

Abstrak

Kanker Kulit merupakan salah satu jenis kanker yang angka kejadiannya terus meningkat di seluruh dunia. Deteksi dini dan akurat sangat penting untuk meningkatkan peluang kesembuhan. Pada penelitian ini, mengembangkan sebuah sistem berbasis Convolutional Neural Network (CNN) dengan menggunakan arsitektur ResNet-50 untuk segmentasi dan klasifikasi gambar citra kanker kulit. Metode ini dipilih karena ResNet-50 memiliki kemampuan dalam mengatasi masalah degradasi akurasi pada jaringan yang sangat dalam melalui penggunaan residual learning. Penelitian ini melibatkan beberapa tahap utama, yaitu pengumpulan dan preprocessing data, pelatihan model CNN dengan arsitektur ResNet-50, serta evaluasi performa model. Data yang digunakan diambil dari Kaggle “Melanoma Skin Cancer Dataset Of 10000 Images” memiliki data sebanyak 10615 gambar didalamnya dibagi menjadi 2 kelas yaitu citra Malignant dan Benign. Preprocessing data meliputi augmentasi gambar dan normalisasi untuk meningkatkan kualitas data dan kinerja model. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model yang dikembangkan mampu mencapai akurasi tinggi dalam segmentasi dan klasifikasi gambar citra kanker kulit. Model ResNet-50 yang dilatih dalam penelitian ini berhasil mencapai akurasi sebesar 92.00%, precision 92%, recall 92%, dan F1-score 92% pada dataset pengujian. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis CNN dengan arsitektur ResNet-50 efektif untuk tugas segmentasi dan klasifikasi kanker kulit, dan memiliki potensi besar untuk diterapkan dalam sistem diagnostik berbasis komputer di bidang medis.

Kata kunci: CNN, ResNet-50, Kanker Kulit, Klasifikasi, Segmentasi

Kata Pengantar

Puji syukur penulis ucapkan atas kehadiran Allah SWT yang atas Berkah dan Ridho-Nya penulis mampu menyelesaikan tugas akhir dengan judul **“Segmentasi dan Klasifikasi Gambar Citra pada Kanker Kulit Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan Arsitektur ResNet-50”**, meskipun masih memiliki banyak kekurangan. Shalawat berangkai salam semoga tetap tercurah kepada junjungan kita Nabi Besar Muhammad SAW.

Penyusunan Tugas Akhir ini diajukan untuk memenuhi syarat akademis dalam rangka menyelesaikan Studi S1 Progam Studi Informatika di Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Malang. Penyusunan Tugas Akhir ini tidak lepas dari bantuan, dukungan, serta doa dari berbagai pihak. Oleh karena itu, dalam kesempatan ini ucapan syukur dan terima kasih penulis sampaikan kepada:

1. Allah SWT yang telah memberikan segala nikmat yang tak terhingga untuk penulis dan seluruh umat manusia. Serta, Nabi Muhammad SAW yang berkat perjuangannya membawa manusia dari zaman yang gelap menuju zaman yang terang benderang seperti sekarang.
2. Orang tua tersayang Ibu Sutianik Agung Wahyu Ningsih, Bapak Bambang Boedi Sutjahjo dan Kakak Andi Yulio yang selalu memberi semangat, doa, nasehat, motivasi, serta materi yang tak akan pernah bisa penulis balas.
3. Bapak Christian Sri Kusuma Aditya, S.Kom., M.Kom., selaku Dosen Pembimbing 1 dan Bapak Didih Rizki Chandranegara, S.kom., M.Kom., selaku Dosen Pembimbing 2 yang selalu bersedia meluangkan waktu dan pikiran untuk memberikan bimbingan, arahan, serta saran dengan sabar untuk keberhasilan dan kebaikan Tugas Akhir ini.
4. Kepada keluarga dan teman-teman yang telah memberikan semangat dan masukan agar terselesaikannya rangkaian skripsi ini.

Penulis menyadari masih banyak kekurangan dalam penulisan Tugas Akhir ini. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan kritik dan saran yang membangun agar tulisan ini dapat berguna untuk perkembangan ilmu pengetahuan kedepannya.

Malang, 18 Juni 2024

Penulis

Ferdy Yoga Permana

Daftar Isi

LEMBAR PERSETUJUAN.....	Error! Bookmark not defined.
Abstrak	iii
Kata Pengantar	iv
Daftar Isi.....	v
Daftar Gambar.....	vii
Daftar Tabel.....	viii
BAB 1	1
PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	3
1.3. Tujuan Penelitian.....	3
1.4. Batasan Masalah	3
BAB 2.....	5
LANDASAN TEORI	5
2.1. Kanker kulit	5
2.2 Segmentasi	5
2.3 CNN (Convolutional Neural Network).....	5
2.3.1 Convolutional Layer	6
2.3.2 Pooling Layer	6
2.3.3 Fully Connected Layer	7
2.4 Augmentasi	8
2.5 Resnet-50	8
BAB 3.....	10
METHODOLOGI PENELITIAN	10
3.1 Alur Penelitian	10
3.2 Penelitian Terdahulu	10
3.3 Identifikasi Masalah.....	12
3.4 Dataset.....	12
3.5 Segmentasi	13
3.6 Augmentasi	17
3.7 Arsitektur Model.....	18
3.8 Model Evaluasi	19
BAB 4.....	21
HASIL DAN PEMBAHASAN.....	21
4.1 Implementasi.....	21
4.2 Load Dataset	21

4.3 Preprocessing Dataset	21
4.4 Implementasi Model	23
4.4.1 ResNet-50	23
4.4.2 CNN 16 layer.....	24
4.5 Evaluasi dan Pengujian	25
4.5.1 Grafik Accuracy dan Loss Function pada CNN 16 Layer.....	25
4.5.2 Classification Report pada CNN 16 Layer	27
4.5.3 Confusion Matrix pada CNN 16 Layer	27
4.5.4 Grafik Accuracy dan Loss Function pada ResNet-50	27
4.5.5 Classification Report pada ResNet-50.....	29
4.5.6 Confusion Matrix pada ResNet-50	29
4.6 Perbandingan Performa Model	30
BAB 5.....	31
KESIMPULAN	31
5.1 Kesimpulan	31
5.2 Saran	31
DAFTAR PUSTAKA	32

Daftar Gambar

Gambar 2.1 Visualisasi Convolutional Neural Network	5
Gambar 2.2 Convolutional Layer	6
Gambar 2.3 Pooling Layer.....	7
Gambar 2.4 Fully Connected Layer.....	8
Gambar 2.5 Visualisasi Resnet-50.....	9
Gambar 3.1 Alur Penelitian	10
Gambar 3.2 Contoh sampel benign dan malignant.....	13
Gambar 3.3 Data Citra Kulit Original	14
Gambar 3.4 Hasil Data Citra Kulit Gray	14
Gambar 3.5 Hasil Data Citra Kulit Thresholding	15
Gambar 3.6 Hasil Data Citra Kulit Canny.....	15
Gambar 3.7 Hasil Data Citra Kulit Dilatasi.....	16
Gambar 3.8 Hasil Data Citra Kulit yang sudah disegmentasi	17
Gambar 3.9 Visualisasi Plot Augmentasi pada Kanker Kulit.....	18
Gambar 3.10 Rancangan Model Arsitektur ResNet-50	19
Gambar 4.1 Train dan Validation Loss pada Model CNN 16 layer	26
Gambar 4.2 Train dan Validation Accuracy pada Model CNN 16 layer	26
Gambar 4.3 Confusion Matrix pada Model CNN 16 layer	27
Gambar 4.4 Train dan Validation Loss pada Model ResNet-50	28
Gambar 4.5 Train dan Validation Accuracy pada Model ResNet-50.....	29
Gambar 4.6 Confusion Matrix pada Model ResNet-50	30

Daftar Tabel

Tabel 3.1 Penelitian Terdahulu.....	11
Tabel 3.2 Evaluasi dari confusion matrix.....	20
Tabel 4.1 Konfigurasi Google Colab untuk mengambil file dari Google Drive	21
Tabel 4.2 Load Dataset yang sudah diupload ke Google Drive dari Kaggle	21
Tabel 4.3 Source Code Program Augmentasi Data	22
Tabel 4.4 Source Code Program Arsitektur Model ResNet-50	23
Tabel 4.5 Hasil Arsitektur Model ResNet-50	23
Tabel 4.6 Source Code Program Arsitektur Model CNN 16 layer.....	24
Tabel 4.7 Hasil Arsitektur Model CNN 16 layer.....	24
Tabel 4.8 Hasil Classification Report pada Model CNN 16 layer	27
Tabel 4.9 Hasil Classification Report pada Model ResNet-50.....	29
Tabel 4.10 Perbandingan Performa Model CNN dengan ResNet-50.....	30

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Kanker kulit adalah penyakit mematikan yang menyerang orang-orang di seluruh dunia. Menurut Organisasi Kesehatan Dunia (WHO), lebih dari 160.000 orang menderita penyakit kulit setiap hari di dunia. Australia memiliki tingkat penyakit kulit yang lebih tinggi dibandingkan negara lain, beberapa kali lebih tinggi dibandingkan Amerika Serikat. Menurut data Badan Pengukuran Australia, 32,6% dari seluruh warga Australia yang terkena pertumbuhan ganas juga menderita penyakit kulit. Terdapat 971.279 kasus penyakit kulit pada tahun 2012, dan 2.162 kasus diantaranya berakibat fatal. Sementara itu, data Habitats for Infectious Prevention and Control menunjukkan 8.885 orang meninggal akibat kanker kulit di Amerika Serikat pada tahun 2015.

Di Indonesia, hampir tidak ada korban kanker kulit dibandingkan dengan negara-negara kedua tersebut. Bagaimana pun penyakit kulit ini harus mendapat perhatian sesegera mungkin, karena selain dapat menimbulkan kerugian yang dapat merusak penampilan, namun juga dapat menyebabkan kematian bila sampai pada tahap tingkat tinggi. Dikutip dari Pusat Penelitian Sumber Daya dan Pelayanan Kesehatan Kemenkes Indonesia, pada tahun 2012, Diperkirakan terdapat 14 juta kasus penyakit baru dan 8,2 juta kematian akibat pertumbuhan ganas di planet ini[1]. Selain itu, di Indonesia, berdasarkan data dari Disease Enrollment Organization, Hubungan Ahli Patologi Indonesia, dari 1.530 kasus kanker kulit, kasus terbanyak adalah karsinoma sel basal, tepatnya 39,93%. Oleh karena itu, kami sangat menginginkan suatu aplikasi produk yang dapat dimanfaatkan untuk membantu membedakan penyakit kulit secara dini tanpa adanya masalah. Aplikasi produk ini diyakini dapat membantu masyarakat secara umum dalam membedakan masalah kulit, terlepas dari apakah masalah tersebut termasuk dalam klasifikasi penyakit. Dengan cara ini, orang tidak akan tahu apa-apa tentang jenis masalah kulitnya, sehingga mereka dapat berkonsultasi dengan spesialis, khususnya ahli kulit dan kelamin yang terlatih[2].

Pertumbuhan sel kulit yang tidak normal dapat dibedakan menjadi dua jenis, yaitu benign (jinak) dan malignant (ganas). Pertumbuhan sel benign cenderung berlangsung lebih lambat dibandingkan dengan pertumbuhan sel malignant, karena pertumbuhan sel malignant dapat lebih cepat menyebar ke seluruh tubuh sebagai akibat infeksi[3]. Pada penelitian ini metode yang digunakan untuk melakukan segmentasi dan klasifikasi kanker kulit berbasis

pengolahan citra digital, yaitu Convolutional Neural Network dengan menggunakan Arsitektur Model ResNet-50.

Convolutional Neural Network (CNN) dapat menangani permasalahan data yang berbentuk grid, seperti data gambar dan citra. CNN adalah strategi terbaik, dibandingkan dengan teknik lainnya. CNN dapat memperoleh fakta, meringkas model yang diperoleh, dan kualitas informasi dinamis, setidaknya untuk informasi tidak material. Hasil atau tujuan apa pun yang diambil oleh organisasi bergantung pada pengalaman mereka selama pengalaman pendidikan. Dalam pengalaman pendidikan, desain informasi dan hasil dimasukkan ke dalam CNN, kemudian organisasi diinstruksikan untuk memberikan tanggapan OK[4][5]. CNN umumnya memiliki kemampuan untuk melakukan transfer learning dengan baik. Model yang telah dilatih pada dataset besar, seperti ImageNet, dapat digunakan sebagai titik awal (pre-trained model) untuk tugas-tugas penglihatan komputer lainnya, dengan melakukan fine-tuning pada dataset yang lebih kecil[6].

Arsitektur model untuk pengolahan data citra dalam segmentasi dan klasifikasi kanker kulit menggunakan ResNet. ResNet merupakan salah satu arsitektur model dari Convolutional Neural Network (CNN) untuk melatih jaringan yang sangat dalam tanpa mengalami masalah degradasi kinerja yang umumnya terjadi pada jaringan yang lebih dalam[7]. Arsitektur ini memiliki berbagai jenis model yang dibedakan berdasarkan jumlah layer yang digunakan. Jumlah layer yang digunakan dalam arsitektur ResNet yaitu mulai dari 18 layer, 34 layer, 50 layer, 101 layer dan 152 layer[8]. ResNet telah berhasil digunakan di berbagai tugas machine learning dan penglihatan komputer, termasuk klasifikasi gambar, deteksi objek, dan segmentasi gambar[9].

Penelitian yang dilakukan oleh Bagus Mitra Sujatmiko, dkk. Dalam penelitian ini mereka melakukan preprocessing citra, augmentasi data, dan klasifikasi dengan menggunakan 3 arsitektur model ResNet yaitu ResNet-18, ResNet-50, dan ResNet-101, masing-masing hasil akurasi dari ketiga arsitektur tersebut adalah 100%, 95%, dan 100%[8]. Selanjutnya penelitian dalam pendeteksian kanker kulit menggunakan image processing yang dilakukan oleh Aarushi Shah, dkk. Dalam penelitian tersebut mereka melakukan proses, preprocessing, segmentasi, feature extraction, classification menggunakan ANN dan CNN dengan tingkat akurasi rata-rata sebesar 96.8% dan 92%[10]. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Nur Alyyu, dkk dengan judul “Klasifikasi Kanker Kulit Ganas Dan Jinak Menggunakan Metode Convolutional Neural Network”. Dalam penelitian tersebut mereka melakukan pre-processing citra dengan resize ukuran 128×128 dari citra asli dengan ukuran 224×224 . Pada penelitian ini menghasilkan nilai perfoma validasi akurasi sebesar 99% dengan parameter terbaik

menggunakan optimizer AdaMax, Learning rate 0.0001, batch size 64 dan epoch sebanyak 50[11].

Alasan memakai model CNN adalah memiliki kemampuan pembelajaran yang kuat, sehingga mereka dapat memodelkan hubungan kompleks antara input dan output. Ini membuat mereka cocok untuk berbagai masalah prediksi dan klasifikasi, termasuk yang tidak memiliki pola yang jelas. CNN dapat mendeteksi pola dan fitur-fitur penting yang mungkin sulit ditemukan oleh metode klasifikasi tradisional. CNN dapat disesuaikan dengan berbagai ukuran dan kompleksitas. CNN memiliki kemampuan untuk generalisasi, yang berarti mereka dapat memprediksi dengan baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Ini penting dalam pengujian model di luar sampel pelatihan[11][12].

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan permasalahan pada latar belakang tersebut, rumusan masalah yang muncul yaitu sebagai berikut:

- a. Bagaimana memperoleh informasi secara visual kanker kulit yang dapat diklasifikasi melalui citra?
- b. Bagaimana hasil performa akurasi menggunakan metode CNN terhadap klasifikasi kanker kulit dengan arsitektur model ResNet-50?

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah melakukan segmentasi dan klasifikasi pada kanker kulit menggunakan metode CNN dengan arsitektur model ResNet-50 untuk meningkatkan hasil performa analisis dengan model CNN dalam klasifikasi data citra gambar kanker kulit.

1.4. Batasan Masalah

- a. Metode yang digunakan adalah CNN dengan arsitektur model ResNet-50.
- b. Data berformat jpg.
- c. Dataset menggunakan dari kaggle “*Melanoma Skin Cancer Dataset Of 10000*”.
- d. Data yang digunakan sebanyak 10615 gambar yang dibagi menjadi 2 kelas yaitu Malignant (5115 gambar) dan Benign (5500 gambar), dimana data ini dibagi menjadi 2 folder yaitu train dan test. Untuk kelas Malignant folder train sebanyak 4605 gambar dan folder test sebanyak 510 gambar, dan untuk kelas Benign folder train sebanyak 5000 gambar dan folder test sebanyak 500 gambar.

- e. IDE yang digunakan adalah Google Colaboratory dengan Bahasa Pemograman Python.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1. Kanker kulit

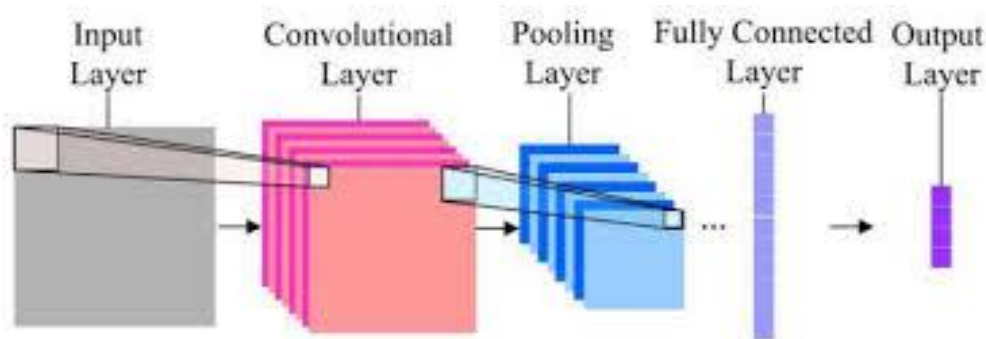
Kulit menutupi seluruh organ tubuh manusia. Infeksi kulit mudah menyebar dan menyerang tubuh manusia melalui kontak langsung dengan orang lain atau kontak memutar dengan media di sekitarnya. Salah satu penyakit kulit yang paling berbahaya adalah kanker, yang bisa disebabkan oleh paparan sinar UV, usia, latar belakang keluarga yang mengidap penyakit kulit, daya tahan tubuh, dan berbagai faktor lainnya. Kanker kulit dapat dibedakan menjadi dua jenis, yaitu ganas(malignant) yang berbahaya dan yang tidak berbahaya (benign). Kedua jenis kanker kulit ini dapat berkembang dan mungkin berbahaya, namun kanker kulit yang mengancam dianggap lebih berbahaya karena pertumbuhan sel-sel berbahaya dapat menyebar lebih cepat ke seluruh tubuh karena infeksi[13][3].

2.2 Segmentasi

Segmentasi adalah metode untuk memisahkan satu gambar menjadi beberapa bagian. Salah satu langkah penting dalam mendeteksi kanker kulit adalah segmentasi, yang mencakup proses menemukan tepian yang tepat dan memisahkan bagian atau area yang bermakna dari bagian yang tidak digunakan[14].

2.3 CNN (Convolutional Neural Network)

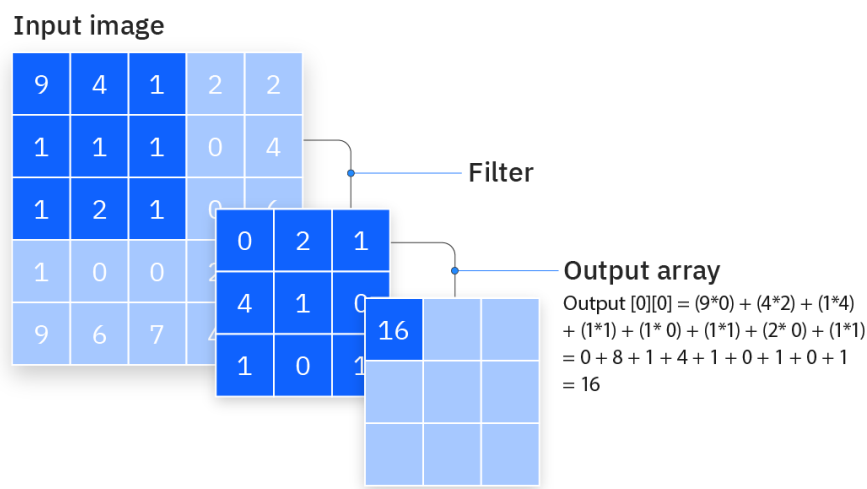
Jenis jaringan syaraf tiruan yang dikenal sebagai Convolutional Neural Network (CNN), lebih sering disebut sebagai ConvNet, merupakan evolusi dari Multilayer Perceptron (MLP) yang dikembangkan khusus untuk memproses data dalam dua dimensi. Dari input awal hingga convolutional layer, pooling layer, dan fully connected layer, CNN terdapat sebuah proses[15].



Gambar 2.1 Visualisasi Convolutional Neural Network

2.3.1 Convolutional Layer

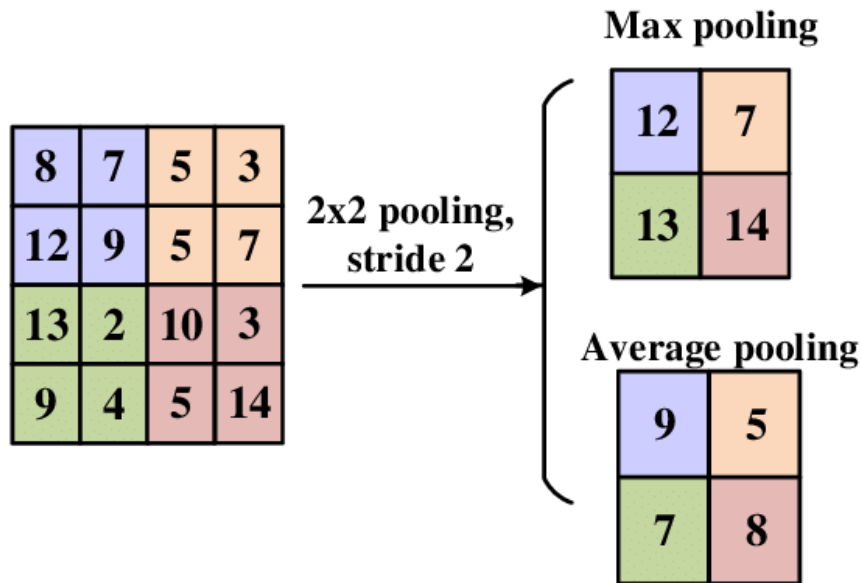
Convolutional Layer merupakan salah satu bagian pokok dalam organisasi otak konvolusional (Convolutional Brain Organization). Ini adalah lapisan yang menghasilkan keluaran dengan representasi fitur yang lebih baik dengan melakukan operasi konvolusi pada masukan, seperti gambar. Berdasarkan informasi spasial pada data, konvolusi ini akan menghasilkan transformasi linier pada data masukan. Agar kernel konvolusi dilatih berdasarkan masukan ke Convolutional Neural Network (CNN), bobot pada lapisan ini akan menentukan kernel konvolusi yang digunakan[16].



Gambar 2.2 Convolutional Layer

2.3.2 Pooling Layer

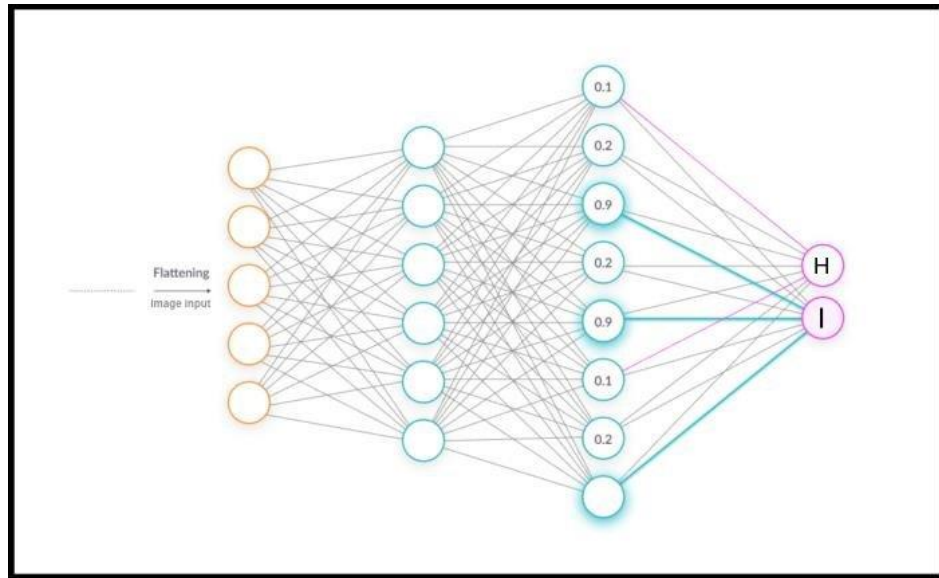
Dengan menyederhanakan feature map (downsampling), pooling layer bertujuan untuk mengurangi dimensi spasial representasi fitur Lapisan Konvolusional, yang pada gilirannya mengurangi kebutuhan sumber daya komputasi dan mempercepat komputasi dengan mengurangi jumlah parameter yang diperlukan. Selain itu, berfungsi untuk mengekstrak fitur-fitur utama, meningkatkan efisiensi proses pelatihan model. Ada dua macam Pooling Layer, yaitu Max Pooling dan Average Pooling. Average Pooling mengembalikan nilai rata-rata dari bagian gambar yang tercakup dalam kernel, sedangkan Max Pooling mengembalikan nilai maksimum dari bagian gambar yang tercakup dalam kernel[16][17].



Gambar 2.3 Pooling Layer

2.3.3 Fully Connected Layer

Fully Connected Layer, disebut juga sebagai dense layer, merupakan lapisan yang melakukan perubahan pada aspek informasi sehingga informasi dapat didelegasikan kemampuannya secara langsung. Tujuan utama dari Fully Connected Layer adalah untuk memberdayakan organisasi otak untuk mempelajari hubungan yang kompleks dan tidak lurus antara sorotan yang dilacak dalam penggambaran permintaan yang lebih tinggi. Dengan memberikan asosiasi penuh antara setiap neuron, lapisan yang sepenuhnya terkait dapat menangani tugas-tugas rumit tambahan seperti karakterisasi gambar, pengenalan desain, dan interpretasi bahasa. Hasil yang diperoleh menggunakan perhitungan augmentasi grid yang dilanjutkan dengan inklinasi offset. Setiap neuron terhubung sepenuhnya ke aktivasi di lapisan sebelumnya berkat operasi ini[18].



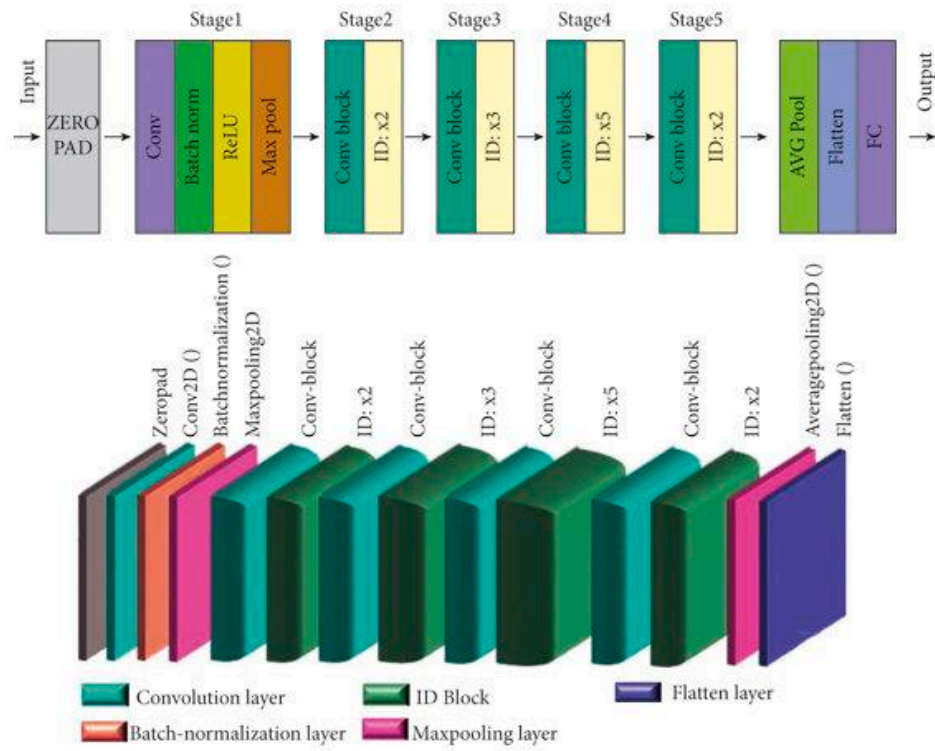
Gambar 2.4 Fully Connected Layer

2.4 Augmentasi

Data augmentation adalah metode yang digunakan dalam machine learning untuk memperluas dataset train dengan menghasilkan variasi dari data yang telah ada. Pendekatan ini sangat berguna ketika sumber dataset terbatas, sehingga dapat membantu meningkatkan kemampuan model dalam memahami pola-pola yang lebih umum dan mengurangi terjadinya overfitting. Untuk mengatasi masalah overfitting, pendekatan augmentasi data telah dilakukan dengan menggunakan berbagai model CNN. Ukuran kumpulan data diperbesar dan gambar dalam kumpulan data tersebut mengalami transformasi geometris dalam metode ini[19].

2.5 Resnet-50

ResNet merupakan salah satu arsitektur model dari Convolutional Neural Network (CNN) untuk melatih jaringan yang sangat dalam tanpa mengalami masalah degradasi kinerja yang umumnya terjadi pada jaringan yang lebih dalam[7]. ResNet50 adalah tipe ResNet yang memiliki 50 layer yang terdiri dari 48 convolution layer, 1 maxpool layer, dan 1 average pool layer. Di dalam arsitektur ini, terdapat blok konvolusi dasar, yang terdiri dari konvolusi 3x3, batch normalization, dan fungsi aktivasi ReLU (Rectified Linear Unit), yang diikuti oleh blok "residual". Struktur blok residual ini memungkinkan jaringan untuk belajar representasi yang lebih baik dari data dan membuat pembelajaran lebih efisien[20].

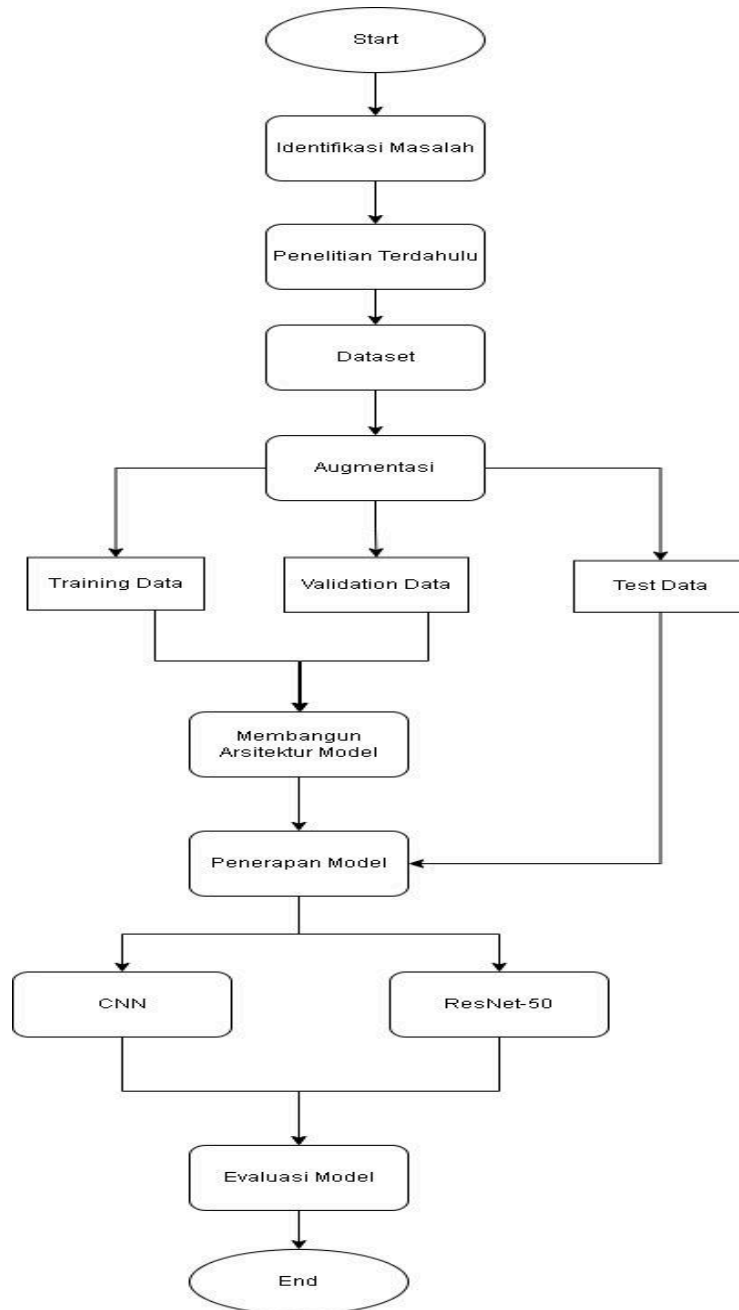


Gambar 2.5 Visualisasi Resnet-50

BAB 3

METHODOLOGI PENELITIAN

3.1 Alur Penelitian



Gambar 3.1 Alur Penelitian

3.2 Penelitian Terdahulu

Berdasarkan Penelitian Terdahulu dapat digunakan sebagai acuan dalam mengerjakan penelitian ini agar penulis tidak akan menemukan judul yang identik dengan judul lainnya, serta dapat memperkaya wawasan dan referensi dalam memperkaya kajian pustaka. Tabel 3.1

merupakan daftar penelitian terlebih dahulu untuk menjadi sebuah referensi penulis dalam melakukan penelitian.

Tabel 3.1 Penelitian Terdahulu

NO	JUDUL PENELITIAN	PENULIS DAN TAHUN	METODE	HASIL AKURASI
1	A comprehensive study on skin cancer detection using artificial neural network (ANN) and convolutional neural network (CNN)	Aarushi Shaha, dkk, 2023	Convolutional Neural Netwok (CNN) dan Artificial Neural Network(ANN)	Hasil penelitian tersebut mereka melakukan proses, preprocessing, segmentasi, feature extraction, classification menggunakan menggunakan ANN dan CNN dengan tingkat akurasi rata-rata sebesar 96.8% dan 92%.
2	CONVOLUTION NEURAL NETWORK DENGAN DESAIN JARINGAN RESNET SEBAGAI METODE KLASIFIKASI TUMOR KULIT	Bagus Mitra Sujatmiko, dkk, 2022	Arsitektur Model CNN ResNet-18, ResNet-50, dan ResNet-101	Hasil penelitian tersebut mereka melakukan preprocessing citra, augmentasi data, dan klasifikasi dengan menggunakan 3 arsitektur model ResNet yaitu ResNet-18, ResNet-50, dan ResNet-101, masing-masing hasil akurasi dari ketiga arsitektur tersebut adalah 100%, 95%, dan 100%.
3	Klasifikasi Kanker Kulit Ganas Dan Jinak Menggunakan Metode Convolutional Neural Network	Nur Alyyu, dkk, 2022	Arsitektur Model CNN ResNet-50	Hasil penelitian tersebut mereka melakukan pre-processing citra dengan resize ukuran 128×128 dari citra asli dengan ukuran 224×224. Pada penelitian ini menghasilkan nilai perfoma validasi akurasi sebesar 99% dengan parameter terbaik menggunakan optimizerAdaMax, Learning rate 0.0001, batch size 64 dan epoch sebanyak 50.

4	Melanoma Skin Cancer Classification based on CNN Deep Learning Algorithms	Safa Riyadh Waheed, dkk, 2023	Convolutional Neural Network	Hasil penelitian tersebut mereka menggunakan 10.000 gambar dermoskopi dari dataset Kulit Melanoma untuk mengevaluasi saran metode. Beberapa gambar dalam dataset memiliki kualitas di bawah standar, yang tentu saja mengurangi pengklasifikasinya kemanjuran. Mereka mendapatkan akurasi F1-Score sebesar 90,87%, sensitivitas 92,46%, spesifisitas 92,23%, presisi sebesar 92,46%, dan tingkat kesalahan sebesar 9%.
5	MELANOMA DETECTION BASED ON DEEP LEARNING NETWORKS	Sanjay Devaraneni, 2023	Arsitektur Model CNN ResNet-50	Hasil penelitian tersebut mereka menggunakan dataset “ <i>Melanoma Skin Cancer Dataset of 10000 Images</i> ” dan melakukan sebanyak 8 eksperimen dengan parameter learning rate 0.0001, 0.01, 0.5, 0.1, 0.09, 0.05, 0.01 depth = 34 dan 0.0001 depth = 34. Dalam eksperimen tersebut learning rate yang terbaik yaitu 0.0001 depth = 34 mendapatkan hasil akurasi sebesar 91.70%.

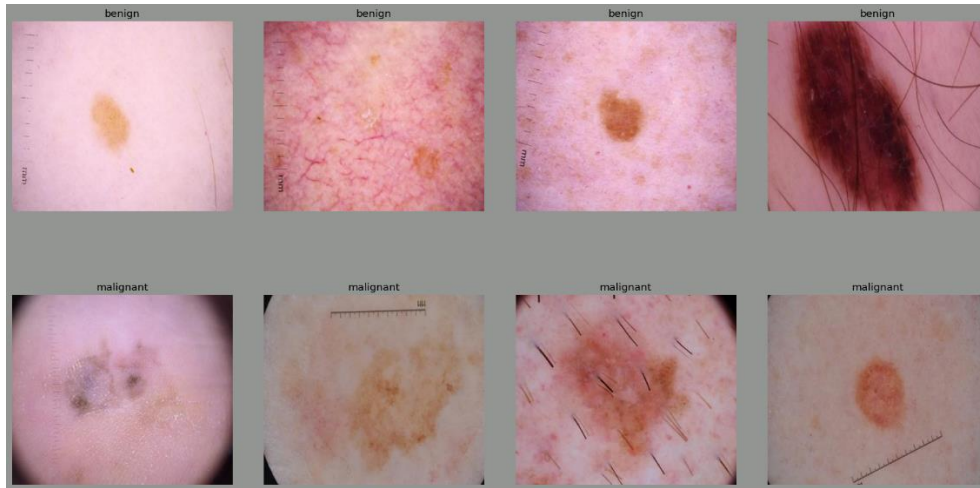
3.3 Identifikasi Masalah

Permasalahan yang akan diselesaikan dalam penelitian ini yaitu membuat sebuah arsitektur dengan model CNN untuk segmentasi dan mengklasifikasikan data citra kanker kulit serta menguji hasil dari akurasi arsitektur model tersebut.

3.4 Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data citra kanker kulit yang di dalamnya dibagi menjadi 2 kelas yaitu citra Malignant dan Benign. Dataset didapatkan dari kaggle “*Melanoma Skin Cancer Dataset Of 10000 Images*” memiliki data sebanyak 10615 gambar dengan format jpg[21].

Pada penelitian ini dataset sebanyak 10615 gambar tersebut digunakan sebesar 25% data validation. Pada gambar 3.2 merupakan contoh sample gambar dengan kategori kelas benign dan malignant. Masing-masing sampel gambar tersebut memiliki format jpg.

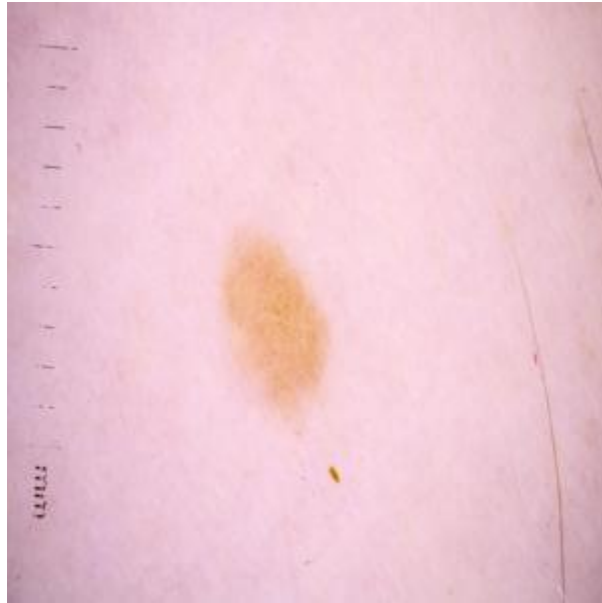


Gambar 3.2 Contoh sampel benign dan malignant

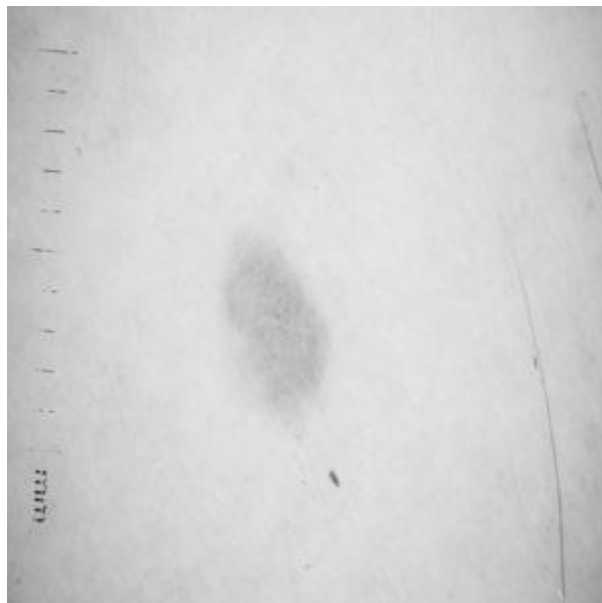
3.5 Segmentasi

Segmentasi merupakan proses membagi atau memisahkan sebuah citra digital menjadi beberapa segmen yang lebih kecil dengan tujuan untuk mempermudah analisis atau pemrosesan lebih lanjut. Salah satu tahapan penting dalam mendeteksi kanker kulit untuk memisahkan bagian atau area yang memiliki arti dengan bagian yang tidak digunakan, termasuk di dalamnya proses mencari tepi yang akurat.

Langkah-langkah dalam tahap ini meliputi segmentasi gambar yang dimulai dengan membaca gambar menggunakan `cv2.imread`, lalu dikonversi ke grayscale dengan `cv2.cvtColor`. Metode Otsu diterapkan menggunakan `cv2.threshold` untuk menghasilkan gambar biner, diikuti dengan deteksi tepi menggunakan `cv2.Canny`. Hasil deteksi tepi dilasi menggunakan kernel 3x3 dengan `cv2.dilate`. Kontur ditemukan dengan `cv2.findContours` dan diurutkan menggunakan `imutils.sort_contours`. Kontur yang ditemukan digambar pada gambar asli dengan `cv2.drawContours` dan ditampilkan menggunakan Matplotlib dengan `plt.imshow`. Kontur yang dihasilkan siap untuk pemrosesan lebih lanjut.



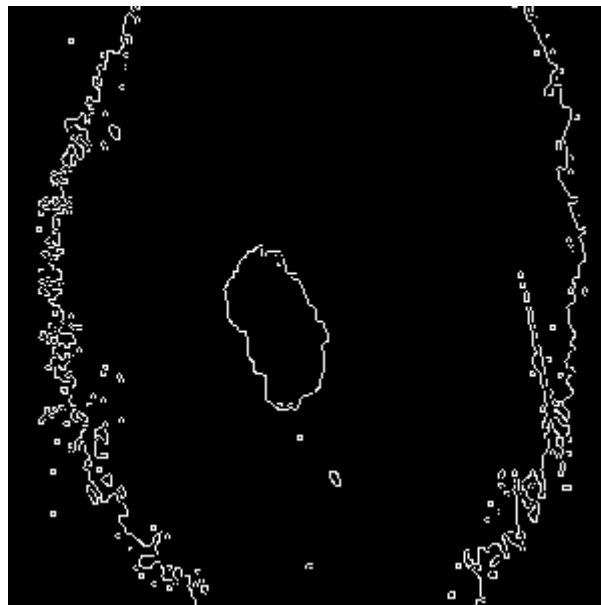
Gambar 3.3 Data Citra Kulit Original



Gambar 3.4 Hasil Data Citra Kulit Gray



Gambar 3.5 Hasil Data Citra Kulit Thresholding



Gambar 3.6 Hasil Data Citra Kulit Canny



Gambar 3.7 Hasil Data Citra Kulit Dilatasi

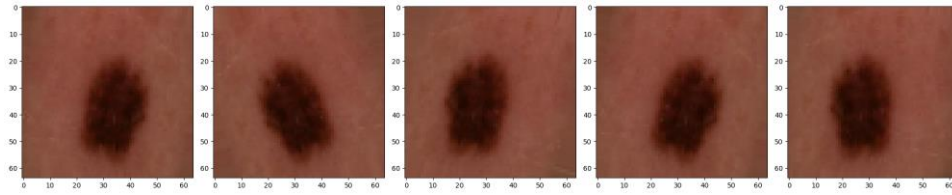




Gambar 3.8 Hasil Data Citra Kulit yang sudah disegmentasi

3.6 Augmentasi

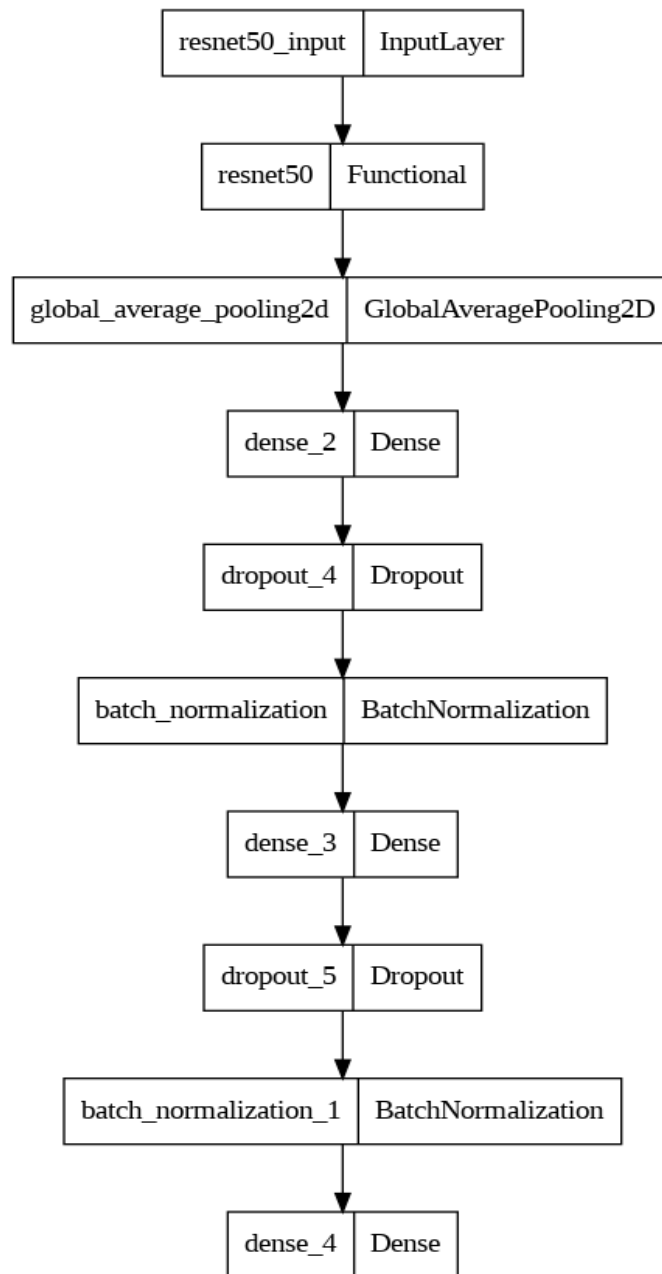
Augmentasi merupakan suatu teknik yang berfungsi untuk memberikan gambar kanker kulit diperbesar, diputar diberi pencahayaan dan teknik augmentasi ini dapat meningkatkan nilai akurasi model. Adapun parameter Augmentasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *rescale* = 1.0/255, *rotation_range* = 20, *horizontal_flip* = True, *validation_split* = 0.25. Pada gambar 3.9 merupakan visualisasi plot augmentasi pada kanker kulit dengan parameter yang diberikan.



Gambar 3. 9 Visualisasi Plot Augmentasi pada Kanker Kulit

3.7 Arsitektur Model

Pada penelitian ini, arsitektur model untuk pengolahan data citra dalam segmentasi dan klasifikasi kanker kulit menggunakan ResNet-50. ResNet-50 merupakan salah satu arsitektur model dari Convolutional Neural Network (CNN) untuk melatih jaringan yang sangat dalam tanpa mengalami masalah degradasi kinerja yang umumnya terjadi pada jaringan yang lebih dalam. Arsitektur ini juga terdiri dari 50 lapisan atau blok residual. Pada gambar 3.10 merupakan rancangan model arsitektur yang akan dibangun.



Gambar 3.10 Rancangan Model Arsitektur ResNet-50

3.8 Model Evaluasi

Untuk mengetahui performa dari model yang telah diterapkan dalam mengenali data citra dapat diukur dengan laporan klasifikasi. Seperti Accuracy, Recall, Precision, serta F1-Score yang dapat dihitung pada persamaan. Selain itu evaluasi model juga dapat dilihat dari grafik hasil plotting accuracy dan loss guna melihat apakah model tersebut mengalami kendala seperti overfitting atau underfitting. Parameter tersebut selanjutnya ditentukan dengan bantuan *confusion matrix*.

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{True Positive} + \text{True Negative}}{\text{Positive} + \text{Negative}}$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{True Negative}}$$

$$\text{Precision} = \frac{\text{True Positive}}{\text{True Positive} + \text{False Positive}}$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{\text{Recall} \times \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}}$$

Tabel 3.2 Evaluasi dari confusion matrix.

Nilai Prediksi		Nilai Sebenarnya	
		Positive	Negative
	True	True Positive	False Positive
	False	False Negative	True Negative

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Implementasi

Pada tahap implementasi yang digunakan dalam penelitian ini memanfaatkan komputer dengan spesifikasi sebagai berikut:

A. Perangkat Keras (Hardware)

- Intel(R) Core(TM) i3-7100U CPU @ 2.40GHz 2.40 GHz
- 12GB RAM DDR3
- HDD 1TB

B. Perangkat Lunak (Software)

- Windows 10 Home Single Language Versi 22H2
- Google Collab
- Python 3
- Google Drive

4.2 Load Dataset

Pada penelitian ini google drive akan dimount terlebih dahulu menggunakan library drive dari google colab agar google colab bisa mengakses google drive yang merupakan tempat penyimpanan dari API dataset yang sudah diupload dari Kaggle terlebih dahulu.

Tabel 4.1 Konfigurasi Google Colab untuk mengambil file dari Google Drive

<pre># Connect to google drive from google.colab import drive drive.mount('/content/drive')</pre>
Mounted at /content/drive

Tabel 4.2 Load Dataset yang sudah diupload ke Google Drive dari Kaggle

<pre># Change our current working directory import os import shutil # Create your own working directory then set below's value to that dir :) os.chdir('/content/drive/MyDrive/Dataset Malignant Melanoma/Melanoma Cancer Dataset')</pre>
--

4.3 Preprocessing Dataset

Preprocessing dataset citra Kanker Kulit adalah salah satu penting dalam pengerjaan klasifikasi. Salah satu tujuan preprocessing adalah agar CNN dengan model arsitektur ResNet-50 dapat dilatih dengan data yang memiliki kriteria yang tepat. Pada penelitian ini

digunakan Image DataGenerator dari library keras preprocessing image dan juga shuffle dari library sklearn utils sebagai library untuk preprocessing data.

Tabel 4.3 Source Code Program Augmentasi Data

```
# Data augmentation and preprocessing

train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1.0/255,
    rotation_range=20,
    horizontal_flip=True,
    validation_split = 0.25
)

valid_gen = ImageDataGenerator(rescale=1.0/255,validation_split = 0.25)

test_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1.0/255,
    rotation_range=20,
    horizontal_flip=True,
    validation_split = 0.25
)

train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    train_dir,
    subset='training',
    target_size=(128, 128),
    batch_size=32,
    class_mode='categorical',
    shuffle=True
)

valid_generator = valid_gen.flow_from_directory(
    train_dir,
    subset='validation',
    target_size=(128, 128),
    batch_size=32,
    class_mode='categorical',
    shuffle=False
)

test_generator = test_datagen.flow_from_directory(
    test_dir,
    target_size=(128, 128),
    batch_size=32,
    class_mode='categorical',
    shuffle=True
)

Found 7204 images belonging to 2 classes.
Found 2401 images belonging to 2 classes.
Found 1010 images belonging to 2 classes.
```

4.4 Implementasi Model

4.4.1 ResNet-50

Convolutional Neural Network dengan model ResNet-50 menjadi model yang diimplementasikan pada penelitian ini. ResNet-50 memiliki jumlah layer sebanyak 50 layer. Layer tersebut yaitu convolutional layer, pooling layer, activation layer, dan fully connected layer.

Tabel 4.4 Source Code Program Arsitektur Model ResNet-50

```
# Membangun model CNN dengan arsitektur ResNet-50
base_model = ResNet50(weights='imagenet', include_top=False,
input_shape=(128, 128, 3))
model = models.Sequential([
    base_model,
    layers.GlobalAveragePooling2D(),
    layers.Dense(128, activation='relu'),
    layers.Dropout(0.5),
    layers.BatchNormalization(),
    layers.Dense(256, activation='relu'),
    layers.Dropout(0.5),
    layers.BatchNormalization(),
    layers.Dense(2, activation='softmax')
])
```

Tabel 4.5 Hasil Arsitektur Model ResNet-50

```
# Compile the model
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
model.compile(optimizer=Adam(learning_rate = 0.0001),
loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
model.summary()
```

Model: "sequential_1"

Layer (type)	Output Shape	Param #
resnet50 (Functional)	(None, 4, 4, 2048)	23587712
global_average_pooling2d (GlobalAveragePooling2D)	(None, 2048)	0
dense_2 (Dense)	(None, 128)	262272
dropout_4 (Dropout)	(None, 128)	0
batch_normalization (Batch Normalization)	(None, 128)	512
dense_3 (Dense)	(None, 256)	33024
dropout_5 (Dropout)	(None, 256)	0
batch_normalization_1 (Bat	(None, 256)	1024

chNormalization)		
dense_4 (Dense)	(None, 2)	514
=====		
Total params: 23885058 (91.11 MB)		
Trainable params: 23831170 (90.91 MB)		
Non-trainable params: 53888 (210.50 KB)		

4.4.2 CNN 16 layer

Adapun susunan layer pada arsitektur CNN 16 layer, yaitu : (1) Convolutional Layer 1 sampai layer 4, (2) Max Pooling layer 1 sampai layer 4, (3) Dropout 1 sampai dengan 4, (4) Flatten layer, (5) Fully Connected Layer.

Tabel 4.6 Source Code Program Arsitektur Model CNN 16 layer

```
# Define a simple CNN model
model_cnn_ori = keras.models.Sequential()

model_cnn_ori.add(keras.layers.Conv2D(32, 3, activation='relu',
input_shape=(128, 128, 3)))

model_cnn_ori.add(keras.layers.Dropout(0.1))
model_cnn_ori.add(keras.layers.MaxPooling2D())

model_cnn_ori.add(keras.layers.Conv2D(64, 3, activation='relu'))
model_cnn_ori.add(keras.layers.Dropout(0.15))
model_cnn_ori.add(keras.layers.MaxPooling2D())

model_cnn_ori.add(keras.layers.Conv2D(128, 3, activation='relu'))
model_cnn_ori.add(keras.layers.Dropout(0.2))
model_cnn_ori.add(keras.layers.MaxPooling2D())

model_cnn_ori.add(keras.layers.Conv2D(256, 3, activation='relu'))
model_cnn_ori.add(keras.layers.Dropout(0.3))
model_cnn_ori.add(keras.layers.MaxPooling2D())

model_cnn_ori.add(keras.layers.Flatten())
model_cnn_ori.add(keras.layers.Dense(512, activation='relu'))
model_cnn_ori.add(keras.layers.Dense(2, activation='softmax'))
```

Tabel 4.7 Hasil Arsitektur Model CNN 16 layer

# Compile the model model_cnn_ori.compile(optimizer='adam', loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy']) model_cnn_ori.summary()		
Model: "sequential"		
Layer (type)	Output Shape	Param #
=====		
conv2d (Conv2D)	(None, 126, 126, 32)	896

dropout (Dropout)	(None, 126, 126, 32)	0
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 63, 63, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 61, 61, 64)	18496
dropout_1 (Dropout)	(None, 61, 61, 64)	0
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 30, 30, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 28, 28, 128)	73856
dropout_2 (Dropout)	(None, 28, 28, 128)	0
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 14, 14, 128)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 12, 12, 256)	295168
dropout_3 (Dropout)	(None, 12, 12, 256)	0
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 6, 6, 256)	0
flatten (Flatten)	(None, 9216)	0
dense (Dense)	(None, 512)	4719104
dense_1 (Dense)	(None, 2)	1026
=====		
Total params: 5108546 (19.49 MB)		
Trainable params: 5108546 (19.49 MB)		
Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)		

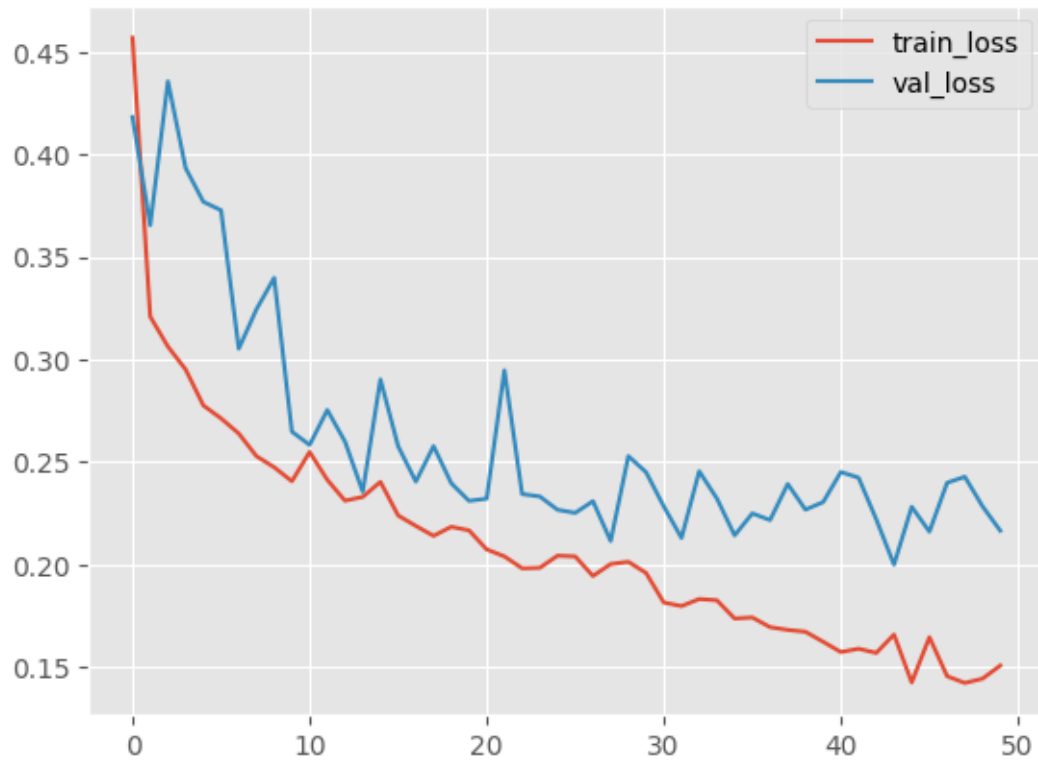
4.5 Evaluasi dan Pengujian

Pada tahap pengujian ini dilakukan sebanyak dua kali, yaitu dengan model CNN dengan arsitektur 16 layer dan ResNet-50. CNN dilatih dengan epoch sebanyak 50 epoch menggunakan optimizer yaitu Optimizer Adam. Pada layer dropout menggunakan aktivasi ReLu dan Softmax. Berikut rincian hasil dari pengujian pertama dari CNN dengan arsitektur 16 layer dengan plot akurasi train dan validation loss.

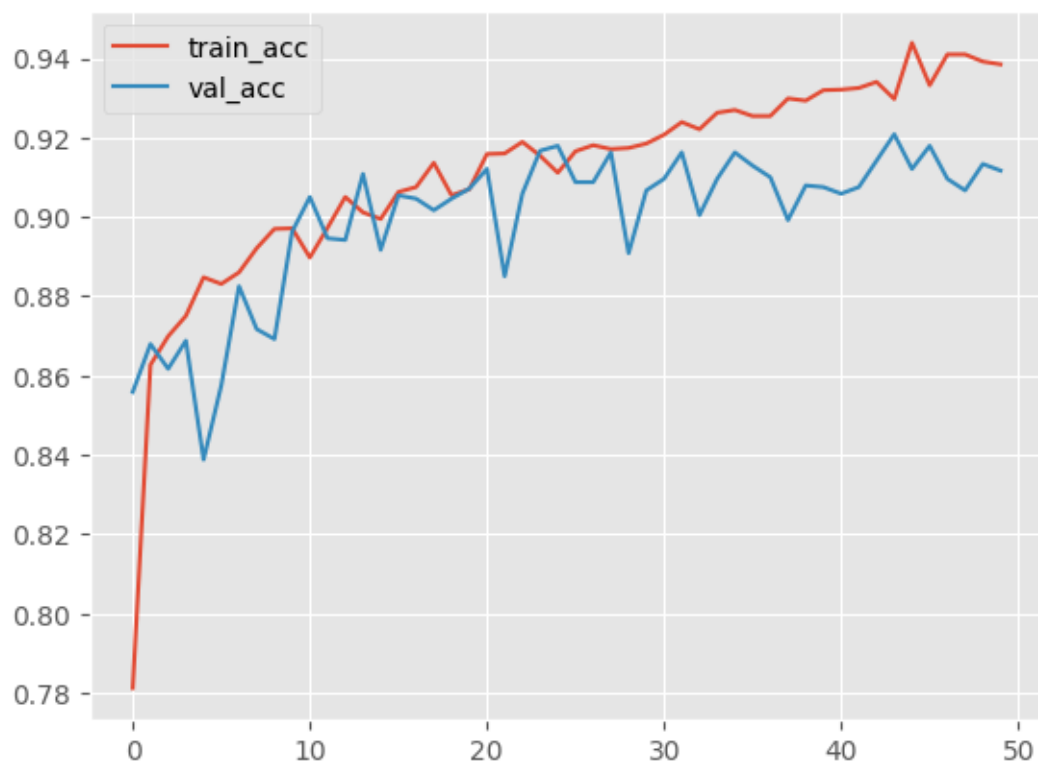
4.5.1 Grafik Accuracy dan Loss Function pada CNN 16 Layer

Pada tahap pengujian pertama, akurasi training dan validation dimulai pada epoch pertama meningkat secara bertahap sampai epoch ke 50, namun masih mengalami overfitting yang tidak dapat dihindarinya. Sehingga dengan dilakukannya

proses training dan validation pada nilai loss mendapatkan hasil yang minim. Hal tersebut menandakan bahwa pengujian pertama mendapatkan hasil yang cukup bagus.



Gambar 4.1 Train dan Validation Loss pada Model CNN 16 layer



Gambar 4.2 Train dan Validation Accuracy pada Model CNN 16 layer

4.5.2 Classification Report pada CNN 16 Layer

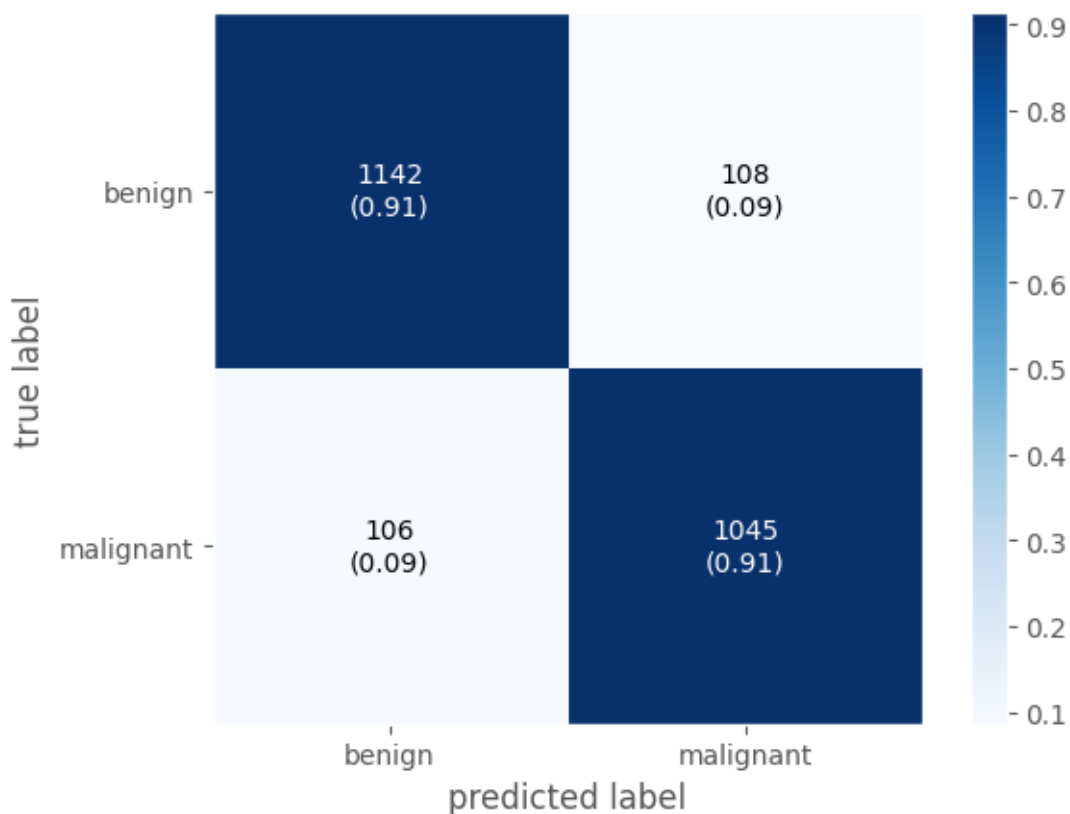
Setelah hasil grafik accuracy dan loss didapatkan, dilanjutkan dengan *classification report* didapatkan akurasi sebesar 91.17%. Nilai precision, recall dan f1-score dapat dilihat pada tabel 4.8.

Tabel 4.8 Hasil *Classification Report* pada Model CNN 16 layer

	precision	recall	f1-score
Benign	92%	91%	92%
Malignant	91%	91%	91%
Accuracy	91.17%		

4.5.3 Confusion Matrix pada CNN 16 Layer

Setelah nilai *classification report* didapatkan, dilanjutkan dengan *confusion matrix*. Hasil *confusion matrix* dapat dilihat pada gambar 4.3 menunjukkan bahwa kelas benign ada 1142 data true dan 108 data false sedangkan pada data kelas malignant ada 105 data false dan 1045 data true.

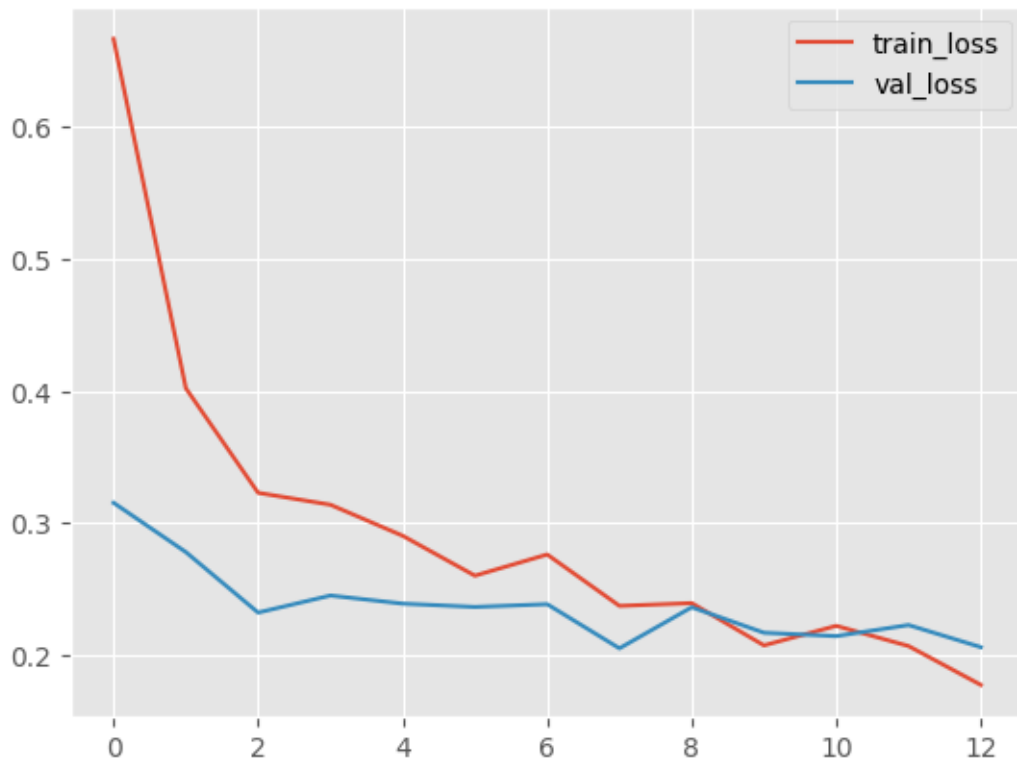


Gambar 4.3 *Confusion Matrix* pada Model CNN 16 layer

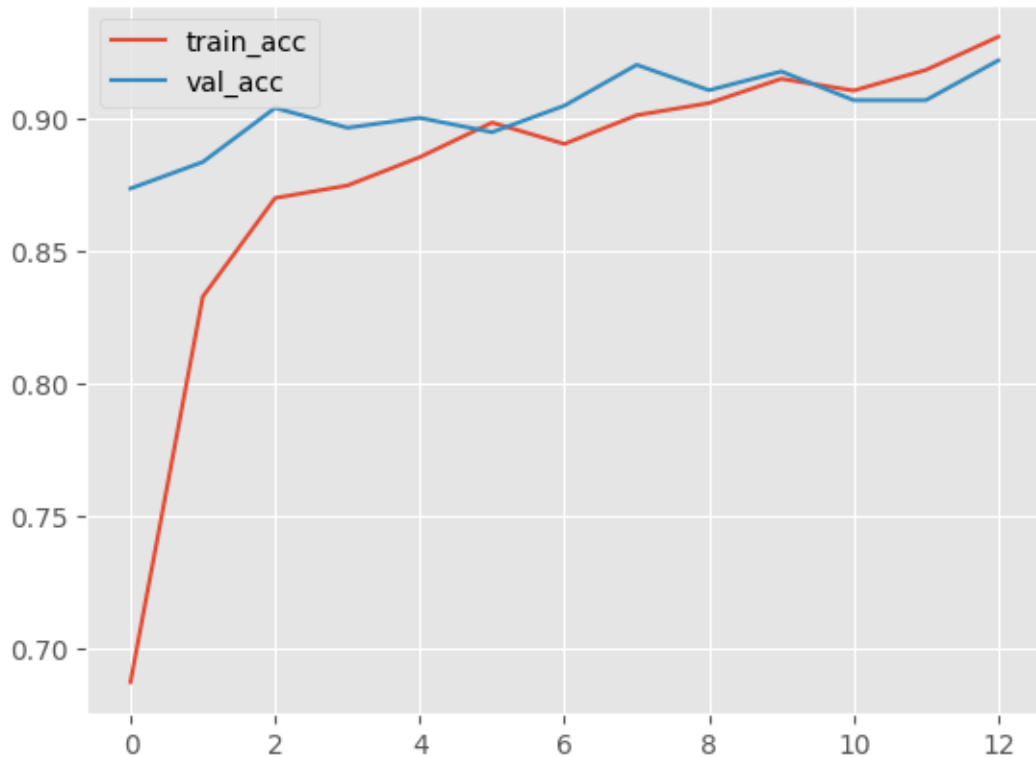
4.5.4 Grafik Accuracy dan Loss Function pada ResNet-50

Selanjutnya pada tahap pengujian kedua, ResNet-50 dilatih dengan epoch sebanyak 50 dan menggunakan early stopping. Setelah selesai melakukan proses

training dan validation, model dilanjutkan dengan menampilkan hasil yang kemudian akan dievaluasi. Hal yang dilakukan adalah menampilkan grafik plot akurasi train dan validation loss.



Gambar 4.4 Train dan Validation Loss pada Model ResNet-50



Gambar 4.5 Train dan Validation Accuracy pada Model ResNet-50

4.5.5 Classification Report pada ResNet-50

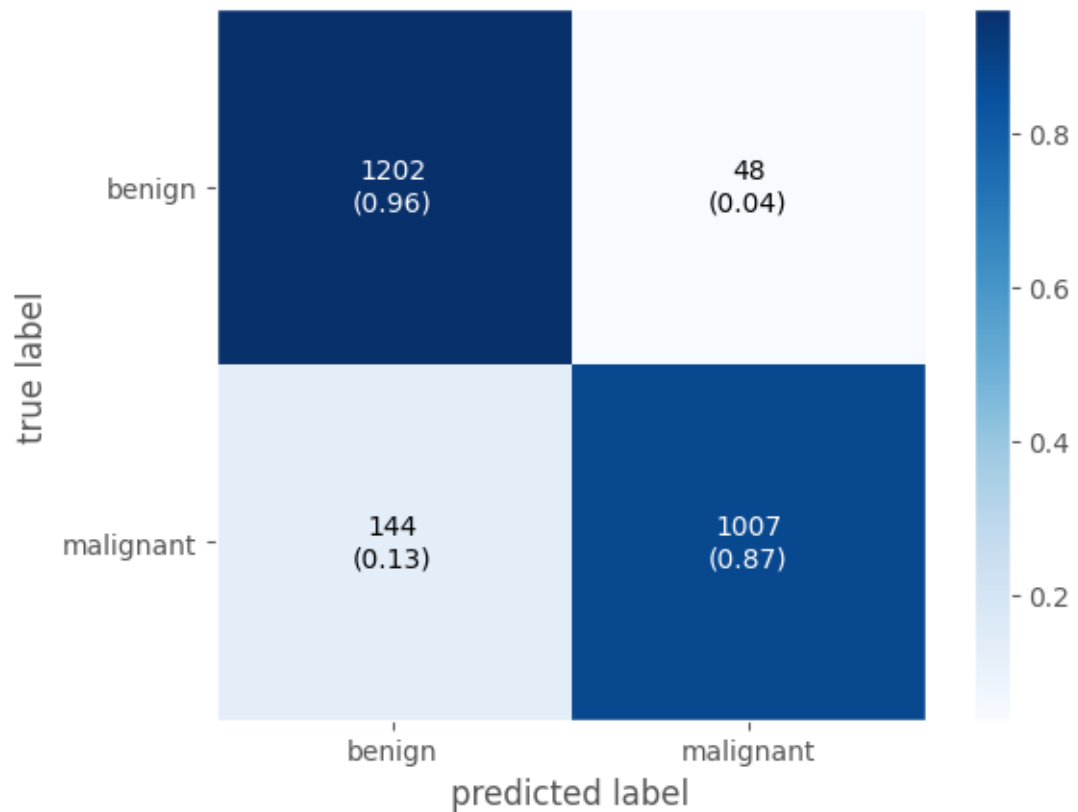
Setelah hasil grafik accuracy dan loss didapatkan, kemudian dilanjutkan dengan *classification report* untuk mengetahui nilai accuracy, precision, recall, dan f1-score.

Tabel 4.9 Hasil *Classification Report* pada Model ResNet-50

	precision	recall	f1-score
Benign	89%	96%	93%
Malignant	95%	87%	91%
Accuracy	92.00%		

4.5.6 Confusion Matrix pada ResNet-50

Selanjutnya setelah nilai *classification report* didapatkan, kemudian dilanjutkan dengan *confusion matrix* untuk mengetahui jumlah prediksi pada jenis kanker kulit. Hasil *confusion matrix* dapat dilihat pada gambar 4.6 menunjukkan bahwa kelas benign ada 1202 data true dan 48 data false sedangkan pada data kelas malignant ada 144 data false dan 1007 data true.



Gambar 4.6 *Confusion Matrix* pada Model ResNet-50

4.6 Perbandingan Performa Model

Perbandingan performa antara model Convolutional Neural Network (CNN) dan ResNet-50 dalam mendeteksi citra kanker kulit dapat dianalisis melalui beberapa metrik kinerja utama. CNN memiliki beberapa convolutional layer, pooling layer dan fully connected layer akan tetap tidak memiliki blok residual sedangkan ResNet-50 memiliki blok residual yang dapat membantu dalam mengatasi masalah vanishing gradient dan pelatihan model yang sangat dalam, sehingga ResNet-50 efektif dalam memahami fitur yang kompleks dan memiliki performa dan akurasi yang lebih unggul dari CNN karena arsitektur residual di ResNet-50 yang memungkinkan pelatihan jaringan yang lebih dalam tanpa kehilangan informasi penting.

Tabel 4.10 Perbandingan Performa Model CNN dengan ResNet-50

Model	Akurasi
CNN	91.17%
ResNet-50	92.00%

BAB 5

KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

Penelitian ini mengembangkan sebuah sistem segmentasi dan klasifikasi gambar citra untuk deteksi kanker kulit menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet-50. Dataset citra kanker kulit yang digunakan yaitu diambil dari kaggle. Sebanyak 9605 dataset yang digunakan displit menjadi 7204 untuk data training dan 2401 untuk data validation. Dengan menggunakan CNN arsitektur ResNet-50 dapat disimpulkan bahwa sistem yang dibuat mampu mengklasifikasikan dua jenis kanker kulit Malignant (Ganas) dan Benign (Jinak). Hasil yang diperoleh pada penelitian ini didapatkan akurasi sebesar 92.00%.

5.2 Saran

Saran penelitian ini untuk selanjutnya yaitu menggunakan metode deep learning yang lainnya, dengan menggunakan metode deep learning tersebut maka akan dapat memperoleh hasil akurasi yang lebih baik dalam membedakan kelas kanker kulit Malignant (Ganas) dan Benign (Jinak).

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kementerian Kesehatan, “Riset Kesehatan Dasar,” Kementerian Kesehatan RI .
- [2] T. R. Savera, W. H. Suryawan, and A. W. Setiawan, “DETEKSI DINI KANKER KULIT MENGGUNAKAN K-NN DAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK,” *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 7, no. 2, pp. 373–378, 2020, doi: 10.25126/jtiik.202072602.
- [3] A. Foeady Zoebad, “SISTEM KLASIFIKASI KANKER KULIT BERDASARKAN DATA CITRA DERMOSKOPIC DENGAN MENGGUNAKAN METODE DEEP EXTREME LEARNING MACHINE,” *UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA*, 2019.
- [4] A. CIPTANINGRUM, “SEGMENTASI LESI KULIT PADA CITRA DERMOSKOPI MENGGUNAKAN CNN,” *DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO DAN INFORMATIKA CERDAS INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER*, 2021.
- [5] K. K. Rekayasa, R. R. Saputro, A. Junaidi, and W. A. Saputra, “Klasifikasi Penyakit Kanker Kulit Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Studi Kasus: Melanoma),” *Journal of Dinda Data Institut Teknologi Telkom Purwokerto*, vol. 2, no. 1, pp. 52–57, 2022.
- [6] S. R. Waheed *et al.*, “Melanoma Skin Cancer Classification based on CNN Deep Learning Algorithms,” *Malaysian Journal of Fundamental and Applied Sciences*, vol. 19, no. 3, pp. 299–305, Jan. 2023, doi: 10.11113/mjfas.v19n3.2900.
- [7] Q. Aina Fitroh, “Deep Transfer Learning untuk Meningkatkan Akurasi Klasifikasi pada Citra Dermoskopi Kanker Kulit,” *JURNAL NASIONAL TEKNIK ELEKTRO DAN TEKNOLOGI INFORMASI*, vol. 12, no. 2, 2023.
- [8] B. Mitra Sujatmiko *et al.*, “CONVOLUTION NEURAL NETWORK DENGAN DESAIN JARINGAN RESNET SEBAGAI METODE KLASIFIKASI TUMOR KULIT CONVOLUTION NEURAL NETWORK USING RESNET NETWORK DESIGN AS SKIN TUMOR CLASSIFICATION METHOD,” *Jurnal Simantec*, vol. 11, no. 1, 2022.
- [9] S. Devaraneni, “MELANOMA DETECTION BASED ON DEEP LEARNING MELANOMA DETECTION BASED ON DEEP LEARNING NETWORKS NETWORKS,” *California State University*, 2023, [Online]. Available: <https://scholarworks.lib.csusb.edu/etd>
- [10] A. Shah *et al.*, “A comprehensive study on skin cancer detection using artificial neural network (ANN) and convolutional neural network (CNN),” *Clinical eHealth*, vol. 6. KeAi Communications Co., pp. 76–84, Dec. 01, 2023. doi: 10.1016/j.ceh.2023.08.002.
- [11] Alyyu Nur, Fuadah Nur R.Y, and Caecar Pratiwi Kumalasari N, “Klasifikasi Kanker Kulit Ganas Dan Jinak Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” *e-Proceeding of Engineering*, vol. 8, no. 6, 2022, [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/fanconic/skin-cancer->
- [12] H. Akbar, “KLASIFIKASI KANKER SERVIKS MENGGUNAKAN MODEL CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (ALEXNET),” *Jurnal Informatika dan Komputer) Akreditasi KEMENRISTEKDIKTI*, vol. 4, no. 1, 2021, doi: 10.33387/jiko.
- [13] T. Saputra, M. Ezar, and A. Rivan, “KLASIFIKASI JENIS KANKER KULIT BENIGN DAN MALIGNANT MENGGUNAKAN MODEL ARSITEKTUR ALEXNET,” *MDP STUDENT CONFERENCE*, vol. 2, no. 1, 2023.
- [14] E. S. Nugroho and Y. E. Anggraini, “Review Teknik Segmentasi Pada Deteksi Kanker Kulit (Melanoma),” 2018. [Online]. Available: <http://jurnal.pcr.ac.id>
- [15] R. Yohannes and A. E. M. Rivan, “Klasifikasi Jenis Kanker Kulit Menggunakan CNN-SVM,” *Jurnal Algoritme*, vol. 2, no. 2, pp. 133–144, 2022.
- [16] M. Rafly Alwanda, R. Putra, K. Ramadhan, and D. Alamsyah, “Implementasi Metode Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur LeNet-5 untuk Pengenalan Doodle,” 2020.
- [17] S. Saha, “A Comprehensive Guide to Convolutional Neural Networks — the ELI5 way,” *Towards Data Science*.
- [18] M. Ezar Al Rivan and K. Kunci, “KLASIFIKASI JENIS KANKER KULIT MANUSIA MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK,” *MDP STUDENT CONFERENCE (MSC)*, vol. 2, no. 1, 2023.
- [19] F. Royana, P. Yuniar Maulida, R. Nurul Hasanah, and S. Setia Rahayu, “Aplikasi Mobile Deteksi Dini Kanker Kulit Berdasarkan Image Processing | 100,” *Jurnal Litbang Edusaintech*, vol. 2, no. 2, pp. 100–106, 2021, [Online]. Available: <http://journal.pwmjateng.com/index.php/jle>
- [20] T. Elizabeth, “Klasifikasi Lesi Benign Dan Malignant Pada Rongga Mulut Menggunakan Arsitektur ResNet50,” *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 10, no. 4, pp. 2407–4322, 2023, [Online]. Available: <http://jurnal.mdp.ac.id>
- [21] H. M. JAVID, “Melanoma Skin Cancer Dataset of 10000 Images,” Kaggle.