

**KLASIFIKASI PENYAKIT ALZHEIMER PADA CITRA *MRI***  
**MENGGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL***  
***NETWORK - SUPPORT VECTOR MACHINE***

**SKRIPSI**

**GRACE STEFANY SIAGIAN**

**201402146**



**PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI**  
**FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI**  
**UNIVERSITAS SUMATERA UTARA**

**2025**

**KLASIFIKASI PENYAKIT ALZHEIMER PADA CITRA *MRI***  
**MENGGUNAKAN METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL***  
***NETWORK - SUPPORT VECTOR MACHINE***

**SKRIPSI**

Diajukan untuk melengkapi tugas dan memenuhi syarat memperoleh ijazah  
Sarjana Teknologi Informasi

**GRACE STEFANY SIAGIAN**

**201402146**



**PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI**  
**FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI**  
**UNIVERSITAS SUMATERA UTARA**

**2025**

## PERSETUJUAN

Judul : Klasifikasi Penyakit Alzheimer pada Citra *MRI*  
Menggunakan Metode Convolutional Neural  
Network-Support Vector Machine (*CNN-SVM*).  
Kategori : Skripsi  
Nama Mahasiswa : Grace Stefany Siagian  
Nomor Induk Mahasiswa : 201402146  
Program Studi : Sarjana (S-1) Teknologi Informasi  
Fakultas : Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi

Medan, 10 Januari 2025

Komisi Pembimbing:

Pembimbing 2,

Rosy Nurhasanah S.Kom., M.Kom  
NIP. 198707012019032016

Pembimbing 1,

Dedy Arisandi, S.T., M.Kom  
NIP. 197908312009121002

Diketahui/disetujui oleh

Program Studi S1 Teknologi Informasi

Dedy Arisandi, S.T., M.Kom  
NIP. 197908312009121002


**PERNYATAAN**

KLASIFIKASI PENYAKIT ALZHEIMER PADA CITRA *MRI* MENGGUNAKAN  
METODE *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK – SUPPORT*  
*VECTOR MACHINE*

**SKRIPSI**

Saya mengakui bahwa skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing telah disebutkan sumbernya.

Medan, 10 Januari 2025

  
Grace Stefany Siagian  
NIM. 201402146





## UCAPAN TERIMA KASIH

Puji dan Syukur saya panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa, yang senantiasa memberikan berkat, rahmat, dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer dari Program Studi S1 Teknologi Informasi, Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Sumatera Utara.

Penulis telah banyak menerima bimbingan, dukungan, bantuan, serta doa dari berbagai pihak dalam proses menyelesaikan penulisan tugas akhir ini. Pada kesempatan ini, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Keluarga penulis, Bapak J. Siagian dan Mama R. Manjorang selaku orang tua penulis yang telah mendidik dan membesarkan penulis, selalu memberikan semangat dan doa terbaik untuk penulis, begitu juga dengan abang penulis Sanderson, Valentino, Jefry dan kakak penulis Elfrida serta keponakan Jeanne yang senantiasa memberikan doa dan dukungan dalam setiap kondisi.
2. Bapak Prof. Dr. Muryanto Amin, S.Sos., M.Si., selaku Rektor Universitas Sumatera Utara.
3. Ibu Dr. Maya Silvi Lydia, B.Sc., M.Sc. selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
4. Bapak Dedy Arisandi S.T., M.Kom. selaku Dosen Pembimbing 1 dan Ketua Program Studi S1 Teknologi Informasi yang telah banyak membimbing dan mengarahkan, serta memberikan saran pada penulis dalam proses pengerjaan skripsi ini.
5. Ibu Rossy Nurhasanah S.Kom., M.Kom. selaku Dosen Pembimbing 2 yang juga sangat banyak membantu penulis dalam membimbing serta memberi saran dan arahan dalam proses pengerjaan skripsi.
6. Bapak Ivan Jaya S.Si., M.Kom selaku Dosen Penguji 1.
7. Ibu Annisa Fadhilah Pulungan S.Kom., M.Kom selaku Dosen Penguji 2
8. Seluruh Dosen Program Studi S1 Teknologi Informasi Sumatera Utara yang telah mengajar dan memberikan ilmu yang berguna selama masa perkuliahan penulis.

9. Seluruh *Staff* dan Pegawai Fasilkom-TI Universitas Sumatera Utara yang telah membantu segala urusan administrasi selama masa perkuliahan dan menyelesaikan skripsi penulis.
10. Teman – teman penulis Taridapasu Simamora, Angelin Tampubolon, May raflin, Lasma, Yericho, Kelvin, Felix, Stephani, June, dan masih banyak lagi yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu.

Medan, 10 Januari 2025

Penulis

Grace Stefany Siagian

201402146



**KLASIFIKASI PENYAKIT ALZHEIMER PADA CITRA MRI  
MENGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL  
NETWORK - SUPPORT VECTOR MACHINE**

**ABSTRAK**

Penyakit Alzheimer merupakan gangguan neurodegeneratif progresif yang mempengaruhi jutaan orang di seluruh dunia. Penyakit ini ditandai dengan penurunan fungsi kognitif dan memori yang signifikan, yang berdampak besar pada kualitas hidup penderita dan keluarganya. Diagnosis dini dan akurat sangat penting untuk penanganan yang tepat, namun proses diagnosis manual membutuhkan waktu dan keahlian khusus. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi otomatis penyakit Alzheimer menggunakan citra *Magnetic Resonance Imaging (MRI)* dengan mengkombinasikan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dan *Support Vector Machine (SVM)*. Metodologi yang digunakan adalah pengembangan sistem berbasis web dengan arsitektur hybrid, di mana *CNN* diimplementasikan untuk ekstraksi fitur dari citra *MRI* otak, sementara *SVM* digunakan sebagai *classifier* untuk mengklasifikasi ada tidaknya penyakit Alzheimer. Dataset yang digunakan terdiri dari 118 citra *MRI* otak yang diambil dari Rumah Sakit Santa Elisabeth Medan. Proses pengembangan sistem meliputi tahap *preprocessing* citra, ekstraksi fitur menggunakan *CNN*, klasifikasi menggunakan *SVM*, dan evaluasi performa sistem. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan mampu mengklasifikasi penyakit Alzheimer dengan performa yang sangat baik, mencapai nilai *precision* 94,3%, *recall* 96,3%, *f1-score* 95%, dan *accuracy* 92%. Tingginya nilai *metrics* ini mengindikasikan bahwa kombinasi *CNN-SVM* efektif dalam mendeteksi karakteristik penyakit Alzheimer dari citra *MRI*.

**Kata kunci:** Alzheimer, Klasifikasi Penyakit, Pengolahan Citra, Kecerdasan Buatan, *Deep Learning*, *Hybrid CNN-SVM*

# CLASSIFICATION OF ALZHEIMER'S DISEASE IN MRI IMAGES USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK - SUPPORT VECTOR MACHINE METHOD

## ABSTRACT

*Alzheimer's disease is a progressive neurodegenerative disorder that affects millions of people worldwide. It is characterized by a significant decline in cognitive function and memory, which has a major impact on the quality of life of sufferers and their families. Early and accurate diagnosis is essential for proper treatment, but the manual diagnosis process requires time and specialized skills. This research aims to develop an automatic classification system for Alzheimer's disease using Magnetic Resonance Imaging (MRI) images by combining Convolutional Neural Network (CNN) and Support Vector Machine (SVM) methods. The methodology used is web-based system development with hybrid architecture, where CNN is implemented for feature extraction from brain MRI images, while SVM is used as a classifier to classify the presence or absence of Alzheimer's disease. The dataset used consists of 118 brain MRI images taken from Santa Elisabeth Hospital Medan. The system development process includes image preprocessing, feature extraction using CNN, classification using SVM, and system performance evaluation. The test results show that the developed system is able to classify Alzheimer's disease with excellent performance, achieving a precision value of 94.3%, recall 96.3%, f1-score 95%, and accuracy 92%. The high value of these metrics indicates that the CNN-SVM combination is effective in detecting Alzheimer's disease characteristics from MRI images.*

**Keywords:** Alzheimer, Disease Classification, Image Processing, Artificial Intelligence, Deep Learning, Hybrid CNN-SVM.



## DAFTAR ISI

<b>PERSETUJUAN</b>	<b>iv</b>
<b>PERNYATAAN</b>	<b>v</b>
<b>UCAPAN TERIMA KASIH</b>	<b>vi</b>
<b>ABSTRAK</b>	<b>viii</b>
<b>DAFTAR ISI</b>	<b>x</b>
<b>DAFTAR GAMBAR</b>	<b>xiii</b>
<b>DAFTAR TABEL</b>	<b>xiii</b>
<b>BAB 1 PENDAHULUAN</b>	<b>1</b>
1.1 Latar belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Batasan Masalah	4
1.5 Manfaat Penelitian	5
1.6 Metodologi Penelitian	5
<b>BAB 2 LANDASAN TEORI</b>	<b>7</b>
2.1 Penyakit Alzheimer	7
2.1.1 Penyebab	8
2.1.2 Faktor Pemicu	8
2.1.3 Tingkat Keparahan Penyakit	9
2.2 Flask	11
2.3 Image Processing	11
2.4 Magnetic Resonance Imaging (MRI)	12
2.5 Convolutional Neural Network (CNN)	12
2.6 Support Vector Machine (SVM)	13
2.7 Model Hybrid CNN-SVM	14
2.8 Confusion Matrix	15

2.8.1	Accuracy	16
2.8.2	Precision	16
2.8.3	Sensitivity	16
2.8.4	Specifity	16
2.8.5	Accuracy	16
2.9	Penelitian Terdahulu	17
2.10	Perbedaan dengan Penelitian Terdahulu	21
<b>BAB 3 ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM</b>		<b>22</b>
3.1	Dataset	22
3.2	Analisis Sistem	23
3.3	Image Pre-Processing	24
3.4	Split Dataset	28
3.5	Image Classification	29
3.6	Learned Model	32
3.7	Best model	32
3.8	Output	32
3.9	Perancangan Antarmuka Sistem	33
<b>BAB 4 IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM</b>		<b>35</b>
4.1	Implementasi Sistem	35
4.1.1	Perangkat Keras	35
4.1.2	Perangkat Lunak	35
4.2	Implementasi Data	36
4.3	Pelatihan Sistem	38
4.4	Implementasi Perancangan Interface	40
4.4.1	Tampilan Utama	40
4.4.2	Tampilan upload gambar	41
4.4.3	Tampilan hasil klasifikasi	41
4.5	Prosedur Operasional	42
4.6	Pengujian Sistem	43
4.7	Validasi dengan Pakar	56

<b>BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN</b>	<b>58</b>
5.1 Kesimpulan	58
5.2 Saran	58
<b>DAFTAR PUSTAKA</b>	<b>59</b>



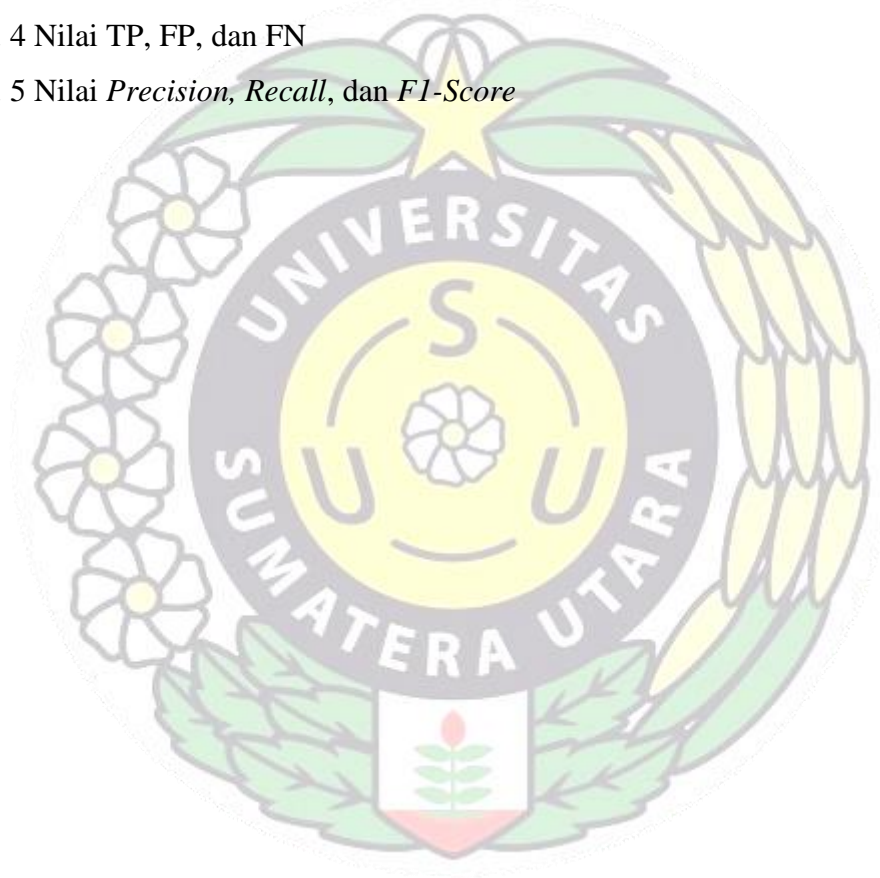
## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Contoh Citra <i>MRI</i>	8
Gambar 2. 2 Gambaran Otak Normal dan Alzheimer	9
Gambar 2. 3 Model lapisan <i>CNN</i> (Rafly Alwanda et al., 2020)	12
Gambar 2. 4 Hybrid Model <i>CNN-SVM</i> (Khairandish et al., 2022)	14
Gambar 2. 5 Confusion Matrix (Nugroho, 2019)	15
Gambar 3. 1 Arsitektur Umum	24
Gambar 3. 2 <i>Labelling Cognitive normal</i>	25
Gambar 3. 3 <i>Labelling Mild Cognitive Impairment</i>	25
Gambar 3. 4 <i>Labelling Alzheimer Disease</i>	26
Gambar 3. 5 Proses <i>Resizing</i>	26
Gambar 3. 6 Proses <i>Flip</i> dengan Horizontal	27
Gambar 3. 9 Antarmuka Sistem Halaman Home	33
Gambar 3. 10 Antarmuka Sistem Halaman <i>Upload</i>	34
Gambar 3. 11 Antarmuka Sistem Halaman Hasil	34
Gambar 4. 1 Dataset <i>Cognitive normal</i> yang digunakan	36
Gambar 4. 2 Dataset <i>Mild cognitive impairment</i> yang digunakan	37
Gambar 4. 3 Dataset <i>Alzheimer disease</i> yang Digunakan	37
Gambar 4. 4 Grafik Performa Hasil Accuracy dan Loss	39
Gambar 4. 5 Tampilan Utama	40
Gambar 4. 6 Tampilan <i>Upload</i> Gambar	41
Gambar 4. 7 Tampilan Hasil Klasifikasi	42
Gambar 4. 8 Validasi dengan Pakar	57



**DAFTAR TABEL**

Tabel 2. 1 Tabel Perbandingan Otak	10
Tabel 3. 1 Dataset yang digunakan	22
Tabel 3. 2 Jumlah Dataset yang digunakan	27
Tabel 4. 1 Hasil Pelatihan Sistem	38
Tabel 4. 2 Tuning Hypermeter	39
Tabel 4. 3 Hasil Pengujian Sistem	43
Tabel 4. 4 Nilai TP, FP, dan FN	54
Tabel 4. 5 Nilai <i>Precision</i> , <i>Recall</i> , dan <i>F1-Score</i>	56



## **BAB 1**

### **PENDAHULUAN**

#### **1.1 Latar belakang**

Demensia yang paling umum dijumpai adalah penyakit Alzheimer, suatu kondisi neurodegeneratif yang bersifat progresif. Penderita mengalami penurunan daya ingat yang parah sehingga tidak mampu melakukan kegiatan sehari-hari tanpa bantuan orang lain. Perlu dipahami bahwa kondisi ini bukanlah bagian normal dari proses penuaan, seperti yang sering keliru dipahami masyarakat (“Statistik Tentang Demensia,” 2019)

Dalam kasus-kasus demensia yang terdiagnosis, Alzheimer mendominasi dengan proporsi 60-80% (McDonald, 2024). Kondisi ini terjadi akibat kerusakan pada neuron-neuron di area otak yang mengatur fungsi kognitif, sehingga tidak dapat beroperasi sebagaimana mestinya. Dampak kerusakan ini meluas hingga mempengaruhi bagian otak yang mengendalikan fungsi-fungsi dasar tubuh, termasuk kemampuan mengingat dan bergerak.

Sebagai penyakit yang bersifat progresif, gejala-gejala demensia pada Alzheimer semakin memburuk seiring berjalannya waktu. Penderita awalnya menunjukkan gangguan memori ringan, namun pada tahap lanjut, mereka kehilangan kemampuan berkomunikasi dan merespons lingkungan sekitar. Data menunjukkan bahwa rata-rata penderita Alzheimer dapat bertahan hidup 4 hingga 8 tahun pasca diagnosis, meskipun dalam beberapa kasus dapat mencapai 20 tahun, bergantung pada berbagai faktor (Podcasy & Epperson, 2016).

Alzheimer telah mempengaruhi lebih dari 6 juta penduduk Amerika, dengan proyeksi peningkatan mencapai hampir 13 juta pada tahun 2050. Data menunjukkan bahwa sepertiga dari kematian lansia disebabkan oleh alzheimer atau demensia, dengan tingkat kematian yang melampaui gabungan kanker payudara dan prostat. Sementara di Indonesia, prediksi jumlah penderita alzheimer mencapai 1,2 juta orang pada 2026, dengan peningkatan signifikan menjadi 2 juta pada 2030 dan 4 juta pada 2050

(“Statistik Tentang Demensia,” 2019). Peningkatan ini dikaitkan dengan berbagai faktor, termasuk keterbatasan pemahaman tentang penyakit, minimnya sumber daya dan pelatihan untuk pengasuh, serta persepsi umum yang menganggap alzheimer sebagai konsekuensi alamiah dari penuaan (Rizal, 2023).

Belum ditemukan pengobatan yang dapat menyembuhkan demensia secara total hingga saat ini. Masih banyak aspek yang belum terungkap mengenai penyakit ini, khususnya terkait perubahan biologis yang mendasarinya dan variasi kecepatan perkembangan penyakit pada setiap individu. Mengingat dampaknya yang meluas, tidak hanya pada penderita tetapi juga lingkungan sekitarnya, deteksi dini menjadi crucial untuk perencanaan perawatan, pemenuhan kebutuhan medis, serta peningkatan kualitas hidup penderita dan keluarga (Minati et al., 2009).

*Magnetic Resonance Imaging (MRI)* adalah metode pemeriksaan menggunakan teknologi magnet dan gelombang radio untuk mengevaluasi organ tubuh. Teknologi ini menjadi salah satu pendekatan dalam klasifikasi alzheimer melalui pencitraan otak. Meskipun *MRI* mampu mendeteksi perubahan struktur otak sebagai indikator penyakit, proses klasifikasi manual masih memiliki keterbatasan waktu dan risiko kesalahan manusia. Untuk mengoptimalkan efisiensi dan akurasi, pengembangan sistem otomatis untuk klasifikasi alzheimer menjadi kebutuhan yang mendesak bagi tenaga medis dan pasien.

Metode *Convolutional Neural Network (CNN)* adalah metode yang mampu untuk mengelola dan menganalisis data yang besar dan kompleks serta mengambil bentuk gambar 2D sebagai masukan (Wirya, 2023). Hal ini menimbulkan banyak sekali pendekatan yang digunakan dalam menerapkan fitur yang dipelajari oleh *CNN* untuk pengenalan gambar umum seperti klasifikasi objek, segmentasi, hingga pengenalan wajah.

*Support Vector Machine (SVM)* adalah algoritma *supervised ML* yang mencakup linear dan non-linear data dan dapat digunakan untuk masalah klasifikasi atau regresi. *SVM* dengan karakteristik uniknya dalam mengekstraksi fitur, memiliki efisiensi dan kecepatan tinggi di antara algoritma lainnya. *SVM* juga banyak digunakan di dalam model *hybrid* seperti contohnya pada klasifikasi angka tulisan tangan (Niu & Suen, 2012).

Untuk arsitektur modelnya akan terdiri dari *Convolutional Layer*, *Fully Connected Layer*, dan *SVM Classifier Layer*. Model *hybrid CNN-SVM* diusulkan dimana *SVM* digunakan sebagai pengklasifikasi dan menggantikan lapisan *softmax* pada *CNN*. Selain itu, kombinasi metode ini memiliki potensi untuk mengurangi *overfitting*. Dengan demikian, penggunaan metode *hybrid CNN-SVM* menggabungkan keunggulan dari kedua model untuk menghasilkan sistem klasifikasi yang lebih kuat dan efektif, terutama dalam pemrosesan data kompleks dan berukuran besar (Wu et al., 2020).

Terdapat beberapa penelitian yang sudah menggunakan metode *CNN-SVM* ini, salah satunya adalah penelitian oleh (Khairandish et al., 2022) yang membahas tentang penggunaan metode *CNN-SVM* untuk mengklasifikasi tumor melalui citra *MRI* otak. Penelitian ini berhasil membuktikan bahwa model *hybrida* yang diusulkan ini lebih efektif dan lebih baik untuk klasifikasi dengan menghasilkan tingkat akurasi sebesar 98,4959%. Begitu juga pada penelitian oleh (Saleh et al., 2021) yaitu klasifikasi kanker jantung menggunakan metode *CNN-SVM*. Penelitian ini berhasil mengklasifikasi gambar CT-Scan paru untuk mengklasifikasi adanya kanker paru-paru dan dihasilkan akurasi sebesar 97,91%. Hal ini membuktikan bahwa algoritma ini sangat baik untuk digunakan dalam bidang kesehatan.

Menyadari meningkatnya jumlah pasien penyakit alzheimer dan pentingnya meningkatkan kualitas hidup mereka, maka penting untuk mengembangkan alat yang lebih efektif dan efisien untuk mendiagnosis penyakit alzheimer, hal ini penting bagi dunia medis untuk mengembangkan dan meningkatkan teknik diagnostik saat ini. Pada penelitian ini, peneliti akan menggunakan dataset yang berasal dari kaggle untuk digunakan pada saat *training* dan *validation*, dan data *testing* akan diambil dari Rumah Sakit Santa Elisabeth Medan yang telah divalidasi oleh dokter radiologi. Data tersebut berupa citra *MRI* kontras. *MRI* kontras akan sangat membantu petugas medis dalam menafsirkan gambar dan diagnosis, serta menjelaskan tingkat kerusakan yang terjadi. Penggunaan *MRI* dengan kontras akan memberikan diagnosis yang jauh lebih baik karena dapat menjangkau bagian-bagian otak tertentu dibandingkan dengan non-kontras. Kerusakan-kerusakan yang terjadi pada otak akan lebih terlihat jelas ketika menggunakan *MRI* kontras.

Dengan mempertimbangkan dataset yang dipakai, cara penerapan algoritma, serta analisis keunggulan dan kelemahan yang saling melengkapi dari tiap algoritma, peneliti memilih untuk mengambil judul “Klasifikasi Penyakit Alzheimer pada Citra



Magnetic Resonance Image Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network – Support Vector Machine (CNN-SVM)*”.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Penyakit Alzheimer merupakan gangguan neurodegeneratif progresif yang prevalensinya terus meningkat pada populasi lanjut usia secara global. Kompleksitas diagnosis dan pentingnya deteksi dini menjadi tantangan utama dalam penanganan penyakit ini. Meskipun pemeriksaan citra *MRI* otak telah menjadi salah satu metode diagnosis yang *reliable*, proses interpretasi manual membutuhkan waktu yang lama dan sangat bergantung pada keahlian tenaga medis. Hal ini dapat menyebabkan keterlambatan diagnosis dan penanganan yang optimal. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem klasifikasi otomatis berbasis citra *MRI* otak yang dapat membantu tenaga medis dalam mendeteksi dan mendiagnosis penyakit Alzheimer secara lebih cepat dan akurat. Pengembangan sistem ini diharapkan dapat mendukung diagnosis dini, mengoptimalkan penanganan pasien, serta meningkatkan kualitas hidup penderita Alzheimer dan keluarganya.

## **1.3 Tujuan Penelitian**

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengimplementasi dan menganalisis kinerja metode *CNN-SVM* pada aplikasi klasifikasi penyakit alzheimer pada citra *MRI*.

## **1.4 Batasan Masalah**

Penelitian ini diberikan beberapa batasan masalah agar penelitian tidak menyimpang dari tujuan yang telah ditentukan. Batasan-batasan yang disebut adalah :

1. Penelitian ini hanya mengidentifikasi penyakit alzheimer yang dapat dilihat dari citra *MRI* otak.
2. Data *Training* dan data *validation* citra *MRI* otak menggunakan data yang berasal dari kaggle. Sedangkan data *testing* diambil dari Rumah Sakit Elisabeth Medan.
3. Terdapat 3 kelas yang akan diklasifikasi yaitu *cognitive normal (CN)*, *mild cognitive impairment (MCI)*, dan *alzheimer disease (AD)*.
4. Keluaran yang dihasilkan berupa label hasil klasifikasi penyakit alzheimer melalui citra *MRI* otak.

## **1.5 Manfaat Penelitian**

Manfaat dari penelitian tersebut adalah :

1. Membantu tenaga medis, radiologi, dan dokter dalam mendiagnosis pasien yang terkena penyakit alzheimer pada citra *MRI* otak.
2. Mengetahui kinerja dari metode *hybrid CNN-SVM* dalam mengklasifikasi penyakit alzheimer menggunakan citra *MRI*.

## **1.6 Metodologi Penelitian**

Penelitian ini melakukan beberapa hal berikut:

### **1. Studi Literatur**

Pada studi literatur, peneliti mempelajari dan mengumpulkan informasi dan referensi terkait penelitian yang akan dilakukan, seperti *Image Processing*, metode *CNN-SVM*, penyakit Alzheimer yang bersumber dari jurnal, buku, skripsi, dan sumber referensi lainnya.

### **2. Analisis Permasalahan**

Pada tahap ini dilakukan analisis informasi dan referensi untuk memahami metode *CNN-SVM* yang akan digunakan dalam klasifikasi penyakit Alzheimer.

### **3. Perancangan Sistem**

Tahapan ini merupakan tahap perancangan sistem yaitu rancangan arsitektur umum, penentuan pengujian dan pelatihan dataset dan desain antarmuka hingga hasil akhir berdasarkan tahapan hasil dari analisis dan studi literatur sebelumnya.

### **4. Implementasi**

Tahap ini merupakan pengimplementasian dari rancangan sistem dimana setiap rancangan proses dibuat dalam bentuk kode program agar menjadi sistem yang sesuai dengan tujuan penelitian.

### **5. Pengujian Sistem**

Setelah rancangan sistem berhasil diimplementasikan, dilakukan pengujian sistem untuk memastikan sistem berfungsi dengan baik dan sesuai dengan kebutuhan penelitian ini.

## **6. Penyusunan Laporan**

Di tahap ini adalah tahapan peneliti menyusun laporan dan melakukan dokumentasi dari serangkaian proses pengerjaan penelitian untuk pemaparan hasil akhir dari penelitian ini.

## **7. Sistematika Penulisan**

Adapun proses penulisan skripsi terdapat lima bagian yaitu:

### **BAB 1 : PENDAHULUAN**

Bab satu memaparkan latar belakang, rumusan masalah, tujuan, batasan, manfaat, metodologi penelitian, dan sistematika penulisan.

### **BAB 2 : LANDASAN TEORI**

Bab dua berisi teori yang berhubungan dengan penyakit Alzheimer, *Magnetic Resonance Imaging*, pengolahan citra digital, Roboflow, *Convolutional Neural Network (CNN)*, dan *Support Vector Machine (SVM)* yang diterapkan pada penelitian ini.

### **BAB 3 : ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM**

Bab tiga mencakup arsitektur umum dari penelitian yang dilakukan yang terdiri dari pengaambilan data gambar, langkah-langkah pada tahap *preprocessing*, proses *training CNN-SVM*, evaluasi model, *testing*, dan perancangan antarmuka sistem.

### **BAB 4 : IMPEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM**

Bab empat memaparkan pelaksanaan penelitian dan proses perancangan sistem yang telah dibahas pada bab tiga, sekaligus menyajikan hasil pengujian dari sistem yang telah dirancang.

### **BAB 5 : KESIMPULAN DAN SARAN**

Bab lima berisi tentang kesimpulan dan saran dari hasil penelitian yang telah dilakukan guna pengembangan pada penelitian selanjutnya.

## **BAB 2**

### **LANDASAN TEORI**

#### **2.1 Penyakit Alzheimer**

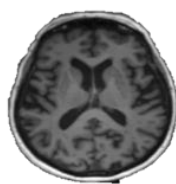
Alzheimer, yang namanya diambil dari sang penemu Dr. Alois Alzheimer pada tahun 1907, merupakan kondisi yang mempengaruhi otak secara signifikan. Dalam penelitiannya, Dr. Alzheimer mengidentifikasi bahwa otak pasien tidak hanya mengalami penyusutan, tetapi juga mengandung akumulasi protein abnormal yang dikenal sebagai plak amiloid dan struktur kusut yang disebut neurofibriler. Para ilmuwan meyakini bahwa protein amiloid yang membentuk deposit ini mengakibatkan perubahan kimiawi dalam otak. Kerusakan sel-sel saraf ini mengganggu komunikasi antar neuron, yang seharusnya berperan dalam mentransmisikan sinyal di otak.

Meskipun telah diidentifikasi lebih dari seratus tahun lalu, Alzheimer tidak mendapat perhatian publik sebesar penyakit lain seperti hipertensi, SARS, jantung, atau kanker. Kurangnya kesadaran ini sebagian besar disebabkan oleh sifat gejalanya yang tidak mudah terdeteksi, berbeda dengan hipertensi yang dapat dimonitor melalui pengukuran tekanan darah. Masyarakat sering menganggap bahwa masalah lupa pada lansia adalah hal yang normal terjadi dalam proses penuaan. Namun, sebenarnya gejala sering lupa ini bisa menjadi indikasi awal dari penyakit Alzheimer (Menagadevi & Devaraj, 2024).

Berikut merupakan tahapan berturut-turut dari penyakit demensia alzheimer (DA) berdasarkan Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative (ADNI).

1. Gangguan kognitif ringan (*Mild cognitive impairment - MCI*) : penderita rentan melupakan kejadian yang baru saja terjadi dan mulai sulit berkomunikasi. Fase ini merupakan stadium DA yang paling lama, dapat berlangsung hingga 4 tahun.
2. Penyakit Alzheimer (*Alzheimer Disease - AD*) : pada tahap ini penderita akan kesulitan mengenali keluarga dan teman dekat, kesulitan berjalan, dan gangguan perilaku yang bahkan dapat berujung agresi karena itu mereka sangat membutuhkan perhatian lebih dan bantuan dalam melakukan kegiatan sehari-hari.





**Gambar 2. 1** Contoh Citra *MRI*

(Sumber : <https://www.kaggle.com/datasets/katalniraj/adni-extracted-axial>)

#### 2.1.1 *Penyebab*

Mekanisme terjadinya penyakit Alzheimer berkaitan erat dengan kegagalan fungsi protein dalam otak, yang mengakibatkan gangguan pada aktivitas neuron. Ketika neuron mengalami kerusakan, terjadi pemutusan koneksi antar sel otak yang pada akhirnya menyebabkan kematian sel. Proses patologi ini terutama melibatkan dua jenis protein otak yang berperan krusial.

Protein pertama adalah beta-amiloid, yang ketika mengalami pengendapan akan menghasilkan substansi toksik yang menghambat komunikasi antar sel otak. Protein kedua adalah neurofibril, yang memiliki fungsi vital dalam transportasi nutrisi ke sel-sel otak. Ketika protein neurofibril tidak berada pada jalur yang seharusnya, proses pengiriman nutrisi terganggu, menciptakan efek toksik yang merusak jaringan otak.

#### 2.1.2 *Faktor Pemicu*

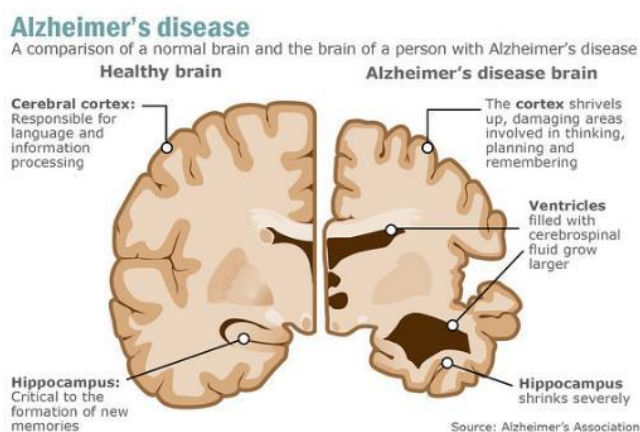
Terdapat berbagai faktor/kemungkinan yang dapat meningkatkan risiko seseorang mengalami penyakit Alzheimer. Pertama, faktor usia menjadi sangat krusial, dimana risiko penyakit ini meningkat seiring bertambahnya usia, terutama bila disertai pola hidup yang tidak sehat. Faktor genetik juga berperan penting, dengan adanya riwayat keluarga dan mutasi genetik yang meningkatkan risiko sebesar 1% pada pengidapnya. Kondisi Down Syndrome memiliki kaitan erat dengan Alzheimer karena adanya tiga salinan kromosom 21 yang dimiliki pengidapnya.

Dari segi jenis kelamin, penelitian menunjukkan bahwa wanita memiliki kerentanan lebih tinggi dibandingkan pria untuk mengembangkan penyakit ini. Individu dengan gangguan kognitif juga berisiko lebih tinggi, karena masalah memori yang dialami dapat berkembang menjadi demensia akibat Alzheimer. Riwayat trauma kepala, baik dari aktivitas olahraga, kecelakaan, maupun prosedur operasi, juga dapat meningkatkan kemungkinan terjangkit Alzheimer di masa mendatang.

Faktor lingkungan seperti polusi udara turut berkontribusi dengan mempercepat degenerasi sistem saraf. Gaya hidup juga memainkan peran signifikan, termasuk konsumsi alkohol berlebihan yang dapat memicu perubahan pada otak sejak dini. Pola tidur yang buruk dan kualitas tidur yang tidak memadai telah terbukti berkaitan dengan peningkatan risiko Alzheimer. Terakhir, faktor gaya hidup dan kesehatan jantung secara keseluruhan, seperti kurangnya aktivitas fisik, obesitas, merokok, kadar kolesterol tinggi, hipertensi, serta diabetes yang tidak terkontrol, dapat memicu perkembangan Alzheimer di kemudian hari.

### 2.1.3 Tingkat Keparahan Penyakit

Alzheimer merupakan penyakit neurodegeneratif yang terbagi atas 3 tingkatan keparahan, yaitu *cognitive normal*, *mild cognitive impairment*, dan *alzheimer disease*.



**Gambar 2. 2** Gambaran Otak Normal dan Alzheimer

(Sumber : [https://www.alz.org/alzheimer\\_s\\_dementia](https://www.alz.org/alzheimer_s_dementia))

Gambar 2.2 diatas merupakan ilustrasi perbedaan antara kondisi otak normal dan yang sudah terkena alzheimer. Untuk mengidentifikasi perbedaan antara kondisi otak sehat, *MCI* dan Alzheimer, dilakukan pengamatan terhadap ciri-ciri yang tampak pada citra *MRI* otak. Pengamatan difokuskan pada beberapa karakteristik anatomis yang dapat menjadi indikator penting dalam membedakan ketiga kondisi tersebut.

**Tabel 2. 1** Tabel Perbandingan Otak

No	Citra <i>MRI</i>	Keterangan
1	<b>Cognitive Normal</b>	Gambar disamping merupakan citra <i>MRI</i> otak <i>cognitive normal</i> . Dari gambar tersebut dapat dilihat bahwa struktur ventrikel lateral tampak simetris dan proporsional, dengan bentuk karakteristik “kupu-kupu” pada potongan axial. Batas antara ventrikel dan jaringan otak juga terlihat sangat jelas dan tegas. Korteks serebral memperlihatkan pola gyri (tonjolan) dan sulci (lekukan) yang teratur, dengan ketebalan korteks yang sesuai dan distribusi <i>gray matter</i> yang merata tanpa adanya lesi atau kelainan.
2	<b>Mild Cognitive Impairment</b>	Pada gambar ini dapat dilihat bahwa ventrikel lateral tampak sedikit lebih besar dan membesar dibandingkan dengan gambar pertama. Hal ini menandakan adanya atrofi (pengecilan) volume otak secara ringan. Pola gyri dan sulci di korteks serebral masih tampak normal namun ketebalan korteks sudah mulai menipis. Perubahan terbesar tampak pada sistem ventrikel dan atrofi ringan.
3	<b>Alzheimer Disease</b>	Pada tahap ini, ventrikel lateral tampak sangat melebar dan membesar, hal ini mengindikasikan atrofi otak yang lebih lanjut dan progresif. Pada area sekitar ventrikel, terutama di bagian anterior, terlihat adanya pelebaran yang menunjukkan bahwa telah terjadi kehilangan jaringan otak yang lebih banyak. Pola gyri dan sulci di korteks serebral tampak semakin tidak jelas dan korteks mengalami penipisan yang signifikan. Pelebaran ventrikel, penipisan korteks, serta atrofi menyeluruh merupakan gambaran khas yang terlihat pada penderita alzheimer. Perubahan-perubahan ini sejalan dengan kemunduran fungsi kognitif dan progresivitas penyakit.

Tabel 2.1 berikut menyajikan ringkasan perbedaan ciri-ciri yang teramati pada hasil pencitraan *MRI* otak untuk masing-masing kondisi.

## 2.2 Flask

Flask merupakan sebuah *web framework* minimalis yang diciptakan dalam bahasa Python. Framework ini dirancang untuk mempermudah pembuatan aplikasi web yang ringan dan mudah dikembangkan. Flask tidak memerlukan alat atau *library* tertentu untuk mulai digunakan, menjadikannya fleksibel dan mudah disesuaikan. Dua komponen utama yang mendukung Flask adalah WSGI (*Web Server Gateway Interface*), yang memungkinkan interaksi antara server dan aplikasi web, serta Jinja2, yang merupakan *engine template* untuk *rendering* HTML. Flask juga mendukung penggunaan ekstensi pihak ketiga untuk menambah fungsionalitas, seperti validasi formulir, pengelolaan unggahan file, dan integrasi basis data (Darmawan A, 2023).

## 2.3 Image Processing

*Image processing* (pemrosesan citra) adalah bidang yang melibatkan manipulasi dan analisis gambar digital menggunakan algoritma komputer. Ini mencakup berbagai teknik dan metode untuk memodifikasi atau mengekstrak informasi dari gambar.

Beberapa aspek utama dari image processing meliputi:

1. Peningkatan kualitas gambar: Memperbaiki kontras, kecerahan, atau menghilangkan noise.
2. Restorasi gambar: Memperbaiki gambar yang rusak atau terdegradasi.
3. Kompresi gambar: Mengurangi ukuran file gambar tanpa mengurangi kualitas secara signifikan.
4. Segmentasi: Membagi gambar menjadi bagian-bagian yang bermakna atau objek-objek tertentu.
5. Pengenalan pola: Mengidentifikasi dan mengklasifikasikan objek atau fitur dalam gambar.
6. Transformasi gambar: Mengubah ukuran, rotasi, atau perspektif gambar.

*Image processing* memiliki aplikasi luas dalam berbagai bidang, termasuk Kedokteran (analisis citra medis), fotografi dan *editing* video, penginderaan jarak jauh, keamanan dan pengawasan, robotika dan kecerdasan buatan.



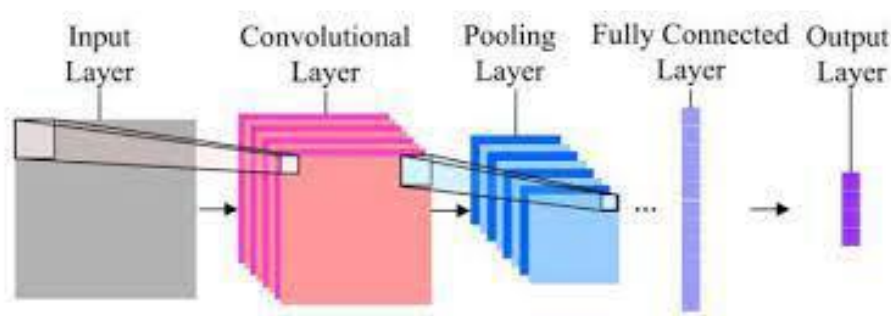
## 2.4 Magnetic Resonance Imaging (MRI)

*Magnetic Resonance Imaging (MRI)* adalah metode pemeriksaan diagnostik yang menggabungkan teknologi medan magnet dan gelombang radio. Sebagai salah satu alat penunjang diagnostik, *MRI* membantu para dokter dalam mengevaluasi dan mendiagnosis berbagai kondisi kesehatan. Perangkat ini memiliki kemampuan untuk mengidentifikasi beragam masalah medis, mulai dari trauma kepala, keganasan, stroke, gangguan pembuluh darah, pertumbuhan tumor, hingga cedera pada saraf tulang belakang. Selain itu, *MRI* juga dapat mendeteksi kelainan pada organ-organ vital seperti jantung, sistem vaskular, struktur tulang, persendian, jaringan lunak, serta organ tubuh lainnya.

Teknologi *MRI* mengintegrasikan tiga komponen utama - medan magnet, gelombang radio, dan sistem komputer - untuk menghasilkan citra anatomi tubuh dengan detail yang sangat tinggi. Berbeda dengan teknik pencitraan konvensional seperti rontgen atau *CT scan* yang menggunakan radiasi sinar-X, *MRI* menggunakan metode yang lebih aman sehingga dapat diaplikasikan pada wanita hamil tanpa risiko radiasi.

## 2.5 Convolutional Neural Network (CNN)

Salah satu pendekatan *deep learning*, *Convolutional Neural Network (CNN)*, dapat mengidentifikasi dan klasifikasi sebuah objek secara mandiri (Zhang et al, 2018). *CNN* memiliki beberapa lapisan yang tidak terlihat. Lapisan awal melakukan perhitungan matematis terhadap masukan dan menghasilkan keluaran untuk lapisan selanjutnya. (Albawi, 2018).



**Gambar 2. 3** Model lapisan *CNN* (Rafly Alwanda et al., 2020)

*CNN* bisa dibagi terhadap 4 tahapan fungsi:

a) *Input layer*

Citra yang dimasukkan akan disimpan dalam bentuk nilai pixel pada input layer *CNN*.

b) *Convolutional layer*

*CNN* memiliki beberapa *hidden layer*. Lapisan ini yang bertugas melakukan perhitungan matematis dari input dan menghasilkan output yang akan diteruskan ke layer selanjutnya.

c) *Pooling layer*

Pooling layer berfungsi untuk mereduksi dimensi *feature map*, sehingga mengurangi beban komputasi dalam memproses data.

d) *Fully connected layer*

Fully connected layer memungkinkan klasifikasi data secara linear dengan melakukan perkalian matriks, dimana setiap neuron terhubung dengan seluruh neuron pada layer sebelumnya.

## 2.6 Support Vector Machine (SVM)

*Support Vector Machine (SVM)* adalah salah satu inovasi pada bidang *machine learning* yang digunakan untuk melakukan tugas prediksi, mencakup klasifikasi maupun regresi. Metode ini menggunakan pendekatan statistik dalam pengenalan pola, dengan tujuan utama menemukan support vector yang optimal untuk memisahkan dua kelas dengan margin yang maksimal. Dikembangkan pertama kali oleh Vapnik dan kolaboratornya, *SVM* telah menjadi metode yang sangat diandalkan dalam menyelesaikan berbagai permasalahan data mining dan klasifikasi.

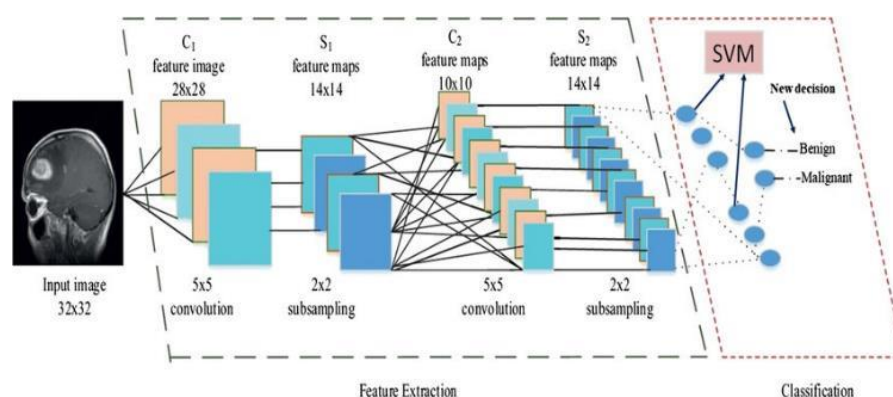
Prinsip kerja *SVM* berdasarkan pada penggunaan hyperplane, yaitu suatu fungsi yang berperan sebagai pembatas antara dua kelas pola. *SVM* berupaya menemukan hyperplane yang paling optimal untuk memaksimalkan pemisahan antarkelas. Dalam konteks ini, *hyperplane* berfungsi sebagai garis keputusan dalam ruang fitur yang menentukan batasan optimal antarkelas, sehingga menghasilkan model klasifikasi yang lebih akurat. Pada dasarnya, *SVM* dirancang sebagai pengklasifikasi biner, namun untuk kasus *multiclass*, dataset dapat dipartisi berdasarkan kelasnya untuk membentuk klasifikasi biner.

Klasifikasi *multiclass* sendiri merupakan proses pengategorian data ke dalam lebih dari dua kelas yang berbeda. Terdapat dua pendekatan utama dalam klasifikasi

*multiclass*, yaitu *One Against One* dan *One Against All*, yang masing-masing menyediakan solusi untuk permasalahan klasifikasi *multiclass*. Dalam aplikasi praktis, klasifikasi *multiclass* telah banyak diimplementasikan di berbagai bidang, dengan penggunaan yang sangat signifikan terutama dalam bidang medis.

## 2.7 Model Hybrid CNN-SVM

Model *Hybrid CNN-SVM* merupakan model yang menggabungkan dua algoritma *Machine learning* yaitu *Convolutional Neural Network (CNN)* dan *Support Vector Machine (SVM)*. *Convolutional Neural Network (CNN)* adalah algoritma yang unggul dalam mempelajari fitur lokal invarian serta mampu mengekstrak informasi paling penting dan relevan dari data gambar mentah. Sementara itu, pengklasifikasi *SVM* mampu mengurangi kesalahan generalisasi pada data yang tidak tampak dan merupakan algoritma yang baik untuk klasifikasi biner. Dalam pengembangan arsitektur *hybrid CNN-SVM*, modifikasi dilakukan dengan mengintegrasikan *SVM* sebagai lapisan klasifikasi final menggantikan lapisan output konvensional pada model *CNN*. Pemilihan *SVM* didasarkan pada keunggulannya dalam hal akurasi klasifikasi dan kapabilitas generalisasi. Pendekatan hibrida ini mengimplementasikan *SVM classifier* untuk menggantikan fungsi klasifikasi *Softmax* yang umumnya digunakan dalam arsitektur *CNN*. Inovasi ini terbukti efektif dalam mengatasi permasalahan *overfitting* yang sering ditemui pada model *CNN* konvensional, sekaligus meningkatkan tingkat akurasi dalam proses pengenalan pola (Peng, et al., 2020). Adapun arsitektur *CNN-SVM* dapat dilihat pada Gambar 2.4.



**Gambar 2. 4** Hybrid Model *CNN-SVM* (Khairandish et al., 2022)

## 2.8 Confusion Matrix

*Confusion Matrix* ataupun bisa dikenal sebagai *Error Matrix* merupakan suatu bentuk tabel yang digunakan untuk menjelaskan bagaimana performa algoritma klasifikasi. Tabel ini memuat ringkasan dari kinerja algoritma klasifikasi dan dapat dilihat pada gambar 2.4.

		<b>Actual Values</b>	
		<b>1 (Positive)</b>	<b>0 (Negative)</b>
<b>Predicted Values</b>	<b>1 (Positive)</b>	<b>TP</b> (True Positive)	<b>FP</b> (False Positive) <i>Type I Error</i>
	<b>0 (Negative)</b>	<b>FN</b> (False Negative) <i>Type II Error</i>	<b>TN</b> (True Negative)

**Gambar 2. 5** Confusion Matrix (Nugroho, 2019)

*Confusion Matrix* terdiri dari empat komponen utama yang digunakan untuk mendefinisikan metrik pengukuran dari pengklasifikasi, yaitu:

1. *TP (True Positive)* : Pengamatan diprediksi positif dan sebenarnya positif.
2. *TN (True Negative)* : Pengamatan diprediksi negatif dan sebenarnya negatif.
3. *FP (False Positive)* : Pengamatan diprediksi positif dan sebenarnya negatif. *FP* juga dikenal sebagai *Type I error*.
4. *FN (False Negative)*: Pengamatan diprediksi negatif dan sebenarnya positif. *FN* juga dikenal sebagai *Type II error*.

Metrik performa dari algoritma adalah antara lain *accuracy*, *precision*, *sensitivity*, *specificity*, dan *F1 score* yang dihitung berdasarkan *TP*, *TN*, *FP*, dan *FN* yang telah disebutkan di atas.

### 2.8.1 Accuracy

*Accuracy* merepresentasikan proporsi dari jumlah total prediksi yang benar.

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

### 2.8.2 Precision

*Precision* atau nilai prediktif positif, adalah proporsi dari kasus positif yang benar-benar teridentifikasi sebagai positif dari total kasus yang diprediksi sebagai positif. Dengan kata lain, *Precision* mengukur sejauh mana model berhasil mengidentifikasi nilai positif dengan benar.

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

### 2.8.3 Sensitivity

*Sensitivity*, *Recall*, atau *TP Rate (TPR)* adalah fraksi dari nilai positif dari total kasus positif yang sebenarnya/aktual atau proporsi kasus positif aktual yang diidentifikasi dengan benar.

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

### 2.8.4 Specifity

*Specificity* menghasilkan fraksi dari nilai negatif dari total contoh negatif aktual atau merupakan proporsi dari kasus negatif aktual yang diidentifikasi dengan benar. Angka FP dihasilkan dari (*1-specificity*).

$$Specificity = \frac{TN}{TN+FP} \quad (4)$$

### 2.8.5 Accuracy

*F1-score*, *F-score*, atau *F-measure* adalah rata-rata konsisten dari *Precision* dan *sensitivity* yang memberikan arti penting bagi kedua factor tersebut. Dengan kata lain, *F1 Score* menyatakan keseimbangan antara *Precision* dan *sensitivity*.

$$F1\ Score = 2 \times \frac{Precision \times Sensitivity}{Precision + Sensitivity} \quad (5)$$

## 2.9 Penelitian Terdahulu

Terdapat beberapa penelitian mengenai klasifikasi dan klasifikasi penyakit alzheimer menggunakan citra *MRI* yang sebelumnya telah dilakukan, termasuk penelitian yang dilakukan oleh (Mora-Rubio & Bravo-Ortiz, 2023) dimana penelitian ini mengklasifikasi tahapan penyakit alzheimer menggunakan citra *MRI*. Penelitian ini berhasil dalam mengidentifikasi pasien penderita alzheimer.

Penelitian lain juga dilakukan untuk mendiagnosis citra *MRI* otak dengan menggunakan model Convolutional Neural Network (*CNN*), di mana penelitian ini berfokus pada klasifikasi tingkat keparahan Alzheimer. Hasil dari penelitian ini menunjukkan akurasi yang kurang memuaskan, yaitu sebesar 73%, saat menggunakan pendekatan deep learning.

Terdapat juga penelitian Novia adelia (Ujilast et al., 2024) menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dimana penelitian ini mengklasifikasi alzheimer menggunakan citra *MRI*. Penelitian ini menggunakan EfficientNet sebagai arsitektur dan menghasilkan akurasi sebesar 96%.

Selanjutnya ada penelitian yang dilakukan oleh (Hugo & Athalla Hardy, 2023), dengan menggunakan metode *hybrid CNN-SVM* mengenai klasifikasi leukoria pada citra mata. Penelitian ini menggunakan 118 gambar mata normal dan 132 gambar mata yang terkena leukocoria dan menghasilkan tingkat akurasi sebesar 96,2%.

Penelitian selanjutnya adalah penelitian oleh (Yuanda F. Pranata, 2021) yang menggunakan *deep learning* dengan arsitektur efficientNet untuk klasifikasi penyakit alzheimer. Penelitian ini menggunakan dataset dari kaggle dengan jumlah citra sebanyak 1264 yang terbagi atas 4 kelas yaitu *mild demented*, *very mild demented*, *non demented* dan *moderated demented*. Dihasilkan tingkat akurasi sebesar 93%.

Kemudian ada juga penelitian oleh (Dian et al., 2018) yang menggunakan beberapa algoritma yaitu Fuzzy C-Mean sebagai segmentasi fitur, *Gray Level Co-Occurance Matrix* untuk proses ekstraksi fitur dan *Support Vector Machine* sebagai pengklasifikasi. Penelitian ini berhasil mendapatkan akurasi yang tinggi yaitu 93,3%.

Terdapat juga penelitian oleh (Ramadhani & Rochmawati, 2022), tentang klasifikasi Covid-19 pada citra *CT-Scan* dengan mengombinasikan metode *CNN* dan *SVM*. *CNN* digunakan untuk proses ekstraksi fitur dan *SVM* untuk proses klasifikasi. Penelitian ini menggunakan citra *CT-Scan* paru-paru dan mendapatkan akurasi sebesar 97,39%.



Selanjutnya ada penelitian oleh (Dwi Putro & Tantyoko, 2023) yang juga menggunakan kombinasi algoritma *CNN* dan *SVM* untuk mengklasifikasi jenis buah dan sayuran. Penelitian ini menggunakan 2527 data dan diaugmentasi manual menjadi 2550 data, serta menghasilkan akurasi *training* sebesar 92,35% dan akurasi *testing* sebesar 83,72%.

Kemudian ada juga penelitian oleh (Saleh et al., 2021) yang juga menggunakan metode *hybrid CNN-SVM*. Penelitian ini menggunakan 5103 citra *CT-Scan* paru-paru untuk mengklasifikasi penyakit kanker paru-paru dan dihasilkan tingkat akurasi klasifikasi sebesar 97,91%. Metode *CNN-SVM* ini juga menghasilkan sensitivitas, spesifisitas, presisi, dan AUC masing-masing sebesar 97,90%, 99,32%, 97,96%, dan 1,000.

Dan yang terakhir terdapat juga penelitian oleh (Khairandish et al., 2022) yang juga menggunakan metode *hybrid CNN-SVM* untuk deteksi dan klasifikasi tumor otak. Penelitian ini menghasilkan tingkat akurasi sebesar 98,4959% untuk model *hybrida*, *SVM* mendapatkan 72,5536%, dan *CNN* memperoleh 97,4394%. Model *hybrida* yang diusulkan memberikan teknik yang lebih efektif dan lebih baik untuk klasifikasi. Ringkasan peneliti terdahulu dapat dilihat pada tabel 2.1 berikut ini.

**Table 2. 1** Penelitian Terdahulu

No	Penulis (Tahun)	Metode	Hasil
1	(Mora-Rubio et al., 2023)	<i>Deep Learning</i>	Klasifikasi berbagai tahapan DA menggunakan <i>MRI</i> otak menunjukkan bahwa model <i>deep learning</i> memang memiliki kemampuan untuk mengidentifikasi pasien yang menderita demensia.
2	(Khotimatul Wildah et al., 2020)	Algoritma Naïve Bayes dan <i>Correlation Based Feature Selection</i>	Penggunaan algoritma Naïve Bayes untuk mengklasifikasikan penyakit Alzheimer menghasilkan akurasi sebesar 93,83% dan nilai AUC sebesar 0,937%.

3	(Khairandish et al., 2022)	<i>Hybrid CNN-SVM</i>	Model <i>hybrid</i> yang diusulkan untuk mengklasifikasi dan klasifikasi tumor otak ini memberikan teknik yang lebih efektif dan lebih baik untuk klasifikasi dengan menghasilkan tingkat akurasi sebesar 98,4959%.
4	(Saleh et al., 2021)	<i>Hybrid CNN-SVM</i>	Penelitian ini menggunakan metode <i>hybrid CNN-SVM</i> untuk mengklasifikasikan gambar <i>CT-Scan</i> paru untuk mengklasifikasi adanya kanker paru-paru. Penelitian ini menghasilkan tingkat akurasi sebesar 97,91%.
5	(Pranata Y.F., 2021)	Arsitektur EfficientNet	Penelitian mengenai klasifikasi penyakit alzheimer ini menghasilkan <i>accuracy</i> sebesar 0.93, nilai <i>Precision</i> sebesar 0.95, nilai <i>Recall</i> sebesar 0.92 dan <i>f-1 score</i> sebesar 0.93.
6	(Novitasari & Wahyu, 2018)	<i>Fuzzy C-Mean, Gray Level Co-Occurrence Matrix dan Support Vector Machine</i>	Penelitian ini mengidentifikasi penyakit Alzheimer menggunakan kombinasi tiga metode utama yaitu Fuzzy C-Means untuk segmentasi fitur, GLCM untuk ekstraksi fitur, dan <i>SVM</i> untuk klasifikasi, dimana implementasi ketiga metode tersebut menghasilkan tingkat akurasi sebesar 93,3%.

7	(Setiawan et al., 2024)	<i>Convolutional Neural Network : Efficient Architecture</i>	Penelitian ini menggunakan 2 jenis arsitektur yaitu EfficientNet-B0 and EfficientNet-B3. EfficientNet-B0 mendapatkan akurasi sebesar 96% sedangkan EfficientNet-b3 menghasilkan 97%.
8	(Hardy M.H, 2023)	Hybrid <i>CNN-SVM</i>	Penelitian yang menggunakan model <i>hybrid CNN-SVM</i> mendapatkan nilai akurasi sebesar 96,2 %.
9	(Almumtazah et al., 2023)	FCM dan ANFIS	Penelitian ini bertugas mengklasifikasi penyakit Alzheimer menggunakan citra <i>MRI</i> otak menerapkan metode FCM untuk segmentasi dan ANFIS untuk klasifikasi, dengan hasil akurasi mencapai 88,60%.
10	(Ramadhani & Rochmawati, 2022)	Metode <i>Convolutional Neural Network</i> dan <i>Support Vector Machine</i>	Kombinasi metode <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> untuk ekstraksi fitur menggunakan arsitektur <i>CNN</i> dan <i>Support Vector Machine (SVM)</i> untuk klasifikasi Covid-19 pada citra scan paru-paru berhasil mencapai akurasi sebesar 97,39%.
11	(Dwi Putro & Tantyoko, 2023)	Hybrid Algoritma <i>Vgg16-Net</i> dan <i>Support Vector Machine</i>	Klasifikasi buah dan sayuran dapat dilakukan menggunakan kombinasi <i>CNN</i> dengan arsitektur <i>VGG16Net</i> dan <i>SVM</i> sebagai output layer untuk mengenali dan mengelompokkan berbagai jenis buah dan sayuran ke dalam kategori yang sesuai.

## 2.10 Perbedaan dengan Penelitian Terdahulu

Terdapat beberapa penelitian mengenai klasifikasi dan klasifikasi penyakit alzheimer menggunakan citra *MRI* yang sebelumnya telah dilakukan, seperti pada penelitian yang telah dilakukan oleh Wirya (2020). Pada penelitian tersebut, penulis menggunakan dataset dari kaggle yaitu berupa citra *MRI* non-kontras. Sedangkan pada penelitian ini, penulis juga menggunakan dataset dari kaggle tetapi berupa citra *MRI* kontras. Penulis memilih untuk menggunakan citra *MRI* kontras ini setelah melakukan diskusi bersama dokter dari Rumah Sakit Santa Elisabeth. Pada *MRI* kontras, akan lebih jelas terlihat kerusakan-kerusakan yang terjadi pada otak. Sehingga akan lebih mudah untuk melihat adanya kelainan yang terjadi pada otak seseorang.

Pada penelitian ini juga, penulis memilih untuk menggunakan metode *hybrid CNN-SVM*. Model *hybrid CNN-SVM* didesain dengan mengganti layer output *CNN* menggunakan *SVM* classifier. *SVM* dipilih karena memiliki kemampuan klasifikasi dan generalisasi yang unggul. Penggantian softmax classifier dengan *SVM* pada struktur *CNN* ini efektif mengatasi masalah overfitting dan meningkatkan akurasi klasifikasi model (Peng et al., 2020).

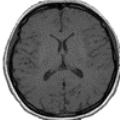
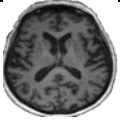
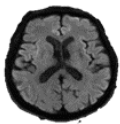
## BAB 3

### ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

#### 3.1 Dataset

Dataset berisi kumpulan citra otak yang akan diklasifikasi untuk menyelesaikan permasalahan yang ada. Dalam penelitian ini, data *train* yang digunakan diperoleh dari Kaggle, yaitu *platform open dataset* (<https://www.kaggle.com/datasets/katalniraj/adni-extracted-axial>) dan data *testing* dari Rumah Sakit Santa Elisabeth Medan. Citra-citra otak tersebut terdiri atas 3 kelas yaitu, normal (*Cognitive normal - CN*), gangguan kognitif ringan (*Mild cognitive impairment - MCI*), dan penyakit alzheimer (*Alzheimer disease - AD*). Total jumlah data adalah sebanyak 430 gambar dengan format .JPG. Contoh dari citra otak yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada tabel 3.1.

**Table 3. 1** Dataset yang Digunakan

No	Gambar	Tahapan
1.		<i>Cognitive normal</i>
2.		<i>Mild cognitive impairment</i>
3.		<i>Alzheimer disease</i>

Data ini terbagi menjadi menjadi 3 bagian yaitu data *training* dan data *validation* yang diambil dari kaggle, dan data *testing* dari Rumah Sakit. Data *training* dan *validation* digunakan pada saat proses pelatihan data, dan data *testing* digunakan untuk menguji apakah sistem mampu untuk mengklasifikasi objek.

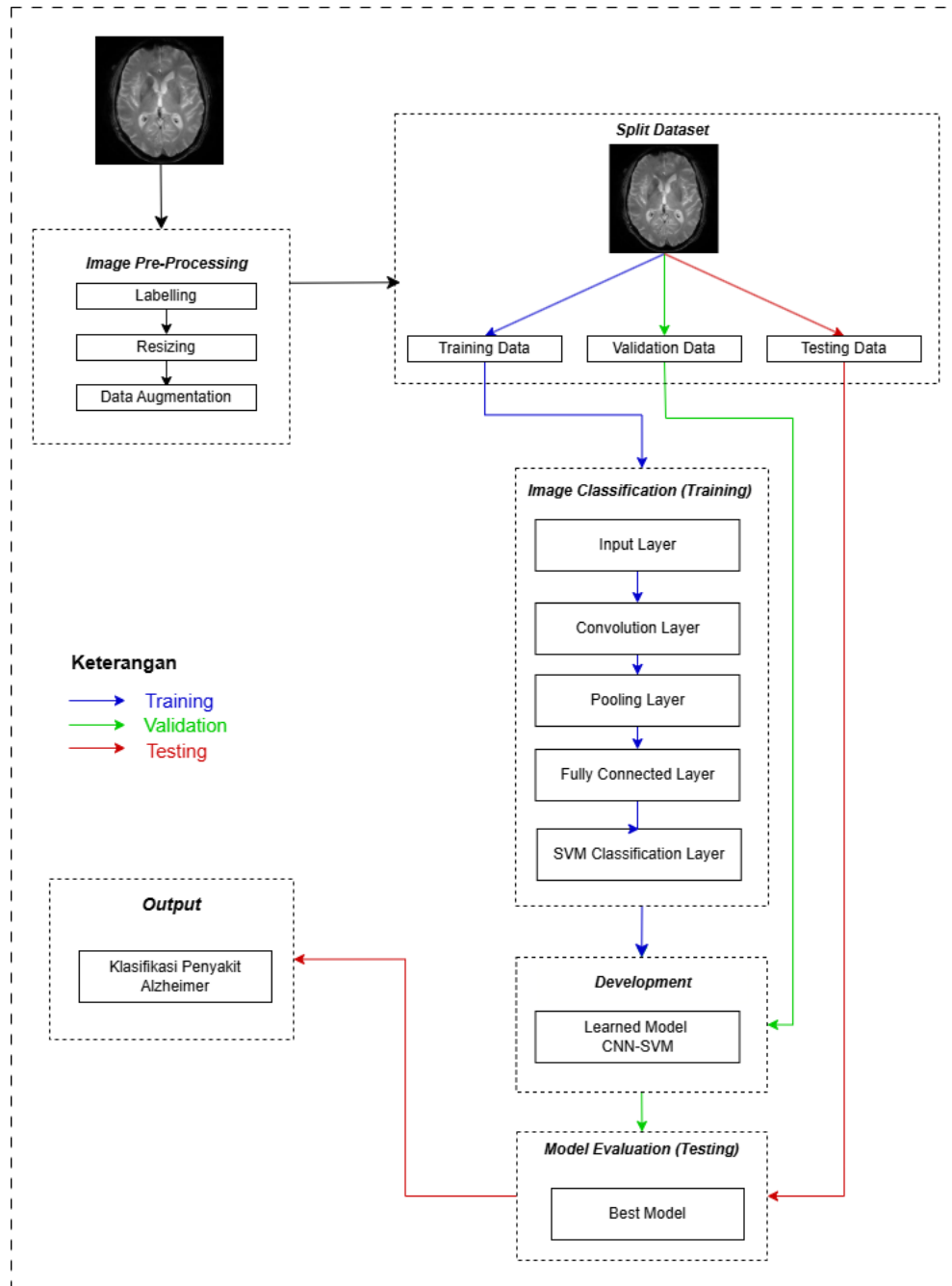
### 3.2 Analisis Sistem

Gambar 3.1 memperlihatkan sistem yang digunakan dalam penelitian ini, yang dimulai dengan pengumpulan data dari gabungan dataset Kaggle dan data yang diperoleh dari Rumah Sakit Santa Elisabeth Medan, yang selanjutnya dibagi menjadi tiga kategori kelas penyakit Alzheimer.

Data ini kemudian masuk ketahap *pre-processing* dimana pertama, data melalui proses *labelling* yaitu berupa pemberian anotasi agar citra data lebih mudah dikenali. Selanjutnya data yang sudah diberi label melalui tahapan augmentasi yaitu proses yang dilakukan untuk penambahan kuantitas pada data.

Tahap terakhir yang dilakukan adalah pengklasifikasian yang dilakukan dengan memanfaatkan algoritma *hybrid Convolutional Neural Network-Support Vector Machine (CNN-SVM)*. Selanjutnya menyelesaikan tahapan pada proses ini, maka menghasilkan *output* untuk mengidentifikasi tahapan pada penyakit alzheimer yaitu *Cognitive normal, Mild cognitive impairment, dan Alzheimer disease*. Gambar 3.1 merupakan arsitektur pada penelitian ini.





**Gambar 3. 1** Arsitektur Umum

### 3.3 Image Pre-Processing

*Pre-processing* atau pra-pemrosesan dilakukan untuk mengklasifikasi data dan untuk memudahkan pemrosesan data. Tahap ini terdiri dari 3 langkah yakni, *labelling*, *resizing data*, dan *augmentation*.

```
Function convertToNumpy(dataset, label):
```

```
    dataset <-- np.array(dataset)
```

```
    label <-- np.array(label)
```

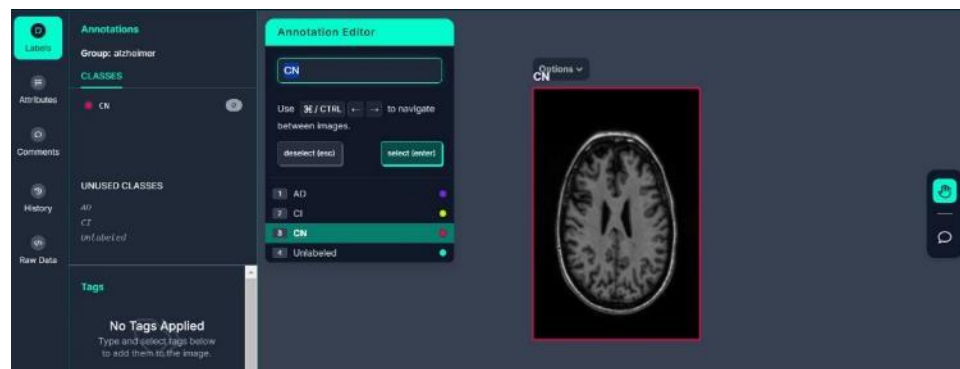
```
    return dataset, label
```

```
End
```

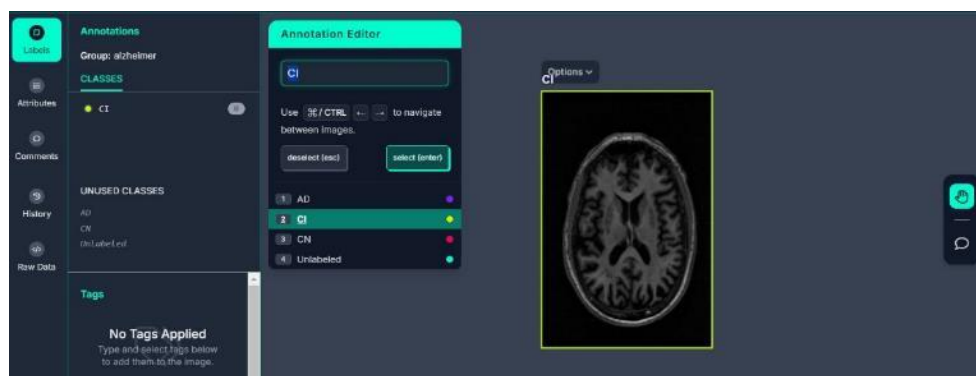
Pseudocode diatas digunakan untuk mengubah format dataset dan label menjadi numpy array.

### 1) Labelling

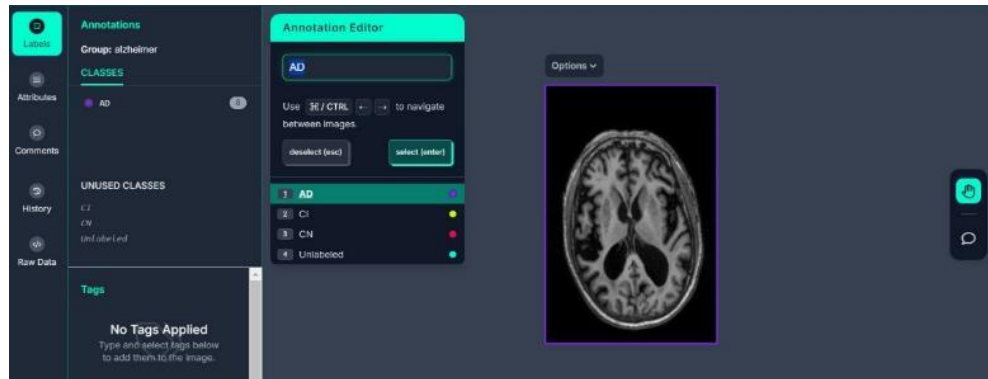
Labelling merupakan proses memberikan label atau nama pada citra agar citra dapat diproses di tahap training dan model dapat mengenali objek dengan baik. Pada penelitian ini, terdapat 3 label yang diberikan pada data citra. Proses *labelling* dilakukan dengan menggunakan *tool bounding box* di roboflow yang dapat dilihat pada Gambar 3.2, Gambar 3.3 dan Gambar 3.4 .



**Gambar 3. 2** *Labelling Cognitive normal*



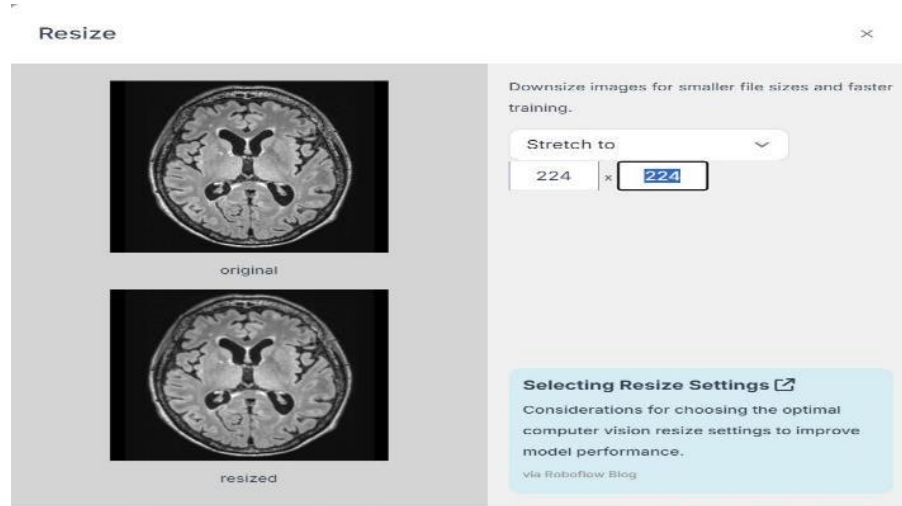
**Gambar 3. 3** *Labelling Mild Cognitive Impairment*



**Gambar 3. 4** *Labelling Alzheimer Disease*

## 2) *Resizing* citra

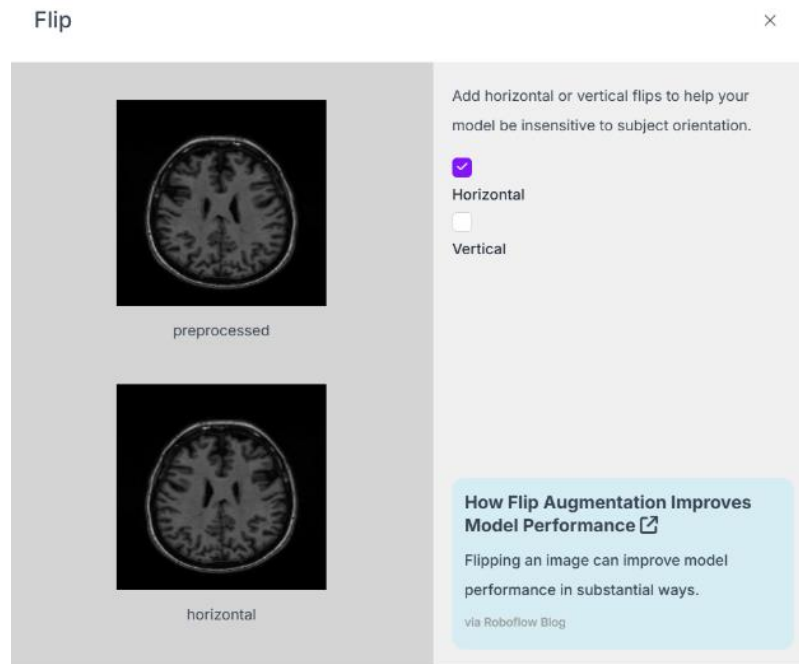
*Resizing* citra merupakan proses penyesuaian ukuran semua sampel citra. *Resizing citra* dilakukan untuk menciptakan konsistensi dalam representasi citra. *Resizing* dapat membantu menormalkan citra-citra tersebut ke ukuran yang seragam sehingga memudahkan model *CNN* untuk mempelajari pola dan fitur yang relevan tanpa dipengaruhi oleh perbedaan ukuran citra.



**Gambar 3. 5** *Proses Resizing*

## 3) *Data Augmentation*

*Data augmentation* dilakukan untuk meningkatkan jumlah dataset yang bertujuan untuk memasukkan variasi acak ke data asli dan mengurangi *overfitting*.



**Gambar 3. 6** Proses *Flip* dengan Horizontal

Gambar 3.6 diatas merupakan proses augmentasi yang dilakukan pada citra MRI. Data *augmentation* yang diterapkan pada dataset yaitu *flip* secara horizontal.

**Table 3. 2** Jumlah Dataset yang digunakan

Dataset	Data <i>Training</i>	Data <i>Validation</i>	Data <i>Testing</i>	Jumlah
Cognitive normal	273	78	39	390
Mild cognitive impairment	301	86	43	430
Alzheimer disease	252	72	36	360
<b>Total</b>	<b>826</b>	<b>236</b>	<b>118</b>	<b>1180</b>

Tabel 3.2 merupakan jumlah data total setelah dilakukan augmentasi pada citra *MRI*.

Data diatas dibagi menjadi 70:20:10, yaitu 70% untuk data *training*, 20% data *validation*, dan 10% data *testing*. Hal ini dilakukan untuk melatih algoritma agar dapat mengenali dari ciri-ciri citra dan disebut data latih. Sementara data *testing* yang digunakan sebanyak 118 data *real*.

### 3.4 Split Dataset

Dataset akan dibagi menjadi 3 bagian yaitu *training data*, *validation data*, dan *testing data*. *Training data* digunakan untuk melatih atau mempelajari algoritma yang digunakan, *validation data* digunakan untuk mengukur akurasi algoritma, sedangkan *testing data* digunakan untuk menguji algoritma yang telah dibuat apakah berhasil mengklasifikasi data *testing* dengan benar setelah dilatih menggunakan data *training* dan data *validation*.

```
Function splitData(dataset, labels, train_ratio, val_ratio, test_ratio):
    total_samples <-- length(dataset)
    train_size <-- train_ratio * total_samples
    val_size <-- val_ratio * total_samples
    test_size <-- total_samples - train_size - val_size
    shuffled_dataset, shuffled_labels <-- shuffle(dataset, labels)
    train_data <-- shuffled_dataset[0 : train_size]
    train_labels <-- shuffled_labels[0 : train_size]

    val_data <-- shuffled_dataset[train_size : train_size + val_size]
    val_labels <-- shuffled_labels[train_size : train_size + val_size]

    test_data <-- shuffled_dataset[train_size + val_size : total_samples]
    test_labels <-- shuffled_labels[train_size + val_size : total_samples]

    return (train_data, train_labels, val_data, val_labels, test_data,
    test_labels)
End
```

Pseudocode diatas digunakan untuk membagi data ke 3 bagian yaitu, *training data*, *validation data*, dan *testing data*.

```
Function convertToOneHot(y_data, num_classes):
    y_encoded <-- to_categorical(y_data, num_classes=num_classes)
    return y_encoded
End
```

Pseudocode diatas digunakan untuk mengubah label kategorikal menjadi format yang bisa diproses model.

### 3.5 Image Classification

Setelah tahapan pre-processing, data citra akan diklasifikasi menggunakan algoritma *hybrid CNN-SVM*. adapun gambaran umum tentang cara kerja metode *hybrid CNN-SVM* pada penklasifikasian objek sebagai berikut:

<i>Input Layer :</i>	Lapisan ini bertugas menerima data input, yaitu berupa gambar yang telah di <i>pre-process</i> pada langkah sebelumnya.
<i>Convolutional Layer :</i>	Beberapa lapisan konvolusi yang bertugas mengekstrak fitur dari input. Setiap lapisan memiliki dan menerapkan filter yang berbeda untuk mengklasifikasi pola dan fitur spesifik.
<i>Pooling Layer :</i>	Lapisan ini berfungsi mengurangi dimensi spasial dari output lapisan konvolusi, membantu mengurangi <i>overfitting</i> dan meningkatkan efisiensi komputasi.
<i>Fully Connected Layer :</i>	Lapisan ini menghubungkan setiap neuron dari lapisan sebelumnya ke setiap neuron lapisan berikutnya, mengintegrasikan informasi dari semua fitur yang diekstrak.
<i>SVM Classifier :</i>	Pada <i>CNN</i> biasanya menggunakan lapisan <i>softmax</i> , metode <i>hybrid</i> ini menggunakan <i>SVM</i> untuk klasifikasi final. <i>SVM</i> menerima fitur yang diekstrak dan diproses oleh lapisan-lapisan sebelumnya untuk dilakukan klasifikasi.

Tahap ini merupakan tahap membuat dan konfigurasi model *CNN-SVM*. Proses membuat model dapat dilihat pada pseudocode berikut.

```
Function createCNNModel(input_size):
    model <-- Sequential()
    model.add(Input(shape=(input_size, input_size, 3)))
```

```

    model.add(Conv2D(32, (3, 3), activation='relu'))
    model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
    model.add(Conv2D(32, (3, 3), activation='relu',
kernel_initializer='he_uniform'))
    model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
    model.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu',
kernel_initializer='he_uniform'))
    model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
    model.add(Flatten())
    model.add(Dense(64, activation='relu'))
    model.add(Dropout(0.5)) # Dropout for regularization
    model.add(Dense(3, activation='softmax')) # Output layer with 3
classes
    model.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer='adam',
metrics=['accuracy'])
    model.summary()
    return model
End

Function setupCallbacks():
    model_es <-- EarlyStopping(monitor='loss', min_delta=1e-9,
patience=10, verbose=True)
    model_rlr <-- ReduceLROnPlateau(monitor='val_loss', factor=0.3,
patience=6, verbose=True)
    return [model_es, model_rlr]
End

Function trainCNNModel(model, X_train, y_train_encoded, X_test,
y_test_encoded, batch_size, epochs):
    callbacks <-- setupCallbacks()
    history_1 <-- model.fit(X_train, y_train_encoded,
batch_size=batch_size, epochs=epochs,
                           verbose=1, shuffle=False,
validation_data=(X_test, y_test_encoded), callbacks=callbacks)
    return model
End

Function extractCNNFeatures(model, X_train, X_test):
    cnn_train_features <-- model.predict(X_train)

```



```

    cnn_test_features <-- model.predict(X_test)

    return cnn_train_features, cnn_test_features
End

Function trainEvaluateSVM(cnn_train_features, y_train, cnn_test_features,
y_test):
    svm <-- SVC(kernel='linear')
    svm.fit(cnn_train_features, y_train)
    TrainSVMScoreCNN <-- svm.score(cnn_train_features, y_train) * 100
    print("SVM Training Accuracy Score:- " + TrainSVMScoreCNN)
    TestSVMScoreCNN <-- svm.score(cnn_test_features, y_test) * 100
    print("\nSVM Testing Accuracy Score:- " + TestSVMScoreCNN)
    return TrainSVMScoreCNN, TestSVMScoreCNN
End

```

Pseudocode diatas merupakan implementasi *CNN-SVM* untuk klasifikasi gambar. *Conv2D* pada pseudocode diatas berfungsi untuk mengekstraksi fitur spasial dan hierarkis dari data gambar, yang memungkinkan model *CNN* untuk mempelajari representasi yang berguna untuk tugas klasifikasi atau klasifikasi. *ReLU (Rectified Linear Unit)* pada pseudocode diatas berfungsi sebagai aktivasi setelah lapisan konvolusional yang bisa membantu jaringan saraf untuk mempelajari fitur yang lebih kompleks dan meningkatkan performa klasifikasi. Terdapat juga fungsi *softmax*, yaitu berfungsi aktivasi untuk mengubah output model ke kelas-kelas yang tersedia. Pada pseudocode diatas juga terdapat fungsi *MaxPooling2D* yang digunakan untuk membantu model *CNN* untuk fokus pada fitur-fitur yang paling penting dan mengurangi redundansi, sehingga meningkatkan performa klasifikasi. Setelah mendefenisikan arsitektur model, model dikompilasi dengan *parameter loss='categorical\_crossentropy'* yaitu fungsi *loss* yang digunakan untuk mengatasi masalah klasifikasi multi-kelas dengan label dalam format *one-hot encoding* dan *optimizer='adam'* yang digunakan untuk memperbarui bobot model selama pelatihan.

Pada pseudocode diatas juga terdapat dua *callback* yang digunakan selama pelatihan model *CNN* yaitu *EarlyStopping* untuk menghentikan pelatihan jika model tidak menunjukkan perbaikan selama beberapa epoch dan *ReduceLROnPlateau* yang

berfungsi untuk menurunkan *learning rate* secara otomatis jika metrik evaluasi tidak menunjukkan perbaikan selama beberapa epoch.

Dan yang terakhir terdapat fungsi *trainEvaluateSVM()* yang berfungsi mengimplementasikan pelatihan dan evaluasi *SVM* menggunakan fitur yang telah diekstraksi oleh model *CNN* sebelumnya. Parameter yang digunakan pada kasus ini yaitu parameter *kernel='linear'*. *Kernel linear* adalah salah satu jenis kernel paling sederhana dalam *SVM*, dimana *decision boundary* antara kelas-kelas akan berbentuk *hyperplane linier*.

### 3.6 Learned Model

Hasil dari proses *training* adalah model yang telah belajar. *Learned model* merupakan output yang dihasilkan dari proses pelatihan data, yaitu model yang telah dipelajari oleh mesin selama tahap *training*, dan akan digunakan dan dimuat pada tahap pengujian (*testing*).

### 3.7 Best model

Pada tahapan ini, mesin sudah mendapat pembelajaran dan akan mendapat data baru dari data *testing*. Kemudian mesin akan melakukan klasifikasi citra *MRI* otak tersebut akan masuk ke dalam kelas yang sesuai.

### 3.8 Output

*Output* merupakan tahap akhir dari sistem yang telah dibuat. Keluaran akhir dari proses ini menghasilkan hasil klasifikasi penyakit alzheimer pada citra *MRI* yang terdiri atas 3 tahapan, yaitu *cognitive normal*, *mild cognitive impairment*, dan *alzheimer disease*.

Pada tahap *cognitive normal*, seseorang tidak mengalami masalah ingatan dan tidak ada gejala demensia yang tampak dalam pemeriksaan medis. Individu tersebut masih berfungsi secara normal dan sehat secara mental, tidak menampilkan gejala sama sekali, tidak ada kehilangan ingatan, masalah perilaku. Dan pada tahap ini, kondisi citra otak belum mengalami perubahan.

*Mild cognitive impairment (MCI)* atau biasa disebut penurunan kognitif ringan. Pada tahap ini, kondisi citra otak seseorang akan mengalami perubahan – perubahan kecil yang tidak terlalu signifikan dan sulit dilihat menggunakan mata telanjang. Pada

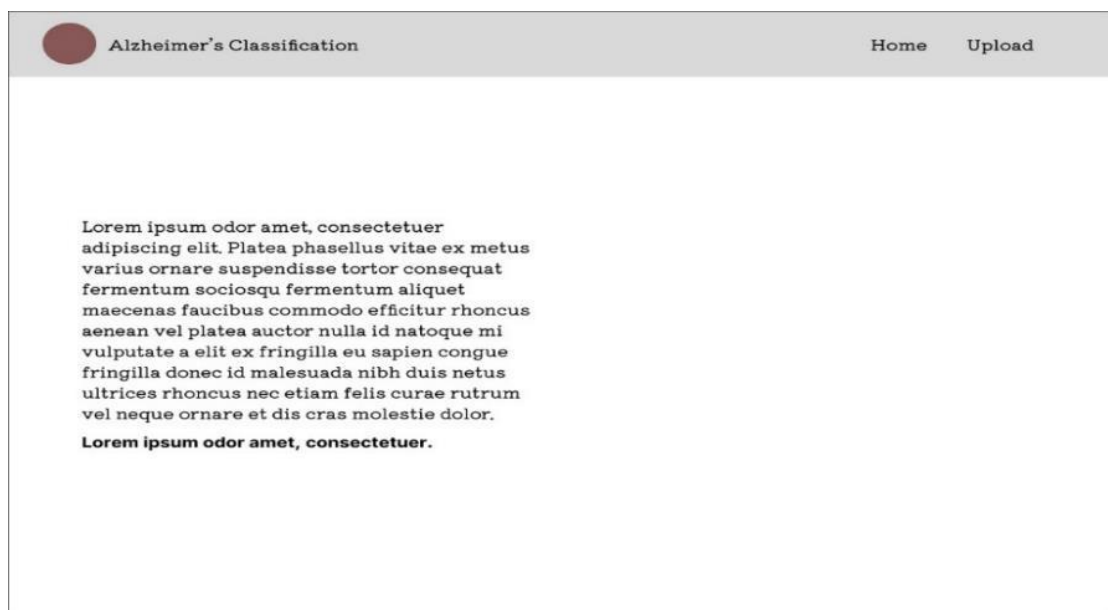
tahap ini, seseorang akan mulai mengalami sulit dalam ingatan, penurunan kinerja, berbicara, maupun fokus dalam kegiatan sehari-hari.

Dan yang terakhir pada tahap *Alzheimer disease (AD)*, pada tahap ini kerusakan citra otak akan lebih terlihat jelas. Penderita juga semakin sulit untuk melakukan kegiatan sehari-hari dan sangat membutuhkan orang sekitarnya.

### 3.9 Perancangan Antarmuka Sistem

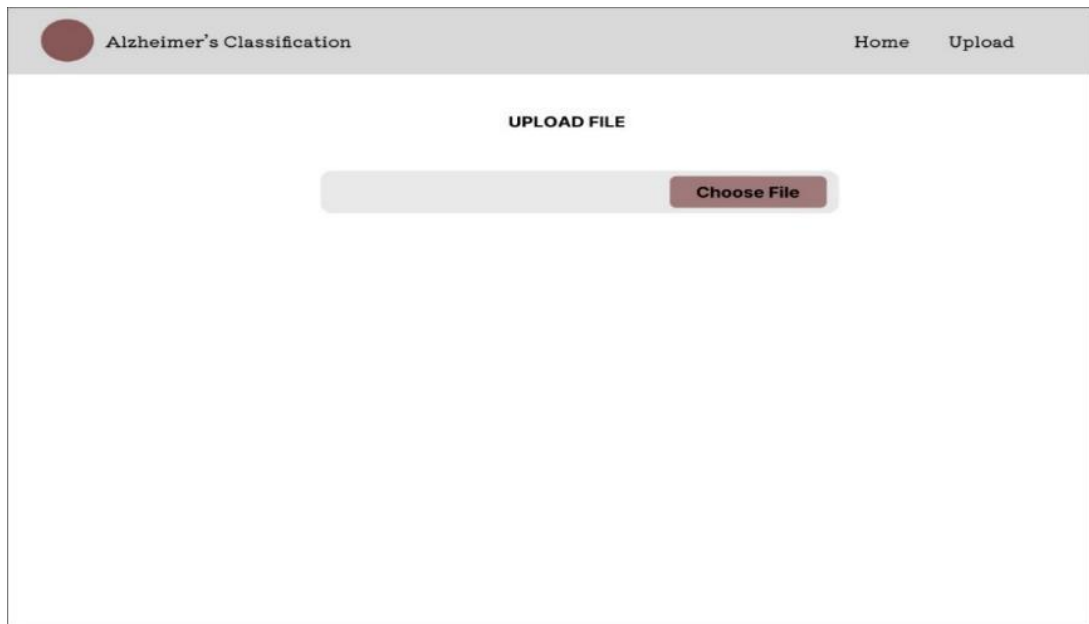
Pada tahapan ini, dilakukan perancangan tampilan antarmuka dari aplikasi klasifikasi penyakit alzheimer. Sistem akan dibuat dalam bentuk aplikasi berbasis *website*. Berikut adalah rancangan tampilan – tampilan yang ada pada aplikasi klasifikasi alzheimer ini.

Tampilan ini akan muncul pertama kali ketika pengguna memasuki sistem. Pada *section* ini terdapat deskripsi singkat, tombol *home*, dan tombol *upload*. Tampilan Halaman dapat dilihat pada Gambar 3.7.



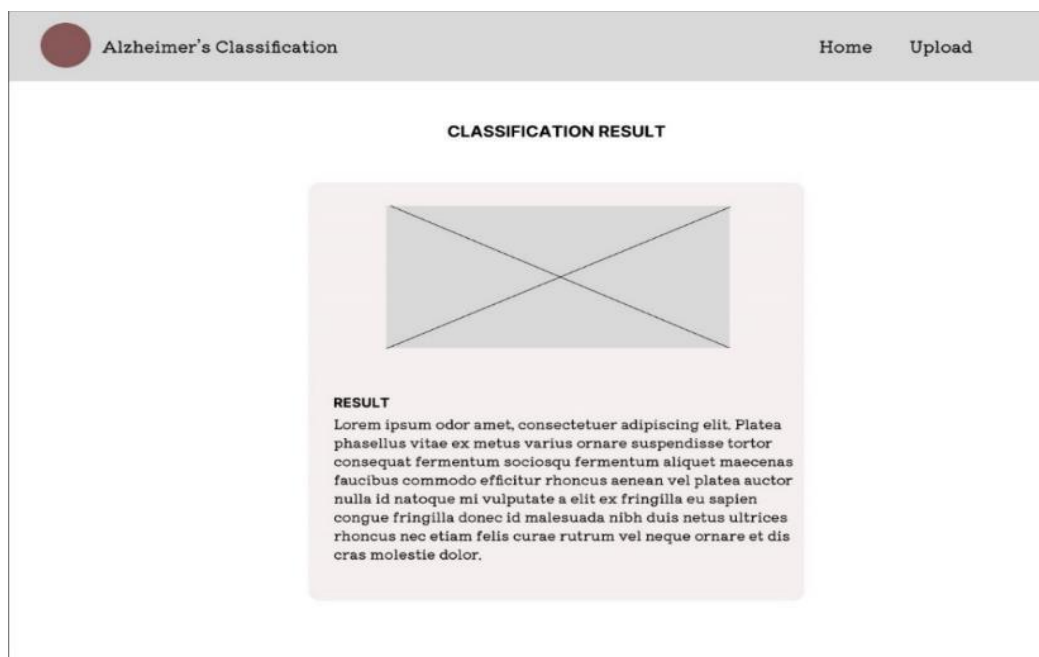
**Gambar 3. 7** Antarmuka Sistem Halaman Home

Gambar 3.8 adalah halaman untuk pengguna mengupload citra *MRI* untuk dilakukan klasifikasi. Halaman ini akan muncul apabila pengguna memilih tombol *upload*.



**Gambar 3. 8** Antarmuka Sistem Halaman *Upload*

Gambar 3.9 adalah halaman yang akan menampilkan hasil klasifikasi setelah pengguna mengupload citra *MRI* disertai dengan deskripsi singkat dan juga citra *MRI*.



**Gambar 3. 9** Antarmuka Sistem Halaman Hasil

## **BAB 4**

### **IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM**

Bab ini menyajikan implementasi metode *hybrid Convolutional Neural Network-Support Vector Machine* dalam konteks klasifikasi penyakit alzheimer, serta menguraikan hasil evaluasi sistem yang telah dikembangkan berdasarkan rancangan yang dipaparkan pada bab sebelumnya.

#### **4.1 Implementasi Sistem**

Pada tahap ini, sistem diimplementasikan untuk melakukan klasifikasi penyakit Alzheimer dengan menggunakan metode *hybrid Convolutional Neural Network-Support Vector Machine (CNN-SVM)*. Implementasi tersebut menggunakan bahasa pemrograman Python dan menghasilkan sebuah sistem berbasis web dengan menggunakan *framework* Flask.

##### *4.1.1 Perangkat Keras*

Adapun dalam membangun sistem ini peneliti menggunakan perangkat keras yang memiliki spesifikasi sebagai berikut.

1. Processor AMD Ryzen 5 4500U CPUs 2.4GHz
2. RAM dengan kapasitas sebesar 8 GB
3. OS Windows 10 Home 64-bit
4. Kapasitas 512 GB SSD

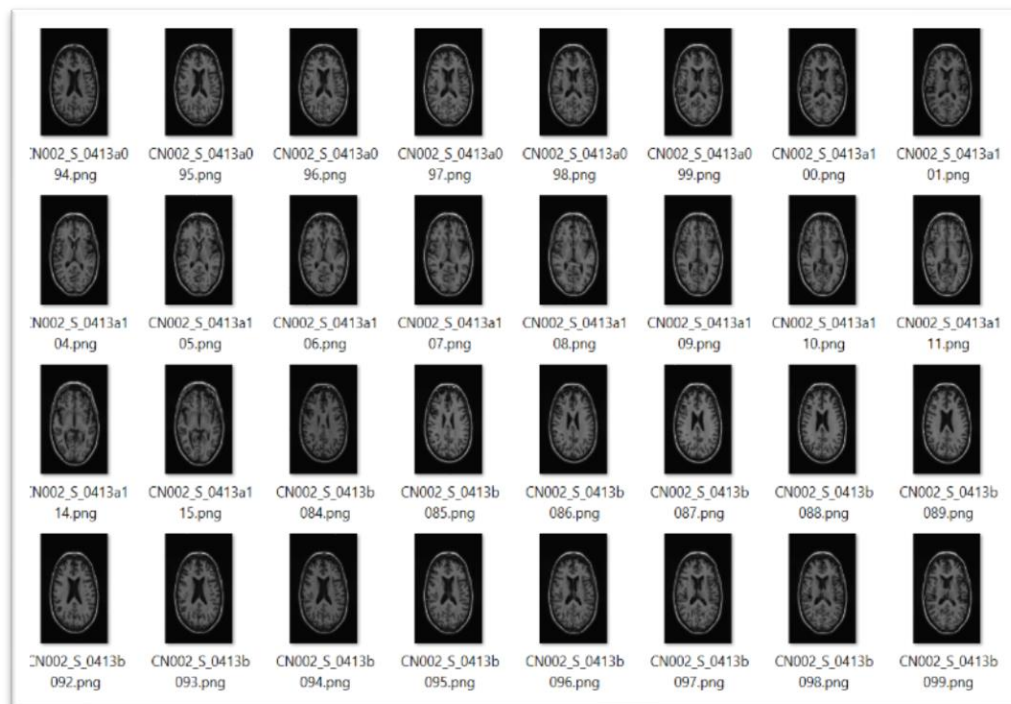
##### *4.1.2 Perangkat Lunak*

Dalam pembangunan sistem ini juga memerlukan perangkat lunak yang di antaranya:

1. Google Colab
2. Roboflow
3. Python
4. Tensorflow
5. Flask
6. Matplotlib

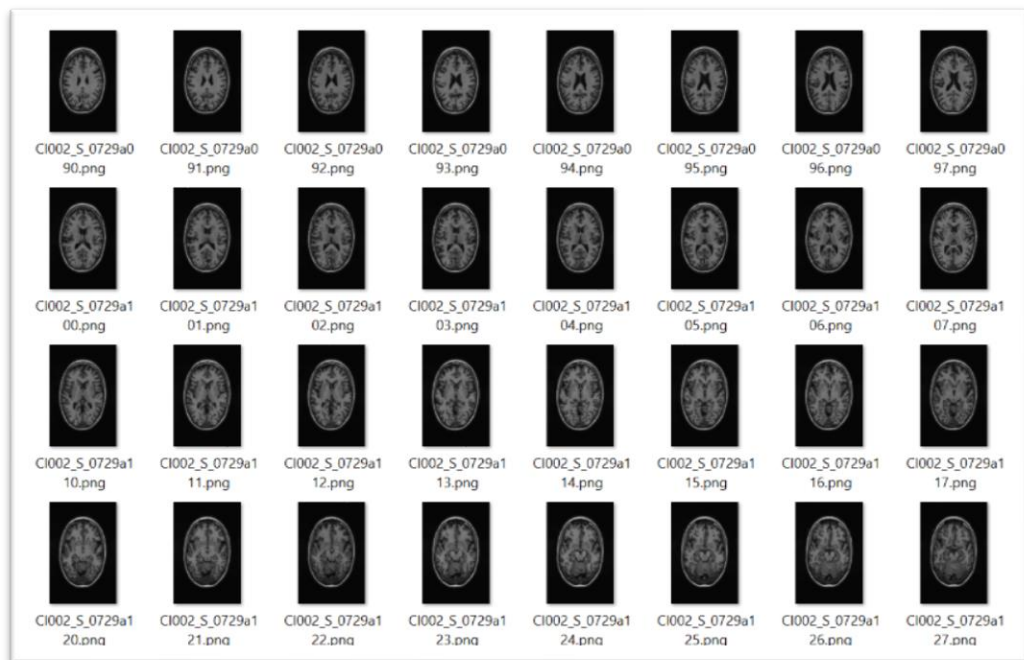
## 4.2 Implementasi Data

Data yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari *platform open dataset* yaitu Kaggle. adapun data citra yang digunakan adalah berupa citra *MRI* otak yang dibagi menjadi 3 jenis yaitu *Cognitive normal*, *Mild cognitive impairment*, dan *Alzheimer disease*. Seluruh gambar berekstensi .JPG dengan total keseluruhan data yaitu sebanyak 1180 gambar. Selanjutnya, data dibagi menjadi tiga kelompok, yaitu data pelatihan (*training*), data validasi (*validation*), dan data pengujian (*testing*). Gambar 4.1, 4.2 dan 4.3 dibawah ini merupakan contoh data citra dari setiap kelasnya.



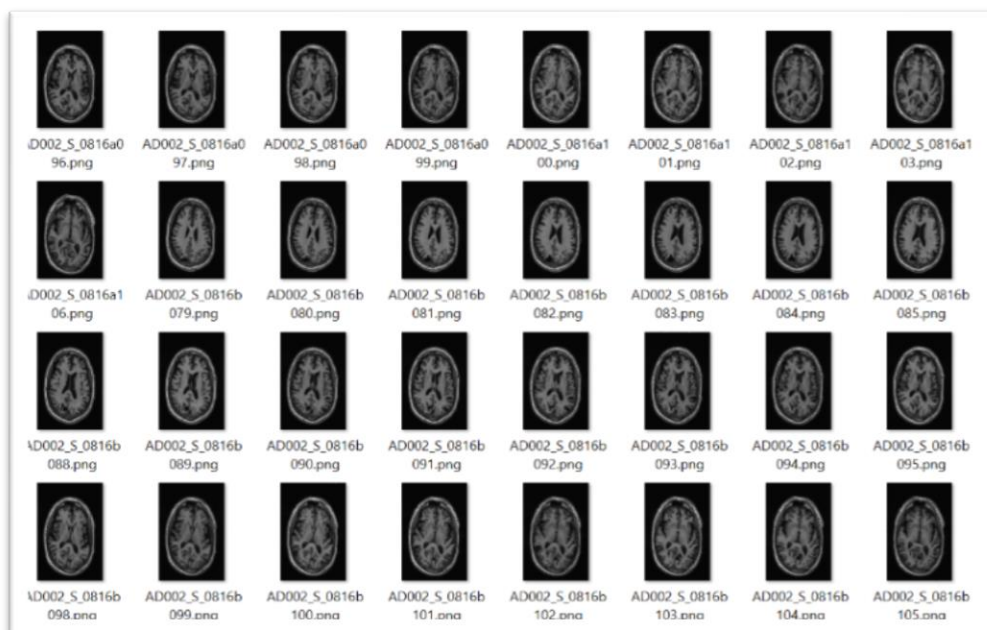
**Gambar 4. 1** Dataset *Cognitive normal* yang digunakan

Gambar 4.1 diatas merupakan dataset Cognitive Normal yang digunakan selama penelitian. Dataset diatas berjumlah sebanyak 390 citra MRI otak yang terbagi menjadi 3 yaitu data *training*, *validation* dan *testing*.



**Gambar 4. 2** Dataset *Mild cognitive impairment* yang digunakan

Gambar 4.1 diatas merupakan dataset *Mild Cognitive Impairment* yang digunakan selama penelitian. Dataset diatas berjumlah sebanyak 430 citra MRI otak yang terbagi menjadi 3 yaitu data *training*, *validation* dan *testing*.



**Gambar 4. 3** Dataset *Alzheimer disease* yang Digunakan



Gambar 4.3 diatas merupakan dataset Alzheimer Disease yang digunakan selama penelitian. Dataset diatas berjumlah sebanyak 360 citra MRI otak yang terbagi menjadi 3 yaitu data *training*, *validation* dan *testing*.

#### 4.3 Pelatihan Sistem

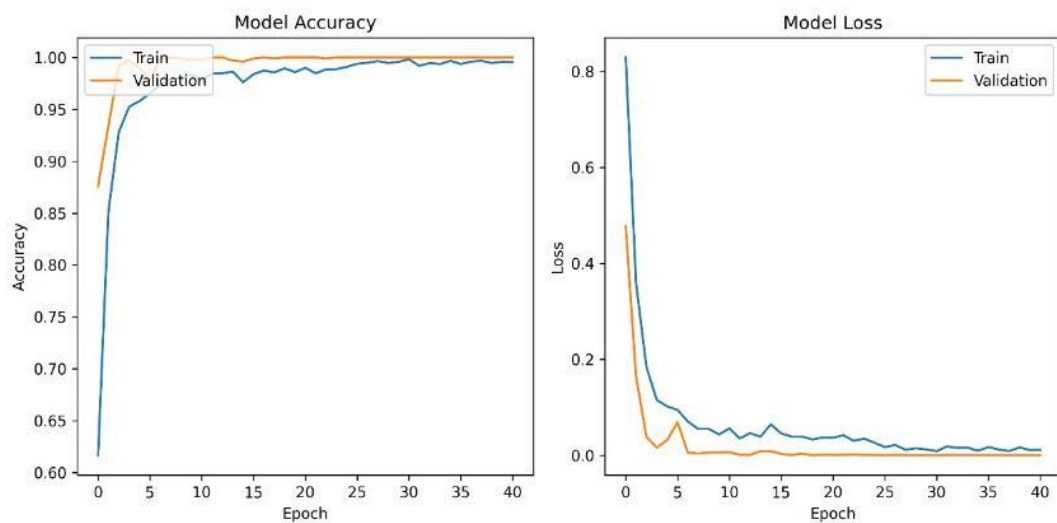
Pelatihan sistem klasifikasi penyakit alzheimer dilakukan dengan algoritma *hybrid CNN-SVM*. Pelatihan ini memiliki tujuan agar model yang dilatih memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali objek. Pada pelatihan klasifikasi penyakit alzheimer menggunakan data sejumlah 118 data yang terbagi menjadi 3 kelas, yaitu *cognitive normal*, *mild cognitive impairment*, dan *alzheimer disease*. Sebelum masuk ke proses pelatihan, data telah terlebih dahulu melewati preprocessing yang dikerjakan pada roboflow. Pada pelatihan ini menggunakan jumlah batch 16 dan jumlah epoch 100. Hasil pelatihan dapat dilihat pada tabel 4.1.

**Tabel 4. 1** Hasil Pelatihan Sistem

Epoch	Accuracy	Loss	Val Accuracy	Val Loss	Learning Rate
77	0.9822	0.1855	0.999	0.1362	0.0003
78	0.9829	0.183	0.999	0.1319	0.0003
79	0.9806	0.1911	0.9981	0.1376	0.0003
80	0.9817	0.1866	0.999	0.1341	0.0003
81	0.9808	0.1897	0.999	0.1324	0.0003
82	0.9816	0.1868	0.999	0.1318	0.0003
83	0.9827	0.1837	0.999	0.1326	0.0003
84	0.9819	0.1865	0.999	0.129	0.0003
85	0.9812	0.1894	0.999	0.1273	0.0003
86	0.9816	0.1867	0.999	0.1289	0.0003
87	0.9823	0.1853	0.999	0.1271	0.0003
88	0.9811	0.188	0.9981	0.1295	0.0003
89	0.9819	0.1872	0.999	0.1268	0.0003
90	0.9824	0.1847	0.999	0.1237	0.0003
91	0.9832	0.1819	0.999	0.122	0.0003
92	0.9831	0.1831	0.9981	0.1235	0.0003
93	0.9838	0.1799	0.999	0.1223	0.0003
94	0.9833	0.1814	0.999	0.1239	0.0003
95	0.9829	0.1832	0.999	0.1241	0.0003

96	0.9837	0.1793	0.999	0.1198	0.0003
<b>97</b>	<b>0.984</b>	<b>0.1786</b>	<b>0.999</b>	<b>0.1187</b>	<b>0.0003</b>
98	0.9835	0.1794	0.999	0.1221	0.0003
99	0.9842	0.177	0.999	0.1204	0.0003
100	0.9845	0.1753	0.999	0.1202	0.0003

Pada tabel 4.2 dapat dilihat bahwa, model terbaik diperoleh pada epoch 97 dengan *learning rate* sebesar 0.0003 dengan *Val. Accuracy* 0.999 dan *Val. Loss* sebesar 0.1187.



**Gambar 4. 4** Grafik Performa Hasil Accuracy dan Loss

Berdasarkan Gambar 4.4, dapat dilihat bahwa grafik akurasi memperlihatkan signifikan dari 60% menjadi 95% pada 5 epoch pertama, diikuti peningkatan gradual hingga mencapai akurasi mendekati 100%. Sementara itu, grafik *loss* menunjukkan penurunan *error* yang konsisten dari 0.8 menjadi 0.2 di awal *training* dan terus menurun hingga mendekati 0. Performa seimbang antara *training* dan *validation* mengindikasikan tidak adanya *overfitting* dan mengkonfirmasi bahwa arsitektur model dan parameter yang dipilih telah sesuai.

**Tabel 4. 2** Tuning Hypermeter

NO	Learning Batch		Epoch	Accuracy	Loss	Val_accuracy	Val_loss
	Rate	Size					
1	0.001	8	30	0.992784387	0.021534782	0.999806011	0.001058354
2	0.001	8	50	0.994041556	0.01829976	0.998933069	0.003577738
3	0.001	8	100	0.969439732	0.07439677	0.993753635	0.021738957

4	0.001	16	30	0.953019643	0.112312475	0.99078564	0.033354665
5	0.001	16	50	0.992311426	0.021738299	0.999418036	0.0018313
6	0.001	16	100	0.998003074	0.005735597	0.999870674	0.000350663
7	0.001	32	30	0.997914138	0.006423183	0.999709016	0.000890595
8	0.001	32	50	0.995857389	0.012384447	0.999301641	0.002267129
9	0.001	32	100	0.998248847	0.005101357	0.999650823	0.00212689

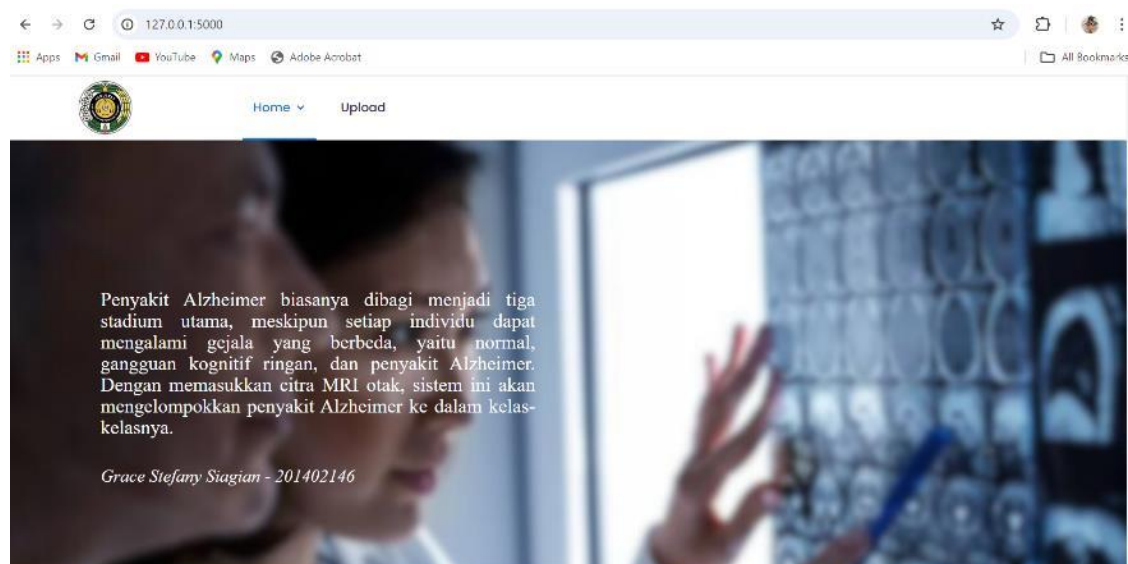
Adapun tuning hyperparameter yang telah dilakukan sebelum melakukan pelatihan dengan menggunakan batch size 16 dengan epoch 100 dapat dilihat pada table 4.2.

#### 4.4 Implementasi Perancangan Interface

Tampilan antarmuka dari sistem ini memiliki 1 halaman yang terdiri dari 3 *section* yaitu tampilan utama, tampilan *upload* gambar, dan tampilan hasil klasifikasi.

##### 4.4.1 Tampilan Utama

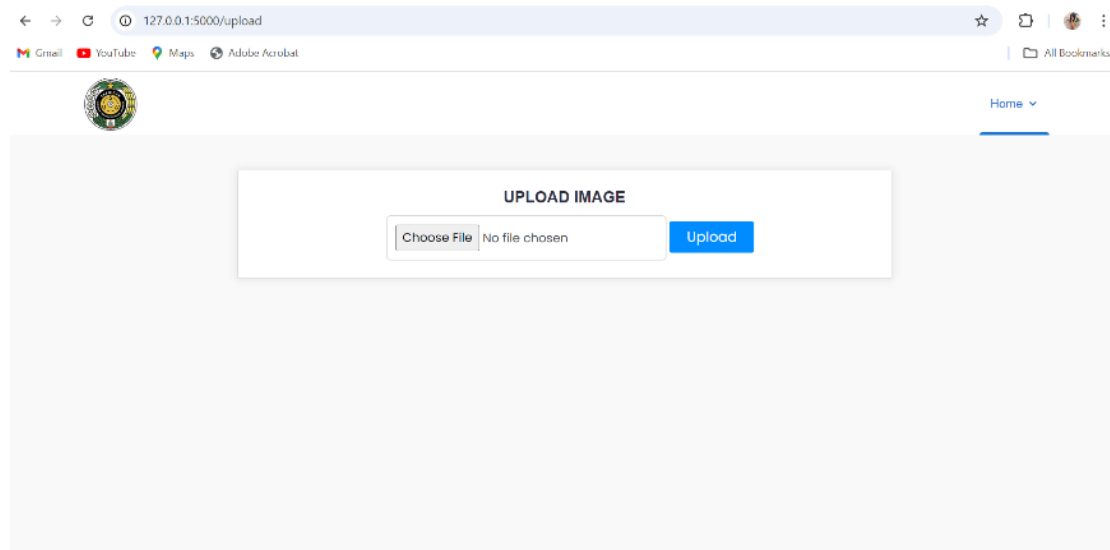
Tampilan ini akan muncul pertama kali ketika pengguna memasuki sistem. Pada *section* ini terdapat nav-bar yang berisi nama peneliti dan navigasi menuju *section* pada halaman tersebut, judul besar beserta deskripsinya, dan tombol untuk menuju *section upload* gambar. Tampilan utama dapat dilihat pada Gambar 4.5.



**Gambar 4. 5** Tampilan Utama

#### 4.4.2 Tampilan upload gambar

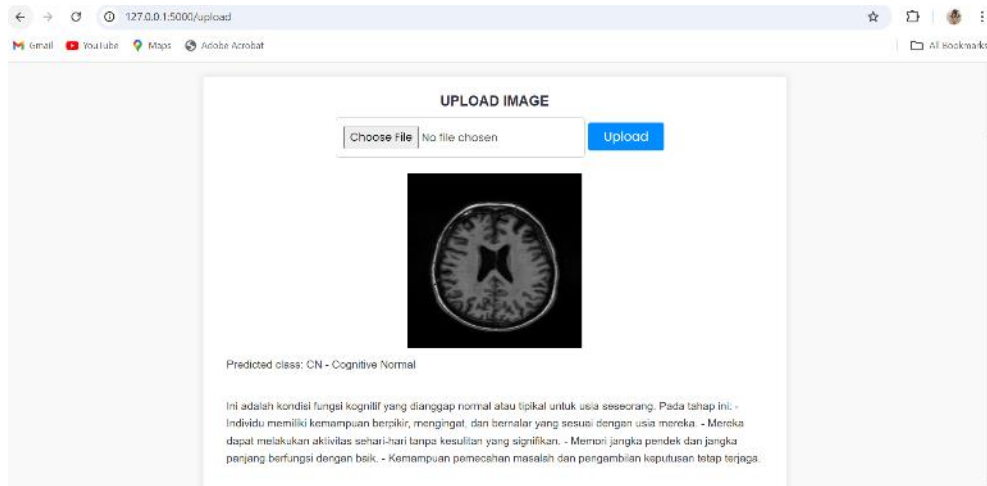
*Section* ini akan muncul ketika pengguna men-*scroll* halaman, ataupun bisa dengan cara mengklik “*Upload*” pada *nav-bar* di atas. *Section* ini merupakan tampilan untuk memasukkan data citra untuk melakukan proses klasifikasi. Tampilan pada *section* ini ditunjukkan pada Gambar 4.6.



**Gambar 4. 6** Tampilan *Upload* Gambar

#### 4.4.3 Tampilan hasil klasifikasi

Tampilan ini muncul ketika sistem telah selesai melakukan proses klasifikasi. Pada *section* ini terdapat hasil klasifikasi yang terdiri dari gambar *input*-an beserta penjelasan singkat terkait jenis penyakit Alzheimer yang telah diklasifikasi. Tampilan hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 4.7.



**Gambar 4. 7** Tampilan Hasil Klasifikasi

#### 4.5 Prosedur Operasional

Prosedur operasional menjelaskan bagaimana tahapan menjalankan sistem yang telah dibangun. Tampilan utama dari sistem ini berisikan informasi mengenai sistem dan *input* berupa gambar yang nantinya gambar ini akan diklasifikasi ke dalam kelas yang telah dikenali sistem yang di antaranya adalah *Cognitive normal*, *Mild cognitive impairment*, dan *Alzheimer disease*.

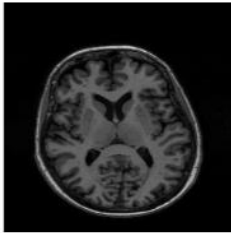
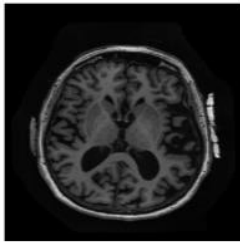
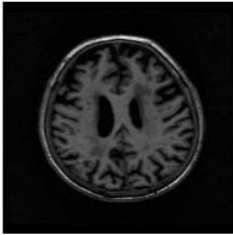
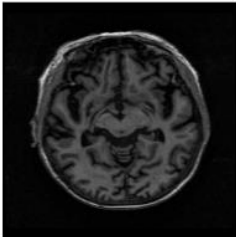
Untuk menjalankan aplikasi ini, pengguna terlebih dahulu mengunduh Flask kemudian untuk menjalankan *website*-nya dengan mengetik “python app.py” pada *command prompt*. Setelah me-run flask, alamat akan diberikan dan alamat ini akan digunakan untuk memasuki aplikasi melalui web *browser*. Pada gambar di atas, *user* memasukkan <http://127.0.0.1:5000> untuk membuka *website*.

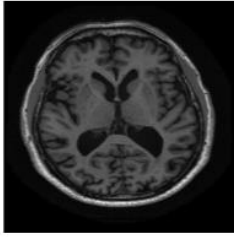
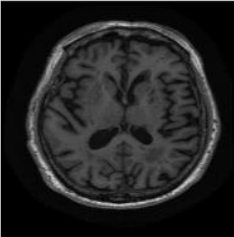
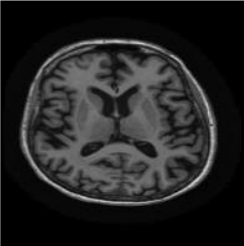
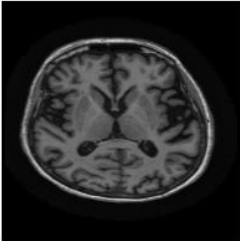
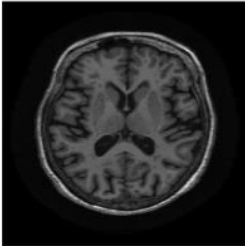
Pada aplikasi ini terdapat tombol “upload” pada *nav-bar* untuk menuju halaman *upload* gambar. Selanjutnya untuk memulai proses klasifikasi berdasarkan citra *MRI* otak, pengguna terlebih dahulu memasukkan gambar yang mana bisa dengan mengklik tombol “choose file” maupun melakukan *drag and drop* file, kemudian user mengklik tombol “upload”. Setelah itu, sistem akan mulai menjalankan proses klasifikasi yang menghasilkan label kelas beserta penjelasan singkat tentang penyakit terkait.

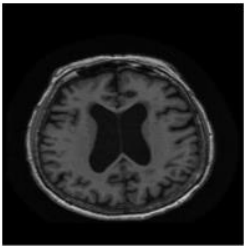
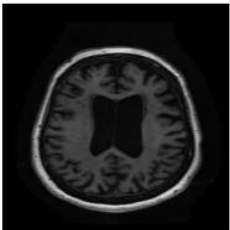
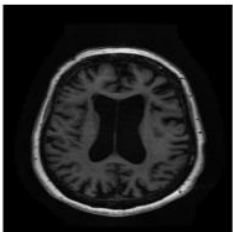
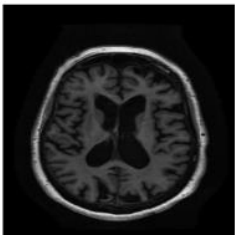
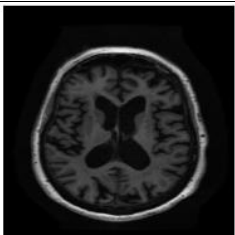
#### 4.6 Pengujian Sistem

Pada tahap ini, sistem yang telah dibangun akan diuji yang mana tujuannya untuk menganalisa kemampuan dan kinerja sistem dalam mengklasifikasi penyakit alzheimer dengan menggunakan metode *CNN-SVM*. Pengujian dilakukan pada sistem berbasis web. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 4.2.

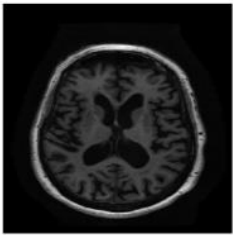
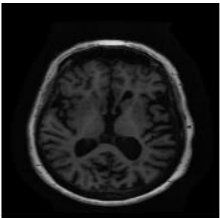

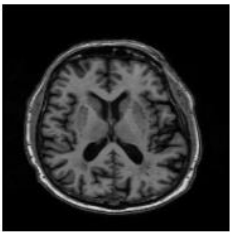
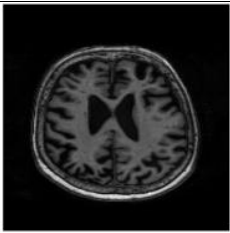
**Tabel 4. 3** Hasil Pengujian Sistem

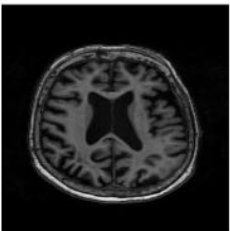
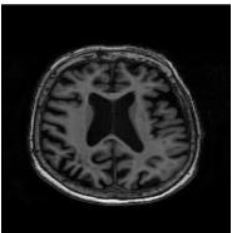
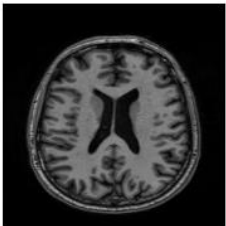
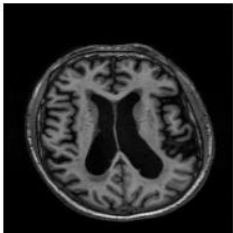
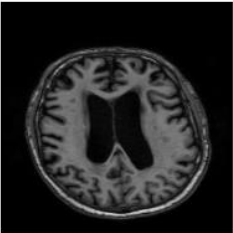
No	Citra	Sistem	Aktual	Status
1.	 <small>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</small>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar
2.	 <small>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</small>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar
3.	 <small>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</small>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar
4.	 <small>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</small>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar

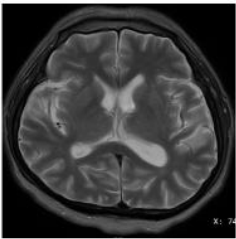
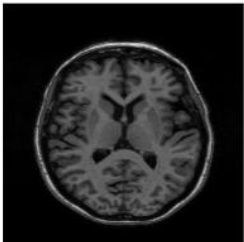
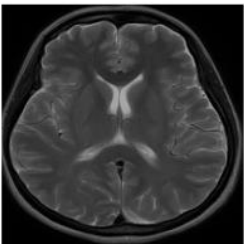
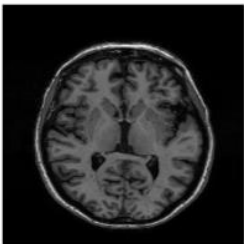
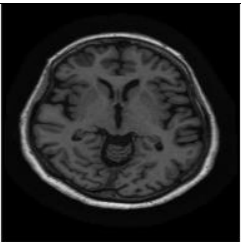
5.	 <p>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</p>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar
6.	 <p>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</p>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar
7.	 <p>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</p>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar
8.	 <p>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</p>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar
9.	 <p>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</p>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar

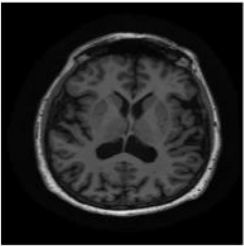
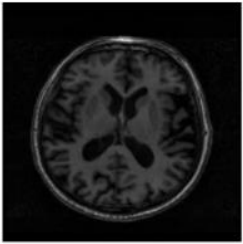
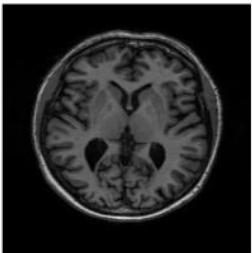
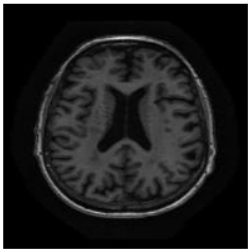
10.	 <p>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</p>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar
11.	 <p>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</p>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar
12.	 <p>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</p>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar
13.	 <p>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</p>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar
14.	 <p>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</p>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar

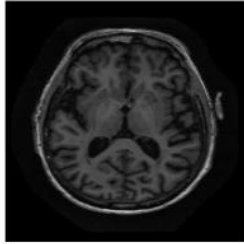
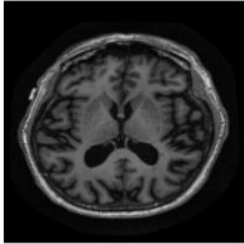
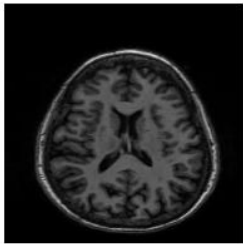
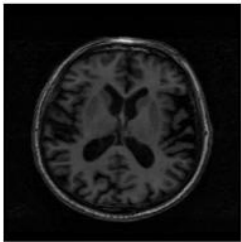
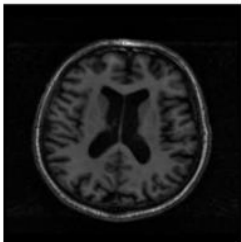


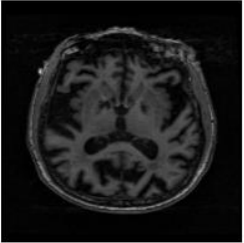
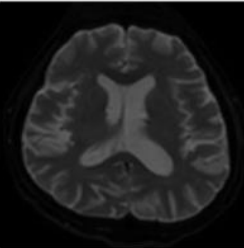
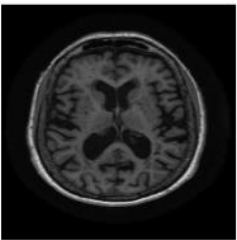
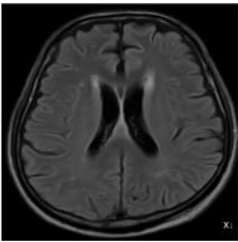
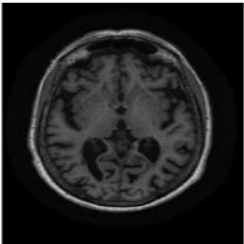
15.	 <p>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</p>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar
16.	 <p>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</p>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar
17.	 <p>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</p>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar
18.	 <p>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</p>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar
19.	 <p>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</p>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar

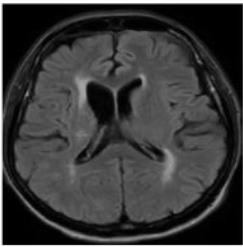
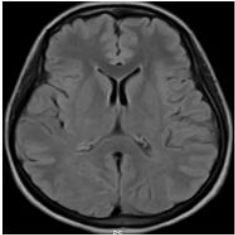
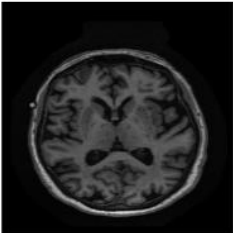
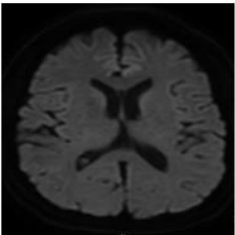
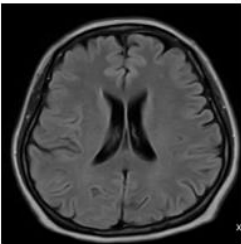
20.	 <p>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</p>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar
21.	 <p>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</p>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar
22.	 <p>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</p>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar
23.	 <p>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</p>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar
24.	 <p>Predicted class: AD - Alzheimer's Disease</p>	Alzheimer disease	Alzheimer disease	Benar

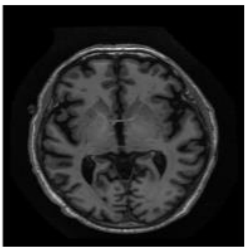
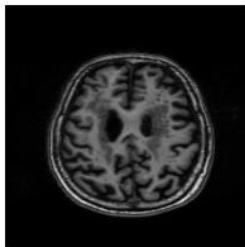
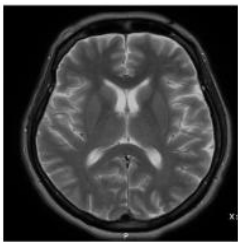
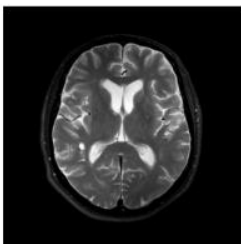
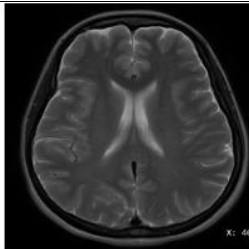
25.	 <p>Predicted class: CN - Cognitive Normal</p>	Cognitive normal	Cognitive normal	Benar
26.	 <p>Predicted class: CN - Cognitive Normal</p>	Cognitive normal	Cognitive normal	Benar
27.	 <p>Predicted class: CN - Cognitive Normal</p>	Cognitive normal	Cognitive normal	Benar
28.	 <p>Predicted class: CN - Cognitive Normal</p>	Cognitive normal	Cognitive normal	Benar
29.	 <p>Predicted class: CN - Cognitive Normal</p>	Cognitive normal	Cognitive normal	Benar

30.	 <p>Predicted class: CN - Cognitive Normal</p>	Cognitive normal	Cognitive normal	Benar
31.	 <p>Predicted class: CN - Cognitive Normal</p>	Cognitive normal	Cognitive normal	Benar
32.	 <p>Predicted class: CN - Cognitive Normal</p>	Cognitive normal	Cognitive normal	Benar
33.	 <p>Predicted class: CN - Cognitive Normal</p>	Cognitive normal	Cognitive normal	Benar

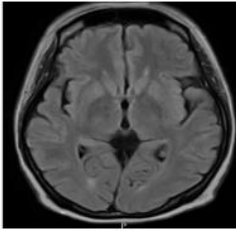
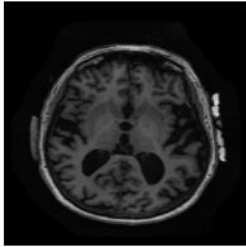
34.	 <p>Predicted class: CN - Cognitive Normal</p>	Cognitive normal	Cognitive normal	Benar
35.	 <p>Predicted class: CN - Cognitive Normal</p>	Cognitive normal	Cognitive normal	Benar
36.	 <p>Predicted class: CN - Cognitive Normal</p>	Cognitive normal	Cognitive normal	Benar
37.	 <p>Predicted class: CN - Cognitive Normal</p>	Cognitive normal	Cognitive normal	Benar
38.	 <p>Predicted class: CN - Cognitive Normal</p>	Cognitive normal	Cognitive normal	Benar

39.	 <p>Predicted class: CN - Cognitive Normal</p>	Cognitive normal	Cognitive normal	Benar
40.	 <p>Predicted class: CI - Cognitive Impairment</p>	Mild Cognitive Impairment	Mild Cognitive Impairment	Benar
41.	 <p>Predicted class: CI - Cognitive Impairment</p>	Mild Cognitive Impairment	Mild Cognitive Impairment	Benar
42.	 <p>Predicted class: CI - Cognitive Impairment</p>	Mild Cognitive Impairment	Mild Cognitive Impairment	Benar
43.	 <p>Predicted class: CI - Cognitive Impairment</p>	Mild Cognitive Impairment	Mild Cognitive Impairment	Benar

44.	 <p>Predicted class: CI - Cognitive Impairment</p>	Mild Cognitive Impairment	Mild Cognitive Impairment	Benar
45.	 <p>Predicted class: CI - Cognitive Impairment</p>	Mild Cognitive Impairment	Mild Cognitive Impairment	Benar
46.	 <p>Predicted class: CI - Cognitive Impairment</p>	Mild Cognitive Impairment	Mild Cognitive Impairment	Benar
47.	 <p>Predicted class: CI - Cognitive Impairment</p>	Mild Cognitive Impairment	Mild Cognitive Impairment	Benar
48.	 <p>Predicted class: CI - Cognitive Impairment</p>	Mild Cognitive Impairment	Mild Cognitive Impairment	Benar

49.	 <p>Predicted class: CI - Cognitive Impairment</p>	Mild Cognitive Impairment	Mild Cognitive Impairment	Benar
50.	 <p>Predicted class: CI - Cognitive Impairment</p>	Mild Cognitive Impairment	Mild Cognitive Impairment	Benar
51.	 <p>Predicted class: CN - Cognitive Normal</p>	Cognitive normal	Mild Cognitive Impairment	Salah
52.	 <p>Predicted class: CI - Cognitive Impairment</p>	Mild Cognitive Impairment	Mild Cognitive Impairment	Benar
53.	 <p>Predicted class: CN - Cognitive Normal</p>	Cognitive- normal	Mild Cognitive Impairment	Salah



54.	 Predicted class: CI - Cognitive Impairment	Mild Cognitive Impairment	Mild Cognitive Impairment	Benar
55.	 Predicted class: AD - Alzheimer's Disease	Alzheimer- disease	Alzheimer- disease	Benar

Tabel 4.3 merupakan contoh hasil pengujian terhadap model *CNN-SVM* dalam mengklasifikasi penyakit alzheimer pada manusia. Total data yang digunakan dalam pengujian model *CNN-SVM* adalah 118 citra *MRI*.

Berikut pada tabel 4.4 merupakan hasil perhitungan dari hitungan confusion matrix.

**Tabel 4. 4** Nilai TP, FP, dan FN

Kelas	<i>TP</i>	<i>FP</i>	<i>FN</i>
<i>Cognitive-normal</i>	37	1	1
<i>Mild Cognitive Impairment</i>	40	2	1
<i>Alzheimer-disease</i>	31	3	2
<b>Total</b>	108	6	4

Berikut adalah perhitungan untuk mencari *Precision*, *Recall*, dan *F1-score*:

#### 1. *Precision*

*Precision* merupakan proporsi dari hasil positif yang benar-benar relevan dibandingkan dengan semua hasil positif yang diklasifikasikan. *Precision* dapat dihitung dengan menggunakan persamaan berikut.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$Precision\ CN = \frac{37}{38} \times 100\% = 97\%$$

$$Precision\ MCI = \frac{40}{42} \times 100\% = 95\%$$

$$Precision\ AD = \frac{31}{34} \times 100\% = 91\%$$

## 2. Recall

Recall adalah perbandingan antara jumlah data positif yang berhasil diklasifikasi secara tepat dengan total keseluruhan data positif yang tersedia. Perhitungan *recall* dapat dilihat pada persamaan berikut ini.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$Recall\ CN = \frac{37}{38} \times 100\% = 97\%$$

$$Recall\ MCI = \frac{40}{41} \times 100\% = 98\%$$

$$Recall\ AD = \frac{31}{33} \times 100\% = 94\%$$

## 3. F1-score

*F-1 Score* merupakan salah satu metrik evaluasi performa yang mengukur rata-rata harmonik antara *precision* dan *recall*. *F-1 Score* dapat dihitung dengan menggunakan persamaan berikut.

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

$$F1-score\ CN = 2 \times \frac{97\% \times 97\%}{97\%+97\%} = 97\%$$

$$F1-score\ MCI = 2 \times \frac{98\% \times 95\%}{98\%+95\%} = 96\%$$

$$F1\text{-score AD} = 2 \times \frac{94\% \times 91\%}{94\% + 91\%} = 92\%$$

Dari seluruh perhitungan yang telah dilakukan, maka dapat dilihat hasil yang diperoleh pada Tabel 4. 4.

**Tabel 4. 5** Nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>
<i>Cognitive-normal</i>	97%	97%	97%
<i>Mild Cognitive Impairment</i>	95%	98%	96%
<i>Alzheimer-disease</i>	91%	94%	92%
<b><i>Average</i></b>	<b>94.3%</b>	<b>96.3%</b>	<b>95%</b>

Berdasarkan seluruh proses uji sistem yang telah dilakukan pada model aplikasi klasifikasi penyakit alzheimer menggunakan *CNN-SVM*, maka didapatkan nilai akurasi sebagai berikut :

$$Accuracy = \frac{108}{118} \times 100\% = 92\%$$

Dengan nilai akurasi sebesar 92%, maka dapat dikatakan bahwa sistem dapat melakukan klasifikasi penyakit alzheimer pada citra *MRI* manusia dengan baik di mana sistem dapat dijalankan pada website. Di sisi lain, sistem juga menghasilkan beberapa kesalahan dalam prediksi yang menunjukkan bahwa metode yang digunakan masih belum sempurna dan memiliki kekurangan dalam mengklasifikasi penyakit alzheimer. Kesalahan tersebut disebabkan oleh kurangnya jumlah dan variasi data yang dilatih sehingga sulit untuk mengklasifikasi, ditambah lagi tingginya tingkat kemiripan antar citra *MRI*.

#### 4.7 Validasi dengan Pakar

Validasi dengan pakar adalah sebuah metode pengujian dan konfirmasi keakuratan hasil penelitian, temuan, atau model dengan melibatkan ahli yang memiliki kompetensi tinggi di bidang tertentu.



**Gambar 4. 8** Validasi dengan Pakar

Gambar 4.9 diatas menunjukkan proses validasi citra *MRI* yang dilakukan bersama pakar radiologi Bapak AP di Rumah Sakit Santa Elisabeth Medan. Pada sesi validasi ini, penulis melakukan konsultasi mengenai ketepatan interpretasi gambar *MRI* yang dihasilkan oleh sistem. Seperti yang terlihat pada gambar, penulis bersama dengan Bapak AP sedang melakukan *review* terhadap hasil pembacaan citra *MRI* yang ditampilkan pada layar monitor.

Validasi dilakukan dengan cara membandingkan hasil pembacaan sistem dengan interpretasi pakar terhadap beberapa sampel citra *MRI* yang diberikan oleh pihak Rumah Sakit. Proses validasi ini menjadi sangat penting untuk membuktikan bahwa sistem yang dikembangkan tidak hanya bekerja pada data *training*, tetapi juga mampu menginterpretasikan data *real* dari rumah sakit dengan akurat.

## **BAB 5**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1 Kesimpulan**

Terdapat beberapa kesimpulan yang diperoleh dari keseluruhan hasil pengujian pada penelitian untuk membuat aplikasi klasifikasi penyakit alzheimer pada citra *MRI* menggunakan *CNN-SVM*, yaitu :

1. Penggunaan algoritma *CNN-SVM* mampu mengklasifikasi 3 kelas tahap penyakit alzheimer yaitu *cognitive normal*, *mild cognitive impairment*, dan *alzheimer disease*.
2. Pengklasifikasian menggunakan algoritma *CNN-SVM* memperoleh hasil akurasi yang tergolong sangat baik sebesar 92% dengan nilai rata-rata *Precision* sebesar 94.3%, *Recall* 96.3%, dan *F1-score* sebesar 95%.
3. Kurangnya *CNN-SVM* dalam mengklasifikasi penyakit alzheimer ini disebabkan oleh kurangnya variasi citra *MRI* dan tingginya tingkat kemiripan setiap citra.

#### **5.2 Saran**

Adapun saran berikut dapat digunakan sebagai referensi untuk penelitian lanjutan :

1. Dalam pengambilan data, disarankan untuk menambah jumlah data training serta menggunakan data yang lebih bervariasi untuk meningkatkan performa model.
2. Dalam proses pelatihan model, disarankan untuk melakukan tuning hyperparameter yang lebih bervariasi agar mendapatkan hasil yang paling optimal.
3. Penelitian selanjutnya diharapkan mengimplementasikan algoritma yang lain dalam mengklasifikasi jenis penyakit alzheimer untuk dibandingkan dengan algoritma *CNN-SVM*.

## DAFTAR PUSTAKA

- Almumtazah, N., Kiromi, M. S., Ulinnuha, N., & Korespondensi, P. (2023). *Klasifikasi Alzheimer Berdasarkan Data Citra MRI Otak Menggunakan FCM dan Anfis*. 10(3), 613–622. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2023106826>
- Dwi Putro, A., & Tantyoko, H. (2023). Hybrid Algoritma Vgg16-Net Dengan Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Jenis Buah dan sayuran. *JTIM: Jurnal Teknologi Informasi Dan Multimedia*, 5(2), 56–65. <https://doi.org/10.35746/jtim.v5i2.335>
- Khairandish, M. O., Sharma, M., Jain, V., Chatterjee, J. M., & Jhanjhi, N. Z. (2022). A Hybrid CNN-SVM Threshold Segmentation Approach for Tumor Detection and Classification of MRI Brain Images. *IRBM*, 43(4), 290–299. <https://doi.org/10.1016/j.irbm.2021.06.003>
- Khotimatul Wildah, S., Agustiani, S., Rangga Ramadhan, M. S., Gata, W., Mahmud Nawawi, H., & Nusa Mandiri, S. (2020). Deteksi Penyakit Alzheimer Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan Correlation Based Feature Selection. *Jurnal Informatika*, 7(2), 166–173. <http://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/ji>
- McDonald, J. (2024, June). *Alzheimer's Disease and Related Dementia*. <https://www.health.ny.gov/diseases/conditions/dementia/>.
- Menagadevi, M., & Devaraj, S. (2024). Machine and Deep Learning Approaches for Alzheimer Disease Detection Using Magnetic Resonance Images. *Measurement*, 226.
- Minati, L., Edginton, T., Grazia Bruzzone, M., & Giaccone, G. (2009). Reviews: Current concepts in alzheimer's disease: A multidisciplinary review. In *American Journal of Alzheimer's Disease and other Dementias* (Vol. 24, Issue 2, pp. 95–121). SAGE Publications Inc. <https://doi.org/10.1177/1533317508328602>
- Mora-Rubio, A., Bravo-Ortíz, M. A., Arredondo, S. Q., Torres, J. M. S., Ruz, G. A., & Tabares-Soto, R. (2023). Classification of Alzheimer's disease stages from

- magnetic resonance images using deep learning. *PeerJ Computer Science*, 9. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.1490>
- Niu, xiaou, & Suen, C. (2012). A Novel Hybrid CNN-SVM Classifier for Recognizing Handwritten Digits. *Pattern Recognition*, 45(4), 1318–1325.
- Novitasari, D., & Wahyu, P. (2018). Klasifikasi Alzheimer dan Non Alzheimer Menggunakan Fuzzy C-Mean, Gray Level Co-Occurence Matrix dan Support Vector Machine. *Mantik*, 04.
- Peng, Y., Liao, M., Deng, H., Ao, L., Song, Y., Huang, W., & Hua, J. (2020). CNN-SVM: A classification method for fruit fL image with the complex background. *IET Cyber-Physical Systems: Theory and Applications*, 5(2), 181–185. <https://doi.org/10.1049/iet-cps.2019.0069>
- Podcasy, J. L., & Epperson, ; C Neill. (2016). Considering sex and gender in Alzheimer disease and other dementias. In *Dialogues Clin Neurosci* (Vol. 18). [www.dialogues-cns.org](http://www.dialogues-cns.org)
- Rafly Alwanda, M., Putra, R., Ramadhan, K., & Alamsyah, D. (2020). Implementasi Metode Convolutional Neural Network Menggunakan Arsitektur LeNet-5 untuk Pengenalan Doodle. In *Jurnal Algoritme* (Vol. 1, Issue 1).
- Ramadhani, E. P., & Rochmawati, N. (2022). Klasifikasi Covid-19 Pada Citra CT-Scan Dengan Mengombinasikan Metode Convolutional Neural Network Dan Support Vector Machine. *Journal of Informatics and Computer Science*, 04.
- Rizal, dr. F. (2023). *Penyakit Alzheimer*. Halodoc.
- Saleh, A. Y., Chin, C. K., Penshie, V., & Al-Absi, H. R. H. (2021). Lung cancer medical images classification using hybrid cnn-svm. *International Journal of Advances in Intelligent Informatics*, 7(2), 151–162. <https://doi.org/10.26555/ijain.v7i2.317>
- Setiawan, J., Amalia, D., & Prasetiawan, I. (2024). Data Mining Techniques for Predictive Classification of Anemia Disease Subtypes. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 8(1), 10–17. <https://doi.org/10.29207/resti.v8i1.5445>
- Statistik tentang Demensia. (2019, April 22). *Alzheimer's Indonesia*.

- Wirya, M. (2023). *Deteksi Penyakit Alzheimer pada Citra Magnetic Resonance Imaging Menggunakan Machine Learning dengan Metode CNN*.
- Wu, Q., Gao, T., Lai, Z., & Li, D. (2020). Hybrid SVM-CNN classification technique for human–vehicle targets in an automotive LFMCW radar. *Sensors (Switzerland)*, 20(12), 1–18. <https://doi.org/10.3390/s20123504>