

**IMPLEMENTASI *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*  
MENGUNAKAN ARSITEKTUR *RESNET-50* UNTUK KLASIFIKASI  
PENYAKIT STROKE MELALUI ANALISIS POLA CITRA PADA CT  
SCAN OTAK**

**LAPORAN TUGAS AKHIR**

Laporan ini Disusun untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Memperoleh  
Gelar Sarjana Strata 1 (S1) pada Program Studi Teknik Informatika  
Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Sultan Agung Semarang



**DISUSUN OLEH :**

**SALFA BELLA INGGRITA RAMADHONNI**

**NIM 32602000057**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI  
UNIVERSITAS ISLAM SULTAN AGUNG  
SEMARANG**

**2024**

***FINAL PROJECT***

***IMPLEMENTATION OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK USING  
RESNET-50 ARCHITECTURE FOR STROKE CLASSIFICATION  
THROUGH IMAGE PATTERN ANALYSIS IN BRAIN CT SCANS***

*Proposed to complete the requirement to obtain a bachelor's degree (SI)  
at Informatics Engineering Department of Industrial Technology Faculty  
Sultan Agung Islamic University*



**Arranged By :**

**SALFA BELLA INGGRITA RAMADHONNI**

**NIM 32602000057**

**MANJORING OF INFORMATICS ENGINEERING  
INDUSTRIAL TECHNOLOGY FACULTY  
SULTAN AGUNG ISLAMIC UNIVERSITY  
SEMARANG**

**2024**

## LEMBAR PENGESAHAN PEMBIMBING

Proposal Tugas Akhir dengan judul **“Implementasi CNN Menggunakan Arsitektur Resnet-50 Untuk Klasifikasi Penyakit Stroke Melalui Analisis Pola Citra Pada Ct Scan Otak”** ini disusun oleh :

Nama : Salfa Bella Inggrita Ramadhonni

NIM : 32602000057

Program Studi : Teknik Informatika

Telah disetujui oleh Dosen Pembimbing pada :

Hari : Senin

Tanggal : 26 Agustus 2024

Mengesahkan,

Pembimbing I

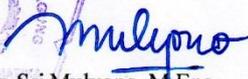
Pembimbing II

  
Bagus Satrio Waluyo Poetro, S.Kom., M.Cs  
NIDN. 1027118801

  
Ir. Sri Mulyono, M.Eng  
NIDN. 0626066601

Mengetahui,

Ketua Program Studi Teknik Informatika  
Fakultas Teknologi Industri  
Universitas Islam Sultan Agung

  
Ir. Sri Mulyono, M.Eng  
NIDN. 0626066601

## LEMBAR PENGESAHAN PENGUJI

Proposal tugas akhir dengan judul “Implementasi CNN menggunakan arsitektur *Resnet-50* Untuk Klasifikasi Penyakit Stroke Melalui Analisis Pola Citra Pada Ct Scan Otak” ini telah dipertahankan di depan tim penguji proposal Tugas Akhir pada :

Hari : *Jumat*  
Tanggal : *16 Agustus 2024*

### TIM PENGUJI

Penguji I

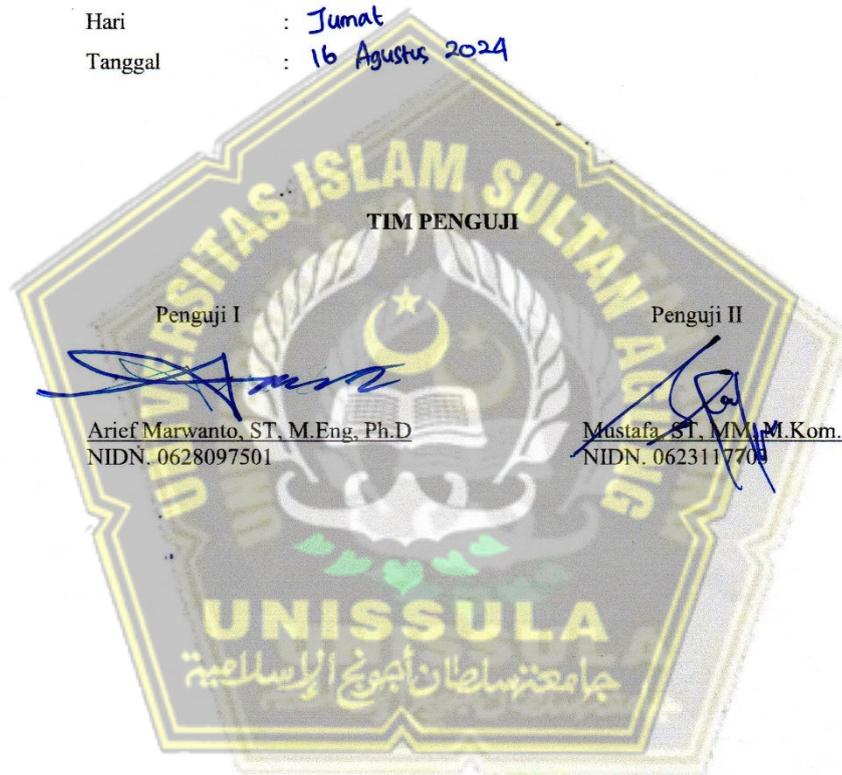


Arief Marwanto, ST, M.Eng, Ph.D  
NIDN. 0628097501

Penguji II



Mustafa, ST, MM, M.Kom.  
NIDN. 0623117703



## SURAT PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Salfa Bella Inggrita Ramadhonni  
NIM : 32602000057  
Judul Tugas Akhir : IMPLEMENTASI *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* MENGGUNAKAN ARSITEKTUR *RESNET-50* UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT STROKE MELALUI ANALISIS POLA CITRA PADA CT SCAN OTAK

Dengan bahwa ini saya menyatakan bahwa judul dan isi Tugas Akhir yang saya buat dalam rangka menyelesaikan Pendidikan Strata Satu (S1) Teknik Informatika tersebut adalah asli dan belum pernah diangkat, ditulis ataupun dipublikasikan oleh siapapun baik keseluruhan maupun sebagian, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka, dan apabila di kemudian hari ternyata terbukti bahwa judul Tugas Akhir tersebut pernah diangkat, ditulis ataupun dipublikasikan, maka saya bersedia dikenakan sanksi akademis. Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sadar dan penuh tanggung jawab.

Semarang, 26 Agustus 2024

Yang Menyatakan,



Salfa Bella Inggrita Ramadhonni

## PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH

Saya yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Salfa Bella Inggrita Ramadhonni  
NIM : 32602000057  
Program Studi : Teknik Informatika  
Fakultas : Teknologi industri

Dengan ini menyatakan Karya Ilmiah berupa Tugas akhir dengan Judul :  
**IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK  
MENGUNAKAN ARSITEKTUR RESNET-50 UNTUK KLASIFIKASI  
PENYAKIT STROKE MELALUI ANALISIS POLA CITRA PADA CT  
SCAN OTAK**

Menyetujui menjadi hak milik Universitas Islam Sultan Agung serta memberikan Hak bebas Royalti Non-Eksklusif untuk disimpan, dialihmediakan, dikelola dan pangkalan data dan dipublikasikan di internet dan media lain untuk kepentingan akademis selama tetap mencantumkan nama penulis sebagai pemilik hak cipta. Pernyataan ini saya buat dengan sungguh-sungguh. Apabila dikemudian hari terbukti ada pelanggaran Hak Cipta/Plagiarisme dalam karya ilmiah ini, maka segala bentuk tuntutan hukum yang timbul akan saya tanggung secara pribadi tanpa melibatkan Universitas Islam Sultan agung.

Semarang, 26 Agustus 2024

Yang menyatakan,



Salfa Bella Inggrita Ramadhonni

## KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT, yang telah memberikan rahmat, taufik serta hidayah-Nya, sehingga Tugas Akhir dengan judul “Implementasi *Convolutional Neural Network* Menggunakan Arsitektur *ResNet-50* Untuk Klasifikasi Penyakit Stroke Melalui Analisis Pola Citra Pada CT Scan Otak” dapat terselesaikan.

Tanpa lupa penulis mengucapkan terima kasih untuk beberapa pihak yang telah membantu secara materi, pikiran, dan dukungan mental. Saya selaku penulis mengucapkan terima kasih kepada :

1. Rektor UNISSULA Bapak Prof. Dr. H. Gunarto, S.H., M.H., yang mengizinkan penulis menimba ilmu di kampus ini.
2. Dekan Fakultas Teknologi Industri Ibu Dr. Ir. Hj. Novi Marlyana, S.T., M.T., IPU., ASEAN.Eng.
3. Dosen Pembimbing I Bapak Bagus Satrio Waluyo Poetro, S.Kom., M.Cs yang telah membimbing dan memberikan banyak nasehat serta saran.
4. Dosen Pembimbing II Bapak Ir. Sri Mulyono, M.Eng yang telah membimbing dan memberikan banyak nasehat serta saran.
5. Orang tua dan keluarga penulis yang menjadi *support system* dan mengizinkan untuk menyelesaikan laporan ini.
6. Dan kepada semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu atas doa, *support* serta bantuannya.

Dengan rendah hati, penulis menyadari bahwa laporan masih memiliki banyak kekurangan dalam hal kuantitas, kualitas, dan ilmu pengetahuan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun untuk membantu laporan ini menjadi lebih baik di masa depan.

Semarang, 26 Agustus 2024

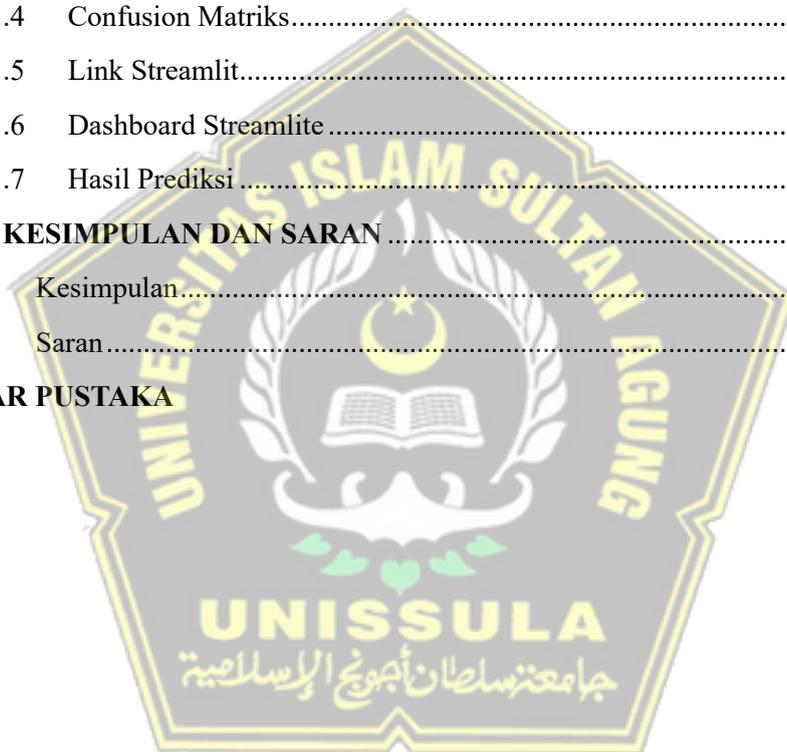


Salfa Bella Inggrita Ramadhoni

## DAFTAR ISI

COVER.....	i
LEMBAR PENGESAHAN PEMBIMBING .....	iii
LEMBAR PENGESAHAN PENGUJI.....	iiiv
SURAT PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR.....	iv
PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH .....	vi
KATA PENGANTAR.....	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR GAMBAR.....	x
DAFTAR TABEL .....	xii
ABSTRAK .....	xiii
<b>BAB I PENDAHULUAN.....</b>	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah.....	3
1.3 Pembatasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan.....	4
1.5 Manfaat.....	4
1.6 Sistematika Penulisan.....	4
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI.....</b>	<b>5</b>
2.1 Tinjauan Pustaka.....	5
2.2 Dasar Teori.....	6
2.2.1 Stroke .....	6
2.2.2 <i>Computerized Tomography Scanning</i> (CT Scan).....	8
2.2.3 <i>Flowchart</i> .....	9
2.2.4 Augmentasi Data.....	10
2.2.5 <i>Confusion Matriks</i> .....	11
2.2.6 <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN).....	13
2.2.7 <i>Residual Neural Network</i> (ResNet-50).....	16
<b>BAB III METODE PENELITIAN .....</b>	<b>22</b>
3.1 Studi Literatur.....	22

3.2	Pengumpulan Data.....	23
3.3	Perancangan Sistem.....	24
3.4	Software Yang Digunakan .....	29
<b>BAB IV HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN.....</b>		<b>29</b>
4.1	Hasil dan Analisis .....	29
4.1.1	Augmentasi Data.....	29
4.1.2	Training Model.....	30
4.1.3	Grafik Akurasi Model .....	31
4.1.4	Confusion Matriks.....	33
4.1.5	Link Streamlit.....	34
4.1.6	Dashboard Streamlite .....	37
4.1.7	Hasil Prediksi .....	38
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN .....</b>		<b>41</b>
5.1	Kesimpulan.....	41
5.2	Saran .....	42
<b>DAFTAR PUSTAKA</b>		



## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Ilustrasi Stroke (Sumber : www.freepik.com).....	6
Gambar 2. 2 CT Scan Otak(Eshmawi dkk., 2022).....	8
Gambar 2. 3 Lapisan Convolutional Neural Network (Alwanda, Ramadhan dan Alamsyah, 2020) .....	13
Gambar 2. 4 Convolutional Layer.....	13
Gambar 2. 5 Pooling Layer (Gunawan dan Setiawan, 2022).....	14
Gambar 2. 6 Fully Connected Layer .....	15
Gambar 2. 7 Arsitektur ResNet-50(Rahardja dan Septiana, 2023) .....	16
Gambar 2. 8 Zero Padding (Gunawan dan Setiawan, 2022).....	17
Gambar 2. 9 Rectified Linear Unit.....	17
Gambar 2. 10 Flatten Layer .....	19
Gambar 3. 1 Flowchart Alur Penelitian.....	22
Gambar 3. 2 Dataset CT Scan Stroke.....	23
Gambar 3. 3 Data Citra Kelas Stroke.....	23
Gambar 3. 4 Flowchart Alur Perancangan Sistem .....	24
Gambar 3. 5 Pre-trained Model.....	26
Gambar 4. 1 Diagram Augmentasi Data .....	29
Gambar 4. 2 Training Model.....	30
Gambar 4. 3 Hasil Akurasi Model .....	31
Gambar 4. 4 Grafik Akurasi Training Model dan Validasi Model.....	31
Gambar 4. 5 Grafik Akurasi Training Loss dan Validasi Loss.....	32
Gambar 4. 6 Confusion Matriks.....	33
Gambar 4. 7 Running Streamlite.....	35
Gambar 4. 8 Link Streamlite dan Kode Localtunnel .....	35
Gambar 4. 9 Input IP Localtunnel.....	36
Gambar 4. 10 Dashboard Streamlite .....	37
Gambar 4. 11 Mengupload citra.....	37

Gambar 4. 12 Hasil Prediksi Stroke.....	38
Gambar 4. 13 Hasil Prediksi Normal .....	39
Gambar 4. 14 Hasil Prediksi Stroke (2) .....	40
Gambar 4. 15 Hasil Prediksi Normal (2) .....	41



## DAFTAR TABEL

Tabel 3. 1 Tabel Dataset .....	24
Tabel 4. 1 Tabel Confusion Matriks .....	34



## ABSTRAK

Stroke merupakan disfungsi otak yang bersifat lokal atau meluas akibat terganggunya aliran darah ke otak sehingga dapat mengakibatkan kecacatan dan kematian. Setiap tahunnya lebih dari 13,7 juta orang di seluruh dunia terkena stroke dan sebagai dampaknya 5,8 juta orang meninggal. Oleh karena itu, deteksi dini stroke sangat penting dan membutuhkan teknologi yang mampu memberikan diagnosis cepat, salah satunya adalah *Computerized Tomography Scanning* atau biasa disebut CT scan. Dengan menggunakan teknologi AI, khususnya algoritma *convolutional neural network* menggunakan arsitektur *ResNet-50*, diagnosis stroke dapat dilakukan secara akurat melalui analisis pola citra pada CT scan otak. Penelitian ini melatih model menggunakan 1.824 gambar, terdiri dari 912 gambar stroke dan 912 gambar non-stroke. Pengujian berbagai konfigurasi menghasilkan akurasi sebesar 86.51% untuk data latih dan 83.33% untuk data validasi. Hasil confusion matrix menunjukkan nilai precision, recall, dan f1 score masing-masing sebanyak 94.9%, 77.1%, dan 84.9%. Oleh karena itu, metode ResNet-50 dalam skenario ini cukup unggul dalam mendiagnosis stroke dibandingkan metode lainnya.

Kata Kunci : Stroke, CT Scan, CNN, ResNet-50

## ABSTRACT

Stroke is a local or widespread brain dysfunction due to disruption of blood flow to the brain, which can result in disability and death. Every year more than 13.7 million people worldwide suffer from stroke and as a result 5.8 million people die. Therefore, early detection of stroke is very important and requires technology that can provide a rapid diagnosis, one of which is *Computerized Tomography Scanning* or commonly called CT scan. By using AI technology, especially the *convolutional neural network* algorithm using the *ResNet-50* architecture, stroke diagnosis can be done accurately through image pattern analysis on brain CT scans. This study trained the model using 1,824 images, consisting of 912 stroke images and 912 non-stroke images. Testing various configurations resulted in an accuracy of 86.51% for training data and 83.33% for validation data. The confusion matrix results showed precision, recall, and f1 score values of 94.9%, 77.1%, and 84.9%, respectively. Therefore, the *ResNet-50* method in this scenario is quite superior in diagnosing stroke compared to other methods.

Keywords: Stroke, CT Scan, CNN, ResNet-50

## BAB I PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Stroke merupakan disfungsi otak yang bersifat lokal atau meluas akibat terganggunya aliran darah ke otak sehingga dapat mengakibatkan kecacatan dan kematian. Penyakit stroke dapat mengakibatkan kecacatan dan bahkan kematian pada penderitanya (Maskuri *dkk.*, 2022). Tanda dan gejala akibat stroke antara lain kesulitan berjalan, kebas atau otot lemas, kehilangan kemampuan berbicara, penglihatan kabur, vertigo dan keseimbangan terganggu.

Setiap tahunnya lebih dari 13,7 juta orang di seluruh dunia terkena stroke dan sebagai dampaknya 5,8 juta orang meninggal (Phipps dan Cronin, 2020). Menurut laporan *World Health Organization* (WHO), kematian ketiga terbesar di dunia adalah stroke. Sekitar 87% kasusnya merupakan stroke *iskemik* sehingga menyebabkan oleh terganggunya suplai darah ke otak (Eshmawi *dkk.*, 2022). Di Indonesia, stroke adalah penyebab kematian dan kecacatan paling tinggi. Tingkat kematian berdasarkan usia, jenis kelamin dan tahun hidup yang hilang akibat disabilitas di Indonesia paling tinggi dibandingkan dengan negara lain di Asia Tenggara (Yudiarto dan Tugaworo, 2022).

Pentingnya deteksi dini penyakit stroke memerlukan perkembangan teknologi yang dapat memberikan diagnosis yang cepat. Salah satu metode pencitraan yang dapat mendukung pemeriksaan kepala saat terjadi stroke yaitu *Computerized Tomography Scanning*. *Computerized Tomography Scanning* (CT Scan) merupakan alat untuk diagnosis sinar-X yang memanfaatkan teknologi tomografi di mana pancaran sinar X-ray melewati suatu area tubuh (Glorianismus *dkk.*, 2023). Citra CT scan otak menjadi salah satu sarana diagnostik yang paling umum digunakan dalam proses identifikasi lesi atau anomali pada otak, termasuk tanda-tanda awal stroke.

Menurut penelitian terbaru, penggunaan teknik *machine learning* dalam analisis citra medis, termasuk CT scan otak, telah menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam meningkatkan akurasi diagnosis stroke. Metode ini memungkinkan pengolahan data yang besar dan kompleks, serta memberikan peluang untuk pengembangan sistem yang memudahkan diagnosa penyakit stroke. Hal ini memungkinkan deteksi stroke yang lebih cepat dan krusial dalam pengambilan keputusan klinis dan pengobatan pasien stroke (Sheth *dkk.*, 2022).

Sistem implementasi *ResNet-50* untuk klasifikasi penyakit stroke melalui analisis pola citra pada ct scan otak sangat penting bagi ahli saraf, ahli radiologi, dan dokter umum untuk membantu pengambilan keputusan klinis yang penting dalam pengobatan stroke. Deteksi dini dengan menggunakan teknologi ini memungkinkan dokter melakukan tindakan secara tepat waktu, sehingga mengurangi risiko kerusakan otak lebih lanjut dan meningkatkan peluang kesembuhan pasien. Sebuah sistem yang secara otomatis dapat menganalisis pola pada gambar CT scan memungkinkan para profesional medis mudah mendiagnosa penyakit stroke dalam situasi medis darurat (Rahmawati dan Palupi, 2020).

Dalam konteks ini, penggunaan metode *Convolutional Neural Network* (CNN), menawarkan potensi untuk meningkatkan akurasi dalam deteksi penyakit stroke pada CT scan otak. CNN telah teruji dalam mengatasi masalah ini, karena metode ini dapat diterapkan di berbagai bidang, seperti identifikasi wajah, pengelompokan klip video, penilaian dokumen, pengenalan suara dan pengolahan citra medis (Han *dkk.*, 2020). CNN juga sangat membantu untuk tugas klasifikasi gambar karena mereka dapat mengekstrak fitur utama dari citra dan mendapatkan informasi spasialnya agar dapat mempelajari konteks (Gunawan dan Setiawan, 2022).

Khususnya penggunaan *Residual Neural Network* (*ResNet*), dalam klasifikasi penyakit stroke melalui analisis pola citra pada CT scan otak dapat menjadi solusi untuk meningkatkan deteksi dini dan manajemen penyakit stroke. *ResNet* merupakan salah satu arsitektur CNN yang

mendalam dan telah berhasil diterapkan di berbagai bidang pengenalan citra, termasuk dalam bidang medis (Darmawan dan Dwiyanaputra, 2023). *ResNet-50* memungkinkan model mempelajari representasi fitur yang sangat kompleks dan mendetail dari data citra medis, hal ini penting untuk mendiagnosis penyakit seperti stroke secara akurat (Sahaai *dkk.*, 2022).

Dengan demikian, kombinasi kemampuan untuk mengekstrak fitur yang kompleks dan mempelajari representasi fitur, CNN khususnya arsitektur *ResNet-50* sangat cocok untuk tugas analisis citra medis seperti deteksi stroke dari CT scan otak.

## 1.2 Perumusan Masalah

Perumusan masalah dalam penelitian ini yaitu bagaimana cara mendeteksi dini penyakit stroke melalui analisis pola citra pada CT scan otak menggunakan metode CNN dengan arsitektur *ResNet-50*.

## 1.3 Pembatasan Masalah

Pembatasan masalah dalam penelitian ini antara lain:

1. Penelitian ini akan difokuskan untuk klasifikasi CNN menggunakan arsitektur *ResNet-50* dalam deteksi dini penyakit stroke melalui analisis pola citra pada CT scan otak.
2. Penelitian ini hanya menggunakan citra 2 dimensi, sehingga penelitian ini tidak mencakup analisis citra 3 dimensi.
3. Penelitian ini dibatasi pada penggunaan framework *ResNet* untuk analisis citra medis tanpa melibatkan pakar radiologi ataupun pakar neurologi secara langsung.

#### 1.4 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini yaitu mengimplementasikan *ResNet-50* dalam klasifikasi penyakit stroke melalui analisis pola citra pada CT scan yang dapat memberikan prediksi dan memudahkan diagnosa penyakit stroke berbasis klasifikasi yang dihasilkan oleh CNN pada *ResNet-50* system.

#### 1.5 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini yaitu dapat membantu ahli saraf, ahli radiologi, dan dokter umum dalam membuat keputusan klinis yang cepat dan tepat, mengurangi risiko kerusakan otak lebih lanjut, dan meningkatkan peluang kesembuhan pasien.

#### 1.6 Sistematika Penulisan

Dalam penyusunan laporan tugas akhir ini menggunakan sistematika penulisan sebagai berikut :

##### BAB I : PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan tentang latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian dan sistematika penulisan.

##### BAB II : TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

Bab ini menjelaskan tentang penelitian penelitian sebelumnya dan dasar teori yang berguna untuk memahami teori yang berhubungan dengan implementasi *ResNet-50* untuk klasifikasi penyakit stroke melalui analisis pola citra pada ct scan otak.

##### BAB III : METODE PENELITIAN

Bab ini menjelaskan tentang proses tahapan-tahapan penelitian yang diawali dari mendapatkan data hingga klasifikasi data.

**BAB IV : HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN**

Bab ini menjelaskan mengenai hasil dan analisis dari penelitian yaitu identifikasi penyakit stroke positif atau normal menggunakan model *ResNet-50*.

**BAB V : KESIMPULAN DAN SARAN**

Bab ini menjelaskan tentang kesimpulan dari proses penelitian yang telah dilakukan mulai dari awal hingga akhir dan saran untuk pengembangan berikutnya.



## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

#### 2.1 Tinjauan Pustaka

Menurut penelitian (Rao dkk., 2022) yang menggunakan metode otomatis transfer *Deep Learning* telah diterapkan dengan menggunakan arsitektur *ResNet-50* dengan *dataset* yang terdiri dari 62 pasien yang masing-masing memiliki 592 citra normal dan 572 citra stroke *hemoragik*. Penelitian tersebut menunjukkan tingkat akurasi sebesar 99,6%, *specificity* sebesar 99,7%, dan *sensitivitas* sebesar 99,4%.

Menurut penelitian (Pan dkk., 2021) yang menunjukkan bahwa penelitian ini dilakukan menggunakan *dataset* yang mencakup 116 pasien stroke *iskemik* dan 26 pasien normal. Dari jumlah tersebut, 58 pasien dimasukkan ke dalam kumpulan data pelatihan, dan 58 pasien lainnya dimasukkan dalam kumpulan data pengujian bersama dengan 26 sampel pasien normal. berdasarkan hasil analisis menunjukkan bahwa pendekatan berbasis *ResNet* mencapai akurasi sebesar 75,9% dalam mendeteksi inti *infarct* pada CT *non-contrast*.

Menurut penelitian (Jang dkk., 2020) yang menemukan bahwa pengembangan algoritma deteksi otomatis menggunakan teknik *deep learning*, khususnya CNN seperti *ResNet-50* dapat membantu mengurangi jumlah kasus kanker paru-paru yang dapat teridentifikasi melalui rontgen dada.

Menurut penelitian (Ali dkk., 2023) yang memperkenalkan *ResNet-50* dalam suatu arsitektur jaringan saraf konvolusional untuk menganalisis citra *tomografi konus* otak menggunakan teknik pemrosesan gambar. Tujuan dari penelitian ini yaitu untuk membedakan jenis *sirkulasi kolateral* pada otak berdasarkan citra CT konus. *Sirkulasi kolateral* mengacu pada rute tambahan atau alternatif dimana aliran darah dapat mencapai area otak yang lemah atau rusak. Dengan menggunakan *ResNet-50*, penelitian ini berhasil

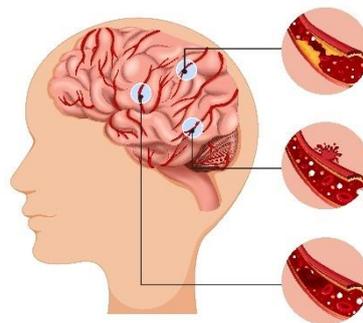
mengembangkan model yang dapat mengklasifikasikan *sirkulasi kolateral* dengan tingkat akurasi yang tinggi.

Menurut penelitian (Grampurohit dkk., 2020) yang mengulas tentang penggunaan model *deep learning* seperti CNN dan VGG-16 dalam menganalisis *dataset* citra MRI atau CT scan otak yang berisi sampel tumor dan non-tumor. Berdasarkan hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN mencapai akurasi sebesar 93% dan akurasi validasi mencapai 86% pada iterasi pelatihan ke-23. Sedangkan model VGG-16 menunjukkan peningkatan akurasi hingga mencapai 100% pada iterasi pelatihan ke-17 yang mencapai akurasi *training* sebanyak 97,16% dan akurasi *validasi* sebanyak 97,42%. Namun, perlu diingat meskipun akurasi pelatihan meningkat, akurasi validasi cenderung menurun seiring waktu.

Menurut penelitian (Suprihanto dkk., 2022) yang menguji model *ResNet-50* dalam dua skenario, yaitu *binary class* dan *multiclass*. Untuk *binary class* terdapat 1560 data citra dan untuk *multiclass* terdapat 4275 data gambar daun. Berdasarkan hasil penelitian menunjukkan bahwa model ini mencapai performa terbaik pada *binary class* dengan akurasi 92,68% dan f1-score sebesar 92,88%. Pada kasus *multiclass*, meskipun mencapai akurasi hingga 88,98% dan nilai f1-score sebesar 88,44%, namun performa model tidak sebaik pada *binary class*.

## 2.2 Dasar Teori

### 2.2.1 Stroke



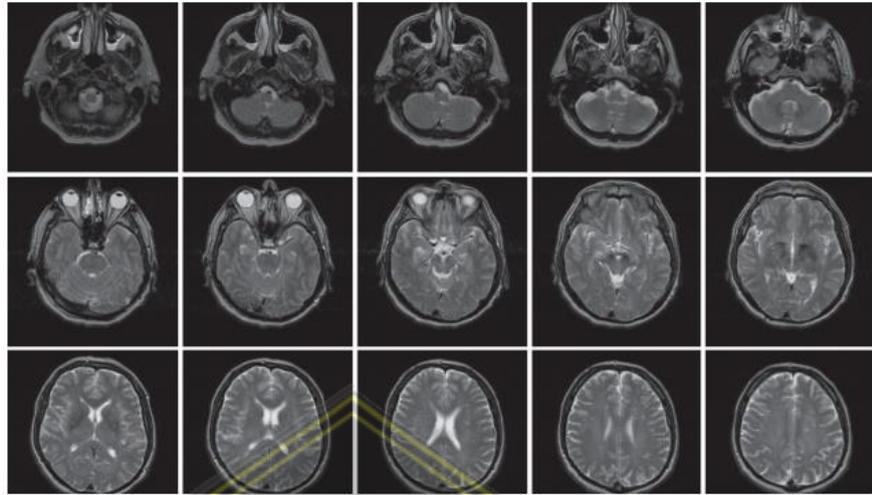
Gambar 2. 1 Ilustrasi Stroke (Sumber : freepik)

Stroke merupakan disfungsi otak yang bersifat lokal atau meluas akibat terganggunya aliran darah ke otak sehingga dapat mengakibatkan kecacatan dan kematian. Penyakit stroke dapat mengakibatkan kecacatan dan bahkan kematian pada penderitanya (Maskuri *dkk.*, 2022). Stroke memiliki 2 jenis diantaranya stroke *iskemik* dan stroke *hemoragik*. Stroke *iskemik* terjadi saat suplai darah ke otak terhambat atau menurun, pada umumnya disebabkan oleh pembekuan darah yang menyumbat arteri sedangkan stroke *hemoragik* terjadi saat pecahnya pembuluh darah di otak yang menyebabkan terjadinya perdarahan di dalam atau sekitar area otak (Rhamadani, Rahmawati dan Pratiwi, 2021). Tanda dan gejala akibat stroke antara lain kesulitan berjalan, kebas atau otot lemas, kehilangan kemampuan berbicara, penglihatan kabur, vertigo dan keseimbangan terganggu.

Setiap tahunnya lebih dari 13,7 juta orang di seluruh dunia terkena stroke dan sebagai dampaknya 5,8 juta orang meninggal. (Phipps dan Cronin, 2020). Menurut laporan *World Health Organization* (WHO), kematian ketiga terbesar di dunia adalah stroke. Sekitar 87% kasusnya merupakan stroke *iskemik*, yang diakibatkan oleh terganggunya aliran darah ke otak (Eshmawi *dkk.*, 2022).

Pasien stroke memerlukan rehabilitasi khusus dan rencana pemulihan pasien dari penyakit stroke. Sebagai perawat, perawat membantu pasien mendapatkan kembali kesehatannya selama proses pengobatan (Suara dan Retnaningsih, 2023). Namun tingginya biaya pengobatan stroke langsung dan tidak langsung meningkatkan morbiditas dan meningkatkan beban sosial dan ekonomi pada individu yang terkena dampak dan keluarga mereka. Hal ini berbeda dengan orang lanjut usia yang memiliki harapan hidup lebih singkat dan tanggung jawab keluarga menurun. Oleh karenanya, perlu dilakukan identifikasi faktor risiko dan etiologi stroke pada dewasa muda dan lanjut usia untuk meningkatkan pengobatan dan mencegah stroke sejak dini (Tang *dkk.*, 2022).

### 2.2.2 Computerized Tomography Scanning (CT Scan)



Gambar 2. 2 CT Scan Otak(Eshmawi *dkk.*, 2022)

*Computerized Tomography Scanning* (CT Scan) merupakan alat untuk diagnosis sinar-X yang memanfaatkan teknologi tomografi di mana pancaran sinar X-ray melewati suatu area tubuh (Glorianismus *dkk.*, 2023). Istilah "*computed*" dalam *computed tomography* berarti dihitung atau diprogram, sementara "*tomog-raphy*" berasal dari bahasa Yunani Kuno, "*tomo*" yang berarti "potongan" atau "bagian" sedangkan "*grafi*" yang berarti "memaparkan". Proses pemindaian CT menggunakan sinar-X (Jung, 2021)

CT scan digunakan secara luas dalam bidang kedokteran untuk diagnosis, pemantauan, dan perencanaan perawatan berbagai kondisi medis, termasuk cedera trauma, penyakit kardiovaskular, penyakit onkologi, gangguan neurologis, dan banyak lagi. Data yang dihasilkan oleh sinar-X diolah menggunakan teknik pemrosesan gambar untuk membangkitkan gambaran potongan (*slice*) dari tubuh atau objek yang diamati. Proses ini melibatkan pengukuran intensitas sinar-X yang dipancarkan atau dihamburkan dari berbagai sudut, yang kemudian digunakan untuk membangun gambaran 3D atau gambaran potongan melintang yang berguna bagi diagnosis. Data hasil pemindaian sinar-X diterjemahkan oleh komputer untuk membangun gambar potongan yang tiga dimensi dari tubuh atau objek. CT scan memberikan gambaran yang

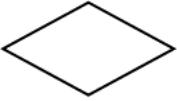
detail tentang struktur internal tubuh manusia, termasuk tulang, organ, pembuluh darah, dan jaringan lunak lainnya. Ini memungkinkan diagnosis penyakit, cedera, atau abnormalitas lainnya. CT scan memungkinkan para profesional medis membuat diagnosis lebih cepat dalam menilai level keparahan cedera internal atau pendarahan (Kholifah *dkk.*, 2023).

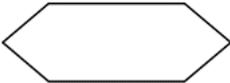
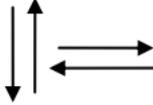
Citra CT scan otak menjadi salah satu sarana diagnostik yang paling umum digunakan dalam proses identifikasi lesi atau anomali pada otak (Suryaningsi, 2022).

### 2.2.3 Flowchart

*Flowchart* merupakan rangkaian tahapan tahapan penyelesaian masalah yang dituliskan menggunakan simbol simbol khusus. *Flowchart* ini menggambarkan alur logika dalam program. Selain berfungsi sebagai alat komunikasi, *flowchart* juga penting sebagai panduan dan untuk memahami komponen dengan lebih baik (Khesya, 2021). Pada tabel 2.1 adalah simbol-simbol dan fungsi yang sering digunakan untuk merepresentasikan algoritma dalam bentuk diagram alir, yaitu:

Tabel 2. 1 Simbol *Flowchart* dan fungsinya

No	Simbol	Nama	Fungsi Simbol
1		“Terminal”	Permulaan atau penutup suatu program (Prosedur).
2		“Output/Input”	Proses <i>input</i> atau <i>output</i> tidak tergantung pada jenis perangkat.
3		“Process”	Proses kerja computer.
4		“Decision”	Untuk mengindikasikan bahwa dalam keadaan tertentu menghasilkan dua kemungkinan, yaitu ya atau tidak.

No	Simbol	Nama	Fungsi Simbol
5		“Predefined Process”	Mewakili aturan penyimpanan yang perlu diproses untuk menentukan harga awal.
6		“Flow”	Menjelaskan alur dari suatu proses.

#### 2.2.4 Augmentasi Data

Augmentasi data adalah teknik yang digunakan dalam pembelajaran mesin dan pengolahan citra untuk meningkatkan jumlah dan variasi data pelatihan dengan membuat variasi dari data yang ada. Teknik ini sangat berguna untuk mencegah *overfitting*, terutama ketika dataset yang tersedia terbatas. Berikut beberapa teknik augmentasi yang umum digunakan antara lain :

1. Rotasi

Rotasi citra dapat dilakukan dengan menggunakan rumus transformasi matriks.

2. Penskalaan

Penskalaan dapat diterapkan dengan mengalikan koordinat piksel dengan faktor skala  $s$ .

3. Cropping

Pemotongan citra tidak memiliki rumus matematika yang khusus, tetapi umumnya dilakukan dengan memilih koordinat sudut kiri atas  $(x^1, y^1)$  dan sudut kanan bawah  $(x^2, y^2)$  dari area yang ingin dipotong.

4. Flipping

Flipping citra dapat dilakukan dengan mengubah koordinat  $x$  atau  $y$ . Untuk flipping horizontal dan vertikal:

- Horizontal Flip yaitu membalik citra secara horizontal (kiri ke kanan).

- Vertical Flip yaitu membalik citra secara vertikal (atas ke bawah).
5. Pengaturan kecerahan, kontras dan saturasi
- Kecerahan mengacu pada tingkat cahaya dalam citra. Untuk mengatur kecerahan, nilai kecerahan  $b$  ditambahkan ke setiap piksel dalam citra.
  - Kontras  
Kontras adalah perbedaan antara area terang dan gelap dalam citra. Untuk mengatur kontras, faktor kontras  $a$  diterapkan pada perbedaan antara nilai piksel dan nilai tengah (biasanya 128 untuk citra 8-bit)
  - Saturasi  
Saturasi mengacu pada intensitas warna dalam citra. Untuk mengatur saturasi, biasanya citra dikonversi ke ruang warna HSL (*Hue, Saturation, Lightness*) atau HSV (*Hue, Saturation, Value*). Pengaturan saturasi dilakukan dengan mengubah nilai saturasi dalam ruang warna tersebut. Jika menggunakan HSL/HSV maka tingkat saturasi dapat ditingkatkan atau dikurangi dengan mengubah nilai saturasi dalam rentang 0 hingga 1 (di mana 0 adalah *grayscale* dan 1 adalah warna penuh). Pengaturan saturasi dapat membuat warna terlihat lebih hidup atau lebih pudar, tergantung pada tingkat yang ditetapkan

### 2.2.5 *Confusion Matriks*

*Confusion matrix* adalah alat yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi. Matriks ini menunjukkan bagaimana prediksi model dibandingkan dengan label sebenarnya serta memberikan gambaran yang jelas tentang kesalahan yang dilakukan oleh model. *Confusion matrix* membantu dalam memahami kekuatan dan kelemahan model. Beberapa elemen elemen dalam *Confusion matrix* :

- a) TP : *True Positive*, jumlah prediksi positif yang benar (model memprediksi positif, dan sebenarnya positif).

- b) FP : *False Positive*, jumlah prediksi positif yang salah (model memprediksi positif, tetapi sebenarnya negatif).
- c) TN : *True Negative*, jumlah prediksi negatif yang benar (model memprediksi negatif, dan sebenarnya negatif).
- d) FN : *False Negative*, jumlah prediksi negatif yang salah (model memprediksi negatif, tetapi sebenarnya positif).

Berdasarkan elemen elemen diatas dapat menghitung beberapa metrik evaluasi, seperti :

1. Accuracy (ACC) :

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

Akurasi menilai jumlah prediksi yang dihasilkan model yang tepat dan memberikan gambaran umum tentang kinerja keseluruhan model.

2. Precision :

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

Precision adalah perbandingan antara jumlah prediksi benar dengan total hasil prediksi positif dan negatif.

3. Recall :

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

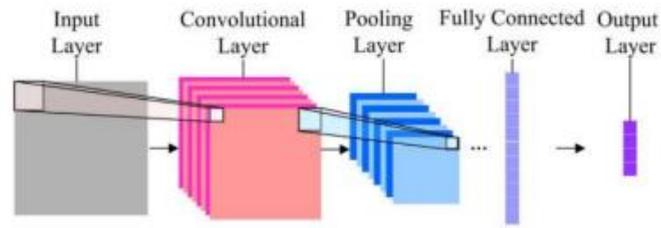
Recall adalah perbandingan prediksi benar dengan total nilai aktual positif atau negatif.

4. F1-Score :

$$F1 - Score = \frac{2*Precision*Recall}{Precision+Recall} \quad (4)$$

F1 Score adalah rata-rata tertimbang dari precision dan recall (Fadhila Tangguh Admojo dan Waluyo Poetro, 2023).

## 2.2.6 Convolutional Neural Network (CNN)



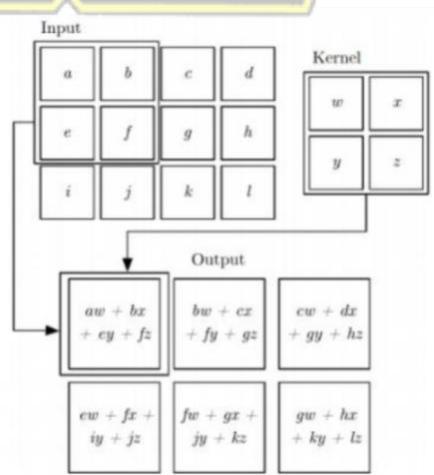
Gambar 2. 3 Lapisan *Convolutional Neural Network* (Alwanda, Ramadhan dan Alamsyah, 2020)

*Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan jaringan saraf tiruan yang diterapkan untuk tugas-tugas pemrosesan citra dan pengenalan pola. CNN bekerja dengan cara mengekstrak fitur utama dari citra dan mendapatkan informasi spasialnya agar dapat mempelajari konteks (Gunawan dan Setiawan, 2022). Metode CNN juga dapat diterapkan di berbagai bidang, seperti identifikasi wajah, pengelompokan klip video, penilaian dokumen, pengenalan suara dan pengolahan citra medis (Handkk., 2020). Berikut merupakan penjelasan dari Gambar 2.3 mengenai lapisan CNN diantaranya yaitu :

a) *Input Layer*

Lapisan ini menerima data input yang biasanya gambar dan kemudian mengubah gambar tersebut menjadi format yang dapat diproses oleh lapisan-lapisan berikutnya dari jaringan CNN.

b) *Convolutional Layer*

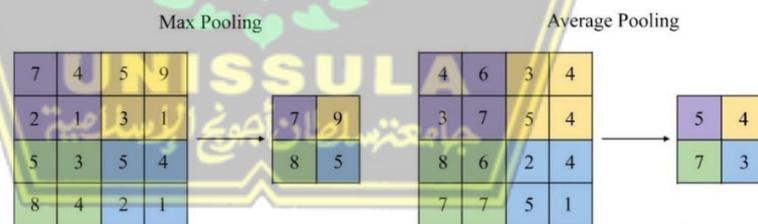


Gambar 2. 4 *Convolutional Layer*

Lapisan ini bertanggung jawab untuk menerapkan filter (*kernel*) pada gambar input untuk mengekstraksi fitur dasar seperti tepi, tekstur, dan pola sederhana. Filter ini bergerak melintasi gambar, melakukan operasi konvolusi, menghasilkan peta fitur (*feature map*) yang mengklasifikasikan setiap fitur yang ditemukan. Filternya sendiri adalah suatu matriks dua dimensi dengan ukuran tertentu, seperti 1x1, 3x3 dan sebagainya yang digunakan sebagai filter untuk menghitung gambar yang dimasukkan. Matriks ini selalu memiliki ukuran ganjil karena filter perlu memiliki koordinat tengah. Setiap filter mengekstraksi fitur yang berbeda, dan hasilnya dikirim ke lapisan berikutnya.

c) *Pooling Layer*

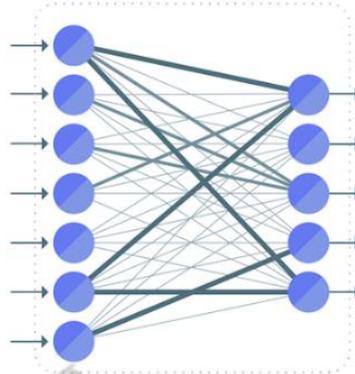
Tujuan dari lapisan ini adalah untuk memperkecil dimensi spasial *feature map* yang terbentuk oleh lapisan konvolusi. Tujuan ini tidak hanya membantu memperkecil jumlah parameter dan komputasi yang ada dalam jaringan, tetapi juga membantu mengurangi risiko *overfitting*. Terdapat 2 metode dalam *Pooling Layer* diantaranya ada *Max Pooling* dan *Average Pooling*.



Gambar 2. 5 *Pooling Layer* (Gunawan dan Setiawan, 2022)

*Max Pooling* membantu untuk mengurangi ukuran spasial dari representasi data, sehingga mengurangi jumlah parameter dan perhitungan dalam jaringan yang pada akhirnya mengurangi kompleksitas model. *Max Pooling* akan memilih nilai konvolusi terbesar. Di sisi lain *Average pooling* menghitung rata-rata dari nilai yang dihasilkan oleh proses konvolusi.

d) *Fully Connected Layer*



Gambar 2. 6 *Fully Connected Layer*

Setelah beberapa lapisan peta fitur akhirnya diubah menjadi vektor satu dimensi melalui proses yang dikenal sebagai *flattening* setelah beberapa lapisan konvolusi dan pooling. Vektor ini kemudian diberikan ke lapisan yang penuh terhubung. Pada *fully connected layer* terdapat beberapa lapisan tersembunyi, *activation function*, *output layer*, dan *loss function* yang berperan dalam mengklasifikasi data masukan. *Activation function* adalah fungsi yang memberikan non-linieritas ke jaringan untuk memungkinkan pembelajaran representasi yang lebih kompleks sehingga dapat melakukan pemotongan yang lebih baik dalam mengklasifikasi data dan memodelkan relasi non-linier dalam data tersebut, sedangkan *loss function* adalah suatu metrik yang diterapkan untuk menilai performa model dalam memprediksi nilai yang diinginkan.

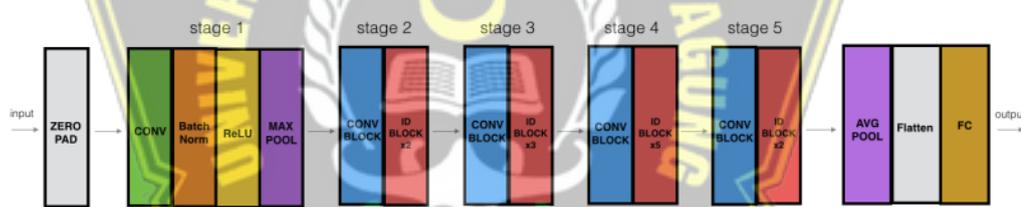
e) *Output Layer*

Lapisan ini menghasilkan output akhir jaringan yang biasanya berupa prediksi kelas. Kelas yang memiliki probabilitas tertinggi adalah hasil akhir dari prediksi model.

### 2.2.7 Residual Neural Network (ResNet-50)

*Residual Neural Network (ResNet-50)* adalah network buatan pada CNN yang memiliki 50 layer . *ResNet-50* terdiri dari lima tahap (Berliandkk., 2023). *ResNet* adalah arsitektur jaringan saraf dalam yang dirancang untuk mengatasi masalah pelatihan jaringan yang sangat dalam dengan menggunakan "*skip connections*" atau koneksi residual (Suprihanto dkk., 2022).

*ResNet-50* terdiri dari lima tahap, setiap tahap memiliki konvolusi dan blok identitas. Setiap blok konvolusional terdiri dari dua lapisan konvolusional, dan setiap blok unit mempunyai tiga lapisan konvolusional. Sudah ada lebih dari 23 juta parameter yang dapat dilatih dalam penggunaan *ResNet-50*. Pada Gambar 2.7 menampilkan arsitektur *Resnet-50*, yang meliputi 5 tahap dalam proses konvolusi (Rahardja dan Septiana, 2023).



Gambar 2. 7 Arsitektur ResNet-50(Rahardja dan Septiana, 2023)

Pada gambar 2.7 dapat dijelaskan lebih detail mengenai arsitektur ResNet-50 diantaranya yaitu :

a) Proses *input* dan *Zero Padding*

Pada tahap ini gambar dimasukkan dengan ukuran 224x224x3 dan *zero padding* berfungsi untuk menambahkan *padding* nol disekitar gambar untuk menjaga dimensi saat melakukan konvolusi.

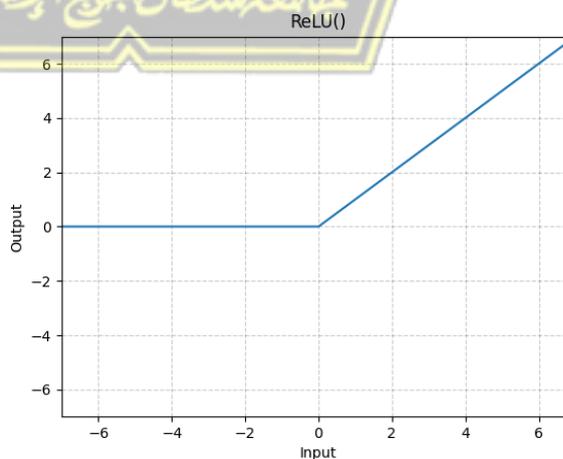
0	0	0	0	0	0	0
0						0
0						0
0						0
0						0
0						0
0	0	0	0	0	0	0

Gambar 2. 8 Zero *Padding* (Gunawan dan Setiawan, 2022)

Pada gambar 2.8 menampilkan contoh penggunaan *zero padding* dengan nilai 1. Ukuran gambar asli adalah 5x5 namun setelah ditambahkan *zero padding* ukuran gambar berubah menjadi 7x7. Saat jaringan memproses lebih banyak kernel, lapisan *convolutional* yang diikuti oleh lapisan *pooling* untuk mengurangi jumlah operasi.

b) Stage 1

Pada tahap ini terdapat *Convolutional Layer* (CONV) menggunakan filter untuk memindai beberapa piksel sekaligus dari gambar dan menghasilkan *feature map*. Kemudian ada *Batch Norm* (*Batch Normalization*) yang berfungsi untuk menormalisasi batch untuk mempercepat pelatihan dan stabilitas.



Gambar 2. 9 Rectified Linear Unit

ReLU (*Rectified Linear Unit*) yaitu fungsi aktivasi yang sangat populer diterapkan di dalam jaringan syaraf tiruan. ReLU berfungsi untuk aktivasi ReLU. Jika menerima input positif fungsi akan mengeluarkan input secara langsung, tetapi jika menerima input negatif fungsi mengembalikan output nol. ReLU membantu mengatasi masalah vanishing gradient yang sering terjadi pada fungsi aktivasi lain seperti sigmoid atau tanh. Dengan ReLU, gradient yang dihasilkan tidak mendekati nol, sehingga memudahkan jaringan untuk belajar lebih efisien selama pelatihan. Adapun Rumus ReLU yaitu :

$$ReLU(x) = \max(0, x) \quad (5)$$

Penjelasan dari rumus ini adalah :

- Jika nilai input  $x$  lebih besar dari 0, maka outputnya adalah  $x$
- Jika nilai input  $x$  kurang dari atau sama dengan 0, maka nilai outputnya adalah 0

MAX POOL (*Max Pooling*) merupakan salah satu metode yang diterapkan pada CNN untuk mengurangi dimensi data dan *overfitting* dengan memilih nilai konvolusi terbesar.

c) Stage 2

Pada tahap ini terdapat ID Block x2 (*Identity Block*) : 2 blok identitas yang terdiri dari lapisan konvolusi dan *skip connection*, Conv Block yaitu block konvolusi pertama dalam *ResNet-50* yang terdiri dari beberapa lapisan diantaranya ada 1x1 *Convolution* untuk reduksi dimensi, 3x3 *Convolution*, 1x1 *Convolution* untuk meningkatkan dimensi.

d) Stage 3

Pada tahap ini terdapat Conv Block yang mirip dengan yang ada di Stage 2 dan terdapat ID Block x3 : 3 blok identitas yang terdiri dari lapisan konvolusi dan *skip connection*.

e) Stage 4

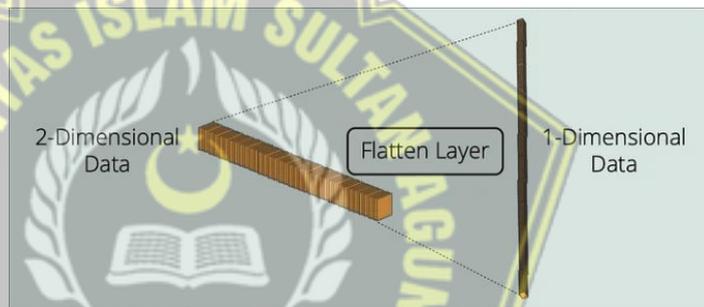
Pada tahap ini terdapat Conv Block yang mirip dengan yang ada di Stage 2 dan 3 serta terdapat ID Block x5 : 5 blok identitas yang terdiri dari lapisan konvolusi dan *skip connection*.

f) Stage 5

Pada tahap ini terdapat Conv Block yang mirip dengan yang ada di Stage sebelumnya serta terdapat ID Block x2 : 2 blok identitas yang terdiri dari lapisan konvolusi dan *skip connection*.

g) Output

Pada tahap ini terdapat AVG POOL (*Average Pooling*) berfungsi untuk mereduksi dimensi fitur map menjadi vector.



Gambar 2. 10 *Flatten Layer*

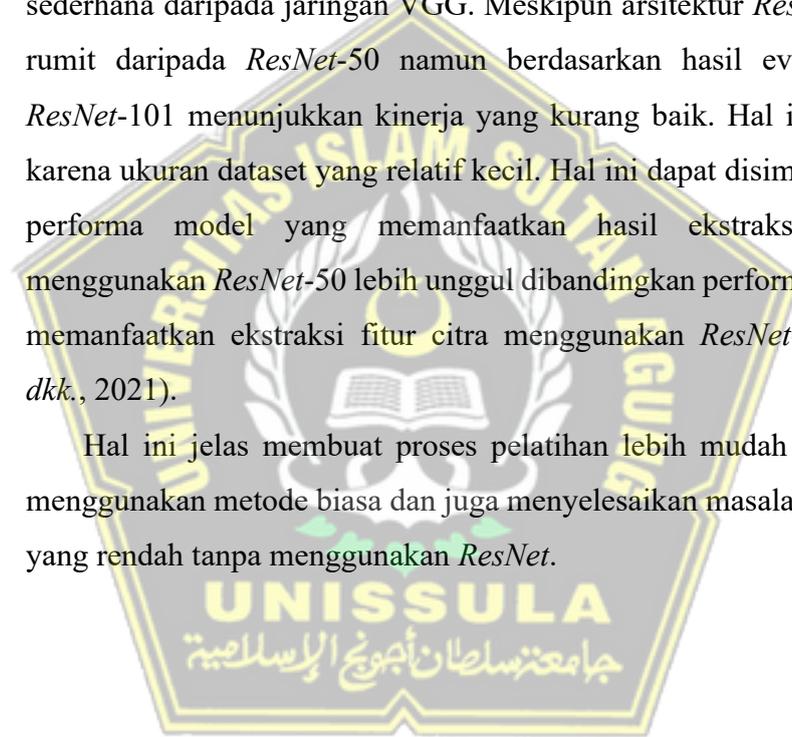
*Flatten Layer* berfungsi sebagai penghubung antara *Convolutional Layer* dan *Fully Connected Layer* yang mirip dengan sebuah jembatan. Hal ini diperlukan karena output dari *Convolutional Layer* biasanya berupa matriks 2 dimensi, sedangkan *Fully Connected Layer* membutuhkan input berupa vektor 1 dimensi. Oleh karena itu, *Flatten Layer* berfungsi untuk memodifikasi data dari format 2 dimensi menjadi format vektor 1 dimensi.

*FC Layer (Fully Connected Layer)* merupakan lapisan di dalam jaringan saraf tiruan di mana setiap neuron terhubung ke semua neuron pada layer berikutnya, memungkinkan jaringan untuk belajar representasi yang kompleks. Proses yang terjadi didalam *FC Layer* adalah data yang masuk ke *FC Layer* biasanya

berupa vektor yang telah diratakan (*flatten layer*) dari output layer. Kemudian setiap input dikalikan dengan bobot yang terkait dan dijumlahkan bersama dengan bias untuk setiap neuron di layer berikutnya. Hasil dari operasi bobot dan bias dilewatkan melalui fungsi aktivasi seperti ReLU untuk menghasilkan output akhir dari layer tersebut.

Jaringan terdalam dari *ResNet* terdiri dari 50 lapisan. Jaringan ini 8 kali lebih dalam dibandingkan jaringan VGG, tetapi masih sangat sederhana daripada jaringan VGG. Meskipun arsitektur *ResNet-101* lebih rumit daripada *ResNet-50* namun berdasarkan hasil evaluasi model, *ResNet-101* menunjukkan kinerja yang kurang baik. Hal ini disebabkan karena ukuran dataset yang relatif kecil. Hal ini dapat disimpulkan bahwa performa model yang memanfaatkan hasil ekstraksi fitur citra menggunakan *ResNet-50* lebih unggul dibandingkan performa model yang memanfaatkan ekstraksi fitur citra menggunakan *ResNet-101* (Niswati dkk., 2021).

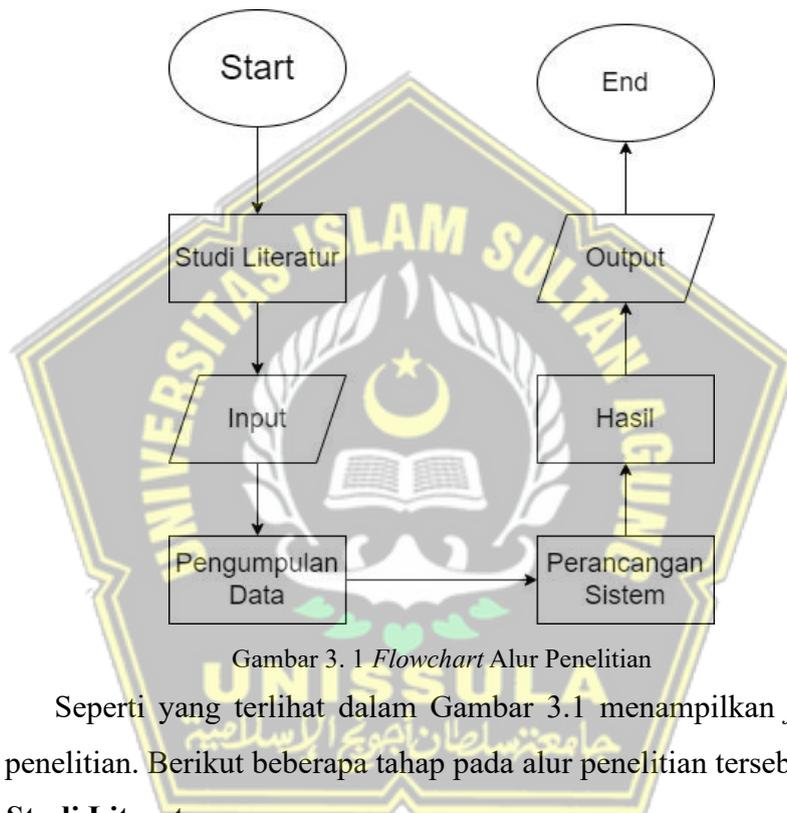
Hal ini jelas membuat proses pelatihan lebih mudah dibandingkan menggunakan metode biasa dan juga menyelesaikan masalah nilai akurasi yang rendah tanpa menggunakan *ResNet*.



### BAB III

#### METODE PENELITIAN

Dalam tahap penelitian *flowchart* yang diterapkan untuk klasifikasi penyakit stroke melalui analisis pola citra pada CT scan otak yang menggunakan metode *Residual Neural Network (ResNet-50)* dapat dijelaskan dalam Gambar 3.1.



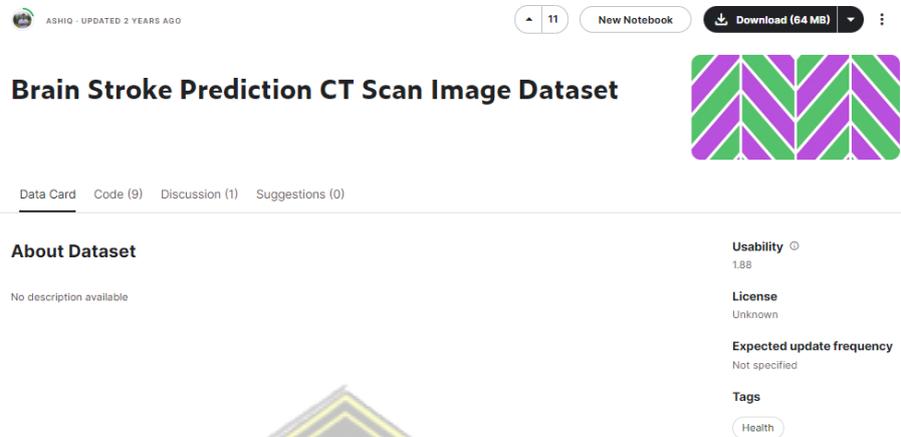
Gambar 3. 1 *Flowchart* Alur Penelitian

Seperti yang terlihat dalam Gambar 3.1 menampilkan *flowchart* alur penelitian. Berikut beberapa tahap pada alur penelitian tersebut :

#### 3.1 Studi Literatur

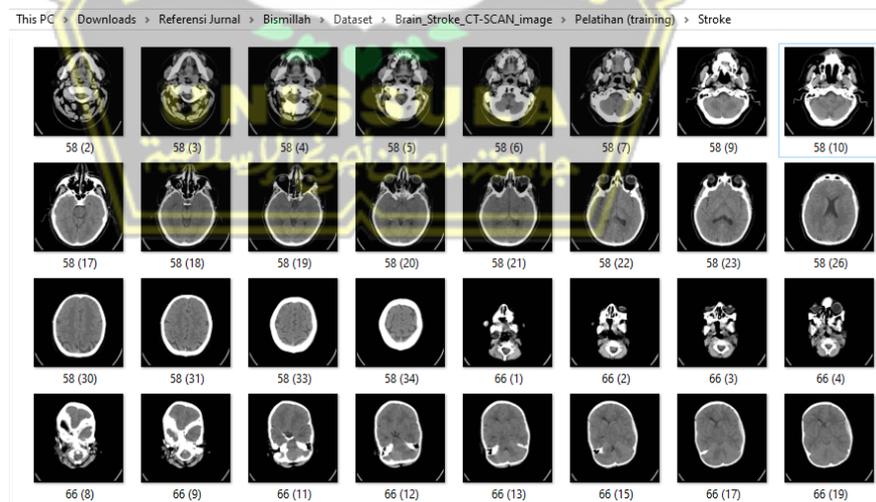
Peneliti akan meninjau beberapa artikel, jurnal, e-book dan hasil penelitian terdahulu seperti skripsi, serta berbagai situs *Website* untuk bisa mempelajari teori dan berlatih mengenai *Residual Neural Network (ResNet-50)*, *Machine learning*, *Deep Learning* dan *CT scan Image* dari berbagai sumber yang ada.

## 3.2 Pengumpulan Data



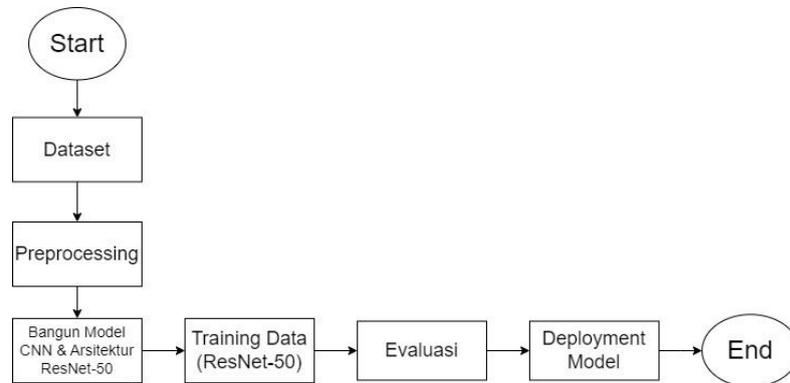
Gambar 3. 2 Dataset CT Scan Stroke

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset *Brain Stroke Prediction CT scan Image Dataset* yang dapat diambil dari Kaggle yang bersifat *open source* dengan *link* sebagai berikut : <https://www.kaggle.com/datasets/iashiqul/brain-stroke-prediction-ct-scan-image-dataset/data>. Adapun jumlah data citra yang akan digunakan sebanyak 1.824 citra dan pada gambar 3.3 merupakan data citra CT scan pada penyakit stroke.



Gambar 3. 3 Data Citra Kelas Stroke

### 3.3 Perancangan Sistem



Gambar 3. 4 *Flowchart* Alur Perancangan Sistem

Pada proses perancangan sistem ini menggunakan model perancangan *software* berbasis *waterfall*, yaitu model pengembangan perangkat lunak linear yang melibatkan langkah-langkah berurutan. Dimana setiap tahap harus diselesaikan sebelum pindah ke tahap berikutnya.

#### a) Dataset

Dataset dibagi menjadi set *training*, *testing* dan *validasi*. Dari beberapa bagian yang telah dibagi memiliki fungsi masing masing yaitu *training* untuk melatih model, *testing* untuk menguji kinerja model yang telah dilatih dan *validasi* digunakan untuk mengevaluasi model selama proses pelatihan.

Tabel 3. 1 Tabel Dataset

Data	Normal	Stroke	Total Data
Training	756	756	1.512
Testing	78	78	156
Validation	78	78	156
<b>TOTAL</b>			1.824

#### b) *Preprocessing*

Tahap selanjutnya yaitu *preprocessing*, tujuan dari *preprocessing* ini adalah untuk memastikan bahwa data dalam kondisi optimal sehingga model dapat mencapai akurasi prediksi yang tinggi. *Preprocessing* yang

dilakukan pada penelitian tersebut terdapat beberapa tahap diantaranya sebagai berikut:

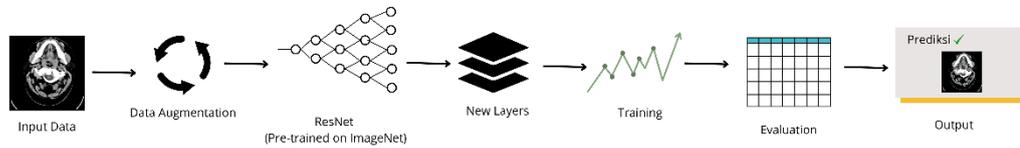
#### 1. Resizing Citra

Mengubah ukuran citra menjadi dimensi yang sesuai dengan input layer dari *ResNet-50* adalah langkah penting dalam *preprocessing*, dan pada penelitian ini ukuran citra diubah menjadi 224x224 piksel. Proses *resizing* ini dilakukan dengan tujuan untuk memastikan bahwa semua citra yang akan dimasukkan ke dalam model memiliki ukuran yang konsisten. Konsistensi ukuran ini tidak hanya memfasilitasi pemrosesan data yang lebih efisien oleh model, tetapi juga membantu dalam mengurangi kompleksitas perhitungan dan meningkatkan performa model selama pelatihan dan pengujian. Dengan demikian, setiap citra CT-scan otak akan memiliki dimensi yang seragam dan memungkinkan *ResNet-50* untuk secara efektif mengekstrak fitur yang relevan dari setiap citra tanpa terganggu oleh variasi ukuran asli citra.

#### 2. Augmentasi

Kemudian langkah selanjutnya yaitu melakukan augmentasi pada citra. Menerapkan berbagai teknik augmentasi data seperti rotasi, *shear*, *zoom*, *horizontal flip*, dan *vertical flip* untuk meningkatkan jumlah variasi dalam dataset. Proses *horizontal flip* dilakukan untuk membalikkan gambar secara *horizontal*, sementara *vertical flip* dilakukan untuk membalikkan gambar secara *vertikal*. Langkah-langkah ini bertujuan untuk memodifikasi data gambar agar dapat menghindari masalah *overfitting*. Selain itu, *shear range* sebesar 0.2 diterapkan untuk mengubah sudut citra secara acak, yang membantu dalam menciptakan variasi tambahan dalam dataset. Sedangkan, *rotasi range* sebesar 20 digunakan untuk sedikit memutar gambar, menambah variasi yang lebih banyak dan membantu model dalam mengenali pola dari berbagai orientasi. Hal ini membantu model untuk menjadi lebih kuat terhadap variasi dalam data nyata.

### c) Bangun Model CNN & Arsitektur ResNet-50



Gambar 3. 5 *Pre-trained Model*

#### 1. Input Data

Data yang digunakan dalam proyek ini adalah citra CT scan yang diklasifikasikan ke dalam dua kategori: "Normal" dan "Stroke". Setiap citra berformat grayscale atau RGB dengan ukuran tertentu yang kemudian akan diubah ukurannya agar sesuai dengan input yang dibutuhkan oleh model *ResNet-50*.

#### 2. *Zero Padding*

Yaitu menambahkan *padding* nol disekitar gambar untuk menjaga dimensi saat melakukan konvolusi.

#### 3. *Batch Normalization*

Yaitu menormalisasi batch untuk mempercepat pelatihan dan stabilitas. Proses ini menghitung rata rata dan varian dari setiap *mini-batch*, lalu menggunakan nilai nilai tersebut untuk menormalkan input dari setiap lapisan.

#### 4. Aktivasi ReLu

Jika menerima input positif fungsi akan mengeluarkan input secara langsung, tetapi jika menerima input negatif fungsi mengembalikan output nol.

#### 5. Max Pooling

Yaitu salah satu metode yang diterapkan pada CNN untuk mengurangi dimensi data dan *overfitting* dengan memilih nilai konvolusi terbesar.

#### 6. Conv Blocks

Yaitu block konvolusi pertama dalam *ResNet-50* yang terdiri dari beberapa lapisan diantaranya ada *1x1 Convolution* untuk reduksi dimensi, *3x3 Convolution*, *1x1 Convolution* untuk meningkatkan dimensi.

#### 7. Global Average Pooling

*Global Average pooling* (avg pooling) adalah teknik dalam jaringan saraf konvolusional (*Convolutional Neural Networks/CNNs*) yang digunakan untuk mereduksi dimensi data, sambil mempertahankan informasi penting. *Average pooling* sering digunakan di bagian akhir dari jaringan konvolusional sebelum layer *fully connected* untuk mempersiapkan data dengan bentuk yang lebih sesuai untuk klasifikasi.

#### 8. Flatten

Layer *Flatten* dalam jaringan saraf tiruan (*neural network*) diterapkan untuk mengubah output multidimensi dari layer sebelumnya (biasanya dari layer konvolusi atau pooling) menjadi vektor satu dimensi. Ini diperlukan karena *layer fully connected* di *neural network* menerima input dalam bentuk vektor satu dimensi.

#### 9. Dense

Layer dense adalah bagian dari jaringan syaraf dimana semua neuron terhubung dengan *neuron* dilapisan sebelumnya. Layer ini menghasilkan output akhir dari prediksi stroke. Pada penelitian ini menggunakan *neuron* 1024.

#### d) Training Data

Pada tahap ini, arsitektur model yang digunakan adalah *ResNet-50* yang dirancang untuk mengklasifikasikan gambar penyakit. Saat proses pelatihan berlangsung, beberapa parameter perlu diatur untuk mengklasifikasikan data citra termasuk menentukan nilai *batch size*, *epoch*, dan *optimizer*. Dalam penelitian ini, *batch size* yang diterapkan adalah 32 dengan *epoch* sebanyak 20 kali, dan *optimizer* yang

digunakan adalah Adam. *Optimizer* Adam seringkali mencapai hasil yang baik dengan pengaturan parameter yang lebih sedikit dan lebih cepat daripada metode optimasi lain.

e) Evaluasi

Setelah *training* selesai, tahap selanjutnya yaitu pengujian dengan menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* merupakan alat yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi. Terdapat 4 nilai utama yang menggambarkan hasil dari proses klasifikasi yaitu *true positive*, *true negative*, *false positive* dan *false negative*. Setelah representasi kinerja proses berhasil diidentifikasi. Langkah berikutnya adalah menghitung kinerja model seperti akurasi, presisi, *recall specificity* dan F1-Score.

f) *Deployment Model*

Untuk tahap *deployment* dalam penelitian ini, menggunakan perangkat lunak Streamlit. Streamlit adalah *framework Python* yang dirancang untuk membuat aplikasi web dalam bidang *data science*. *Framework* ini menawarkan berbagai fitur seperti *checkbox*, *input teks*, *selectbox*, dan banyak fitur lainnya yang berguna untuk mengontrol aplikasi web yang akan dikembangkan. Tahap awal yaitu *install* streamlit menggunakan code `!pip install streamlit` kemudian buatlah kerangka untuk form web klasifikasi stroke yang disimpan dengan nama `app.py` kemudian jika sudah terdapat index maka index tersebut disimpan pada folder drive yang telah disiapkan. Selanjutnya jalankan aplikasinya menggunakan code `!wget -q -O - ipv4.icanhazip.com` untuk mendapatkan ip local terlebih dahulu kemudian jalankan code `!streamlit run app.py & npx localtunnel --port 8501` untuk running index dengan localtunnel.

### 3.4 Software Yang Digunakan

Dalam pengembangan aplikasi ini, penelitian membutuhkan beberapa *software* yang digunakan dari proses input hingga output agar aplikasi dapat berfungsi sesuai dengan yang diharapkan. Berikut adalah daftar *software* yang digunakan:

#### A. Python 3.12.4

Python 3.12.4 adalah versi terbaru dari bahasa pemrograman Python yang bersifat *open source*. Python dikenal karena sintaks yang mudah dibaca dan kaya akan pustaka standar yang mendukung berbagai aplikasi, dari pengembangan web hingga analisis data dan kecerdasan buatan. Versi ini mencakup peningkatan performa, perbaikan bug, dan fitur baru yang meningkatkan pengalaman

#### B. Library Tensorflow

TensorFlow adalah pustaka *open-source* yang dikembangkan oleh Google untuk komputasi numerik dan machine learning. TensorFlow memungkinkan untuk membuat dan melatih model *machine learning* dengan mudah menggunakan API tingkat tinggi.

#### C. Library Keras Preprocessing

Library Keras Preprocessing menyediakan alat untuk memuat, memanipulasi, dan memperbesar data gambar, teks, dan urutan. Library ini memudahkan pra-pemrosesan data sebelum digunakan dalam pelatihan model *machine learning*.

#### D. Library Scikit-Learn

Library Scikit-Learn adalah pustaka *open-source* untuk *machine learning* dalam bahasa Python. Ini menyediakan berbagai alat untuk model statistik dan algoritma *machine learning*, termasuk klasifikasi, regresi, clustering, dan pengurangan dimensi. Scikit-Learn terkenal karena antarmukanya yang konsisten dan dokumentasi yang komprehensif, memudahkan pengguna untuk menerapkan algoritma *machine learning*.

E. *Library* Numpy

Numpy adalah pustaka fundamental untuk komputasi ilmiah dalam Python. Ini menyediakan dukungan untuk array multidimensi yang besar dan berbagai fungsi matematika tingkat tinggi untuk operasi pada array.

F. *Framework* Streamlit

Streamlit merupakan framework *open-source* yang berfungsi untuk membuat aplikasi web interaktif yang digunakan untuk *data science* dan *machine learning*. Dengan Streamlit, pengembang dapat membuat antarmuka pengguna dengan cepat dan mudah hanya dengan menggunakan Python, tanpa memerlukan pengetahuan mendalam tentang HTML, CSS, atau JavaScript. Streamlit memudahkan peneliti dan data scientist untuk membuat dan membagikan prototipe aplikasi yang interaktif.



## BAB IV

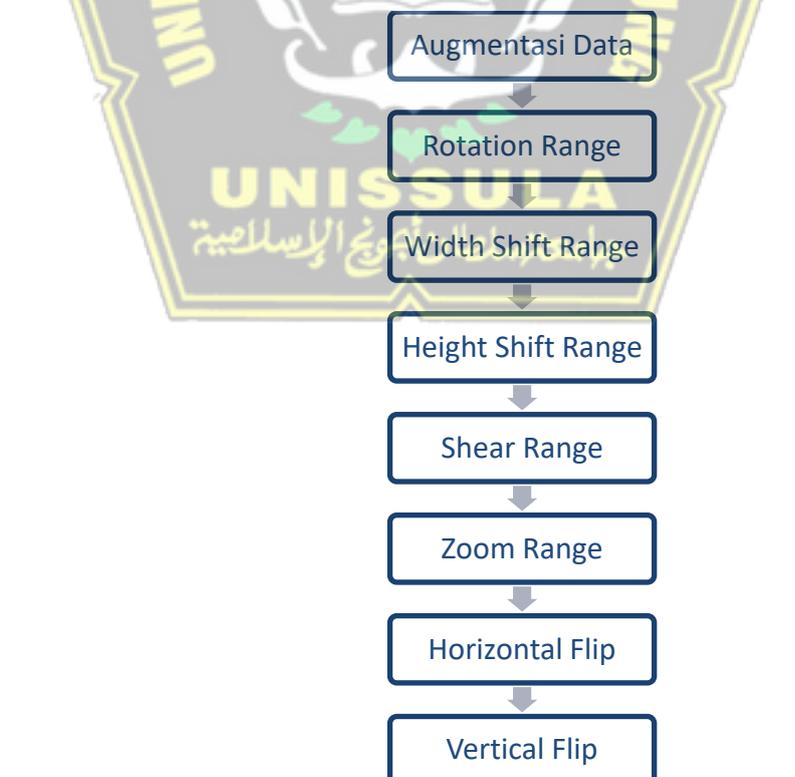
### HASIL DAN ANALISIS PENELITIAN

#### 4.1 Hasil dan Analisis

Mengacu pada gambar 3.4 alur perancangan sistem dengan beberapa tahapan untuk dapat menghasilkan model yang akan digunakan untuk klasifikasi penyakit stroke. Hasil dan analisis dalam penelitian ini meliputi implementasi augmentasi data, confusion metric, dan deploy model menggunakan streamlit.

##### 4.1.1 Augmentasi Data

Augmentasi data dalam *machine learning* adalah cara untuk meningkatkan jumlah dan variasi data pelatihan tanpa mengumpulkan data baru. Proses ini menciptakan variasi baru dengan menerapkan transformasi tertentu pada data yang sudah ada. Contoh augmentasi data termasuk rotasi gambar, membalikinya secara horizontal atau vertikal, perubahan warna, memperbesar, dan menambahkan noise.



Gambar 4. 1 Diagram Augmentasi Data

Mengacu pada Gambar 4.1 yang berisi diagram augmentasi data dijelaskan bahwa sistem ini menggunakan rentang rotasi sebesar 20 derajat mengatur gambar agar diputar secara acak ke kiri atau ke kanan. Pergeseran citra lebar dan tinggi masing masing sebesar 20% dari citra asli, di mana pergeseran citra lebar dilakukan secara *horizontal* ke kanan atau kiri dan pergeseran citra tinggi secara *vertikal* ke atas atau bawah. Kemudian shear range berfungsi untuk menggeser citra dalam rentang 0.2 untuk menambah variasi pada dataset *training*, sedangkan rentang zoom pada citra sebesar 20%, fungsi *flip horizontal* dan *vertikal* digunakan untuk membalik gambar sesuai dengan ketentuan yang diperlukan. Ukuran target atau *resize* data diatur menjadi 224 x 224 dengan *batch size* 32 untuk data pelatihan dan validasi.

#### 4.1.2 Training Model

Code `model.fit()` digunakan untuk melatih model pada *training* sebanyak 20 epoch, yaitu 20 iterasi penuh melalui seluruh data training. Sedangkan `history` digunakan untuk menyimpan informasi tentang proses pelatihan seperti loss dan akurasi selama setiap epoch, yang dapat digunakan untuk analisis dan evaluasi model setelah *training* selesai.

```
Epoch 9/20
48/48 [=====] - 376s 8s/step - loss: 0.4070 - accuracy: 0.8128 - val_loss: 0.5030 - val_accuracy: 0.7500
Epoch 10/20
48/48 [=====] - 382s 8s/step - loss: 0.3779 - accuracy: 0.8294 - val_loss: 0.4357 - val_accuracy: 0.8141
Epoch 11/20
48/48 [=====] - 377s 8s/step - loss: 0.4130 - accuracy: 0.8082 - val_loss: 0.4320 - val_accuracy: 0.8077
Epoch 12/20
48/48 [=====] - 387s 8s/step - loss: 0.3667 - accuracy: 0.8307 - val_loss: 0.6149 - val_accuracy: 0.7436
Epoch 13/20
48/48 [=====] - 378s 8s/step - loss: 0.4079 - accuracy: 0.8049 - val_loss: 0.4693 - val_accuracy: 0.8013
Epoch 14/20
48/48 [=====] - 371s 8s/step - loss: 0.3762 - accuracy: 0.8241 - val_loss: 0.4247 - val_accuracy: 0.8333
Epoch 15/20
48/48 [=====] - 370s 8s/step - loss: 0.3695 - accuracy: 0.8313 - val_loss: 0.5052 - val_accuracy: 0.7436
Epoch 16/20
48/48 [=====] - 383s 8s/step - loss: 0.3693 - accuracy: 0.8274 - val_loss: 0.4442 - val_accuracy: 0.7885
Epoch 17/20
48/48 [=====] - 378s 8s/step - loss: 0.3748 - accuracy: 0.8313 - val_loss: 0.4390 - val_accuracy: 0.7949
Epoch 18/20
48/48 [=====] - 380s 8s/step - loss: 0.3451 - accuracy: 0.8492 - val_loss: 0.4219 - val_accuracy: 0.8269
Epoch 19/20
48/48 [=====] - 394s 8s/step - loss: 0.3693 - accuracy: 0.8347 - val_loss: 0.3704 - val_accuracy: 0.8141
Epoch 20/20
48/48 [=====] - 373s 8s/step - loss: 0.3854 - accuracy: 0.8280 - val_loss: 0.4004 - val_accuracy: 0.8333
```

Gambar 4. 2 Training Model

Mengacu dalam Gambar 4.2 menunjukkan hasil dari *training* model meliputi *accuracy*, loss, validasi loss, dan validasi akurasi. Dalam hasil training model tersebut menunjukkan peningkatan atau penurunan dengan skala kecil.

```

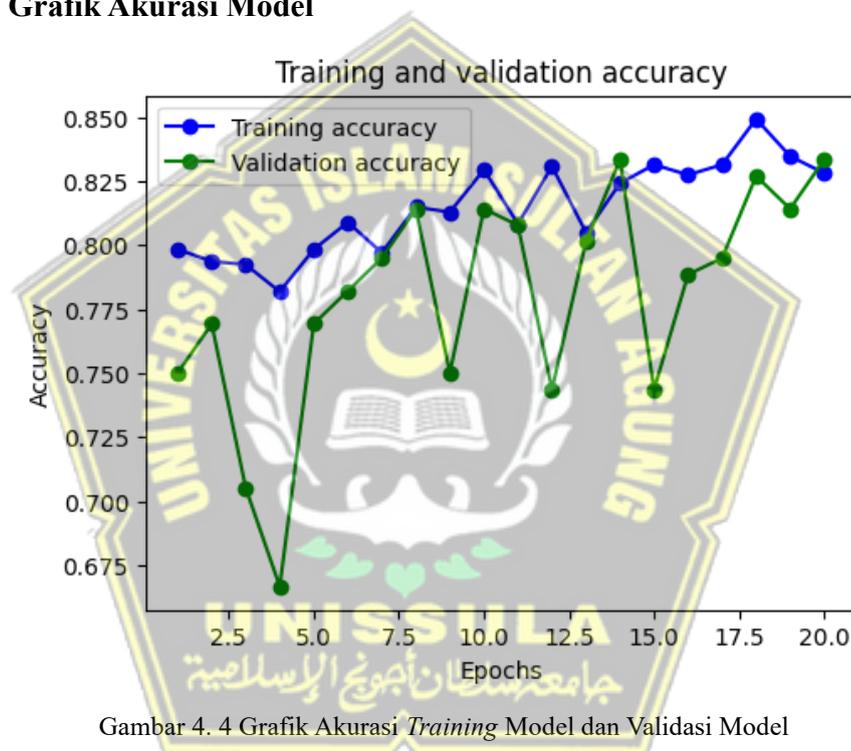
5/5 [=====] - 35s 7s/step - loss: 0.4004 - accuracy: 0.8333
Akurasi pada data validasi: 83.33%
48/48 [=====] - 350s 7s/step - loss: 0.3197 - accuracy: 0.8651
Akurasi pada data training: 86.51%

```

Gambar 4. 3 Hasil Akurasi Model

Mengacu dalam Gambar 4.3 menunjukkan hasil akurasi pada data *training* model sebesar 86,51% dengan loss sebanyak 0.4004 dan hasil akurasi pada data validasi model sebesar 86.51% dengan loss sebanyak 0.3197.

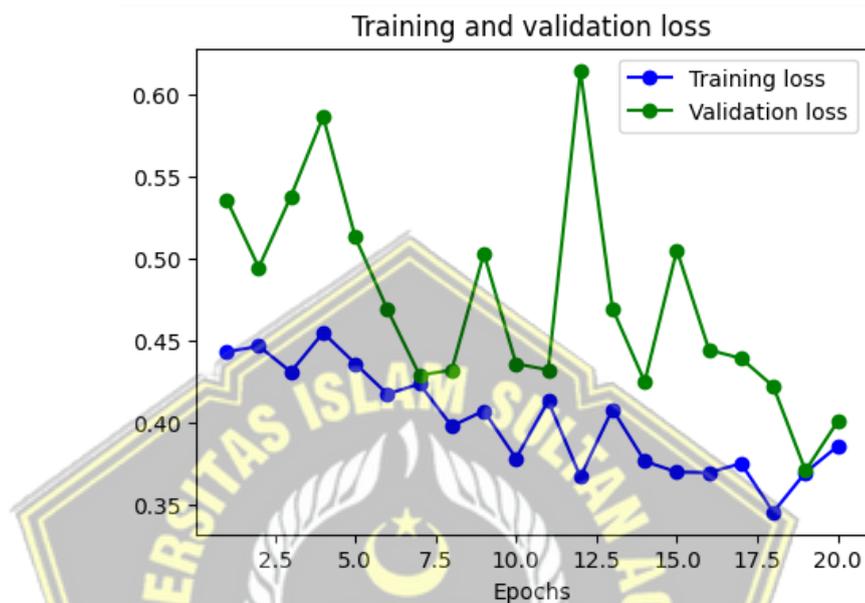
#### 4.1.3 Grafik Akurasi Model



Gambar 4. 4 Grafik Akurasi *Training* Model dan Validasi Model

Mengacu dalam Gambar 4.4 merupakan grafik akurasi *training* model dan validasi model. Garis dengan warna hijau merupakan hasil akurasi validasi model sedangkan garis dengan warna biru adalah hasil akurasi *training* model. Validasi mengacu pada proses mengevaluasi kinerja model menggunakan data yang tidak digunakan selama pelatihan yaitu data validasi. Data validasi digunakan untuk memantau model selama pelatihan dan membantu mendeteksi masalah seperti overfitting. Akurasi validasi adalah ukuran seberapa baik model dapat menggeneralisasi pengetahuan yang telah diperoleh dari data pelatihan ke data baru yang belum pernah

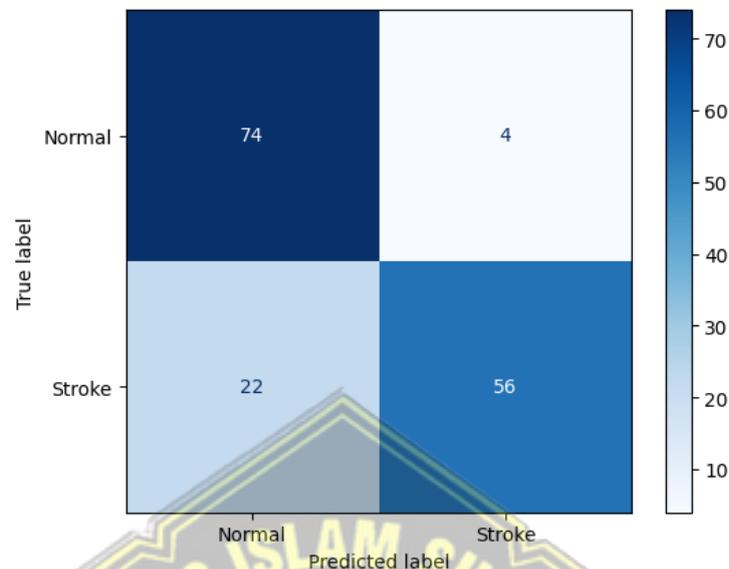
dilihat sebelumnya. Pada grafik tersebut menunjukkan bahwa akurasi *training* model dan validasi model cenderung meningkat di setiap epoch. Meski terjadi sedikit penurunan di beberapa epoch, peningkatan keseluruhan tetap terlihat.



Gambar 4. 5 Grafik Akurasi *Training Loss* dan Validasi Loss

Mengacu dalam Gambar 4.5 merupakan grafik akurasi *training loss* dan validasi loss. Garis dengan warna hijau merupakan hasil akurasi validasi loss sedangkan garis dengan warna biru adalah hasil akurasi training loss. Pada grafik tersebut menunjukkan bahwa akurasi *training loss* dan validasi loss cenderung menurun di setiap epoch. Meski terjadi peningkatan di beberapa epoch, secara rata rata mengalami penurunan.

#### 4.1.4 Confusion Matriks



Gambar 4. 6 *Confusion Matriks*

Mengacu dalam Gambar 4.6 merupakan *confusion matriks* dari hasil data yang telah di *testing* sebelumnya. Gambar tersebut menunjukkan bahwa terdapat 74 *true positif* (normal) dan 56 *true negative* (stroke). Sedangkan untuk nilai *false positif* sebanyak 4 dan nilai *false negative* sebanyak 22.

- TP: Memasukkan data normal dengan hasil prediksi normal.
- FP: Memasukkan data normal dengan hasil prediksi stroke.
- TN: Memasukkan data stroke dengan hasil prediksi stroke.
- FN: Memasukkan data stroke dengan hasil prediksi normal.

*Confusion matrix* ini menunjukkan bahwa model bekerja cukup baik, dengan jumlah prediksi benar untuk kedua kelas tetapi masih ada beberapa kesalahan yang perlu diperhatikan, terutama pada prediksi negatif palsu (FN) di mana model gagal mendeteksi beberapa kasus stroke.

Pembuatan *confusion matrix* dalam kode ini menggunakan dataset validasi. Hal ini dibuktikan pada baris pertama, di mana prediksi dilakukan pada data yang berasal dari ``val_generator``, yang merupakan generator data validasi. ``val_generator`` berisi data yang biasanya digunakan untuk validasi model selama atau setelah pelatihan, bukan data testing."

Perhitungan *confusion matrix* berfungsi untuk memperoleh nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1 score* untuk menemukan konfigurasi terbaik dalam mengklasifikasikan penyakit stroke.

Tabel 4. 1 Tabel *Confusion Matriks*

Confusion Matriks	Perhitungan	Hasil
Accuracy	$\frac{74 + 56}{74 + 56 + 4 + 22} \times 100\%$	83.3%
Precision	$\frac{74}{74 + 4} \times 100\%$	94.9%
Recall	$\frac{74}{74 + 22} \times 100\%$	77.1%
F1-Score	$\frac{2 \times 0.949 \times 0.771}{0.949 + 0.771} \times 100\%$	84.9%

Berdasarkan perhitungan tersebut, dapat disimpulkan bahwa model mempunyai kinerja yang baik dengan akurasi 83.3%, precision 94.9%, recall 77.1%, dan F1-score 84.9%. Nilai-nilai ini menunjukkan bahwa model cukup efektif dalam mengklasifikasikan data dengan benar, meskipun ada beberapa kesalahan dalam identifikasi positif dan negatif.

#### 4.1.5 Link Streamlit

Langkah pertama untuk mengakses aplikasi web yang telah dibuat adalah dengan menrunning streamlite seperti yang tertera dalam Gambar 4.7. Kemudian membuka link streamlit yang dihasilkan setelah menyelesaikan proses deployment. Link streamlit dan kode yang tertera dalam Gambar 4.8.

```

✓ 13s ! pip install streamlit
Collecting streamlit
  Downloading streamlit-1.36.0-py2.py3-none-any.whl (8.6 MB)
    8.6/8.6 MB 13.8 MB/s eta 0:00:00
Requirement already satisfied: altair<6,>=4.0 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from streamlit) (4.2.2)
Requirement already satisfied: blinker<2,>=1.0.0 in /usr/lib/python3/dist-packages (from streamlit) (1.4)
Requirement already satisfied: cachetools<6,>=4.0 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from streamlit) (5.4.0)
Requirement already satisfied: click<9,>=7.0 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from streamlit) (8.1.7)
Requirement already satisfied: numpy<3,>=1.20 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from streamlit) (1.25.2)
Requirement already satisfied: packaging<25,>=20 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from streamlit) (24.1)
Requirement already satisfied: pandas<3,>=1.3.0 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from streamlit) (2.0.3)
Requirement already satisfied: pillow<11,>=7.1.0 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from streamlit) (9.4.0)
Requirement already satisfied: protobuf<6,>=3.20 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from streamlit) (3.20.3)
Requirement already satisfied: pyarrow>=7.0 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from streamlit) (14.0.2)
Requirement already satisfied: requests<3,>=2.27 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from streamlit) (2.31.0)
Requirement already satisfied: rich<14,>=10.14.0 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from streamlit) (13.7.1)
Requirement already satisfied: tenacity<9,>=8.1.0 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from streamlit) (8.5.0)
Requirement already satisfied: toml<2,>=0.10.1 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from streamlit) (0.10.2)

```

Gambar 4.7 Running Streamlite

Install *framework* streamlite yang akan diterapkan untuk *deployment* atau membangun sistem dengan basis web.

```

[3] ! wget -q -O - - ipv4.icanhazip.com
35.247.87.133
! streamlit run /content/drive/MyDrive/Hasil_Tugas_Akhir/app.py & npx localtunnel --port 8501
...
Collecting usage statistics. To deactivate, set browser.gatherUsageStats to false.

You can now view your Streamlit app in your browser.

Local URL: http://localhost:8501
Network URL: http://172.28.0.12:8501
External URL: http://35.247.87.133:8501

your url is: https://new-clouds-marry.loca.lt
/root/.npm/_npx/75ac80b86e83d4a2/node_modules/localtunnel/bin/lt.js:81

```

Gambar 4.8 Link Streamlite dan Kode Localtunnel

Pada gambar 4.8 terdapat IP “35.247.87.133” yang merupakan kode localtunnel dan <https://new-clouds-marry.loca.lt> merupakan link streamlite. Perintah `wget -q -O - ipv4.icanhazip.com` digunakan untuk mendapatkan alamat IP publik dari perangkat yang menjalankan perintah tersebut. `wget` adalah alat *command line* untuk mengunduh file dari web. Opsi ‘-q’ menjalankan `wget` dalam quiet mode dan menyembunyikan outputnya. Opsi ‘-O-’ mengarahkan output ke layar (stdout) alih-alih menyimpannya ke file. Dalam konteks ini, output alamat IP publik perangkat akan langsung ditampilkan di terminal. URL

`ip4.icanhazip.com` digunakan untuk memperoleh alamat IP publik dari perangkat yang menjalankan perintah ini.

Perintah `!streamlit run /content/drive/MyDrive/Hasil_Tugas_Akhir/app.py`` digunakan untuk menjalankan aplikasi streamlite yang berada pada jalur `‘/content/drive/MyDrive/Hasil_Tugas_Akhir/app.py’`, opsi ``&`` digunakan untuk menjalankan kode ini dilayar belakang. Sedangkan opsi ``npx localtunnel --port 8501`` digunakan untuk membuat terowongan ke port 8501 menggunakan localtunnel.

Setelah *user* mendapatkan link tersebut Langkah selanjutnya yaitu memasukkan IP localtunnel yang tertera dalam Gambar 4.9.

You are about to visit:  
new-clouds-marry.loca.lt

This website is served for free via a localtunnel.

You should only visit this website if you trust whoever sent this link to you.

Be careful about giving up personal or financial details such as passwords, credit cards, phone numbers, emails, etc. Phishing pages often look similar to pages of known banks, social networks, email portals or other trusted institutions in order to acquire personal information such as usernames, passwords or credit card details.

**Please proceed with caution.**

To access the website, please enter the tunnel password below.

If you don't know what it is, please ask whoever you got this link from.

Tunnel Password:

[Click to Submit](#)

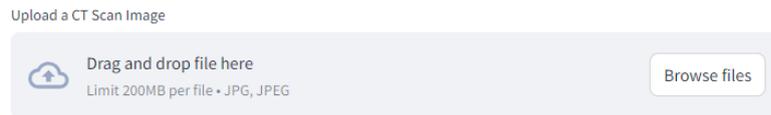
Gambar 4. 9 Input IP Localtunnel

Mengacu dalam Gambar 4.9 pada halaman pada localtunnel memasukan IP ke tunnel password. Click to submit untuk masuk ke halaman dashboard.

#### 4.1.6 Dashboard Streamlite

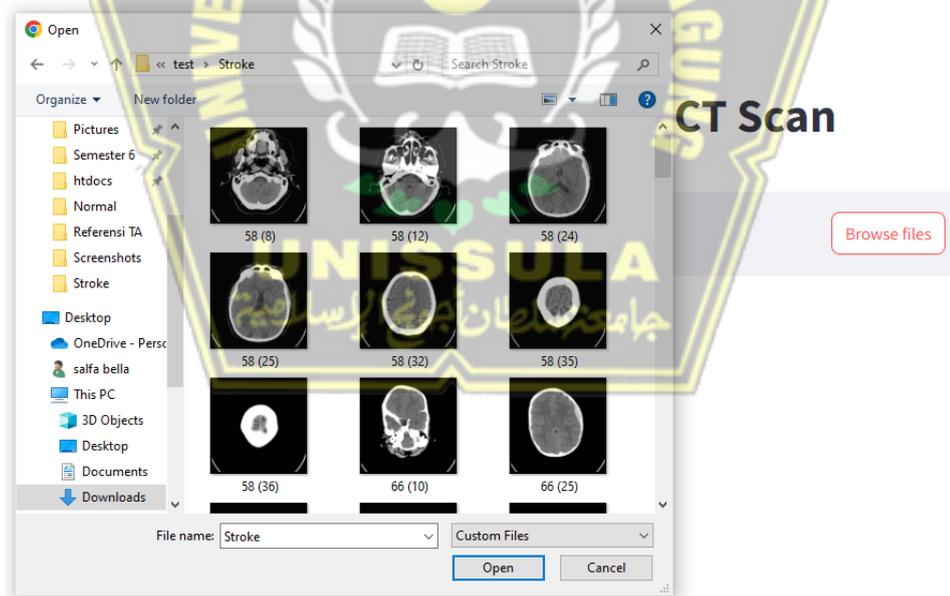
Pada gambar 4.10 merupakan tampilan dashboard Ketika user men-submit IP localtunnel.

### Stroke Detection from CT Scan



Gambar 4. 10 Dashboard Streamlite

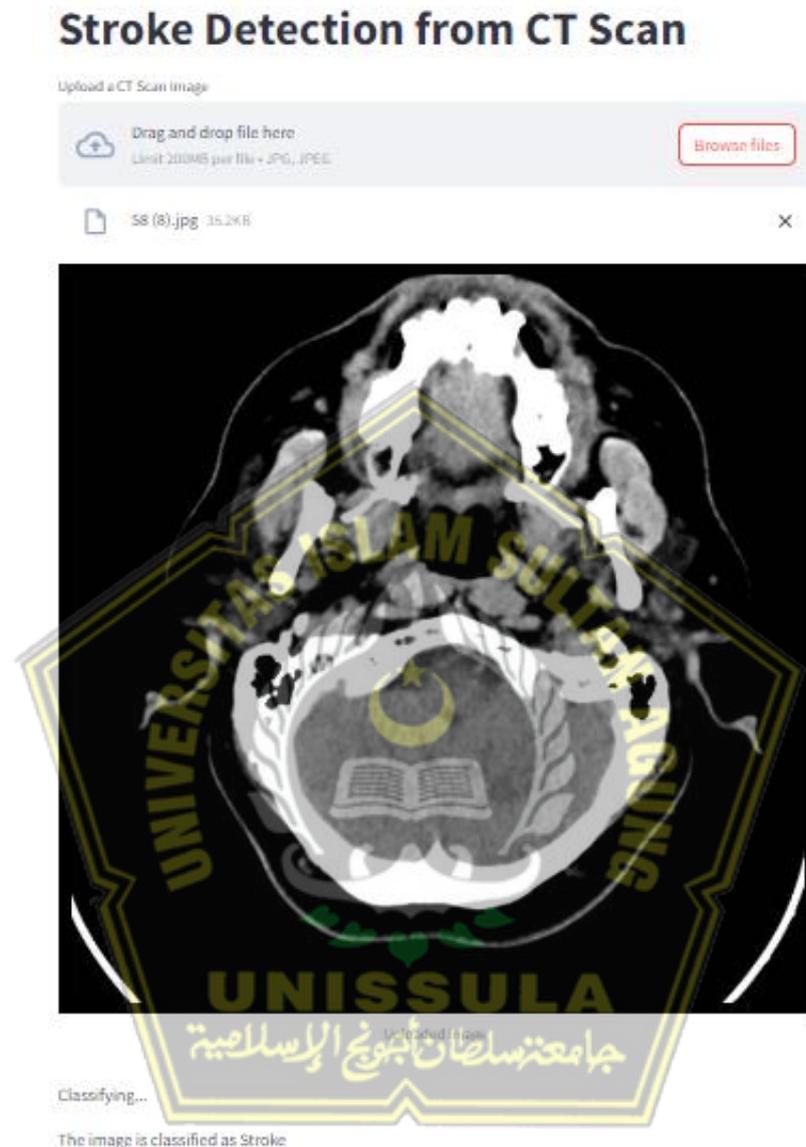
Halaman sistem untuk klasifikasi penyakit stroke menggunakan platform Streamlit. Pada halaman ini, user dapat melihat antarmuka yang interaktif. Terdapat tombol '*Browse Files*' yang memudahkan user untuk memilih dan mengunggah file yang disimpan di perangkat mereka, sehingga analisis lebih lanjut dapat dilakukan.



Gambar 4. 11 Mengupload citra

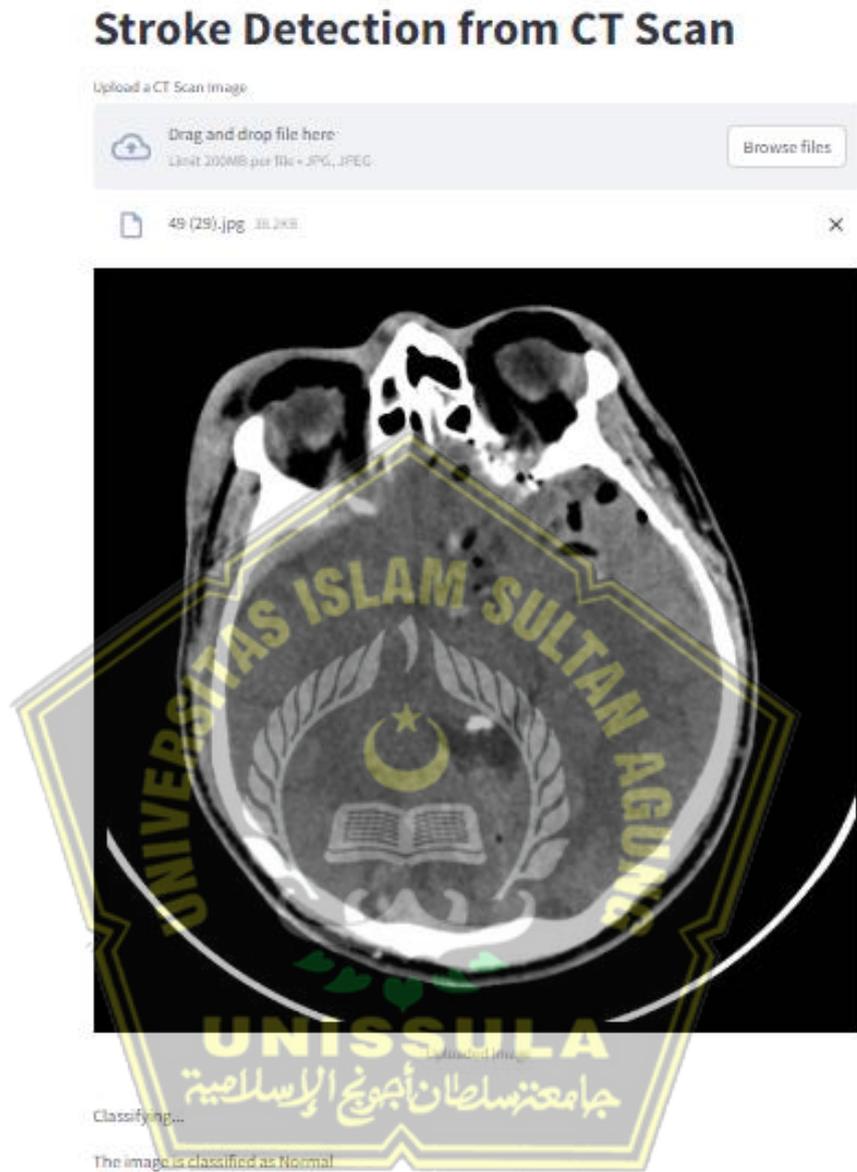
Pada gambar 4.11, user dapat memilih citra yang akan diprediksi secara manual yang datanya telah tersimpan di perangkat komputer. Dengan demikian user memiliki kontrol penuh terhadap citra yang akan diuji.

#### 4.1.7 Hasil Prediksi



Gambar 4. 12 Hasil Prediksi Stroke

Setelah memilih citra, proses prediksi akan dilakukan yang ditunjukkan pada gambar 4.12 dan akan menampilkan hasil prediksi CT scan otak yaitu stroke. Citra yang telah dipilih akan diunggah dan ditampilkan di bagian bawah, lengkap dengan nama file citra tersebut. Di bawah citra, hasil prediksi akan ditampilkan dan menunjukkan apakah citra tersebut diklasifikasikan sebagai stroke atau normal.



Gambar 4. 13 Hasil Prediksi Normal

Pada gambar 4.13 menunjukkan hasil prediksi CT scan otak yaitu normal. Ini berarti sistem mendeteksi tidak adanya indikasi stroke dalam gambar tersebut.

## Stroke Detection from CT Scan

Upload a CT Scan Image



Drag and drop file here.

Limit 20MB per file • JPG, JPEG

Browse files



58 (36).jpg 10.9KB

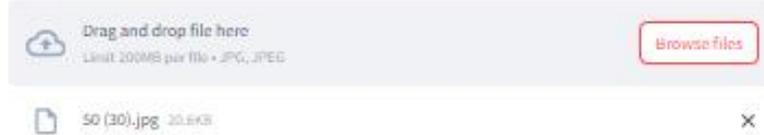


Gambar 4. 14 Hasil Prediksi Stroke (2)

Pada gambar 4.14 menunjukkan hasil prediksi CT scan otak yaitu stroke menggunakan citra yang berbeda dari sebelumnya. Ini berarti sistem mendeteksi adanya indikasi stroke dalam gambar tersebut.

## Stroke Detection from CT Scan

Upload a CT Scan Image:



Gambar 4. 15 Hasil Prediksi Normal (2)

Pada gambar 4.15 menunjukkan hasil prediksi CT scan otak yaitu normal menggunakan citra yang berbeda dari sebelumnya. Ini berarti sistem mendeteksi tidak adanya indikasi stroke dalam gambar tersebut.

## BAB V

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

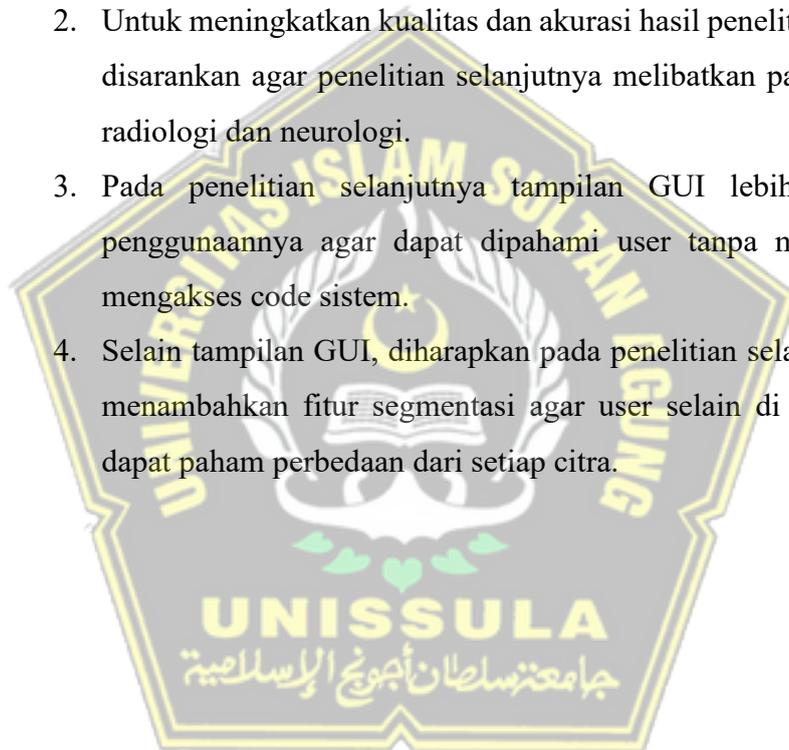
Menurut hasil analisis penelitian yang telah dilaksanakan, dapat dinyatakan bahwa penggunaan algoritma *convolutional neural network*, khususnya menggunakan model arsitektur *ResNet-50*, memberikan hasil yang cukup baik dalam hal akurasi. Algoritma ini menunjukkan kemampuan yang sangat baik dalam mengklasifikasikan kondisi normal dan stroke pada dataset yang digunakan. Dengan memanfaatkan keunggulan dari *ResNet-50* penelitian ini berhasil mencapai tingkat akurasi yang cukup tinggi, sehingga menunjukkan potensi besar dari metode ini dalam aplikasi medis terutama dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan kasus stroke. Hal ini mengindikasikan bahwa teknologi *deep learning*, seperti *convolutional neural network* menggunakan arsitektur *ResNet-50*, dapat menjadi alat yang sangat berharga dalam upaya diagnosis dini dan penanganan stroke.

Penelitian ini menunjukkan bahwa model yang dihasilkan memiliki performa yang baik, dengan tingkat akurasi pada tahap pelatihan sebesar 86,51%. Berdasarkan *confusion matrix*, penelitian ini mencatat akurasi sebesar 83,3%, *precision* sebesar 94,4%, *recall* sebesar 77,1%, dan *f1-score* sebesar 84,9%. Dengan demikian, metode CNN yang menggunakan arsitektur *ResNet-50* terbukti mampu melakukan klasifikasi penyakit stroke dengan baik, memberikan kontribusi besar dalam diagnosis medis yang berbasis kecerdasan buatan.

## 5.2 Saran

Menurut penelitian yang sudah ada, penulis memberi saran untuk penelitian selanjutnya adalah :

1. Berdasarkan hasil penelitian ini, sistem menunjukkan akurasi pengujian sebesar 86,51%. Dengan demikian, diharapkan penelitian mendatang dapat melakukan perubahan terhadap penelitian yang sudah ada serta melatih data menggunakan model arsitektur yang dapat mencapai tingkat akurasi yang lebih tinggi.
2. Untuk meningkatkan kualitas dan akurasi hasil penelitian ini, sangat disarankan agar penelitian selanjutnya melibatkan pakar di bidang radiologi dan neurologi.
3. Pada penelitian selanjutnya tampilan GUI lebih dipermudah penggunaannya agar dapat dipahami user tanpa membuka atau mengakses code sistem.
4. Selain tampilan GUI, diharapkan pada penelitian selanjutnya dapat menambahkan fitur segmentasi agar user selain di bidang medis dapat paham perbedaan dari setiap citra.



## DAFTAR PUSTAKA

- Ali, N. H. *dkk.* (2023) “Brain cone beam computed tomography image analysis using ResNet50 for collateral circulation classification,” *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 13(5), hal. 5843–5852. doi: 10.11591/ijece.v13i5.pp5843-5852.
- Berliani, T., Rahardja, E. dan Septiana, L. (2023) “Perbandingan Kemampuan Klasifikasi Citra X-ray Paru-paru menggunakan Transfer Learning ResNet-50 dan VGG-16,” *Journal of Medicine and Health*, 5(2), hal. 123–135. doi: 10.28932/jmh.v5i2.6116.
- Eshmawi, A. A. *dkk.* (2022) “An Ensemble of Deep Learning Enabled Brain Stroke Classification Model in Magnetic Resonance Images,” *Journal of Healthcare Engineering*, 2022. doi: 10.1155/2022/7815434.
- Fadhila Tangguh Admojo dan Waluyo Poetro, B. S. (2023) “Comparative Study on the Performance of the Bagging Algorithm in the Breast Cancer Dataset,” *International Journal of Artificial Intelligence in Medical Issues*, 1(1), hal. 36–44. doi: 10.56705/ijaimi.v1i1.87.
- Glorianismus, F. Y. *dkk.* (2023) “OPTIMALISASI CITRA CT SCAN KEPALA PADA KASUS STROKE NON HEMOREGIK DENGAN VARIASI SLICE THICKNESS DAN INTERVAL RECONSTRUCTION DI RS X DENPASAR,” *Jurnal Ilmiah Multi Disiplin Indonesia*, 1(9), hal. 1278–1285.
- Grampurohit, S. *dkk.* (2020) “Brain Tumor Detection Using Deep Learning Models,” *Proceedings - 2020 IEEE India Council International Subsections Conference, INDISCON 2020*, hal. 129–134. doi: 10.1109/INDISCON50162.2020.00037.
- Gunawan, D. dan Setiawan, H. (2022) “Convolutional Neural Network dalam Citra Medis,” *KONSTELASI: Konvergensi Teknologi dan Sistem Informasi*, 2(2), hal. 376–390. doi: 10.24002/konstelasi.v2i2.5367.
- Han, W. *dkk.* (2020) “ContextNet: Improving convolutional neural networks for automatic speech recognition with global context,” *Proceedings of the Annual Conference of the International Speech Communication Association*,

- INTERSPEECH*, 2020-Octob(1), hal. 3610–3614. doi: 10.21437/Interspeech.2020-2059.
- Jang, S. *dkk.* (2020) “Deep Learning–based Automatic Detection Algorithm for Reducing Overlooked Lung Cancers on Chest Radiographs,” *Radiology*, 296(3), hal. 652–661. doi: 10.1148/radiol.2020200165.
- Jung, H. (2021) “Basic Physical Principles and Clinical Applications of Computed Tomography,” *Progress in Medical Physics*, 32(1), hal. 1–17. doi: 10.14316/pmp.2021.32.1.1.
- Khesya, N. (2021) “MENGENAL FLOWCHART DAN PSEUDOCODE DALAM ALGORITMA DAN PEMROGRAMAN,” *Osf.Io*.
- Kholifah, U. *dkk.* (2023) “Indonesian Journal of Health Information Management (IJHIM ) Vol . 3 No . 3 ( 2023 ), 1 Hubungan Kelengkapan Informasi Penunjang CT Scan dengan Keakuratan Kode Diagnosis Cerebral Infarction Pada Pasien BPJS Di Rumah Sakit Umum Daerah Kabupaten Temanggung,” 3(3), hal. 1–7.
- Maskuri, M. N. *dkk.* (2022) “Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Memprediksi Penyakit Stroke,” *Jurnal Ilmiah Intech : Information Technology Journal of UMUS*, 4(1), hal. 130–140.
- Niswati, Z. *dkk.* (2021) “Perbandingan Arsitektur ResNet50 dan ResNet101 dalam Klasifikasi Kanker Serviks pada Citra Pap Smear,” *Faktor Exacta*, 14(3), hal. 160. doi: 10.30998/faktorexacta.v14i3.10010.
- Nugraha, G. S., Darmawan, M. I. dan Dwiyanaputra, R. (2023) “Comparison of CNN’s Architecture GoogleNet, AlexNet, VGG-16, Lenet -5, Resnet-50 in Arabic Handwriting Pattern Recognition,” doi: 10.22219/kinetik.v8i2.1667.
- Pan, J. *dkk.* (2021) “Detecting the Early Infarct Core on Non-Contrast CT Images with a Deep Learning Residual Network,” *Journal of Stroke and Cerebrovascular Diseases*, 30(6), hal. 105752. doi: 10.1016/j.jstrokecerebrovasdis.2021.105752.
- Phipps, M. S. dan Cronin, C. A. (2020) “Management of acute ischemic stroke,” *The BMJ*, 368. doi: 10.1136/bmj.l6983.
- Rahmawati, I. dan Palupi, L. M. (2020) “Deteksi Dini Gejala Stroke Sebagai Bagian

- Dari Program Bina Keluarga Lansia Di Kabupaten Malang,” *Link*, 16(1), hal. 54–58. doi: 10.31983/link.v16i1.5669.
- Rao, B. N. *dkk.* (2022) “Deep Transfer Learning for Automatic Prediction of Hemorrhagic Stroke on CT Images,” *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2022. doi: 10.1155/2022/3560507.
- Rhamadani, M. N. F., Rahmawati, I. dan Pratiwi, R. M. (2021) “ASUHAN KEPERAWATAN DENGAN MASALAH GANGGUAN MOBILITAS FISIK PADA PASIEN STROKE ISKEMIK,” *Journal of Chemical Information and Modeling*, 53(February), hal. 2021.
- Sahaai, M. B. *dkk.* (2022) “ResNet-50 based deep neural network using transfer learning for brain tumor classification,” *AIP Conference Proceedings*, 2463(December). doi: 10.1063/5.0082328.
- Sheth, S. A. *dkk.* (2022) “Machine learning and acute stroke imaging,” *Journal of NeuroInterventional Surgery*, 15(2), hal. 195–199. doi: 10.1136/neurintsurg-2021-018142.
- Suara, E. dan Retnaningsih, D. (2023) “Optimalisasi Discharge Planning Stroke Di Rumah Sakit,” *Jurnal Implementasi Pengabdian Masyarakat Kesehatan(JIPMK)*, 5, hal. 30–35.
- Suprihanto, S. *dkk.* (2022) “Analisis Kinerja ResNet-50 dalam Klasifikasi Penyakit pada Daun Kopi Robusta,” *Jurnal Informatika*, 9(2), hal. 116–122. doi: 10.31294/inf.v9i1.13049.
- Suryaningsi, D. (2022) “EVALUASI EFEKTIFITAS PENERAPAN INTEGRATED CLINICAL PATHWAY TERHADAP PATIENT HEALTH OUTCOMES,” *Journal of Economic Perspectives*, 2(1), hal. 1–4.
- Tang, M. *dkk.* (2022) “Risk Factors of Ischemic Stroke in Young Adults: A Chinese Single-Center Study,” *Frontiers in Neurology*, 13(May), hal. 1–8. doi: 10.3389/fneur.2022.874770.
- Venketasubramanian, N., Yudiarto, F. L. dan Tugasworo, D. (2022) “Stroke Burden and Stroke Services in Indonesia,” *Cerebrovascular Diseases Extra*, 12(1), hal. 53–57. doi: 10.1159/000524161.