



# JuTISI

Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi

Implementasi DenseNet Untuk **Mengidentifikasi Kanker Kulit Melanoma**  
Jasman Pardede, Dwi Adi Lenggana Putra

Implementasi Algoritma Caesar Cipher Dan Steganografi Least Significant Bit Untuk File Dokumen  
Irvan Maulana Yusup, Carudin, Intan Purnamasari

Klasifikasi American Sign Language Menggunakan Ekstraksi Fitur Histogram of Oriented Gradients dan Jaringan Syaraf Tiruan  
Muhammad Ezar Al Rivan, Mochammad Trinanda Noviardy

Pendeteksian Penyakit pada Daun Cabai dengan Menggunakan Metode Deep Learning  
Rosalina, Ardi Wijaya

Penerapan Metode Random Forest untuk Analisis Risiko pada dataset Peer to peer lending  
Erick Renata, Mewati Ayub

Analisis Pengaruh Teks Preprocessing Terhadap Deteksi Plagiarisme Pada Dokumen Tugas Akhir  
Ariel Elbert Budiman, Andreas Widjaja

Pemanfaatan Latent Semantic Indexing untuk Mengukur Potensi Kerjasama Jurnal Ilmiah Lintas Universitas  
Edward Hanafi Fernando, Hapnes Toba

Sistem Pengenalan Spesifikasi Mobil pada Showroom Berbasis Haar-Like Features  
Andrew Sebastian Lehman, Joseph Sanjaya

Analisis Promethee II Sebagai Pendukung Keputusan Pemilihan Media Sosial  
Saifulloh

Buku Penghubung Berbasis Android Menggunakan Metode Prototyping  
Heri Maulana, Kasmawi, Depandi Enda

Pengelompokan Komentar Dataset Sentipol dengan Modified K-Means Clustering  
Ruddy Cahyanto, Antonius Rachmat Chrismanto, Danny Sebastian

Deteksi Buah Menggunakan Supervised Learning dan Ekstraksi Fitur untuk Pemeriksa Harga  
Kristiawan, Deon Diamanta, Try Atmaja, Andreas Widjaja

Pengembangan Aplikasi Regresi Parameter Cuaca Berbasis Visual Basic For Application  
Bayu Bagus Riyandiarto, Nanda Noor Fadrijin

Aplikasi Android untuk Monitoring Lahan Pertanian secara Realtime Berbasis Internet of Things  
Jihot Lumban Gaol, Hindriyanto Purnomo, Budhi Kristianto, Radius Tanone,  
Yos Richard Beeh, Nina Setiyawati, Markus Permadi, Raynaldo, Riko Yudistira

Desain Model Database Layanan Panti Werdha dengan Menerapkan Metode Database Life Cycle  
Stefanus Setyo Wibagso, Enjel Lia

Pengembangan Sistem Informasi Tukar Barang Untuk Pemanfaatan Barang Tidak Terpakai dengan Flutter Framework  
Sulaeman Santoso, Daniel Jahja Surjawan, Erico Darmawan Handoyo

Pengembangan Sistem Informasi Pembelian, Penjualan dan Persediaan Motor Bekas menggunakan Analisis Fast-Slow-Non Moving  
Renaldy, Teddy Marcus Zakaria

Analisis Arsitektur Bisnis Sistem Penerimaan Mahasiswa Baru dan Akademik  
Tiur Gantini, Adelia, Diana Trivena Yulianti, Joshia Yeremia, Novia Roro Dorajatun

Document Digitalization and Scoring System of Students Final Project  
Meliana Christianti Johan, Robby Tan, Bernard Renaldy Suteja, Nurul Afiany



9 772443 221007

9 772443 222004

p-ISSN: 2443-2210

e-ISSN: 2443-2229

Halaman 425 -626

# JuTISI

Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi

---

Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi (JuTISI) is a scientific peer-reviewed journal published by the Faculty of Information Technology, Maranatha Christian University to provide a means for academics and researchers to publish scientific works to a wide audience. This journal is an amalgamation of the Jurnal Teknik Informatika and the Jurnal Sistem Informasi which was last published in 2014. JuTISI is published in 3 editions every year starting in 2015, namely in April, August, and December.

Currently **JuTISI Accredited Rank 4 SINTA**. JuTISI Accreditation Certificate by the Ministry of Research and Technology Republic of Indonesia/BRIN No. **SK. 148/M/KPT/2020** dated August 3, 2020 can be seen here (<https://drive.google.com/file/d/14TD0SaIQ70-P7s7ibJzvS81Ln9h7oO1I/view?usp=sharing>). Accreditation is valid for 5 (five) years, starting from Volume 5 Number 1 of 2018 s.d. Volume 9 Number 2 of 2022, as stated on the certificate.

**From Volume 4 onwards, print versions of JuTISI for Authors can be obtained by pre-ordering at a predetermined cost.** To place an order for a printed journal, you can fill out a *journal order letter* (<https://drive.google.com/file/d/19TVI1ZSRMzz0hVmGjzJAXF9f92bgHac/view?usp=sharing>).

e-ISSN: 2443-2229 (<http://u.lipi.go.id/1430121471>) | p-ISSN: 2443-2210 (<http://u.lipi.go.id/1430105934>)

## Announcements

---

### Call for Paper JuTISI Vol. 8 No. 2 August 2022

(<https://journal.maranatha.edu/index.php/jutisi/announcement/view/33>)

📅 2022-05-11

Call for Paper JuTISI Vol. 8 No. 2 August 2022 Important Dates (deadline): Paper Submission: 18 June 2022; Review Results: 16 July 2022; Camera Ready Submission: 23 July 2022; Online Publication: 27 August 2022; Print Version Publication: August 2022; Author guidelines can be accessed via:

[https://journal.maranatha.edu/index.php/jutisi/panduan\\_penulisan](https://journal.maranatha.edu/index.php/jutisi/panduan_penulisan). Make sure the email used is active to communicate. Important information will also be submitted through OJS according to the ID-submission of each paper (login with username). We recommend the authors periodically checking for messages from the editorial team via the ID-submission page.

# Editorial Board

## Editor in Chief:

Mewati Ayub (<https://journal.maranatha.edu/index.php/jutisi/mewati>)(Universitas Kristen Maranatha)

## Executive Editor:

Andi Wahyu Rahardjo Emanuel (<https://journal.maranatha.edu/index.php/jutisi/andi>) (Universitas Atma Jaya Yogyakarta)

## Associate Editors:

Tjatur Kandaga Gautama (<https://journal.maranatha.edu/index.php/jutisi/tjatur>) (Universitas Kristen Maranatha)

Daniel Jahja Surjawan (<https://journal.maranatha.edu/index.php/jutisi/daniel>) (Universitas Kristen Maranatha)

Sendy Ferdian Sujadi (<https://journal.maranatha.edu/index.php/jutisi/sendy>) (Universitas Kristen Maranatha)

Swat Lie Liliawati (<https://journal.maranatha.edu/index.php/jutisi/swatlie>) (Universitas Kristen Maranatha)

## Copyediting & Refiner:

Meliana Christianti (<https://journal.maranatha.edu/index.php/jutisi/meli>) (Universitas Kristen Maranatha)

Adelia (<https://journal.maranatha.edu/index.php/jutisi/adel>) (Universitas Kristen Maranatha)

## Secretariat:

Teddy Yusnandar (Universitas Kristen Maranatha)



(<https://drive.google.com/file/d/14TD0SaIQ70->

[P7s7ibJzvS81Ln9h7oO1l/view?usp=sharing](https://drive.google.com/file/d/14TD0SaIQ70-P7s7ibJzvS81Ln9h7oO1l/view?usp=sharing))

Language

Home (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/index>)

/ Archives (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/issue/archive>) / Vol. 6 No. 3 (2020): JuTISI



(<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/issue/view/190>)

Published: 2020-12-20

## Articles

### Implementasi DenseNet Untuk Mengidentifikasi Kanker Kulit Melanoma (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/2814>)

Jasman Pardede, Dwi Adi Lenggana Putra

PDF (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/2814/1708>)

### Implementasi Algoritma Caesar Cipher Dan Steganografi Least Significant Bit Untuk File Dokumen (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/2817>)

Irvan Maulana Yusup, Carudin Carudin, Intan Purnamasari

PDF (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/2817/1709>)

### Klasifikasi American Sign Language Menggunakan Ekstraksi Fitur Histogram of Oriented Gradients dan Jaringan Syaraf Tiruan (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/2844>)

Muhammad Ezar Al Rivan, Mochammad Trinanda Noviardy

PDF (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/2844/1710>)

## Pendeteksian Penyakit pada Daun Cabai dengan Menggunakan Metode Deep Learning (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/2857>)

Rosalina Rosalina, Ardi Wijaya

PDF (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/2857/1711>)

## Penerapan Metode Random forest untuk Analisis Risiko pada dataset Peer to peer lending (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/2890>)

PDF (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/2890/1712>)

## Analisis Pengaruh Teks Preprocessing Terhadap Deteksi Plagiarisme Pada Dokumen Tugas Akhir (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/2892>)

Ariel Elbert Budiman, Andreas Widjaja

PDF (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/2892/1713>)

## Pemanfaatan Latent Semantic Indexing untuk Mengukur Potensi Kerjasama Jurnal Ilmiah Lintas Universitas (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/2894>)

Edward Hanafi Fernando, Hapnes Toba

PDF (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/2894/1714>)

## Sistem Pengenalan Spesifikasi Mobil pada Showroom Berbasis Haar-Like Features (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/2903>)

Andrew Sebastian Lehman, Joseph Sanjaya

PDF (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/2903/1715>)

## Analisis Promethee II Sebagai Pendukung Keputusan Pemilihan Media Sosial (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/2956>)

Saifulloh Saifulloh

PDF (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/2956/1716>)

## Buku Penghubung Berbasis Android Menggunakan Metode Prototyping (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/2993>)

Heri Maulana, Kasmawi Kasmawi, Depandi Enda

PDF (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/2993/1717>)

## Pengelompokan Komentar Dataset Sentipol dengan Modified K-Means Clustering (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/3006>)

Ruddy Cahyanto, Antonius Rachmat Chrismanto, Danny Sebastian

PDF (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/3006/1718>)

## Deteksi Buah Menggunakan Supervised Learning dan Ekstraksi Fitur untuk Pemeriksa Harga (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/3029>)

Kristiawan Kristiawan, Deon Diamanta Somali, Try Atmaja Linggan jaya, Andreas Widjaja

PDF (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/3029/1719>)

## Pengembangan Aplikasi Regresi Parameter Cuaca Berbasis Visual Basic For Application (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/3038>)

Bayu Bagus Riyandiarto, Nanda Noor Fadjrjn

PDF (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/3038/1720>)

## Aplikasi Android untuk Monitoring Lahan Pertanian secara Realtime Berbasis Internet of Things (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/3039>)

Jihot Lumban Gaol, Hindriyanto Purnomo, Budhi Kristianto, Radius Tanone, Yos Richard Beeh, Nina Setiyawati, Markus Permadi, Raynaldo Raynaldo, Riko Yudistira

PDF (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/3039/1721>)

## Desain Model Database Layanan Panti Werdha dengan Menerapkan Metode Database Life Cycle (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/3047>)

Stefanus Setyo Wibagso, Enjel Lia

PDF (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/3047/1722>)

## Pengembangan Sistem Informasi Tukar Barang Untuk Pemanfaatan Barang Tidak Terpakai dengan Flutter Framework (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/3071>)

Sulaeman Santoso, Daniel Jahja Surjawan, Erico Darmawan Handoyo

PDF (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/3071/1723>)

## Pengembangan Sistem Informasi Pembelian, Penjualan dan Persediaan Motor Bekas menggunakan Analisis Fast-Slow-Non Moving (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/3100>)

Renaldy Renaldy, Teddy Marcus

PDF (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/3100/1724>)

## Analisis Arsitektur Bisnis Sistem Penerimaan Mahasiswa Baru dan Akademik (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/3115>)

Tiur Gantini, Adelia Adelia, Diana Trivena Yulianti, Joshia Yeremia, Novia Roro Dorajatun

PDF (<http://114.7.153.31/index.php/jutisi/article/view/3115/1725>)

## Document Digitalization and Scoring System of Students Final Project

# Implementasi *DenseNet* Untuk Mengidentifikasi Kanker Kulit Melanoma

<http://dx.doi.org/10.28932/jutisi.v6i3.2814>

Jasman Pardede <sup>✉</sup>#1, Dwi Adi Lenggana Putra <sup>#2</sup>

<sup>#</sup>Jurusan Teknik Informatika, Institut Teknologi Nasional  
Jl. PH. H. Mustofa No.23, Kota Bandung

<sup>1</sup>jasman@itenas.ac.id

<sup>2</sup>dwiputra47@gmail.com

**Abstract** — Skin is a part of a human body that covers the entire body and protect the lower layer from direct sunlight and another microorganism. Because of that, skin cells are always changing and could be changed because of genetic mutation that causes skin cancer. In general, skin cancer is divided into three groups, namely : skin cancer Basal cell carcinoma, skin cancer Squamous cell carcinoma, and skin cancer Melanoma. Melanoma skin cancer is caused by abnormal growth in melanocyte cells. Several methods are proposed to predict Melanoma skin cancer using ResNet, LeNet, and Support Vector Machine. System performance is measured based on the value of accuracy, precision, recall, and f-measure. This experiment is conducted using a Melanoma skin cancer dataset that obtained the average value in terms of accuracy, precision, recall, and f-measure are 0.94, 0.95, 0.92, and 0.94 respectively. Based on that result, the proposed DenseNet121 performs better with 0.94 accuracy, compared with ResNet, LeNet, and Support Vector Machine method.

**Keywords**— Convolutional Neural Network; Image Classification; Melanoma Classification; DenseNet121.

## I. PENDAHULUAN

Kulit merupakan bagian tubuh manusia yang sangat luas untuk penyusun tubuh dan untuk menutupi seluruh permukaan pada tubuh manusia [1]. Kanker kulit adalah salah satu kanker yang paling umum didiagnosis di seluruh dunia, terutama pada populasi berkulit putih, insiden dan kematian terus meningkat selama dekade terakhir. Insiden kanker kulit dijumpai 5,9 – 7,8 % dari semua jenis kanker per tahun. Kanker kulit yang paling banyak di Indonesia adalah karsinoma sel basal (65,5%), diikuti karsinoma sel skuamosa (23%), melanoma maligna (7,9%) dan kanker kulit lainnya [2].

Kanker kulit disebabkan oleh pertumbuhan sel-sel kulit yang tidak terkontrol. Sel-sel yang ada pada penyusun kulit adalah sel skuamosa, sel basal, dan sel melanosit. Pertumbuhan abnormal pada sel melanosit menyebabkan terjadinya kanker kulit melanoma. Penyebab utama yang sering diderita pada kanker kulit adalah terkena paparan sinar ultraviolet (UV). Sinar UV berasal dari matahari,

tanning bad, atau sun lamp. Sinar UV-lah yang merusak DNA sel penyusun kulit [3].

*Image Classification* merupakan proses yang dapat mengklasifikasikan gambar sesuai dengan kategori tertentu [4]. *Convolutional Neural Network* (CNN) dirancang untuk memproses suatu data yang ada dalam bentuk banyak *array*, contohnya gambar warna yang terdiri dari 2D *array* yang mengandung piksel dalam tiga macam warna yaitu *Red*, *Green*, dan *Blue*. Ada berbagai macam bentuk CNN adalah 1D untuk sinyal dan urutan biasa nya digunakan untuk bahasa, 2D untuk gambar atau suara; dan 3D untuk video atau gambar volumetrik [5].

*Dense Convolutional Network* (DenseNet), yang menghubungkan setiap lapisan/blok ke setiap lapisan/blok lainnya dengan cara umpan maju. Sedangkan jaringan *convolution* tradisional dengan L lapisan memiliki koneksi L - satu antara setiap lapisan dan lapisan berikutnya jaringan memiliki koneksi langsung  $L(L + 1) / 2$ . DenseNet memiliki beberapa kelebihan diantaranya masalah gradien yang dapat teratasi, memperkuat lapisan, lapisan yang berulang-ulang, dan mengurangi jumlah parameter [6].

Beberapa penelitian klasifikasi citra melanoma dan bukan melanoma yang menggunakan metode *Support Vector Machine*[7] dan CNN diantaranya ResNet50[8] dan LeNet5[9]. Pada penelitian ini mengimplementasikan arsitektur DenseNet-121 untuk membangun model klasifikasi kanker kulit melanoma dan bukan melanoma.

## II. LANDASAN TEORI

### A. Deep Learning

*Deep Learning* (pembelajaran mendalam) merupakan suatu bidang yang ada pada *machine learning* yang diperkenalkan oleh Dechter pada tahun 1986. *Deep Learning* menggunakan algoritma *backpropagation* menunjukkan suatu mesin harus mengubah parameter yang digunakan untuk menghitung nilai di setiap lapisan dari nilai di lapisan sebelumnya atau proses nya berjalan mundur pada setiap lapisannya [5]. *Deep Learning* adalah penggunaan

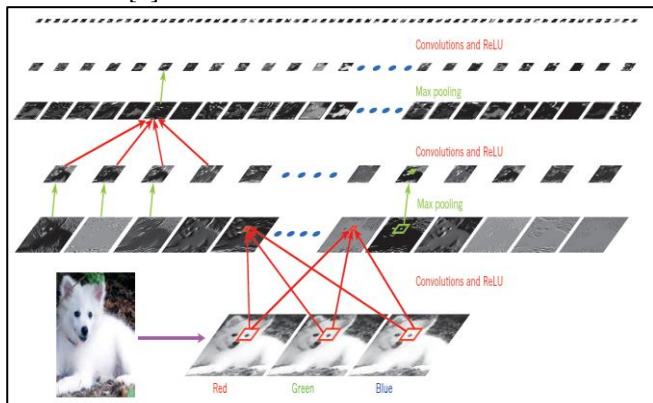


layer yang jumlahnya dapat mencapai ratusan sehingga dapat disebut dengan istilah “deep” [10].

Deep learning terbagi menjadi tiga kategori pendekatan yaitu supervised learning, unsupervised learning, dan reinforcement learning. Salah satunya potensi dari deep learning adalah mengganti fitur buatan tangan dengan algoritma yang efisien untuk pembelajaran hierarkis unsupervised (fitur tanpa pengawasan) atau semi-supervised feature learning (semi-diawasi) dan hierarchical feature extraction (ekstraksi fitur). Penerapan deep learning telah digunakan dalam beberapa bidang seperti klasifikasi gambar, klasifikasi video, object detection, object recognition, text-to-speech, natural language processing, robotic, text classification, dan singing synthesis [11].

### B. DenseNet

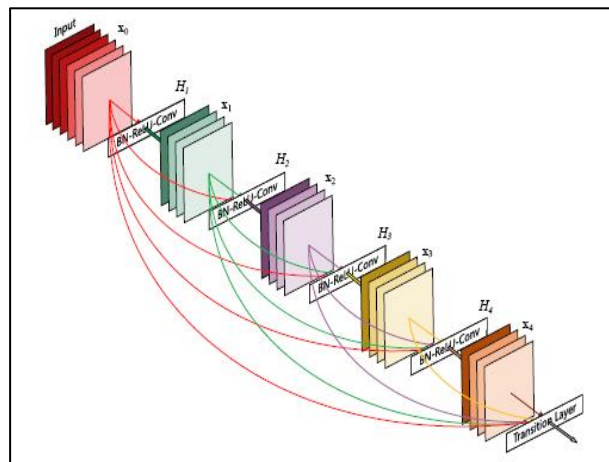
Convolutional Neural Network (CNN) dirancang untuk memproses suatu data yang ada dalam bentuk banyak array, contohnya gambar warna yang terdiri dari 2D array yang mengandung piksel dalam tiga macam warna yaitu Red, Green, dan Blue seperti yang diilustrasikan pada gambar 1. Ada berbagai macam bentuk CNN adalah 1D untuk sinyal dan urutan biasanya digunakan untuk bahasa, 2D untuk gambar atau suara; dan 3D untuk video atau gambar volumetrik [5].



Gambar 1. Arsitektur CNN Secara Umum [5]

Dense Convolutional Network (DenseNet), yang menghubungkan setiap lapisan/blok ke setiap lapisan/blok lainnya dengan cara umpan maju. Sedangkan jaringan konvolusional tradisional dengan L lapisan memiliki koneksi L - satu antara setiap lapisan dan lapisan berikutnya jaringan memiliki koneksi langsung  $L(L + 1) / 2$ . DenseNet memiliki beberapa keunggulan menarik: meringankan

masalah gradien-gradien, memperkuat penyebaran fitur, mendorong penggunaan kembali fitur, dan secara substansial mengurangi jumlah parameter [6].



Gambar 2. Arsitektur DenseNet [6]

Pada gambar 2 untuk setiap komposisi lapisan menggunakan batch normalization, ReLU activation dan convolution dengan filter 3x3. Pada setiap blok ada masukan berupa matriks sesuai dengan pixel citra kemudian masuk ke proses batch normalization untuk mengurangi adanya overfitting pada saat proses training, ReLU activation digunakan untuk mengubah nilai x menjadi 0 jika nilai x tersebut bernilai negatif, sedangkan sebaliknya untuk nilai x tetap dipertahankan apabila nilai tidak kurang dari 0, convolution dengan filter 3x3 proses citra matriks yang sudah dilakukan operasi ReLU activation akan dikalikan dengan matriks convolution dengan filter 3x3 dan keluaran yang dihasilkan berupa nilai matriks yang sudah di proses sebelumnya.

**Bottleneck :** Bahwa convolution dengan filter  $1 \times 1$  dapat disebut sebagai lapisan bottleneck sebelum setiap convolution dengan filter  $3 \times 3$  untuk mengurangi jumlah peta fitur masukan, dengan meningkatkan efisiensi komputasi. Desain ini sangat efektif untuk DenseNet dan merujuk ke jaringan dengan lapisan bottleneck, yaitu, ke BN-ReLU-Conv ( $1 \times 1$ ) -BN-ReLU-Conv ( $3 \times 3$ ), sebagai DenseNet-B. Kecuali ditentukan, setiap konvolusi  $1 \times 1$  mengurangi masukan ke peta fitur.



Layers	Output Size	DenseNet-121	DenseNet-169	DenseNet-201	DenseNet-264
Convolution	112 × 112	7 × 7 conv, stride 2			
Pooling	56 × 56	3 × 3 max pool, stride 2			
Dense Block (1)	56 × 56	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 6$
Transition Layer (1)	56 × 56	1 × 1 conv			
	28 × 28	2 × 2 average pool, stride 2			
Dense Block (2)	28 × 28	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 12$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 12$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 12$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 12$
Transition Layer (2)	28 × 28	1 × 1 conv			
	14 × 14	2 × 2 average pool, stride 2			
Dense Block (3)	14 × 14	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 24$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 32$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 48$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 64$
Transition Layer (3)	14 × 14	1 × 1 conv			
	7 × 7	2 × 2 average pool, stride 2			
Dense Block (4)	7 × 7	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 16$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 32$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 32$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 48$
Classification Layer	1 × 1	7 × 7 global average pool			
		1000D fully-connected, softmax			

Gambar 3. Arsitektur DenseNet Dengan Layer [6]

Pada gambar 3 merupakan arsitektur DenseNet yang terdiri dari beberapa lapisan terdapat DenseNet-121, DenseNet-169, DenseNet-201, dan DenseNet-264. Di dalamnya terdapat 4 *dense block* dan 3 *transition layer* yang masing-masing memiliki proses *dense block* berisikan *batch normalization*, *ReLU activation* dan *convolution* dengan filter 3x3. Lapisan antara 2 blok yang berdekatan disebut sebagai *transition layer* dan perubahan ukuran fitur melalui *convolution* dan *pooling (average pooling)*. Tahap klasifikasi menggunakan *global average pooling* kemudian tahap selanjutnya *softmax activation*.

1) *Preprocessing*

Pada tahap awal proses *preprocessing* yaitu dilakukan *resize* untuk mengubah ukuran citra dengan memperkecil ukuran citra pada arah horizontal dan/atau vertikal menjadi ukuran 224x224 piksel. Hal ini bertujuan untuk menyeragamkan ukuran dari masing-masing citra yang digunakan selama proses pelatihan dan pengujian dikarenakan terjadinya perbedaan ukuran akan mengakibatkan proses pelatihan yang lama dan tingkat akurasi akan mempengaruhi.

*Normalized* data yaitu normalisasi piksel dengan antara dari 0 sampai 1. *Preprocessing* ini digunakan pada arsitektur LeNet [12]. Digunakan seperti pada persamaan (1).

$$\text{rescale} = \text{img}/255 \dots\dots\dots(1)$$

Dengan :

rescale= hasil dari *preprocessing* dengan *rescale*  
img= nilai matriks dari citra

2) *Convolution*

*Convolution layer* adalah blok utama di dalam CNN yang terdiri dari beragam filter yang di inisial secara acak untuk

melakukan operasi konvolusi yang berfungsi sebagai ekstraksi fitur untuk mempelajari representasi fitur dari suatu input gambar. Pada *convolution layer*, neuron tersusun menjadi *feature maps*. Setiap neuron pada feature map sebagai *receptive field*, terhubung pada neuron-neuron dari *convolution layer* sebelumnya melalui serangkaian bobot yang dilatih, biasa juga disebut dengan filter bank [5] yang diilustrasikan pada persamaan (2).

$$h(x,y)=f(x,y)*g(x,y) \dots\dots\dots(2)$$

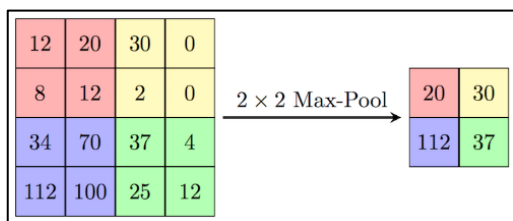
*h(x,y)* = hasil dari proses *convolution*

*f(x,y)* = nilai matrik citra

*g(x,y)* = kernel *convolution*

3) *Pooling*

*Pooling* adalah untuk mencapai invarian spasial dengan mengurangi resolusi peta fitur. Setiap peta fitur yang dikumpulkan sesuai dengan satu peta fitur dari lapisan sebelumnya. Dalam sebagian besar CNN, metode subsampling yang digunakan adalah *max pooling*. *Max pooling* membagi output dari *convolution layer* menjadi beberapa grid kecil lalu mengambil nilai maksimal dari setiap grid untuk menyusun matriks citra yang telah direduksi. Sedangkan *average pooling* membagi output menjadi beberapa grid kecil untuk mengambil nilai rata-rata dari setiap grid yang ada pada citra untuk menyusun matriks yang sudah direduksi [13]. Pada gambar 4 diilustrasikan proses dari *max pooling*.



Gambar 4. Ilustrasi Max Pooling

4) *Batch Normalization*

Operasi *batch normalization* digunakan untuk mempercepat proses training dan meningkatkan *learning rates* pada saat pembuatan model. *Batch normalization* bekerja dengan menyamakan distribusi pada setiap nilai input yang selalu berubah dikarenakan perubahan parameter pada *layer* sebelumnya selama proses *training* [14].

Persamaan *Mini Batch Mean* :

$$\mu_B = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i \dots\dots\dots(3)$$

Persamaan *Mini Batch Variance* :

$$\sigma_B^2 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - \mu_B)^2 \dots\dots\dots(4)$$

Persamaan normalisasi:

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - \mu_B}{\sqrt{\sigma_B^2 + \epsilon}} \dots\dots\dots(5)$$

Persamaan *scale and shift*:

$$y_i = \gamma \hat{x}_i + \beta \dots\dots\dots(6)$$

Dengan :

$\mu_B$  = merupakan nilai rata-rata dari *batch*

$\sigma_B$  = standar deviasi dari *mini batch*

$m$  = jumlah dataset pelatihan

$x$  = *zero-centered* dan normalisasi input

$\epsilon$  = variable tambahan, biasanya bernilai 10-8 untuk menghindari pembagian dengan 0 jika  $\sigma = 0$  dalam beberapa estiamsi

$y_i$  = *output scaled* dan *shifted* dari operasi *batch normalization*

$\gamma$  = *scale* dengan nilai = 1

$\beta$  = *shift* dengan nilai = 0

5) *ReLU Activation*

*Rectified Linear Units* (ReLU) untuk fungsi aktivasi yang diperkenalkan oleh Geoffrey Hinton dan Vinod Nair dan digunakan pada *neural network*, digunakan untuk mengubah nilai  $x$  menjadi 0 jika nilai  $x$  tersebut bernilai negatif, sedangkan sebaliknya untuk nilai  $x$  tetap dipertahankan apabila nilai tidak kurang dari 0 [15]. Digunakan seperti pada persamaan (7).

$$f(x_i) = \max(0, x_i) \dots\dots\dots(7)$$

Dengan :

$f(x_i)$  = nilai dari ReLU activation

$x_i$  = nilai matriks dari citra

6) *Softmax Activation*

*Softmax* diterapkan pada lapisan terakhir pada jaringan saraf. *Softmax* lebih dari itu umum digunakan daripada ReLU, sigmoid atau tanh. Ini digunakan untuk menghitung distribusi probabilitas dari vektor bilangan real. Fungsi *Softmax* menghasilkan output yang merupakan kisaran nilai antara 0 dan 1, dengan jumlah probabilitas sama dengan 1 [16]. Digunakan seperti pada persamaan (8).

$$f(x_i) = \frac{\exp(x_i)}{\sum_j \exp(x_j)} \dots\dots\dots(8)$$

Dengan :

$f(x_i)$  = hasil dari fungsi softmax activation

$(x_i)$  = kelas ke  $i$  ( $i=1,2$ ). pada penelitian ini memakai 2 kelas

$j$  = nilai dari vektor

7) *Cross Entropy*

*Cross entropy* merupakan fungsi untuk kerugian dan gradien digunakan dalam *multi-classification*. Untuk mengukur entropi relatif antara dua distribusi probabilitas pada data yang sama. *Cross entropy* fungsi kerugian yang digunakan ketika melatih model *neural network*. Cara kerjanya mengurangi log negatif dari dataset [17]. Digunakan seperti pada persamaan (9).

$$L_{cross-entropy} = - \sum_j y_i \log(\hat{y}) \dots\dots\dots(9)$$

Dengan :

$L_{cross-entropy}$  = hasil dari *cross entropy*

$\hat{y}$  = hasil dari softmax activation

$y_i$  = nilai dari kelas, bernilai 1 jika kelas yang benar dan bernilai 0 jika kelas yang salah

$j$  = kelas ke- $j$ (1,2)

C. *Kanker Kulit Melanoma*

Kanker kulit merupakan pertumbuhan abnormal pada sel melanosit menyebabkan terjadinya kanker kulit melanoma. Penyebab utama yang sering diderita pada kanker kulit adalah terkena paparan sinar ultraviolet (UV) [3].



Gambar 5. Kanker Kulit Melanoma

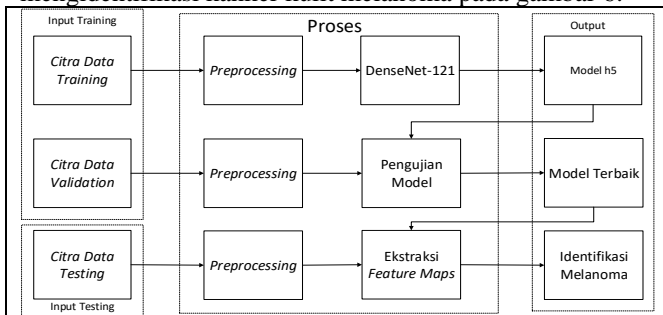
Melanoma adalah jenis kanker kulit yang jarang dan sangat berbahaya. Kondisi ini dimulai dari kulit manusia dan bisa menyebar ke organ lain dalam tubuh. Kemunculan tahi lalat baru atau perubahan pada tahi lalat yang sudah ada biasanya menjadi pertanda umum atau gejala melanoma. Melanoma memiliki bentuk yang tidak beraturan dan lebih dari satu warna. Tahi lalat yang terserang melanoma bisa terasa gatal dan bisa mengalami pendarahan, selain itu,

ukurannya juga bisa melebihi tahi lalat normal dengan ilustrasi pada gambar 5.

### III. PERANCANGAN

#### A. Block Diagram

Dalam penelitian ini ada beberapa tahapan untuk mengidentifikasi kanker kulit melanoma penelitian ini merupakan penelitian yang di dasarkan berdasarkan beberapa penelitian yang sudah ada dan berikut ini pada gambar merupakan tahapan secara umum untuk mengidentifikasi kanker kulit melanoma pada gambar 6:



Gambar 6. Block Diagram

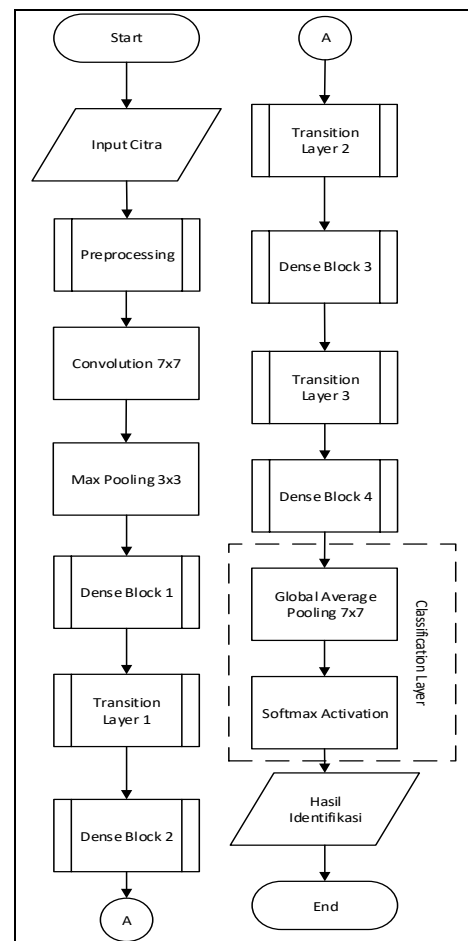
Pada persamaan sub-bab 2 dengan nomor A, B, dan C, data kanker kulit melanoma untuk melakukan *training* seperti data *training*, data *validation*, dan data *testing*. Pada *input training* dilakukan tahapan *training* yang ada pada data *training* dengan data *validation*. Pada tahap proses nya melakukan *preprocessing* seperti *resize* menjadi 224x224 piksel dan *normalized* data sesudah di *resize* data tersebut. Pada citra data *training* menggunakan proses dengan model DenseNet yang terdapat proses *feature extraction* dan *classification*. Pada model DenseNet terdapat operasi umum *batch normalization*, *ReLU activation*, dan *convolution*. Model DenseNet dengan 121layer memiliki proses *dense block 1*, *transition layer 1*, *dense block 2*, *transition layer 2*, *dense block 3*, *transition layer 3*, *dense block 4* dan *classification layer* yang menghasilkan *output* model dengan format h5. Pada data *validation* proses dilakukan pengujian model dengan data *training* yang akan menghasilkan *output* dengan model yang terbaik dalam sisi bobot.

Pada citra data *testing* masuk ke dalam proses *preprocessing* dengan *resize* dengan menjadi 224x224 piksel dan *normalized* data kemudian melakukan proses ekstraksi *feature maps* dengan mengambil nilai bobot terbaik dari data *training* sehingga akan menghasilkan *output* identifikasi dari kanker kulit melanoma yang memiliki label 0 untuk melanoma dan 1 untuk *not melanoma*.

#### B. Diagram Alir Sistem

Pada gambar 7 pada persamaan sub-bab 2 dengan nomor A dan B yang diilustrasikan *flowchart* keseluruhan sistem dalam menentukan identifikasi kanker kulit melanoma. Sistem dimulai dengan input citra atau gambar kemudian

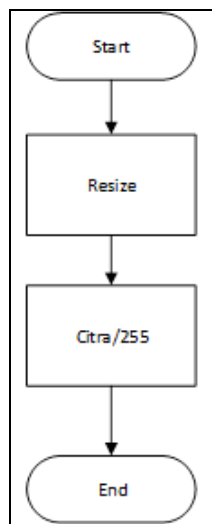
melakukan *preprocessing* kemudian sesudah di *preprocessing* dilakukan nya operasi *convolution 7x7* dengan *strides 2*, operasi dilanjutkan dengan *max pooling 3x3* dengan *strides 2* dan akan mendapatkan suatu nilai matriks yang diproses ke operasi *dense block 1*, *transition layer 1*, *dense block 2*, *transition layer 2*, *dense block 3*, *transition layer 3*, *dense block 4* dan kemudian nilai matriks yang sudah diproses oleh operasi sebelum nya di proses kembali pada tahapan *classification layer* dengan operasi *global average pooling 7x7* dan kemudian *softmax activation* adalah operasi terakhir dari model DenseNet121 ini untuk menentukan nilai mendekati antara 0 dan 1 untuk 0 identifikasi "Melanoma" dan untuk nilai 1 identifikasi "NotMelanoma".



Gambar 7. Diagram Alir Keseluruhan Sistem

#### 1) Preprocessing

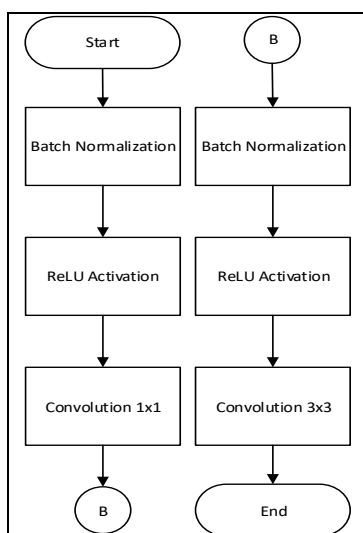
Untuk tahapan sub proses *preprocessing* yang ada pada persamaan sub-bab 2 dengan nomor 1 seperti gambar 8 yang diilustrasikan sesudah citra dimasukan ke tahap *preprocessing* yang berupa ada tahap *resize 224x224* piksel sesudah di *resize* menjadi 224x224 piksel citra tersebut di *normalized* data citra/255 sehingga nilai matriks pada citra tersebut menjadi 0 sampai 1.



Gambar 8. Diagram Alir Preprocessing

### 2) DenseBlock

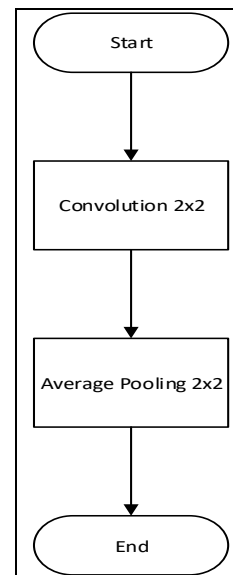
Pada gambar 9 untuk tahap sub proses *dense block* yang ada pada persamaan sub-bab 2 dengan nomor 2, 4, dan 5 terdapat operasi *batch normalization*, *ReLU activation*, *convolution 1x1* operasi ini dinamakan *bottleneck* pada didalam proses *dense block* tersebut kemudian operasi selanjutnya *batch normalization*, *ReLU activation*, *convolution 3x3* dimana nilai matriks tersebut saling keterhubungan satu sama lain sehingga nilai matriks tersebut di digabungkan. Pada proses *dense block* terdapat operasi yang dikalikan sehingga mencapai *layer 121*, *dense block 1* terdapat operasi *convolution* yang dikalikan 6, *dense block 2* terdapat operasi *convolution* yang dikalikan 12, *dense block 3* terdapat operasi *convolution* yang dikalikan 24, dan *dense block 4* terdapat operasi *convolution* yang dikalikan 16.



Gambar 9. Diagram Alir Dense Block

### 3) Transition Layer

Pada gambar 10 yang diilustrasikan sub proses *transition layer* yang ada pada persamaan sub-bab 2 dengan nomor 2 dan 3 terdapat operasi *convolution 2x2* dan *average pooling 1x1* dengan *strides 2*, di proses ini *transition layer* terdapat 3 proses yaitu *transition layer 1*, *transition layer 2*, dan *transition layer 3*. Proses ini dilakukan sesudah proses *dense block* agar proses transisi antara *dense block* dengan *transition layer*.



Gambar 10. Diagram Alir Transition Layer

### C. Penggunaan Dataset

Pada *dataset* citra-citra kanker kulit melanoma yang didapat dari Alexander Scarlet[18]. Data citra yang digunakan pada proses *training*, *validation*, dan *testing* merupakan citra yang berbeda yang ada pada persamaan sub-bab 2 dengan nomor C. *Dataset* yang digunakan bisa dilihat pada Tabel I.

TABEL I  
PENGUNAAN DATASET

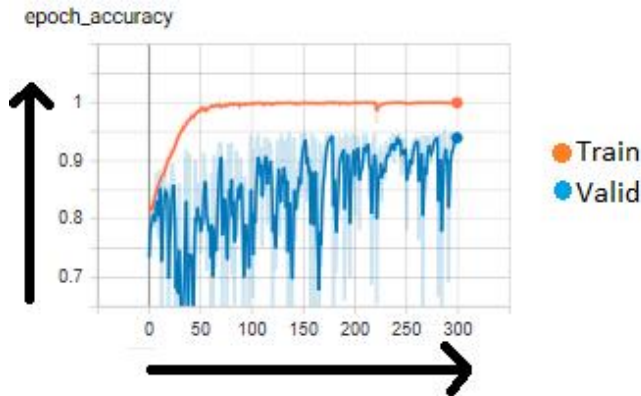
No	Kelas	Training	Validation	Testing
1	Melanoma	5341	1781	1781
2	Not Melanoma	5341	1781	1780

## IV. IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

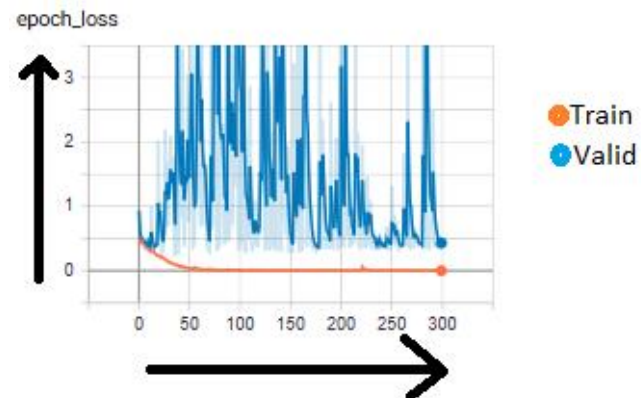
Pengujian sistem dalam mengidentifikasi kanker kulit melanoma yang terdapat pada citra dengan menggunakan metode *convolution neural network* dengan arsitektur DenseNet121. Implementasi ini dilakukan dengan dua mesin. Penelitian ini melakukan proses *training* menggunakan google *collaboratory* dengan spesifikasi GPU Tesla P100 16GB, RAM 27GB, dan *storage* 68GB. Proses *testing* menggunakan processor Intel Core i5-7200U @2.5GHz, RAM 8GB, *storage* 1TB. Tensorflow dan keras sebagai penunjang dari penelitian ini.

1) Training

Penelitian ini untuk mengklasifikasi gambar, menggunakan citra data *training* dan data *validation*. Penelitian ini pada proses *training* dibangun menggunakan *google collaboratory* dengan 300 *epoch*, *optimizer stochastic gradient descent*, *learning rates* 0,1 dan 32 *batch size* dalam *training* dengan menggunakan proses arsitektur DenseNet121 yang mendapatkan model \*.h5. Memanggil citra *training* dan *validation* kemudian citra tersebut dibagi dengan 32 dari *batch size* sehingga 1 *epoch* melewati proses 334 citra kemudian diselesaikan sampai 300 *epoch* dimana dengan arsitektur DenseNet121 mendapatkan nilai terendah *loss* pada *training* 0.0001 dan untuk nilai terendah *validation* 0.2491. Untuk nilai tertinggi dari *training* accuracy 1 dan untuk nilai tertinggi dari *validation* 0.9455. *Training* dilakukan selama 12 jam. Model yang sudah didapatkan diintegrasikan dengan *website* menggunakan *framework* flask untuk dilakukan pengujian terhadap citra kanker kulit melanoma untuk mengetahui tingkat akurasi yang didapatkan dari model tersebut. Pada gambar 11 untuk hasil *loss* dan gambar 12 hasil *accuracy* seperti hasil dari *training* dari arsitektur DenseNet121.



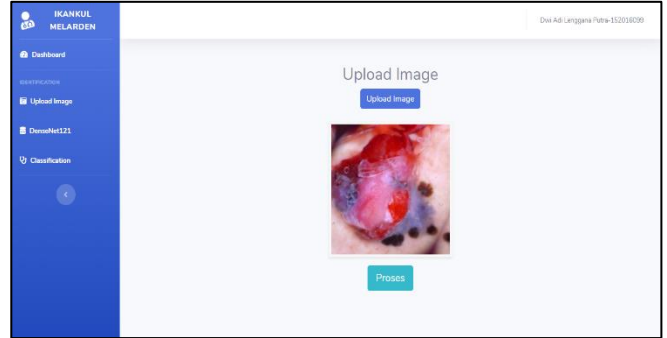
Gambar 11. Hasil Nilai Loss



Gambar 12. Hasil Nilai Accuracy

2) Proses Upload Image

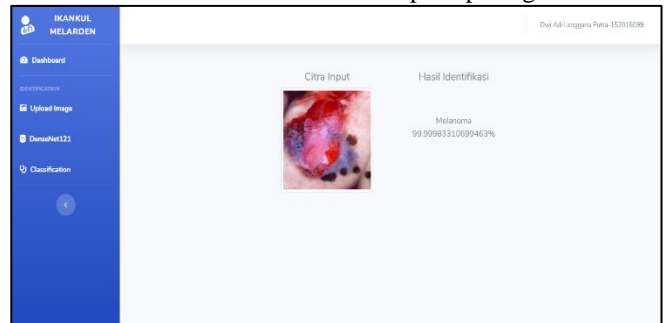
Pada tahapan ini pengguna dapat memasukan dataset sebagai citra data uji. Tahapan tersebut dapat dilakukan dengan melakukan menekan tombol “upload image”, maka sistem akan menampilkan folder dan pengguna dapat memilih data uji yang tersedia. Selanjutnya menekan tombol “proses” melakukan proses dari arsitektur DenseNet121. Berikut adalah tampilan dari proses masukan dataset seperti pada gambar 13.



Gambar 13. Implementasi Upload Image

3) Proses Prediksi

Pada tahapan ini pengguna dapat melihat hasil identifikasi kanker kulit melanoma dari “upload image” dan proses arsitektur DenseNet121. Berikut adalah tampilan dari hasil identifikasi kanker kulit melanoma seperti pada gambar 14.



Gambar 14. Implementasi Hasil Identifikasi Kanker Kulit Melanoma

4) Pengujian Sistem

Pengujian pencarian citra dilakukan dengan menggunakan citra kanker kulit melanoma, pengujian dilakukan dengan menguji 3561 citra. Dengan mengukur kinerja arsitektur DenseNet-121 menggunakan *confusion matrix* dimana akan mengukur kinerja sistem secara keseluruhan seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f measure* dapat dihitung dengan persamaan berikut[19]:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \dots\dots\dots(9)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots(10)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots(11)$$

$$F \text{ Measure} = 2 * \frac{(Precision*Recall)}{(Precision+Recall)} \dots\dots\dots(12)$$

Dengan :

TP = True Positive

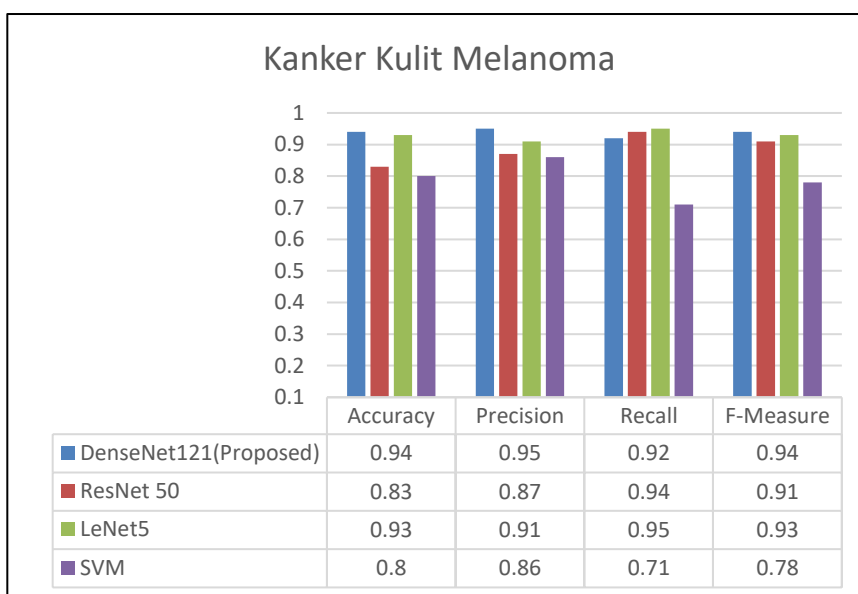
FP = False Positive

FN = False Negative

TN = True Negative

Pada gambar 15 perbandingan kinerja antara metode lain dengan hasil pengujian dari penelitian pada dataset kanker kulit melanoma. Dengan hasil dari kinerja sistem dengan hasil dari data yang sudah diuji dengan 3561 citra diantaranya 1781 citra label melanoma dan 1780 citra label bukan melanoma. Pada hasil pengujian dalam

mengidentifikasi label melanoma dengan arsitektur DenseNet121 mendapatkan nilai *accuracy* 0,94, *precision* 0,95, *recall* 0,92, dan *f-measure* 0,94. Untuk arsitektur ResNet50 dari perbedaan jumlah dataset, *preprocessing*, *optimizers* dan *learning rate* mendapatkan nilai *accuracy* 0,83, *precision* 0,87, *recall* 0,94 dan *f-measure* 0,91. Kemudian untuk arsitektur LeNet5 dari perbedaan jumlah dataset, *preprocessing*, *optimizers* dan *learning rate* mendapatkan nilai *accuracy* 0,93, *precision* 0,91, *recall* 0,95 dan *f-measure* 0,93. Dan yang terakhir untuk metode *Support Vector Machine* dari perbedaan jumlah dataset dan *preprocessing* mendapatkan nilai *accuracy* 0,8, *precision* 0,86, *recall* 0,71 dan *f-measure* 0,78.



Gambar 15. Perbandingan kinerja accuracy, precision, recall, dan F-Measure antara DenseNet121 dengan metode lain

### V. KESIMPULAN

Pada penelitian ini telah mengimplementasikan CNN dengan arsitektur DenseNet121 untuk mengidentifikasi kanker kulit melanoma. Metode yang diusulkan mampu melakukan klasifikasi kanker kulit melanoma dengan nilai rata-rata *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F-Measure* masing-masing adalah 0,94, 0,95, 0,92 dan 0,94. Dengan *preprocessing* yang digunakan pada arsitektur DenseNet121 mempengaruhi dari tingkat akurasi. Berdasarkan hasil eksperimen diperoleh bahwa sistem yang diusulkan memiliki kinerja terbaik jika dibandingkan dengan metode lain yang pernah diusulkan.

### DAFTAR PUSTAKA

[1] F. Nuraeni, Y. H. Agustin, dan E. N. Yusup, "Aplikasi Pakar Untuk Diagnosa Penyakit Kulit Menggunakan Metode Forward

Chaining Di Al Arif Skin Care Kabupaten Ciamis," *Semin. Nas. Teknol. Inf. Dam Multimed.*, hal. 6–7, 2016.  
 [2] S. Wilvestra, S. Lestari, dan E. Asri, "Studi Retrospektif Kanker Kulit di Poliklinik Ilmu Kesehatan Kulit dan Kelamin RS Dr. M Djamil Padang Periode Tahun 2015-2017," *J. Kesehat. Andalas*, vol. 7, no. Supplement 3, hal. 47–49, 2018.  
 [3] A. C. Society, "Melanoma Skin Cancer," *Ski. Cancer*, 2016.  
 [4] T. Bow dan T. Bow, "Case study: Image clustering," *Heterog. Comput. with OpenCL 2.0 Third Ed.*, hal. 213–228, 2015.  
 [5] Y. Lecun, Y. Bengio, dan G. Hinton, "Deep learning," *Nature*, vol. 521, no. 7553, hal. 436–444, 2015.  
 [6] G. Huang, Z. Liu, L. Van Der Maaten, dan K. Q. Weinberger, "Densely connected convolutional networks," *Proc. - 30th IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognition, CVPR 2017*, vol. 2017-Janua, hal. 2261–2269, 2017.  
 [7] S. Mustafa, A. B. Dauda, dan M. Dauda, "Image processing and SVM classification for melanoma detection," *Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Netw. Informatics, ICCNI 2017*, vol. 2017-Janua, no. February 2018, hal. 1–5, 2017.  
 [8] A. Budhiman, S. Suyanto, dan A. Arifianto, "Melanoma Cancer Classification Using ResNet with Data Augmentation," in *2019 2nd International Seminar on Research of Information*



- Technology and Intelligent Systems, ISRITI 2019*, 2019, hal. 17–20.
- [9] R. Refianti, A. B. Mutiara, dan R. P. Priyandini, “Classification of melanoma skin cancer using convolutional neural network,” *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 10, no. 3, hal. 409–417, 2019.
- [10] Mathworks, “What Is Deep Learning?,” 2018. [Daring]. Tersedia pada: <https://www.mathworks.com/discovery/deep-learning.html>.
- [11] J. Schmidhuber, “Deep Learning in neural networks: An overview,” *Neural Networks*, vol. 61, hal. 85–117, 2015.
- [12] K. S. Choi, J. S. Shin, J. J. Lee, Y. S. Kim, S. B. Kim, dan C. W. Kim, “In vitro trans-differentiation of rat mesenchymal cells into insulin-producing cells by rat pancreatic extract,” *Biochem. Biophys. Res. Commun.*, vol. 330, no. 4, hal. 1299–1305, 2005.
- [13] D. Scherer, A. Müller, dan S. Behnke, “Evaluation of pooling operations in convolutional architectures for object recognition,” *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 6354 LNCS, no. PART 3, hal. 92–101, 2010.
- [14] S. Ioffe dan C. Szegedy, “Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift,” in *32nd International Conference on Machine Learning, ICML 2015*, 2015, vol. 1, hal. 448–456.
- [15] A. F. Agarap.(2018) Deep Learning using Rectified Linear Units (ReLU). [Online] Tersedia : <https://arxiv.org/abs/1803.08375>
- [16] C. Nwankpa, W. Ijomah, A. Gachagan, dan S. Marshall, “Activation Functions: Comparison of trends in Practice and Research for Deep Learning,” *Mach. Learn. (cs.LG); Comput. Vis. Pattern Recognit.*, vol. 1, no. 1, hal. 1–20, 2018.
- [17] K. P. Murphy, “Machine learning : a probabilistic perspective,” in *Adaptive computation and machine learning series*, London: The MIT Press, 2012, hal. 1–1104.
- [18] A. Scarlat, “Melanoma Dataset,” 2018. [Daring]. Tersedia pada: <https://www.kaggle.com/drscarlat/melanoma>.
- [19] J. Pardede dan M. G. Husada, “Comparison Of VSM, GVSM, And LSI In Information Retrieval For Indonesian Text,” *J. Teknol.*, vol. 78, no. 5–6, hal. 51–56, Mei 2016.



**JUTISI (JURNAL TEKNIK INFORMATIKA DAN SISTEM INFORMASI)**

[MARANATHA UNIVERSITY PRESS](#)

★ [P-ISSN : 24432229](#) <> [E-ISSN : 24432229](#) 📍 [Subject Area : Science](#)

**1.75309**  
Impact Factor

**2489**  
Google Citations

**Sinta 4**  
Current  
Accreditation

[Google Scholar](#) [Garuda](#) [Website](#) [Editor URL](#)

History Accreditation

2018      2019      2020      2021      2022

[Garuda](#)    [Google Scholar](#)

[Sistem Pengukuran Kualitas Website Penelitian dan Pengabdian Masyarakat I-Gracias Menggunakan Metode Webqual](#)

[Maranatha University Press](#) [Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi Vol. 8 No. 1 \(2022\): JuTISI 1 â 11](#)

📅 2022    📄 [DOI: 10.28932/jutisi.v8i1.3915](#)    🏆 [Accred : Sinta 4](#)

[Penerapan Metode Simple Additive Weighting dalam Menentukan Perguruan Tinggi Negeri](#)

[Maranatha University Press](#) [Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi Vol. 8 No. 1 \(2022\): JuTISI 12 â 23](#)

📅 2022    📄 [DOI: 10.28932/jutisi.v8i1.3966](#)    🏆 [Accred : Sinta 4](#)

[Komparasi Metode SMOTE dan ADASYN dalam Meningkatkan Performa Klasifikasi Herregistrasi Mahasiswa Baru](#)

[Maranatha University Press](#) [Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi Vol. 8 No. 1 \(2022\): JuTISI 24 â 32](#)

📅 2022    📄 [DOI: 10.28932/jutisi.v8i1.4004](#)    🏆 [Accred : Sinta 4](#)

[Klasifikasi Wilayah Potensi Risiko Kerusakan Lahan Akibat Bencana Tsunami Menggunakan Machine Learning](#)

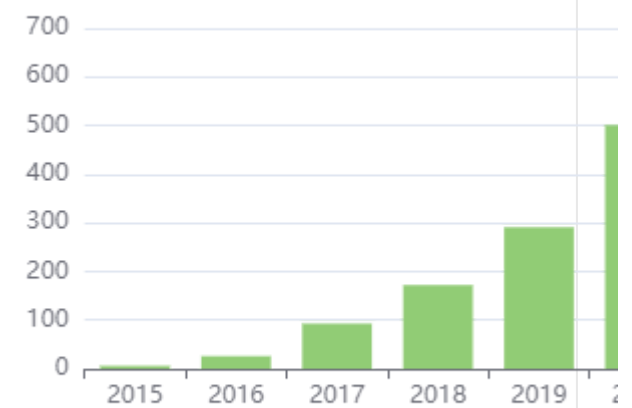
[Maranatha University Press](#) [Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi Vol. 8 No. 1 \(2022\): JuTISI 33 â 42](#)

📅 2022    📄 [DOI: 10.28932/jutisi.v8i1.4056](#)    🏆 [Accred : Sinta 4](#)

[Implementasi Virtual Reality pada Game Edukasi Protokol Kesehatan](#)

[Maranatha University Press](#) [Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi Vol. 8 No. 1 \(2022\): JuTISI 43 â 58](#)

Citation Per Year By Google Scholar



Journal By Google Scholar

	All	Since 2018
Citation	2489	2338
h-index	22	21
i10-index	67	63

2022 DOI: [10.28932/jutisi.v8i1.4065](https://doi.org/10.28932/jutisi.v8i1.4065)  [Accred : Sinta 4](#)

### [Penerapan metode Analytical Hierarchy Process dan Simple Additive Weighting untuk Pemilihan Supplier pada Bengkel](#)

Maranatha University Press  [Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi Vol. 8 No. 1 \(2022\): JuTISI 59 â 73](#)

2022 DOI: [10.28932/jutisi.v8i1.4077](https://doi.org/10.28932/jutisi.v8i1.4077)  [Accred : Sinta 4](#)

### [Perancangan System Crawler dengan MenerapkanArsitektur Distributed Task](#)

Maranatha University Press  [Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi Vol. 8 No. 1 \(2022\): JuTISI 74 â 87](#)

2022 DOI: [10.28932/jutisi.v8i1.4205](https://doi.org/10.28932/jutisi.v8i1.4205)  [Accred : Sinta 4](#)

### [Pemanfaatan k-Means Clustering dan Analytic Hierarchy Process terhadap Penilaian Prestasi Kerja Pegawai](#)

Maranatha University Press  [Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi Vol. 8 No. 1 \(2022\): JuTISI 88 â 99](#)

2022 DOI: [10.28932/jutisi.v8i1.4243](https://doi.org/10.28932/jutisi.v8i1.4243)  [Accred : Sinta 4](#)

### [Penerapan Digital Marketing Multichannel untuk Pemasaran Program Studi Sistem Informasi](#)

Maranatha University Press  [Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi Vol. 8 No. 1 \(2022\): JuTISI 100 â 118](#)

2022 DOI: [10.28932/jutisi.v8i1.4248](https://doi.org/10.28932/jutisi.v8i1.4248)  [Accred : Sinta 4](#)

### [Implementasi dan Analisis Digital Marketing pada Toko Kebutuhan Bayi dan Anak](#)

Maranatha University Press  [Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi Vol. 8 No. 1 \(2022\): JuTISI 119 â 130](#)

2022 DOI: [10.28932/jutisi.v8i1.4249](https://doi.org/10.28932/jutisi.v8i1.4249)  [Accred : Sinta 4](#)

[View more ...](#)

Get More with  
SINTA Insight

[Go to Insight](#)

Citation Per Year By Google Scholar

Journal By Google Scholar

	All	Since 2018
Citation	2489	2338
h-index	22	21
i10-index	67	63