi

2.6. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) termasuk algoritma *deep learning* karena kedalaman jaringannya yang tinggi. Algoritma CNN merupakan hasil dari pengembangan *Multilayer Perceptron* (MLP) yang memungkinkan untuk melakukan pengolahan data dua dimensi sehingga algoritma CNN dapat digunakan dalam pengolahan data citra atau suara (Susilo et al., 2017). Algoritma CNN telah digunakan dalam berbagai macam perhitungan komputasi seperti segmentasi, deteksi, pengenalan pola, dan klasifikasi data citra (Ker et al., 2017).

Beberapa dekade terakhir, algoritma CNN banyak diaplikasikan dalam analisis citra medis. Arsitektur yang dirancang pada algoritma CNN mampu mempelajari pola-pola rumit dalam citra medis yang terlihat mirip satu sama lain (Anwar et al., 2018). CNN terdiri dari *input layer*, *output layer*, dan beberapa *hidden layer*. *Hidden layer* dalam CNN umumnya terdiri dari *convolution layer*, fungsi aktivasi, *Rectified Linear Unit* (ReLU), *local response normalization layer*, *pooling layer*, *dropout layer* dan *fully connected layer* (Alqumboz and Abu-Naser, 2020). *Layer* tersebut digunakan untuk mempelajari fitur dari data citra dengan membaca dan mengolah nilai-nilai pikselnya. *Fully connected layers* merupakan *layer* terakhir yang memberi nilai probabilitas pada masing-masing kelas (Ker et al., 2017). Data akan diklasifikasikan kedalam kelas dengan probabilitas tertinggi. Klasifikasi menggunakan algoritma CNN GoogleNet dipengaruhi oleh beberapa faktor, salah satunya yaitu *batchsize*. *Batchsize* merupakan *hyperparameter* yang menentukan jumlah sampel data yang akan di training dengan perulangan sebanyak *epoch* pada masing-masing sampel. Ilustrasi *layer* pada algoritma CNN ditunjukkan pada

600 menjadi citra dengan ukuran 400×400 . Proses *cropping* dilakukan secara manual. Selanjutnya citra di *resize* berukuran $224 \times 224 \times 3$ sesuai ketentuan pada arsitektur GoogleNet secara otomatis.

- b.** Mengidentifikasi piksel rambut yang menutupi area kulit pada data citra.
- c.** Mengganti piksel rambut dengan piksel terdekat untuk menghilangkan rambut pada data citra.
- d.** Augmentasi data dilakukan dengan rotasi dan refleksi data citra. Data citra dirotasi sebesar 15° , 30° , 45° , 60° , 75° , 90° dan 105° . Data citra direfleksikan terhadap sumbu x dan y .

3. Pembelajaran fitur dan klasifikasi CNN GoogleNet

Proses pembelajaran fitur dan klasifikasi dilakukan dalam satu arsitektur. Arsitektur yang digunakan pada penelitian ini adalah CNN GoogleNet, dimana dalam arsitektur GoogleNet terdiri dari beberapa layer. Layer-layer tersebut antara lain *convolution layer*, *ReLU layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer*. Fitur-fitur data citra dipelajari dengan *convolution layer*, *ReLU layer*, dan *pooling layer*. Hasil dari proses pembelajaran fitur data citra diklasifikasi pada *fully connected layer* dengan penentuan kelas berdasarkan probabilitas kelas tertinggi pada *softmax layer*. Proses pembelajaran sistem klasifikasi menghasilkan model optimum yang selanjutnya diuji pada proses testing. Pada penelitian ini dilakukan uji coba pembagian data, inisialisasi probabilitas *dropout layer*, dan *batchsize* untuk mendapatkan nilai optimal. Uji coba dilakukan dengan menggunakan data *training* 60%, 70%, 80%, dan 90%. Percobaan inisialisasi probabilitas *dropout* yaitu 0.4, 0.5, 0.6, dan 0.7 dengan nilai *batchsize* 8, 16, 32, dan 64. Masing-masing percobaan dilakukan menggunakan data yang telah di

$$(x, y) \Rightarrow \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos 90^\circ & -\sin 90^\circ \\ \sin 90^\circ & \cos 90^\circ \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

$$(1, 1) \Rightarrow \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$(1, 2) \Rightarrow \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$(1, 3) \Rightarrow \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -3 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$(1, 8) \Rightarrow \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 8 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -8 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$(1, 9) \Rightarrow \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 9 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -9 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$(1, 10) \Rightarrow \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 10 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -10 \\ 1 \end{bmatrix}$$

Nilai negatif pada hasil perhitungan merepresentasikan posisi sebaliknya dari posisi awal. Apabila hasil perhitungan (x, y) sama dengan $(-1, 1), (-2, 1), (-3, 1)$, maka posisi baru dari nilai piksel adalah $(n, 1), (n - 1, 1), (n - 2, 1)$, dimana n merupakan ukuran matriks, sehingga posisi baru dari $(-1, 1), (-2, 1), (-3, 1), (-8, 1), (-9, 1), (-10, 1)$ adalah $(10, 1), (9, 1), (8, 1), (3, 1), (2, 1), (1, 1)$. Rotasi 90° pada lapisan Blue (B) Gambar 4.18 dengan nilai piksel seperti pada Gambar 4.17 diilustrasikan pada Gambar 4.19

126	138	132	130	131	135	138	137	137	137
138	137	133	132	132	132	133	133	133	133
132	132	131	131	132	132	133	133	133	133
130	132	132	130	132	132	133	133	133	132
131	133	134	133	133	133	133	133	132	132
135	136	135	133	133	133	133	133	132	131
138	138	136	133	134	133	135	134	133	130
137	139	138	136	138	140	138	136	134	129
137	138	138	136	139	142	142	139	136	130
137	139	138	135	136	138	138	136	142	135

137	137	137	138	135	131	130	132	138	126
139	138	139	138	136	133	132	132	137	137
138	138	138	136	135	134	132	131	133	133
135	136	136	133	133	133	130	131	132	132
136	139	138	134	133	133	132	132	132	132
138	142	140	133	133	133	132	132	132	132
138	142	138	135	133	133	133	133	133	133
136	139	136	134	133	133	133	133	133	133
142	136	134	133	132	132	133	133	133	134
135	130	129	130	131	132	132	133	133	134

Gambar 4.19 Ilustrasi rotasi 90°

4.3.2. Refleksi

Refleksi atau pencerminan dalam augmentasi data citra yaitu dengan melakukan pencerminan posisi nilai-nilai piksel pada data citra awal terhadap sumbu x atau sumbu y . Berikut merupakan contoh perhitungan refleksi terhadap sumbu y dengan menggunakan Persamaan 2.5

$$(x, y) \Rightarrow \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

$$(1, 1) \Rightarrow \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$(1, 2) \Rightarrow \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \end{bmatrix}$$

$$(1, 3) \Rightarrow \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 \\ 3 \end{bmatrix}$$

$$(1, 8) \Rightarrow \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 8 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 \\ 8 \end{bmatrix}$$

$$(1, 9) \Rightarrow \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 9 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 \\ 9 \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned}
H_{1,2} &= I_r(1,4) \times F_r(1,1) + I_r(1,5) \times F_r(1,2) + I_r(1,6) \times F_r(1,3) + \dots + I_r(7,10) \\
&\quad \times F_r(7,7) + (I_g(1,4) \times F_g(1,1) + I_g(1,5) \times F_g(1,2) + I_g(1,6) \times F_g(1,3) \\
&\quad + \dots + I_g(7,10) \times F_g(7,7)) + (I_b(1,4) \times F_b(1,1) + I_b(1,5) \times F_b(1,2) + I_b(1,6) \\
&\quad \times F_b(1,3) + \dots + I_b(7,10) \times F_b(7,7)) \\
&= ((0 \times 0.229) + (0 \times 0.1553) + (0 \times (-0.0366)) + \dots + (247 \times (-0.1103))) \\
&\quad + ((0 \times (-0.2536)) + (0 \times (-0.148)) + (0 \times (-0.0368)) + \dots + (143 \\
&\quad \times (-0.3033))) + ((0 \times 0.0882) + (0 \times 0.0374) + (0 \times 0.0491) + \dots + (154 \\
&\quad \times 0.4041)) \\
&= 48.7910
\end{aligned}$$

Feature map yang dihasilkan dari perhitungan diatas ditunjukkan pada matriks berukuran 112×112 berikut:

$$H_{(:, :, 1)} = \begin{bmatrix} 48.8 & 38.7 & 39.2 & 41.4 & 32.4 & \dots & 30.55 \\ 46.9 & -1.4 & -14.8 & -24.4 & -33.7 & \dots & -29.26 \\ 20.3 & -38.2 & -46.0 & -54.2 & -57.1 & \dots & -57.90 \\ 10.5 & -57.8 & -60.2 & -65.3 & -71.9 & \dots & -71.45 \\ -2.1 & -66.7 & -65.7 & -70.6 & -79.6 & \dots & -73.86 \\ -3.2 & -58.2 & -58.5 & -66.3 & -73.6 & \dots & -66.15 \\ 6.1 & -48.2 & -52.5 & -59.7 & -65.5 & \dots & -62.54 \\ -4.0 & -62.1 & -66.1 & -75.1 & -79.2 & \dots & -70.21 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 12.02 & -36.00 & -39.04 & -48.02 & -48.21 & \dots & -45.14 \end{bmatrix}$$

Perhitungan tersebut berulang sesuai dengan jumlah tumpukan *feature map*. Visualisasi tampilan *feature map* yang dihasilkan dari *convolution layer*

metode CNN GoogleNet memiliki rata-rata tingkat akurasi yang lebih tinggi. Tingkat akurasi sangat berkorelasi dengan durasi proses training. Pada percobaan dengan augmentasi data menggunakan metode CNN GoogleNet memiliki perbedaan akurasi dan durasi training yang signifikan dibandingkan menggunakan metode HOG-SVM. Klasifikasi kanker kulit berdasarkan data yang telah di augmentasi menggunakan metode CNN GoogleNet membutuhkan waktu training lebih dari 2 jam, sedangkan pada metode HOG-SVM hanya membutuhkan waktu 3 menit. Hasil akurasi pada sistem klasifikasi menggunakan metode CNN GoogleNet berkisar antara 96 hingga 99%, sedangkan pada metode HOG-SVM hanya memperoleh tingkat akurasi sebesar 84.8%. Perbandingan akurasi klasifikasi data augmentasi dan tanpa augmentasi menggunakan metode CNN GoogleNet dengan metode HOG-SVM menunjukkan metode CNN GoogleNet lebih unggul dari segi akurasi. Percobaan pada Tabel 4.1 dan 4.2 menunjukkan augmentasi data berpengaruh dalam pembangunan sistem klasifikasi. Sistem klasifikasi pada data yang telah di augmentasi memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan data tanpa augmentasi. Hal ini dikarenakan pada percobaan dengan augmentasi data sistem akan mempelajari variansi data yang lebih banyak sehingga dapat mengenali lesi kanker kulit pada berbagai posisi.

4.5.2. Pembagian Data 70%

Uji coba dengan pembagian data 70% ditunjukkan pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Hasil evaluasi percobaan perbandingan data 70%

Pembagian data	Dropout	Batchsize	Akurasi (%)	Spesifisitas (%)	Sensitivitas (%)	waktu
70	0.4	8	98.20	98	96.4	251 min 11 sec
		16	98.69	99	98.4	223 min 4 sec
		32	97.9	98	97.7	200 min 34 sec
		64	97.39	97.7	97.1	214 min 15 sec
	0.5	8	97.71	98	97.4	250 min 49 sec
		16	98.04	98	98	220 min 52 sec
		32	97.71	98.7	96.7	213 min 30 sec
		64	98.04	100	96.1	232 min 28 sec
	0.6	8	97.71	98	97.4	254 min 39 sec
		16	98.20	98.7	97.7	221 min 50 sec
		32	96.9	97.7	96.1	203 min 31 sec
		64	97.55	97.1	98	210 min 7 sec
	0.7	8	98.20	98.4	98	251 min 10 sec
		16	98.20	96.7	97.7	221 min 50 sec
		32	98.69	99	96.4	236 min 6 sec
		64	97.88	97.7	98	234 min 17 sec

Berdasarkan Tabel 4.4 dapat diketahui akurasi terbaik dari pembagian data *training* 70% yaitu 98.69% dengan inisialisasi nilai probabilitas pada *dropout layer* sama dengan 0.4 dan nilai *batchsize* sama dengan 16. Setiap percobaan *batchsize* menunjukkan rata-rata nilai akurasi semakin turun ketika nilai *batchsize* semakin

metode CNN GoogleNet memiliki rata-rata tingkat akurasi yang lebih tinggi. Tingkat akurasi sangat berkorelasi dengan durasi proses training. Pada percobaan dengan augmentasi data menggunakan metode CNN GoogleNet memiliki perbedaan akurasi dan durasi training yang signifikan dibandingkan menggunakan metode HOG-SVM. Klasifikasi kanker kulit berdasarkan data yang telah di augmentasi menggunakan metode CNN GoogleNet membutuhkan waktu training lebih dari 2 jam, sedangkan pada metode HOG-SVM hanya membutuhkan waktu 5 menit. Hasil akurasi pada sistem klasifikasi menggunakan metode CNN GoogleNet berkisar antara 97 hingga 98%, sedangkan pada metode HOG-SVM hanya memperoleh tingkat akurasi sebesar 84.8%. Perbandingan akurasi klasifikasi data augmentasi dan tanpa augmentasi menggunakan metode CNN GoogleNet dengan metode HOG-SVM menunjukkan metode CNN GoogleNet lebih unggul dari segi akurasi. Percobaan pada Tabel 4.4 dan 4.5 menunjukkan augmentasi data berpengaruh dalam pembangunan sistem klasifikasi. Sistem klasifikasi pada data yang telah di augmentasi memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan data tanpa augmentasi. Hal ini dikarenakan pada percobaan dengan augmentasi data sistem akan mempelajari variansi data yang lebih banyak sehingga dapat mengenali lesi kanker kulit pada berbagai posisi.

4.5.3. Pembagian Data 80%

Uji coba dengan pembagian data 80% ditunjukkan pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Hasil evaluasi percobaan perbandingan data 80%

Pembagian data	Dropout	Batchsize	Akurasi (%)	Spesifisitas (%)	Sensitivitas (%)	waktu
80	0.4	8	98.28	97.5	99	298 min
		16	98.28	98	98.5	273 min 33 sec
		32	98.0	98.5	97.5	225 min 29 sec
		64	97.06	96.1	98	222 min 25 sec
	0.5	8	99.26	98.5	100	298 min 40 sec
		16	98.53	97.1	100	276 min 13 sec
		32	97.71	98.7	96.7	213 min 30 sec
		64	98.04	98	98	227 min 57 sec
	0.6	8	99.02	99.5	98.5	264 min 59 sec
		16	99.26	99.5	99	238 min 40 sec
		32	98.53	99	98	226 min 16 sec
		64	98.53	99	98	222 min 38 sec
	0.7	8	98.28	97.1	99.5	303 min 53 sec
		16	98.77	99	98.5	253 min 15 sec
		32	98.77	98.5	99	236 min 8 sec
		64	97.79	99	96.6	229 min 34 sec

metode CNN GoogleNet memiliki rata-rata tingkat akurasi yang lebih tinggi. Tingkat akurasi sangat berkorelasi dengan durasi proses training. Pada percobaan dengan augmentasi data menggunakan metode CNN GoogleNet memiliki perbedaan akurasi dan durasi training yang signifikan dibandingkan menggunakan metode HOG-SVM. Klasifikasi kanker kulit berdasarkan data yang telah di augmentasi menggunakan metode CNN GoogleNet membutuhkan waktu training lebih dari 2 jam, sedangkan pada metode HOG-SVM hanya membutuhkan waktu 5 menit. Hasil akurasi pada sistem klasifikasi menggunakan metode CNN GoogleNet berkisar antara 97 hingga 99%, sedangkan pada metode HOG-SVM hanya memperoleh tingkat akurasi sebesar 80.9%. Perbandingan akurasi klasifikasi data augmentasi dan tanpa augmentasi menggunakan metode CNN GoogleNet dengan metode HOG-SVM menunjukkan metode CNN GoogleNet lebih unggul dari segi akurasi. Percobaan pada Tabel 4.7 dan 4.8 menunjukkan augmentasi data berpengaruh dalam pembangunan sistem klasifikasi. Sistem klasifikasi pada data yang telah di augmentasi memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan data tanpa augmentasi. Hal ini dikarenakan pada percobaan dengan augmentasi data sistem akan mempelajari variansi data yang lebih banyak sehingga dapat mengenali lesi kanker kulit pada berbagai posisi.

4.5.4. Pembagian Data 90%

Uji coba dengan pembagian data 90% ditunjukkan pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10 Hasil evaluasi percobaan perbandingan data 90%

Pembagian data	Dropout	Batchsize	Akurasi	Sensitivitas	Spesifisitas	Waktu
90	0.4	8	100	100	100	298 min 30 sec
		16	99.26	99.5	99	268 min 3 sec
		32	99.51	100	99	251 min 23 sec
		64	99.51	99	100	253 min 12 sec
	0.5	8	99.02	98	100	324 min 1 sec
		16	99.02	99	99	263 min 21 sec
		32	97.06	98	96.1 a	234 min 49 sec
		64	98.53	97.1	98	210 min 7 sec
	0.6	8	100	100	100	299 min 15 sec
		16	99.51	100	99	263 min 50 sec
		32	99.51	100	99	233 min 24 sec
		64	98.53	97.1	100	216 min 24 sec
	0.7	8	99.51	99	100	319 min 7 sec
		16	99.02	100	98	287 min 37 sec
		32	99.02	100	98	265 min 42 sec
		64	97.06	97.1	97.1	255 min 38 sec

Berdasarkan Tabel 4.10 dapat diketahui akurasi terbaik dari pembagian data *training* 90% yaitu 100% dengan inisialisasi nilai probabilitas pada *dropout layer* sama dengan 0.4 dan nilai *batchsize* sama dengan 8. Setiap percobaan *batchsize* menunjukkan rata-rata nilai akurasi semakin turun ketika nilai *batchsize* semakin

metode CNN GoogleNet memiliki rata-rata tingkat akurasi yang lebih tinggi. Tingkat akurasi sangat berkorelasi dengan durasi proses training. Pada percobaan dengan augmentasi data menggunakan metode CNN GoogleNet memiliki perbedaan akurasi dan durasi training yang signifikan dibandingkan menggunakan metode HOG-SVM. Klasifikasi kanker kulit berdasarkan data yang telah di augmentasi menggunakan metode CNN GoogleNet membutuhkan waktu training lebih dari 2 jam, sedangkan pada metode HOG-SVM hanya membutuhkan waktu 6 menit. Hasil akurasi pada sistem klasifikasi menggunakan metode CNN GoogleNet berkisar antara 97 hingga 100%, sedangkan pada metode HOG-SVM hanya memperoleh tingkat akurasi sebesar 78.4%. Perbandingan akurasi klasifikasi data augmentasi dan tanpa augmentasi menggunakan metode CNN GoogleNet dengan metode HOG-SVM menunjukkan metode CNN GoogleNet lebih unggul dari segi akurasi. Percobaan pada Tabel 4.10 dan 4.11 menunjukkan augmentasi data berpengaruh dalam pembangunan sistem klasifikasi. Sistem klasifikasi pada data yang telah di augmentasi memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan data tanpa augmentasi. Hal ini dikarenakan pada percobaan dengan augmentasi data sistem akan mempelajari variansi data yang lebih banyak sehingga dapat mengenali lesi kanker kulit pada berbagai posisi.

4.6. Diskusi Hasil Penelitian

Perbandingan hasil evaluasi penelitian klasifikasi kanker kulit ini dengan penelitian terdahulu ditunjukkan pada Tabel 4.13

Tabel 4.13 Perbandingan hasil evaluasi sistem dengan peneliti terdahulu

	Akurasi (%)	Sensitivitas (%)	Spesifisitas (%)
Penelitian ini	100	100	100
(Yunizar et al., 2020)	76.9	76.9	76.9
(Farooq et al., 2016)	95.9	98.7	85.0
(Eltayef et al., 2017)	86.7	73.3	80.0
(Lopez et al., 2017)	95.9	96.2	95.6

Penelitian oleh (Yunizar et al., 2020) dilakukan dengan menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan HSV sebagai ekstraksi fitur. Pada penelitian ini citra lesi kanker kulit di segmentasi terlebih dahulu dengan menggunakan metode *otsu thresholding*. Segmentasi dilakukan dengan operasi morfologi *opening*, *closing*, *clear border*, *region filling*, dan *area filter*. Fitur citra yang digunakan antara lain *energy*, *homogeneity*, *correlation*, *contrast*, *Hue*, *Saturation*, dan *Value*. Hasil ekstraksi fitur diklasifikasi dengan menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Proses klasifikasi dilakukan dengan uji coba fungsi kernel SVM dan menunjukkan kernel terbaik pada penelitian ini adalah RBF dengan tingkat akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas mencapai 76.9%.

Penelitian oleh (Farooq et al., 2016) melalui proses segmentasi dengan beberapa algoritma antara lain *watershed algorithm*, *active contour*, dan *merged segmentation results*. Citra yang telah di *pre-processing* selanjutnya di ekstraksi fitur menggunakan metode GLCM dengan fitur-fitur *mean*, *correlation*, *homogeneity*, *contrast*, *energy*, *dissimilarity*, *kurtois*, *variance*, *skewness*, dan *entropy*. Fitur-fitur tersebut di klasifikasi dengan menggunakan metod SVM dan *Artificial Neural Network* (ANN). Metode ANN di implementasikan sebagai metode klasifikasi tingkat dua untuk menyempurnakan hasil klasifikasi metode SVM dengan memeriksa kegagalan klasifikasi oleh metode SVM. Tingkat akurasi

yang dihasilkan mencapai 95.9%

Deteksi kanker kulit yang dilakukan (Eltayef et al., 2017) diawali dengan menghilangkan noise pada citra lesi kanker kulit dan di segmentasi. Segmentasi dilakukandengan menerapkan metode PSO dan MRF. Selanjutnya fitur-fitur citra diekstraksi pada tingkat sub-wilayah (*cluster*) dengan menggunakan K-Means clustering. Fitur-fitur tersebut diklasifikasikan dengan menggunakan metode ANN dan fungsi aktivasi RBF. Tingkat akurasi yang dihasilkan mencapai 86.7%.

Penelitian oleh (Lopez et al., 2017) mengklasifikasi citra kanker kulit menggunakan metode *deep learning* VGGNet. Parameter-parameter yang digunakan yaitu pada inialisasi probabilitas *dropout* 0.5 dan jumlah batchsize sama dengan 16. Klasifikasi dilakukan berdasarkan data citra yang telah di augmentasi dengan *rescaling*, rotasi, transformasi, dilasi, dan refleksi. Tingkat akurasi terbaik yang didapatkan yaitu sebesar 95.9% dengan jumlah epoch sebanyak 20.

Berdasarkan perbandingan hasil evaluasi klasifikasi menggunakan beberapa metode, dapat disimpulkan metode *deep learning* memiliki kinerja yang lebih baik dibanding metode *machine learning* konvensional seperti SVM dan ANN. Proses klasifikasi *machine learning* konvensional bergantung pada hasil ekstraksi fitur citra. Hasil ekstraksi fitur dikatakan baik apabila fitur tersebut merepresentasikan citra pada tiap kelasnya. Sedangkan pada algoritma *deep learning* seperti CNN mempelajari fitur-fitur citra berdasarkan area-area citra dengan menggunakan filter, sehingga dapat mengklasifikasi citra lebih baik. Penelitian yang dilakukan oleh (Li et al., 2020) menunjukkan bahwa metode CNN GoogleNet memiliki kinerja yang lebih baik dibanding arsitektur CNN yang lain seperti VGGNet, sehingga pada penelitian ini dapat memperoleh hasil terbaik sebesar 100%.

- Colposcopy Data. In *2020 Int. Conf. Artif. Intell. Inf. Commun.*, pages 485–489. IEEE.
- Attia, M., Hossny, M., Zhou, H., Nahavandi, S., Asadi, H., and Yazdabadi, A. (2019). Digital hair segmentation using hybrid convolutional and recurrent neural networks architecture. *Comput. Methods Programs Biomed.*, 177:17–30.
- Bora, K., Chowdhury, M., Mahanta, L. B., Kundu, M. K., and Das, A. K. (2016). Pap smear image classification using convolutional neural network. *ACM Int. Conf. Proceeding Ser.*
- Bray, F., Ferlay, J., Soerjomataram, I., Siegel, R. L., Torre, L. A., and Jemal, A. (2018). Global cancer statistics 2018: GLOBOCAN estimates of incidence and mortality worldwide for 36 cancers in 185 countries. *CA. Cancer J. Clin.*, 68(6):394–424.
- Chen, J., Luo, J., He, X., and Zhu, C. (2020). Evaluation of contrast-enhanced computed tomography (CT) and magnetic resonance imaging (MRI) in the detection of retropharyngeal lymph node metastases in nasopharyngeal carcinoma patients. *Cancer Manag. Res.*, 12:1733–1739.
- Chicco, D. and Jurman, G. (2020). The advantages of the Matthews correlation coefficient (MCC) over F1 score and accuracy in binary classification evaluation. *BMC Genomics*, 21(1):1–13.
- Chu, J., Guo, Z., and Leng, L. (2018). Object Detection Based on Multi-Layer Convolution Feature Fusion and Online Hard Example Mining. *IEEE Access*, 6:19959–19967.
- Cokun, M., Uçar, A., Yildirim, Ö., and Demir, Y. (2017). Face recognition based

- on convolutional neural network. In *2017 Int. Conf. Mod. Electr. Energy Syst.*, pages 376–379. IEEE.
- Deng, X., Liu, Q., Deng, Y., and Mahadevan, S. (2016). An improved method to construct basic probability assignment based on the confusion matrix for classification problem. *Inf. Sci. (Ny)*, 340-341:250–261.
- Didona, D., Paolino, G., Bottoni, U., and Cantisani, C. (2018). Non melanoma skin cancer pathogenesis overview. *Biomedicines*, 6(1):1–15.
- D’Orazio, J., Jarrett, S., Amaro-Ortiz, A., and Scott, T. (2013). UV radiation and the skin. *Int. J. Mol. Sci.*, 14(6):12222–12248.
- Dorj, U. O., Lee, K. K., Choi, J. Y., and Lee, M. (2018). The Skin Cancer Classification Using Deep Convolutional Neural Network. *Multimed. Tools Appl.*, 77(8):9909–9924.
- Elleuch, M., Tagougui, N., and Kherallah, M. (2017). Optimization of DBN using regularization methods applied for recognizing Arabic handwritten script. *Procedia Comput. Sci.*, 108:2292–2297.
- Elsharif, A. A., Dheir, I. M., Soliman, A., Mettleq, A., and Abu-naser, S. S. (2019). Potato Classification Using Deep Learning. 3(12):1–8.
- Eltayef, K., Li, Y., Dodo, B. I., and Liu, X. (2017). Skin Cancer Detection in Dermoscopy Images Using Sub-Region Features. In *Int. Symp. Intell. Data Anal.*, pages 75–86. Springer.
- Esteva, A., Kuprel, B., Novoa, R. A., Ko, J., Swetter, S. M., Blau, H. M., and Thrun, S. (2017). Dermatologist-level Classification of Skin Cancer with Deep Neural Networks. *Nature*, 542(7639):115–118.

- Estria, S. R. and Trihadi, D. (2019). Pengaruh Intervensi Psikoedukasi Berbasis Spiritual terhadap Kecemasan Anak Presirkumsisi. *J. Perawat Indones.*, 3(3):221–228.
- Farooq, M. A., Azhar, M. A. M., and Raza, R. H. (2016). Automatic Lesion Detection System (ALDS) for Skin Cancer Classification Using SVM and Neural Classifiers. *Proc. - 2016 IEEE 16th Int. Conf. Bioinforma. Bioeng. BIBE 2016*, pages 301–308.
- Feng, J., Li, F., Lu, S., Liu, J., and Ma, D. (2017). Injurious or noninjurious defect identification from MFL images in pipeline inspection using convolutional neural network. *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, 66(7):1883–1892.
- Foady, A. Z., Novitasari, D. C. R., Asyhar, A. H., and Firmansjah, M. (2019). Automated Diagnosis System of Diabetic Retinopathy Using GLCM Method and SVM Classifier. *2018 5th Int. Conf. Electr. Eng. Comput. Sci. Informatics*, pages 154–160.
- Garg, D. and Verma, G. K. (2020). Emotion Recognition in Valence-Arousal Space from Multi-channel EEG data and Wavelet based Deep Learning Framework. *Procedia Comput. Sci.*, 171(2019):857–867.
- Geetha, M. P. and Selvi, V. (2015). An Impression of Cancers and Survey of Techniques in Image Processing for Detecting Various Cancers : A Review. pages 236–242.
- Gonzales, R. C. and Woods, R. E. (2018). *Digital Image Processing*. Pearson, fourth edition.

- Gordon, R. (2013). Skin cancer: an overview of epidemiology and risk factors. In *Semin. Oncol. Nurs.*, volume 29, pages 160–169. Elsevier.
- Grigoryan, A. M. and Aghaian, S. S. (2018). Color image enhancement via combine homomorphic ratio and histogram equalization approaches: Using underwater images as illustrative examples. *Int. J. Futur. Revolut. Comput. Sci. Commun. Eng.*, 4(5):36–47.
- Hamouda, S., Hassan, A., Wahed, M. E., Ail, M., and Farouk, O. (2020). Tuning to Optimize SVM Approach for Breast Cancer Diagnosis with Blood Analysis Data. *SSRN Electron. J.*
- Irigaray, P., Newby, J. A., Clapp, R., Hardell, L., Howard, V., Montagnier, L., Epstein, S., and Belpomme, D. (2007). Lifestyle-related factors and environmental agents causing cancer: An overview. *Biomed. Pharmacother.*, 61(10):640–658.
- Jasitha, P., Dileep, M. R., and Divya, M. (2019). Venation Based Plant Leaves Classification Using GoogLeNet and VGG. In *2019 4th Int. Conf. Recent Trends Electron. Information, Commun. Technol.*, pages 715–719. IEEE.
- Jensen, A. O., Lamberg, A. L., and Olesen, A. B. (2010). Epidemiology of Non-melanoma Skin Cancer. *Non-Surgical Treat. Keratinocyte Ski. Cancer*, 146:15–24.
- Kalash, M., Rochan, M., Mohammed, N., Bruce, N. D., Wang, Y., and Iqbal, F. (2018). Malware Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *2018 9th IFIP Int. Conf. New Technol. Mobil. Secur. NTMS 2018 - Proc.*, 2018-January:1–5.

- Kaltsum, L. U. (2018). Cobaan Hidup dalam Al-Qur'an (Studi Ayat-Ayat Fitnah dengan Aplikasi Metode Tafsir Tematik). *Ilmu Ushuluddin*, 5(2):107–138.
- Kavitha, K. R., Gopinath, A., and Gopi, M. (2017). Applying improved SVM classifier for leukemia cancer classification using FCBF. *2017 Int. Conf. Adv. Comput. Commun. Informatics, ICACCI 2017*, 2017-January:61–66.
- Ker, J., Wang, L., Rao, J., and Lim, T. (2017). Deep Learning Applications in Medical Image Analysis. *IEEE Access*, 6:9375–9379.
- Kiani, K. and Sharafat, A. R. (2011). E-shaver: An improved DullRazor ® for digitally removing dark and light-colored hairs in dermoscopic images. *Comput. Biol. Med.*, 41(3):139–145.
- Kim, J. H., Seo, S. Y., Song, C. G., and Kim, K. S. (2019). Assessment of Electrocardiogram Rhythms by GoogLeNet Deep Neural Network Architecture. *J. Healthc. Eng.*, 2019.
- Kolarsick, P. A. J., Kolarsick, M. A., and Goodwin, C. (2011). Anatomy and physiology of the skin. *J. Dermatol. Nurses. Assoc.*, 3(4):203–213.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., and Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, pages 1097–1105.
- Kudva, V., Prasad, K., and Guruvare, S. (2018). Automation of detection of cervical cancer using convolutional neural networks. *Crit. Rev. Biomed. Eng.*, 46(2):135–145.
- Kumar, R., Deep, G., and Agarwal, R. (2015). An Overview of Ultraviolet B

- Radiation-Induced Skin Cancer Chemoprevention by Silibinin. *Curr. Pharmacol. Reports*, 1(3):206–215.
- Kumar, T. and Verma, K. (2010). A Theory Based on Conversion of RGB image to Gray image. *Int. J. Comput. Appl.*, 7(2):5–12.
- Layode, O., Alam, T., and Rahman, M. M. (2019). Deep Learning Based Integrated Classification and Image Retrieval System for Early Skin Cancer Detection. In *2019 IEEE Appl. Imag. Pattern Recognit. Work.*, pages 1–7. IEEE.
- Lecun, Y., Bengio, Y., and Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553):436–444.
- Lee, T., Ng, V., Gallagher, R., Coldman, A., and McLean, D. (1997). Dullrazor®: A software approach to hair removal from images. *Comput. Biol. Med.*, 27(6):533–543.
- Li, Y., Wang, H., Dang, L. M., Sadeghi-Niaraki, A., and Moon, H. (2020). Crop pest recognition in natural scenes using convolutional neural networks. *Comput. Electron. Agric.*, 169:105174.
- Liu, K., Kang, G., Zhang, N., and Hou, B. (2018). Breast Cancer Classification Based on Fully-Connected Layer First Convolutional Neural Networks. *IEEE Access*, 6(c):23722–23732.
- Lopez, A. R., Giro-i Nieto, X., Burdick, J., and Marques, O. (2017). Skin lesion classification from dermoscopic images using deep learning techniques. In *2017 13th IASTED Int. Conf. Biomed. Eng.*, pages 49–54. IEEE.
- Ludwig, J. (2013). Image convolution. *Portl. State Univ.*

- Ma, M. (2020). Infrared pedestrian detection algorithm based on multimedia image recombination and matrix restoration. *Multimed. Tools Appl.*, 79(13):9267–9282.
- Maglogiannis, I. and Delibasis, K. (2015). Hair removal on dermoscopy images. *Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. EMBS*, 2015-November:2960–2963.
- Marks, J. (2020). What Are the Different Types of Skin Cancer?
- Meng, Q., Wang, H., Xu, W., and Zhang, Q. (2018). A coupling method incorporating digital image processing and discrete element method for modeling of geomaterials. *Eng. Comput.*
- Mikołajczyk, A. and Grochowski, M. (2018). Data Augmentation for Improving Deep Learning in Image Classification Problem. *2018 Int. Interdiscip. PhD Work. IIPhDW 2018*, pages 117–122.
- Mu'allim, A. (2016). Meraih Hikmah dibalik Peristiwa Gempa Bumi (Bagaimana Seorang Mukmin Menyikapi Terpaan Musibah). *UNISIA*, (56):209–213.
- Munir, K., Elahi, H., Ayub, A., Frezza, F., and Rizzi, A. (2019). Cancer diagnosis using deep learning: A bibliographic review. *Cancers (Basel)*, 11(9):1–36.
- Nagpal, C. and Dubey, S. R. (2019). A Performance Evaluation of Convolutional Neural Networks for Face Anti Spoofing. *Proc. Int. Jt. Conf. Neural Networks*, 2019-July(July):1–8.
- Naves, L. B., Dhand, C., Venugopal, J. R., Rajamani, L., Ramakrishna, S., and Almeida, L. (2017). Nanotechnology for the treatment of melanoma skin cancer. *Prog. Biomater.*, 6(1-2):13–26.

- Padmavathi, K. and Thangadurai, K. (2016). Implementation of RGB and grayscale images in plant leaves disease detection - Comparative study. *Indian J. Sci. Technol.*, 9(6):4–9.
- Pathology and Laboratory Medical (2016). Neoplasms and Cancer.
- Perez, L. and Wang, J. (2017). The Effectiveness of Data Augmentation in Image Classification using Deep Learning.
- Pham, T.-C., Luong, C.-M., Visani, M., and Hoang, V.-D. (2018). Deep CNN and data augmentation for skin lesion classification. In *Asian Conf. Intell. Inf. Database Syst.*, pages 573–582. Springer.
- Rahman, F., Ihsan, M., Pristianto, A., Khadijah, S., and Budi, I. S. (2019). Terapi Latihan Komprehensif untuk Penderita Penyakit Paru Obstruktif Kronik: Case Report. *9th Univ. Res. Colloquium*, 9(1).
- Rashid, S. (2017). Cancer and chemoprevention: An overview. *Cancer Chemoprevention An Overv.*, (Isaacs 2009):1–173.
- Ruuska, S., Hämäläinen, W., Kajava, S., Mughal, M., Matilainen, P., and Mononen, J. (2018). Evaluation of the confusion matrix method in the validation of an automated system for measuring feeding behaviour of cattle. *Behav. Processes*, 148:56–62.
- Saba, T., Khan, M. A., Rehman, A., and Marie-Sainte, S. L. (2019). Region Extraction and Classification of Skin Cancer: A Heterogeneous framework of Deep CNN Features Fusion and Reduction. *J. Med. Syst.*, 43(9).
- Seo, Y. and Shin, K.-s. (2019). Hierarchical convolutional neural networks for fashion image classification. *Expert Syst. Appl.*, 116:328–339.

- Shafiq, S., Prasad, P. W., Alsadoon, A., Ali, S., and Elchouemi, A. (2018). Computer aided early detection and classification of malignant melanoma. *Proc. - 2018 10th Int. Conf. Comput. Intell. Commun. Networks, CICN 2018*, pages 92–97.
- Shanthi, T. and Sabeenian, R. S. (2019). Modified Alexnet architecture for classification of diabetic retinopathy images. *go*. 76:56–64.
- Sharma, V., Garg, A., and Thenmalar, S. (2020). A survey on Classification of malignant melanoma and Benign Skin Lesion by Using Machine Learning Techniques.
- Shorten, C. and Khoshgoftaar, T. M. (2019). A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning. *J. Big Data*, 6(1).
- Siegel, R. L., Miller, K. D., and Jemal, A. (2020). Cancer statistics, 2020. *CA. Cancer J. Clin.*, 70(1):7–30.
- Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., and Salakhutdinov, R. (2014). Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. *J. Mach. Learn. Res.*, 15(1):1929–1958.
- Srividya, T. D. and Arulmozhi, V. (2019). A Review of Threshold based Segmentation for Skin Cancer with Image Processing. (5):225–228.
- Susilo, M. M., Wonohadidjojo, D. M., Sugianto, N., and Al., E. (2017). Pengenalan Pola Karakter Bahasa Jepang Hiragana Menggunakan 2D Convolutional Neural Network. *J. Inform. dan Sist. Inf. Univ. Ciputra*, 03(02):28–36.

- Tabik, S., Peralta, D., Herrera-Poyatos, A., and Herrera, F. (2017). A snapshot of image Pre-Processing for convolutional neural networks: Case study of MNIST. *Int. J. Comput. Intell. Syst.*, 10(1):555–568.
- Tarigan, A. K., Nasution, S. D., Suginam, S., and Karim, A. (2016). Aplikasi Pembelajaran Citra Dengan Menggunakan Metode Computer Assisted Instruction (CAI). *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, 3(4).
- Thohir, M., Foeady, A. Z., Novitasari, D. C. R., Arifin, A. Z., Phiadelvira, B. Y., and Asyhar, A. H. (2020). Classification of Colposcopy Data Using GLCM-SVM on Cervical Cancer. In *2020 Int. Conf. Artif. Intell. Inf. Commun.*, pages 373–378. IEEE.
- Veitch, A. M., Uedo, N., Yao, K., and East, J. E. (2015). Optimizing early upper gastrointestinal cancer detection at endoscopy. *Nat. Rev. Gastroenterol. Hepatol.*, 12(11):660–667.
- Visa, S., Ramsay, B., Ralescu, A. L., and Van Der Knaap, E. (2011). Confusion Matrix-based Feature Selection. *MAICS*, 710:120–127.
- Wang, S. H., Lv, Y. D., Sui, Y., Liu, S., Wang, S. J., and Zhang, Y. D. (2018a). Alcoholism Detection by Data Augmentation and Convolutional Neural Network with Stochastic Pooling. *J. Med. Syst.*, 42(1).
- Wang, S. H., Muhammad, K., Hong, J., Sangaiah, A. K., and Zhang, Y. D. (2020). Alcoholism identification via convolutional neural network based on parametric ReLU, dropout, and batch normalization. *Neural Comput. Appl.*, 32(3):665–680.
- Wang, S. H., Phillips, P., Sui, Y., Liu, B., Yang, M., and Cheng, H. (2018b). Classification of Alzheimer’s Disease Based on Eight-Layer Convolutional

- Neural Network with Leaky Rectified Linear Unit and Max Pooling. *J. Med. Syst.*, 42(5):85.
- Xu, J., Zhang, Y., and Miao, D. (2020). Three-way confusion matrix for classification: A measure driven view. *Inf. Sci. (Ny)*., 507:772–794.
- Yunizar, I., Widiyanto, D., and Falih, N. (2020). Identifikasi Keganasan Tumor Kulit pada Citra Dermoskopi dengan Metode Support Vector Machine. *Senamika*, 1(2):733–746.
- Zhang, A., Lipton, Z. C., Li, M., and Smola, A. J. (2020a). Dive into Deep Learning. 2020. URL <https://d2l.ai>.
- Zhang, X., Pan, W., Bontozoglou, C., Chirikhina, E., Chen, D., and Xiao, P. (2020b). *Skin Capacitive Imaging Analysis Using Deep Learning GoogLeNet*, volume 1229 AISC. Springer International Publishing.
- Zmudzinski, L. (2018). Deep learning Guinea pig image classification using NVIDIA DIGITS and GoogLeNet. *CEUR Workshop Proc.*, 2240.