

TESIS

**KLASIFIKASI PENYAKIT ALZHEIMER PADA CITRA MEDIS
MAGNETIC RESONANCE IMAGES (MRI) DENGAN METODE
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)**



Disusun oleh:

Nama : Muhamad Yusuf Ismail
NIM : 21.51.1004
Konsentrasi : Business Intelligence

**PROGRAM STUDI S2 INFORMATIKA
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA**

2024

TESIS

**KLASIFIKASI PENYAKIT ALZHEIMER PADA CITRA MEDIS
MAGNETIC RESONANCE IMAGES (MRI) DENGAN METODE
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)**

**CLASSIFICATION OF ALZHEIMER'S DISEASE ON MEDICAL
MAGNETIC RESONANCE (MRI) USING CONVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK (CNN) METHOD**

Diajukan untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh derajat Magister



Disusun oleh:

Nama : Muhamad Yusuf Ismail
NIM : 21.51.1004
Konsentrasi : Business Intelligence

PROGRAM STUDI S2 INFORMATIKA
PROGRAM PASCASARJANA UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA

2024

HALAMAN PENGESAHAN

**KLASIFIKASI PENYAKIT ALZHEIMER PADA CITRA MEDIS MAGNETIC
RESONANCE IMAGES (MRI) DENGAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL
NETWORK (CNN)**

**CLASSIFICATION OF ALZHEIMER'S DISEASE ON MEDICAL MAGNETIC
RESONANCE (MRI) USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)
METHOD**

Dipersiapkan dan Disusun oleh

Muhamad Yusuf Ismail

21.51.1004

Telah Diujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis
Program Studi S2 Informatika
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
pada hari Kamis, 1 Agustus 2024

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, 1 Agustus 2024

Rektor

Prof. Dr. M. Suyanto, M.M.

NIK. 190302001

HALAMAN PERSETUJUAN

KLASIFIKASI PENYAKIT ALZHEIMER PADA CITRA MEDIS MAGNETIC RESONANCE IMAGES (MRI) DENGAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)

CLASSIFICATION OF ALZHEIMER'S DISEASE ON MEDICAL MAGNETIC RESONANCE IMAGES (MRI) USING THE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) METHOD

Dipersiapkan dan Disusun oleh

Muhamad Yusuf Ismail

21.51.1004

Telah Ditujikan dan Dipertahankan dalam Sidang Ujian Tesis
Program Studi S2 Informatika
Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
pada hari Kamis, 1 Agustus 2024

Pembimbing Utama

Dr. Andi Sunyoto M.Kom
NIK. 190302052

Pembimbing Pendamping

Agus Purwanto, M.Kom
NIK. 190302229

Anggota Tim Penguji

Tonny Hidayat, M.Kom., Ph.D.
NIK. 190302229

M. Hanafi, S.Kom., M.Eng., Ph.D.
NIK. 190302024

Dr. Andi Sunyoto M.Kom
NIK. 190302052

Tesis ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Magister Komputer

Yogyakarta, 1 Agustus 2024
Direktur Program Pascasarjana

Prof. Dr. Kusriani, M.Kom.
NIK. 190302106

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : Muhamad Yusuf Ismail

NIM : 21.51.1004

Konsentrasi : Business Intelligence

Menyatakan bahwa Tesis dengan judul berikut:

Klasifikasi Penyakit Alzheimer Pada Citra Medis Magnetic Resonance Images (MRI) Dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN)

Dosen Pembimbing Utama : Dr. Andi Sunyoto M.Kom

Dosen Pembimbing Pendamping : Agus Purwanto, M.Kom

1. Karya tulis ini adalah benar-benar ASLI dan BELUM PERNAH diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian SAYA sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Tim Dosen Pembimbing
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab SAYA, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta
5. Pernyataan ini SAYA buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka SAYA bersedia menerima SANKSI AKADEMIK dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi

Yogyakarta, 1 Agustus 2024

Yang Menyatakan,



Muhamad Yusuf Ismail

HALAMAN PERSEMBAHAN

Dengan rasa syukur yang mendalam, dengan telah diselesaikannya tesis ini penulis mempersembahkannya kepada:

1. Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis ini dengan baik dan tepat waktu.
2. Kedua orang tua saya yang memberi "Kehidupan", Ibuku tersayang Nur Chamidatun Chasanah dan Bapakku tersayang Riyanto yang telah memberikan dukungan moril maupun material serta doa yang tiada henti untuk saya.
3. Kepada diri saya sendiri yang mampu bertahan, berusaha, dan terus berjuang tanpa henti serta tidak menyerah pada kehidupan ini.
4. Bapak Dr. Andi Sunyoto M.Kom., selaku Dosen Pembimbing 1 yang telah memberikan bimbingan, saran, kritik, dan motivasi kepada penulis sehingga tesis ini dapat terselesaikan.
5. Bapak Agus Purwanto, M.Kom, selaku Dosen Pembimbing 2 yang telah memberikan arahan dan masukan selama penulisan tesis ini.
6. Bapak Drs. KH. Jalal Suyuthi, selaku Pengasuh PP Wahid Hasyim yang atas bimbingan dan arahan yang tak ternilai dalam membentuk karakter saya
7. Teman-teman MTI Angkatan 26 Kelas A yang telah memberikan semangat, saran, masukan dan pengalaman yang tak ternilai.
8. Semua orang yang memberi daya hidup, teruslah hidup dalam cinta dan kebaikan.

HALAMAN MOTTO

Memomorsatukan Allah dan Jadikan Orang lain Terhormat

(KH. Jalal Suyuthi)

المُجَاهَدَةُ مِفْتَاحُ الْهِدَايَةِ

"Mujahadah adalah kunci memperoleh hidayah (petunjuk)"

(KH. Jalal Suyuthi)



KATA PENGANTAR

Assalamu 'alaikum Wr.Wb.

Alhamdulillahirabbil'Alamin. Segala puji bagi Allah SWT yang telah memberikan rahmat, hidayah, dan ridha-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis yang berjudul "**KLASIFIKASI PENYAKIT ALZHEIMER PADA CITRA MEDIS MAGNETIC RESONANCE IMAGES (MRI) DENGAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)**".

Penulis menyadari masih terdapat banyak kekurangan selama penyusunan tesis, dan tesis ini dapat diselesaikan karena doa, dukungan, bantuan serta bimbingan dari berbagai pihak. Dalam kesempatan ini, dengan segala kerendahan hati, penulis ingin menyampaikan ucapan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Prof. Dr. M. Suyanto, M.M., selaku Rektor Universitas AMIKOM Yogyakarta
2. Ibu Prof. Dr. Kusriani, M.Kom., selaku Direktur Program Pascasarjana Universitas AMIKOM Yogyakarta
3. Bapak Dr. Andi Sunyoto M.Kom., selaku dosen pembimbing yang dengan sabar memberikan bimbingan, arahan, masukan, dan motivasi selama proses penulisan naskah tesis ini.
4. Segenap civitas akademika Pascasarjana, terutama seluruh dosen, yang telah memberikan ilmu dan bimbingannya.
5. Kedua orang tua yang tak pernah lelah memberikan dukungan dan doa selama ini.

Penulis menyadari bahwa pengetahuan dan pengalaman yang dimiliki masih terbatas dan belum mencapai harapan yang diinginkan. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan kritik, saran, dan masukan yang konstruktif guna perbaikan dan penyempurnaan tesis ini. Penulis juga berharap bahwa tesis ini dapat memberikan manfaat bagi semua pihak, dan semoga segala kebaikan yang telah diberikan kepada penulis mendapat balasan dari Allah SWT. *Aamiin ya rabbal' alamin.*

Wassalamuallaikum Wr.Wb.

Yogyakarta, 15 Agustus 2024

Penulis

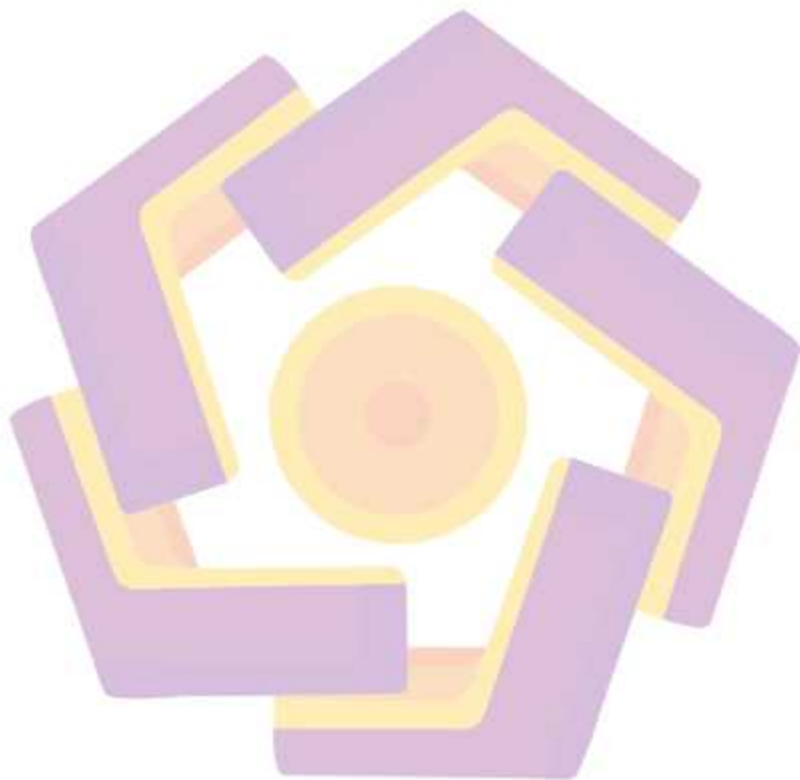


DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iv
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TESIS.....	v
HALAMAN PERSEMBAHAN.....	vi
HALAMAN MOTTO.....	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR TABEL.....	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xiv
INTISARI.....	xv
<i>ABSTRACT</i>	xvi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang Masalah.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	6
1.3. Batasan Masalah.....	6
1.4. Tujuan Penelitian.....	7
1.5. Manfaat Penelitian.....	7
1.6. Hipotesis.....	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	8

2.1. Tinjauan Pustaka.....	8
2.2. Landasan Teori.....	10
2.3. Keaslian Penelitian.....	17
BAB III METODE PENELITIAN.....	24
3.1. Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian.....	24
3.2. Metode Pengumpulan Data.....	25
3.3. Metode Analisis Data.....	26
3.4. Alur Penelitian.....	28
3.5. Metode Evaluasi Data.....	32
BAB IV HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN.....	33
4.1. <i>Pengumpulan Data</i>	33
4.2. <i>Augmentasi Data</i>	34
4.2.1 <i>Rescale</i>	34
4.2.2 <i>Brightness_range</i>	35
4.2.3 <i>Zoom_range</i>	35
4.2.4 <i>Horizontal_flip</i>	36
4.2.5 <i>Fill_mode</i>	37
4.3. <i>Oversampling Data</i>	37
4.4. <i>Split Data</i>	38
4.5. <i>Arsitektur Model</i>	39
4.6. Hasil Pelatihan dan Evaluasi Model.....	40
4.7. Evaluasi Model.....	49

BAB V PENUTUP.....	55
5.1. Kesimpulan	55
5.2. Saran	56
Daftar Pustaka.....	57



DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Confusion Matrix	31
Tabel 2.2. Matriks literatur review dan posisi penelitian.....	34
Tabel 3.1. Kategori Dataset Penelitian.....	43
Tabel 4.1. Jumlah dataset sebelum dan setelah proses oversampling.....	55
Tabel 4.2. Hasil Pelatihan Model.....	58
Tabel 4.3. Hasil Pelatihan Model.....	61
Tabel 4.4. Evaluation Matrix	66
Tabel 4.5. Perbandingan akurasi penelitian.....	70

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Ilustrasi Dense Blok	28
Gambar 2.2. Lapisan Dense Blok	28
Gambar 2.3. Alur kerja arsitektur DenseNet121.....	29
Gambar 3.1. Sample Citra MRI	38
Gambar 3.2. Alur Penelitian.....	44
Gambar 4.1 Diagram Dataset.....	49
Gambar 4.2. Sample dataset sebelum dan setelah proses brightness	51
Gambar 4.3. Sample dataset sebelum dan setelah proses zoom	52
Gambar 4.4. Sample dataset sebelum dan setelah proses horizontal flip.....	52
Gambar 4.5. Grafik <i>training dan validation accuracy</i> dan <i>loss</i>	58
Gambar 4.6. Grafik Pelatihan Model.....	61
Gambar 4.7. Confusion Matrix.....	64
Gambar 4.8. Diagram performa per kategori.....	67

INTISARI

Penyakit Alzheimer adalah jenis penyakit neurodegeneratif yang paling umum terjadi pada manusia, terutama di kalangan lanjut usia, dan merupakan masalah kesehatan global yang serius. Citra Magnetic Resonance Imaging (MRI) memiliki peran penting dalam membantu membedakan antara kondisi normal dan yang terpengaruh oleh penyakit Alzheimer. Namun, interpretasi manual gambar MRI oleh tenaga medis profesional masih menghadapi berbagai keterbatasan. Proses interpretasi yang dilakukan secara manual memakan waktu cukup lama dan sangat bergantung pada keterampilan serta pengalaman masing-masing individu. Selain itu, risiko kesalahan manusia juga meningkatkan potensi terjadinya kesalahan diagnostik.

Untuk mengatasi tantangan ini, penggunaan kecerdasan buatan menjadi solusi yang semakin diminati, terutama dengan penerapan metode Convolutional Neural Network (CNN). Salah satu model CNN yang efektif untuk tujuan ini adalah DenseNet121, yang dirancang untuk membedakan objek berdasarkan gambar yang dianalisis. Dalam penelitian ini, metode DenseNet121 diterapkan untuk melakukan klasifikasi jenis penyakit Alzheimer melalui analisis citra MRI otak.

Melalui penelitian ini, diketahui bahwa metode DenseNet121 mampu melakukan klasifikasi penyakit Alzheimer dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi, mencapai 97,83%.

Kata kunci: Klasifikasi, Convolutional Neural Network, Densenet121, Alzheimer, MRI

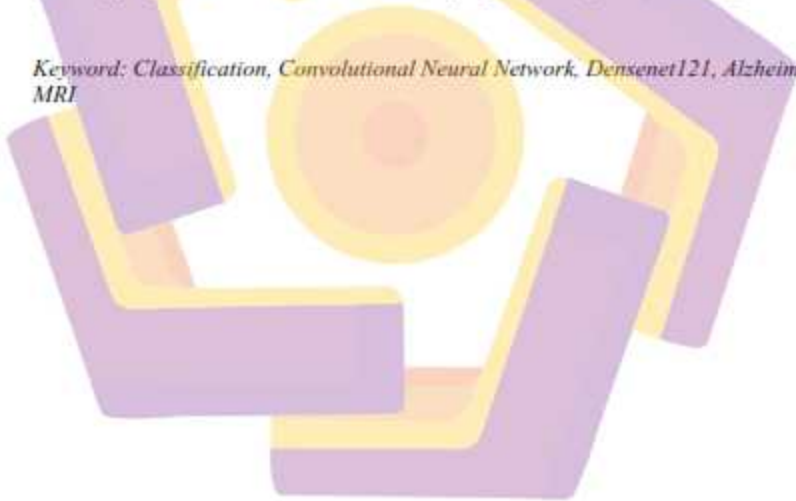
ABSTRACT

Alzheimer's disease is the most common neurodegenerative disorder in humans, particularly among the elderly, and it represents a serious global health issue. Magnetic Resonance Imaging (MRI) plays a crucial role in distinguishing between normal conditions and those affected by Alzheimer's disease. However, the manual interpretation of MRI images by medical professionals still faces several limitations. The manual interpretation process is time-consuming and heavily relies on the skills and experience of individual practitioners. Moreover, the risk of human error increases the likelihood of diagnostic inaccuracies.

To address these challenges, the use of artificial intelligence has become an increasingly popular solution, particularly with the application of Convolutional Neural Network (CNN) methods. One of the CNN models that is highly effective for this purpose is DenseNet121, which is designed to differentiate objects based on the analyzed images. In this study, the DenseNet121 method was applied to classify types of Alzheimer's disease through the analysis of brain MRI images.

The findings of this research reveal that the DenseNet121 method is capable of classifying Alzheimer's disease with a very high accuracy rate, reaching 97.83%.

Keyword: Classification, Convolutional Neural Network, Densenet121, Alzheimer, MRI



BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Penyakit Alzheimer adalah penyakit neurodegeneratif yang paling umum terjadi pada manusia, khususnya pada populasi lansia, dan merupakan salah satu masalah kesehatan global yang serius (Arwin et al., 2020). Alzheimer ditandai oleh penurunan kemampuan kognitif, termasuk gangguan ingatan, kemampuan berpikir, orientasi, bahasa, serta perubahan perilaku dan emosi (Saras, 2023). Gangguan ini disebabkan oleh kerusakan progresif pada sel saraf dan jaringan otak, yang akhirnya mengganggu komunikasi antar sel saraf dan mengakibatkan kerusakan permanen pada otak.

Menurut Alzheimer's Disease International (ADI), jumlah penderita Alzheimer diperkirakan meningkat dari 55 juta orang pada tahun 2019 menjadi 139 juta orang pada tahun 2050 (Gauthier et al., 2021). Pertambahan jumlah populasi lansia dan tingginya angka harapan hidup merupakan faktor utama yang menyebabkan peningkatan prevalensi Alzheimer di seluruh dunia (Zhao et al., 2019). Dalam menghadapi tantangan ini, diagnosis dini dan akurat sangat penting untuk memberikan perawatan yang tepat waktu dan meningkatkan kualitas hidup pasien.

MRI (*Magnetic Resonance Imaging*) telah menjadi teknologi diagnostik yang sangat penting dalam upaya untuk mendiagnosis penyakit Alzheimer (Yamanakkanavar et al., 2020). Citra MRI memberikan gambaran tiga dimensi

yang detail tentang otak pasien, yang memungkinkan para profesional medis untuk mengidentifikasi perubahan struktural otak yang terkait dengan Alzheimer. Informasi yang diperoleh dari citra MRI ini dapat membantu membedakan antara kondisi normal dan pasien dengan Alzheimer, memantau perkembangan penyakit, serta merencanakan intervensi dan perawatan yang lebih efektif (Feng et al., 2020).

Meskipun MRI telah membantu meningkatkan akurasi diagnosis Alzheimer, interpretasi manual citra MRI oleh ahli medis masih memiliki beberapa keterbatasan. Proses manual memerlukan waktu yang lama dan tergantung pada keahlian dan pengalaman individu. Selain itu, kemungkinan terjadinya kesalahan manusia juga meningkatkan risiko kesalahan diagnostik (Wirya, 2023). Oleh karena itu, telah muncul kebutuhan untuk mengembangkan metode otomatis yang dapat mengklasifikasikan penyakit Alzheimer berdasarkan citra MRI dengan tingkat akurasi yang tinggi.

Dalam beberapa tahun terakhir, kemajuan teknologi kecerdasan buatan, khususnya dalam penggunaan metode *Convolutional Neural Network* (CNN), telah membawa revolusi dalam berbagai bidang termasuk analisis citra medis. CNN adalah jenis jaringan saraf tiruan untuk memproses data berupa pola, seperti data citra yang terinspirasi dari jaringan visual hewan (Yamashita et al., 2018). Metode tersebut menunjukkan performa luar biasa dalam berbagai tugas analisis citra, termasuk klasifikasi dan segmentasi.

CNN beroperasi dengan menggunakan lapisan konvolusi yang dapat secara otomatis mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra. Proses ini mirip dengan cara manusia memproses informasi visual, di mana CNN dapat mengidentifikasi pola,

tepi, dan tekstur yang kompleks dalam citra, yang seringkali sulit diidentifikasi oleh metode konvensional (Setiawan, 2022). Kemampuan CNN untuk belajar dari data melalui proses pelatihan juga memungkinkan jaringan ini untuk meningkatkan akurasi klasifikasi.

Penelitian mengenai penggunaan Convolutional Neural Networks (CNN) untuk mengklasifikasikan penyakit Alzheimer telah dilakukan sebelumnya. Berbagai studi telah mengeksplorasi potensi CNN dalam mendiagnosis dan memprediksi perkembangan Alzheimer dengan menggunakan gambar otak.

Penelitian-penelitian ini menunjukkan bahwa CNN dapat mengidentifikasi tahapan penyakit alzheimer. Hasil-hasil tersebut memperkuat peran CNN sebagai alat yang menjanjikan dalam bidang diagnosis medis, khususnya untuk penyakit Alzheimer.

Penelitian mengenai multi-klasifikasi citra MRI Alzheimer menggunakan DCNN (Ajagbe et al., 2021b) bertujuan untuk menemukan akurasi terbaik dengan membandingkan tiga metode klasifikasi, yaitu CNN, VGG-16, dan VGG-19. Dalam penelitian ini, citra MRI otak diklasifikasikan menggunakan dataset yang terdiri dari 6400 data, yang dibagi menjadi empat kategori: Non-Demented, Very Mild, Mild, dan Moderate Demented. Hasil analisis menunjukkan bahwa di antara ketiga model yang diuji, VGG-19 memiliki performa terbaik dalam mengklasifikasikan penyakit Alzheimer dengan tingkat akurasi sebesar 77,66%

Penelitian lain dilakukan oleh Sumit Salunke (Salunke et al., 2021) menggunakan machine learning untuk mengklasifikasikan citra MRI otak menjadi dua kelompok: penyakit Alzheimer dan normal. Penelitian ini menerapkan

ekstraksi fitur menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan menggunakan model klasifikasi Support Vector Machine (SVM), Decision Trees, dan Ensemble. Dataset yang digunakan terdiri dari 119 citra MRI pasien Alzheimer dan 115 citra MRI normal. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Ensemble dan Decision Tree mencapai akurasi tertinggi dengan masing-masing 90,2% dan 88,5%, sementara SVM mencapai akurasi 87,2%.

Penelitian lain oleh Y N Fuadah (Fu'Adah et al., 2021) bertujuan mengklasifikasikan penyakit Alzheimer berdasarkan citra MRI otak menggunakan arsitektur CNN AlexNet. Penelitian ini menggunakan 644 gambar yang terbagi dalam empat kategori: Non-Demented, Very Mild Demented, Mild Demented, dan Moderate Demented. Hasil penelitian menunjukkan bahwa arsitektur AlexNet dapat digunakan untuk mengklasifikasikan citra MRI otak penyakit Alzheimer dengan akurasi tertinggi mencapai 95%.

Salah satu arsitektur lain dalam CNN adalah Densenet121. DenseNet merupakan sebuah arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) yang dikembangkan dengan merujuk pada ResNet. Dalam model DenseNet, masing-masing lapisan (Dense) terhubung langsung dengan lapisan di bawahnya. Lapisan pertama berhubungan dengan lapisan kedua, ketiga, keempat, dan seterusnya.

Penelitian yang dilakukan oleh Supriya Mishra (Mishra et al., 2020), membandingkan arsitektur VGG16 dan Densenet121 untuk mendeteksi penyakit diabetes pada retina. Hasil dari penelitian tersebut adalah DenseNet121 menunjukkan tingkat akurasi 0.9611 dan VGG16 memperoleh akurasi 0.7326.

Penelitian lain juga telah dilakukan (Shazia et al., 2021), yaitu penelitian untuk mendeteksi penyakit Covid-19 melalui scan X-ray dada menggunakan CNN arsitektur (VGG16, VGG19, DenseNet121, Inception-ResNet-V2, InceptionV3, Resnet50, and Xception). Penelitian tersebut memperoleh hasil tingkat akurasi arsitektur DenseNet121 lebih tinggi dibandingkan dengan arsitektur lainnya, yaitu 99.48%.

Selanjutnya, penelitian tentang komparasi model Deep Learning untuk mendeteksi penyakit kanker paru-paru melalui citra X-ray (Hasan et al., 2023). Dalam penelitian ini, peneliti menggunakan arsitektur CNN, ResNet50, and DenseNet121. Hasil dari penelitian ini adalah DenseNet121 menunjukkan performa yang lebih baik daripada model yang lain dengan tingkat akurasi sebesar 71.74%.

Berdasarkan uraian studi diatas, klasifikasi penyakit Alzheimer menggunakan metode CNN telah menunjukkan akurasi berkisar antara 75% hingga 95%. Kualitas hasil ini krusial dalam konteks medis karena mereka mempengaruhi diagnosa dan perawatan pasien. Akurasi yang lebih tinggi sangat diperlukan untuk mengurangi risiko kesalahan dalam penanganan medis, memastikan bahwa setiap langkah perawatan sesuai dengan kondisi yang tepat.

Studi menunjukkan bahwa kesalahan dalam diagnosis Alzheimer dapat berdampak serius bagi pasien. Penerimaan pengobatan untuk kondisi yang tidak ada dapat mengakibatkan efek samping yang berbahaya, memperburuk kesehatan secara keseluruhan (Gerlach et al., 2024). Selain itu, pasien dan keluarga yang menerima diagnosis yang salah lebih mungkin mengalami gejala kecemasan dan depresi (Howard & Schott, 2021). Ini menekankan pentingnya tingkat akurasi yang

tinggi dalam proses diagnosa, karena kesalahan dapat mempengaruhi kualitas hidup dan kesejahteraan emosional pasien secara signifikan. Peningkatan dalam teknologi dan pendekatan di bidang ini sangat penting untuk mengurangi risiko kesalahan yang merugikan bagi individu yang memerlukan perawatan Alzheimer.

Oleh karena itu, peneliti mencoba melakukan penelitian untuk mengklasifikasikan penyakit Alzheimer dari Citra MRI menggunakan model Densenet121. Penelitian ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi klasifikasi penyakit Alzheimer.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas, maka dapat ditemukan rumusan masalah sebagai berikut :

- a. Berapa nilai akurasi metode CNN arsitektur Densenet121 dalam melakukan klasifikasi penyakit Alzheimer pada otak melalui citra MRI?
- b. Bagaimana cara menaikkan presentase akurasi pada klasifikasi penyakit Alzheimer?

1.3. Batasan Masalah

Batasan-batasan dalam penelitian ini adalah :

- a. Dataset yang dipakai adalah dataset pada penelitian sebelumnya (Sunday Adeola Ajagbe 2020) dengan nama dataset "Alzheimer's Dataset (4 class of Images)"
- b. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Convolutional Neural Network (CNN) arsitektur Densenet 121

- c. Perbandingan yang dilakukan dengan memeriksa tingkat akurasi dari masing-masing metode

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah :

- a. Mengetahui tingkat akurasi metode CNN arsitektur Densenet 121 dalam melakukan klasifikasi citra MRI otak penyakit Alzheimer

1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini adalah :

- a. Memberikan pengetahuan tentang pemanfaatan teknologi informasi dalam hal pengolahan citra digital untuk klasifikasi penyakit Alzheimer
- b. Hasil dari penelitian ini dapat diimplementasikan dan digunakan medis untuk mempermudah identifikasi awal penyakit Alzheimer

1.6. Hipotesis

Berdasarkan pada rumusan masalah yang telah dipaparkan sebelumnya, maka hipotesis yang dibuat dalam penelitian ini yaitu Convolution Neural Network arsitektur Densenet121 dapat digunakan untuk menghasilkan akurasi yang baik dalam proses klasifikasi penyakit alzheimer menggunakan citra MRI.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Tinjauan Pustaka

Penelitian sebelumnya sangatlah penting sebagai bahan kajian untuk mengetahui keterkaitan penelitian antara penelitian dahulu dan sekarang. Berikut beberapa ulasan penelitian terdahulu yang dijadikan rujukan dalam penelitian yang akan dilakukan.

Penelitian tentang Multi Klasifikasi Citra MRI Alzheimer menggunakan DCNN (Ajagbe et al., 2021b). Penelitian tersebut bertujuan untuk mencari akurasi terbaik dengan membandingkan 3 metode klasifikasi yaitu CNN, VGG-16, dan VGG-19. Penelitian ini melakukan klasifikasi Citra MRI otak dengan dataset sebanyak 6400 data, data tersebut dibagi menjadi 4 jenis yaitu Non-Demented, Very Mild, Mild, dan Moderate Demented. Dari analisis penelitian tersebut, ditemukan bahwa di antara tiga model yang diujikan, model VGG-19 menunjukkan performa paling unggul dalam mengklasifikasikan penyakit Alzheimer dengan tingkat akurasi mencapai 77,66%.

Berikutnya adalah penelitian yang dilakukan oleh Muhammed Yildirim (Yildirim & Cinar, 2020). Peneliti melakukan klasifikasi penyakit Alzheimer dengan menggunakan model hybrid Resnet50. Dalam penelitian ini, peneliti memanfaatkan Model Resnet50 sebagai fondasi utama, kemudian melengkapi dengan lapisan-lapisan ekstra. Berdasarkan hasil penelitian, penerapan model

hybrid berhasil meningkatkan tingkat akurasi klasifikasi menjadi 90%, berbeda dengan model Resnet50 murni yang hanya mencapai akurasi 78%.

Penelitian lain dilakukan oleh Sumit Salunke (Salunke et al., 2021). Penelitian ini menggunakan Machine Learning untuk mengklasifikasikan citra gambar MRI otak kedalam 2 kelompok yaitu penyakit alzheimer dan kelompok normal. Penelitian ini menggunakan ekstraksi fitur Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan model klasifikasi Support Vector Machine (SVM), Decision Trees, dan Ensemble. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas 119 citra MRI penyakit alzheimer dan 115 citra MRI normal. Akurasi tertinggi yang diperoleh sebagai hasil penelitian ini berasal dari model Ensemble dan Decision Tree dengan akurasi 90,2% dan 88,5%, kemudian SVM 87,2%.

Penelitian lain dilakukan oleh Guanyu He (He et al., 2019) yang bertujuan untuk mengklasifikasikan gambar citra MRI penyakit Alzheimer dengan metode 3D Convolutional Neural Network (3D-CNN). Penelitian ini menggunakan data 300 citra MRI otak penyakit alzheimer dan 300 citra normal. Setiap sample berukuran 18x200x200 yang kemudian diubah menjadi ukuran 200x2020 dan kemudian diklasifikasikan menggunakan metode 3D CNN. Hasil dari penelitian tersebut dengan menggunakan metode 3D CNN model DenseNet diperoleh rata-rata akuarasi sebesar 94,8%.

Penelitian lain yang dilakukan oleh Y N Fuadah (Fu'Adah et al., 2021) dengan tujuan mengklasifikasikan penyakit alzheimer berdasarkan citra MRI otak menggunakan CNN arsitektur AlexNet. Dalam penelitian tersebut, digunakan data berjumlah 644 gambar yang terdiri dari 4 kategori : *Non-Demented*, *Very Mild*

Demented, Mild Demented, and Moderate Demented. Penelitian tersebut menghasilkan kesimpulan bahwa arsitektur AlexNet bisa digunakan untuk mengklasifikasikan citra MRI otak penyakit alzheimer dengan akurasi tertinggi 95%.

Penelitian selaras juga dilakukan oleh Heta Acharya (Acharya et al., 2021) dengan menggunakan metode CNN, VGG-16, Resnet-50, dan Modified Alexnet. Data yang digunakan terdiri dari 4 kategori penyakit alzheimer dengan jumlah data 6400 citra MRI. Berdasarkan hasil percobaan pada keempat model klasifikasi, didapat akurasi tertinggi 95,7% pada model Modified AlexNet.

Penelitian terkait klasifikasi citra MRI otak penyakit alzheimer juga dilakukan oleh Ruhul Amin Hazarika (Hazarika et al., 2022). Penelitian yang bertujuan untuk mencari metode terbaik tersebut menggunakan data berjumlah 200 gambar yang terdiri dari 3 kategori. Hasil dari penelitian tersebut adalah model Densenet-121 yang ditingkatkan memperoleh hasil akurasi tertinggi sebesar 90,22%.

2.2. Landasan Teori

2.2.1 Klasifikasi

Secara umum, klasifikasi adalah mendeskripsikan keseluruhan objek dengan mengekstraksi fitur secara manual ataupun dengan metode, kemudian menggunakan hasil tersebut untuk mengidentifikasi kategori objek (Aggarwal, 2015). Sedangkan Klasifikasi citra adalah proses pengenalan objek atau pola khusus dalam citra, dengan penerapan yang meluas dalam berbagai bidang, termasuk pengenalan pola, identifikasi objek, dan analisis visual data (Danny et al., 2023).

2.2.2 Alzheimer

Alzheimer adalah salah satu dari sekitar 40 amyloidosis yang diidentifikasi, yang memiliki ciri patologis utama yaitu penumpukan yang tidak normal dari protein endogen yang biasanya larut sebagai serabut amiloid dalam berbagai jaringan. Setiap penyakit ini melibatkan protein dan profil klinis spesifik, di antaranya adalah penyakit Parkinson, penyakit prion, diabetes tipe II, penyakit Huntington, dan lateral sclerosis amiotrofik.

2.2.3 Magnetic Resonance Imaging

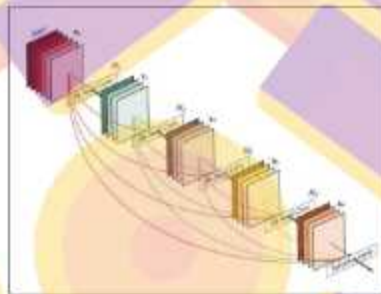
MRI (Magnetic Resonance Imaging) merupakan suatu perangkat diagnostik yang digunakan untuk memeriksa dan mendeteksi organ tubuh tanpa menggunakan operasi, sinar X, atau bahan radioaktif. Pemeriksaan MRI menghasilkan citra potongan tubuh atau organ manusia dengan memanfaatkan medan magnet dan resonansi getaran pada inti atom hidrogen dengan kekuatan medan magnet sekitar 0,064-1,5 tesla (1 tesla = 1000 Gauss) (Armansyah, 2022).

2.2.4 Convolutional Neural Network

CNN (Convolutional Neural Network) adalah struktur jaringan saraf dalam feed-forward yang terdiri dari beberapa lapisan konvolusi, masing-masing lapisan diikuti oleh lapisan penyatuan, fungsi aktivasi, dan normalisasi batch yang bersifat opsional. Lapisan di dalam CNN memiliki koneksi yang saling terhubung, dan pada akhirnya, lapisan terakhir mengeluarkan prediksi probabilitas untuk kelas-kelas yang sudah ditentukan (Raharjo, 2022).

2.2.5 DenseNet 121

DenseNet adalah arsitektur CNN yang dikembangkan berdasarkan ResNet (Zaputra, 2023). Dalam DenseNet, setiap lapisan (Dense) dipetakan ke lapisan bawah berikutnya. Lapisan pertama berhubungan dengan lapisan kedua, ketiga, keempat, dan seterusnya. Setiap lapisan terhubung dengan lapisan lainnya secara feed-forward. Ilustrasi Dense blok dapat dilihat dalam Gambar 2.1 (Khultsum & Taufik, 2023).

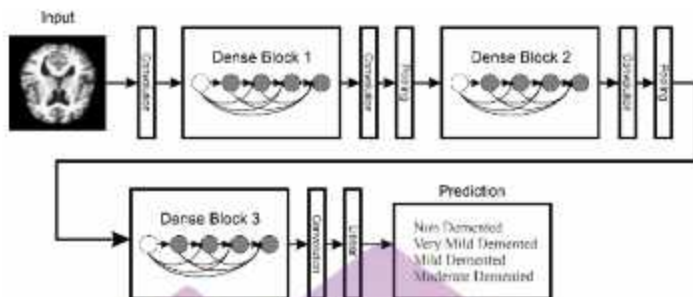


Gambar 2.1. Ilustrasi Dense Blok

DenseNet-121 menunjukkan bahwa jaringan saraf DenseNet memiliki 121 lapisan. Komponen DenseNet-121 yang khas terdiri dari banyak penggabungan lapisan berbeda, lima lapisan konvolusi dan Pooling layer, serta tiga lapisan transisi (6,12,24), dua konvolusi DenseBlocks (1x1, 3x3), dan satu lapisan klasifikasi seperti ditunjukkan pada Gambar 2 (Radwan, 2019).



Gambar 2.2. Lapisan Dense Blok



Gambar 2.3. Alur kerja arsitektur DenseNet121 untuk mengklasifikasikan jenis penyakit Alzheimer dari gambar citra MRI

Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.3, DenseNet121 memiliki empat blok Dense dan lapisan transisi di antara setiap blok Dense. Setiap blok Dense berisi beberapa lapisan konvolusi, dan setiap lapisan transisi berisi normalisasi batch, pooling, dan lapisan konvolusi. Fungsi aktivasi (ReLU) digunakan dalam DenseNet untuk meningkatkan nonlinieritas.

Pada model ini, lapisan pooling rata-rata global yang merupakan lapisan terakhir dari DenseNet121, menghasilkan fitur dari gambar input. Kemudian, fitur yang diperoleh dioperasikan oleh pengklasifikasi untuk melakukan prediksi akhir. Dengan demikian, lapisan fully-connected diikuti oleh pengklasifikasi softmax yang menggunakan fungsi aktivasi softmax. Lapisan tiga-unit fully-connected digunakan untuk klasifikasi (empat kelas untuk jenis penyakit Alzheimer).

Tahapan image prosesor dibagi menjadi beberapa tahap. Pertama, citra MRI otak dimasukkan sebagai input dan melewati lapisan konvolusi untuk mengekstrak fitur dasar. Hasil dari lapisan konvolusi pertama kemudian masuk ke Dense Block 1, yang terdiri dari beberapa lapisan yang terhubung secara langsung.

Setiap lapisan menerima input dari semua lapisan sebelumnya dan mengirimkan outputnya ke semua lapisan berikutnya dalam blok tersebut, memungkinkan jaringan untuk belajar fitur yang sangat kompleks dan meningkatkan efisiensi pemanfaatan parameter.

Selanjutnya, hasil dari Dense Block 1 melewati lapisan konvolusi dan pooling untuk mengurangi dimensi data dan menghilangkan redundansi. Proses yang sama diulang pada Dense Block 2 dan Dense Block 3, di mana fitur yang lebih kompleks diekstrak melalui koneksi langsung antar lapisan. Setelah Dense Block 3, hasilnya melewati lapisan konvolusi terakhir untuk mengekstrak fitur akhir yang akan digunakan untuk klasifikasi. Proses ini memastikan bahwa setiap lapisan memanfaatkan semua fitur yang telah diekstrak oleh lapisan sebelumnya, meningkatkan efisiensi dan performa jaringan.

Akhirnya, output dari lapisan konvolusi terakhir masuk ke lapisan linear untuk membuat prediksi akhir. Jaringan ini mengklasifikasikan citra MRI otak menjadi empat kategori: Non Demented (tidak mengalami demensia), Very Mild Demented (sangat ringan), Mild Demented (ringan), dan Moderate Demented (sedang). Dengan memanfaatkan arsitektur DenseNet, yang mengandalkan koneksi langsung antar lapisan, jaringan ini dapat memaksimalkan pemanfaatan fitur yang diekstrak, sehingga meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam tugas klasifikasi tingkat demensia.

2.2.6 Evaluasi Performa Klasifikasi

Untuk mengetahui dan mengevaluasi seberapa baik model yang dibuat, maka perlu diukur dengan sebuah ukuran yang disebut dengan metrics. Evaluation

metrics sangat beragam, namun yang paling sering digunakan untuk mengukur model klasifikasi diantaranya adalah, accuracy, precision, dan F1-Score. Metrics-metrics tersebut dapat dilihat melalui tabel report yang disebut dengan Confusion Matrix.

Confusion Matrix adalah perhitungan berbasis tabulasi yang mengevaluasi kinerja model klasifikasi berdasarkan jumlah objek pencarian yang diprediksi dengan benar dan salah (Kotu & Deshpande, 2019). Singkatnya, confusion matrix memberikan informasi rinci tentang kesalahan klasifikasi (Mumford, 2009).

Matrix tersebut merupakan pengukuran performa yang menghasilkan atau mempresentasikan hasil proses klasifikasi yang terdiri atas True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP) dan False Negatif (FN). Dari hasil presentasi tersebut, kita dapat menentukan nilai accuracy, precision, recall dan f1-score. Penjelasan lebih lanjut dapat dilihat pada Tabel 2.1.

Table 2.1. Confusion Matrix

	Predicted Postive	Predicted Negative
Positive (actual)	True Postive (TP)	False Negative (FN)
Negative (actual)	False Negative (FP)	True Negative (TN)

Accuracy adalah rasio prediksi benar (Postive dan Negative) terhadap keseluruhan data. Untuk rumusnya adalah sebagai berikut :

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

Precision adalah rasion prediksi benar positif (TP) dibandingkan terhadap keseluruhan hasil prediksi yang bernilai positif (TP dan FP). Untuk rumusnya dapat dilihat sebagai berikut :

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

Recall atau disebut dengan sensitivity, metrics yang mencitrakan keberhasilan model dalam menemukan kembali sebuah informasi. Rumus dari Recall adalah sebagai berikut :

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

F1-Score merupakan metrics yang mencitrakan perbandingan rata-rata precision dan recall. Nilai terbaik F1-Score sebesar 1.0 dan nilai buruknya sebesar 0. F1- Score dapat mengindikasikan model klasifikasi baik menggantikan metrics accuracy. Rumus dari F1-Score dapat dilihat sebagai berikut :

$$F1\ Score = \frac{(2 \times Recall \times Precision)}{(Recall + Precision)}$$

2.3. Keaslian Penelitian

Tabel 2.2. Matriks literatur review dan posisi penelitian
Klasifikasi Penyakit Alzheimer Pada Citra Medis Magnetic Resonance Images (MRI) Dengan Metode Convolutional Neural Network (CNN)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
1	Classification of Alzheimer's Disease MRI Images with CNN Based Hybrid Method	Muhammed Yildirim, Ahmet Cına Ingeneric des Systemes d'Information, 2020	Menggunakan metode CNN untuk mendiagnosa penyakit Alzheimer melalui citra MRI	Percobaan dengan menggunakan CNN dengan arsitektur Resnet 50 berhasil mencapai akurasi 78%, kemudian peneliti melakukan hybrid model Resnet50 dan akurasi meningkat sampai 90%	Walau sudah mencoba hybrid mode, tetapi akurasi yang dihasilkan masih bisa ditingkatkan	Penelitian yang diusulkan menggunakan model Densenet 121

Tabel 2.2. (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
2	Multi-classification of alzheimer disease on magnetic resonance images (MRI) using deep convolutional neural network (DCNN) approaches	Sunday Adeola Ajagbe, Kamorudeen A. Amuda, Matthew A. Oladipupo, Oluwaseyi F. AFE, and Kikelomo I. Okesola, International Journal of Advanced Computer Research (IJACR), 2021	Menggunakan DCNN untuk mengklasifikasikan citra MRI otak kedalam 4 kategori yaitu : Non, Very Mild, Mild, dan Moderate Demented	Diantara metode yang dipakai peneliti, yaitu CNN, VGG16 dan VGG19. VGG-19 menunjukan hasil terbaik dengan nilai akurasi 77,66%	Menggunakan arsitektur lain seperti resnet, Googlenet, Alexnet, dan lain-lain untuk meningkatkan nilai akurasi	Penelitian ini membandingkan 3 metode klasifikasi Sedangkan penelitian yang diusulkan fokus pada 1 model Densenet 121

Tabel 2.2. (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
3	Alzheimer Disease Classification Using Transfer Learning	Ms.Hetu Acharya, Prof. Rutvik Mehta, Prof. Dheeraj Kumar Singh. Proceedings of the Fifth International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC 2021) IEEE. 2021	Mengklasifikasikan citra MRI pasien penyakit Alzheimer ke dalam beberapa kelas dengan menggunakan VGG16, ResNet -50 dan AlexNet sebagai transfer learning dengan CNN	Akurasi terbaik didapat dengan menggunakan metode Modified AlexNet yaitu 95,70%	Jumlah antar kategori timpang dan tidak dilakukan oversampling terlebih dahulu	Penelitian yang akan diusulkan menggunakan model Densenet 121 Dilakukan oversampling agar jumlah data antar kategori tidak timpang

Tabel 2.2. (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
4	Classification of Alzheimer's Disease Patients Using Texture	Sumit Salunkhe, Mrinal Bachute, Shilpa Gir, Nishad Vyas, Saanil Khanna, Keta Modi, Chinmay Katpatal dan Ketan Kotecha Applied System Innovation, 2021	Menggunakan Machine Learning untuk mengklasifikasikan citra gambar MRI otak kedalam kelompok penyakit alzheimer dan kelompok normal dengan menggunakan ekstraksi fitur	Akurasi klasifikasi menurun seiring bertambahnya jarak antara piksel yang menunjukkan bahwa menggunakan data struktural, data tekstur, dan usia sebagai kombinasi input meningkatkan akurasi klasifikasi. Algoritma dengan kinerja terbaik adalah Ensemble dan		Penelitian yang diusulkan menggunakan model Densenet 121 Data yang digunakan berasal dari sumber yang berbeda Data yang digunakan dalam penelitian yang diusulkan mempunyai 4 kategori

Tabel 2.2. (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
				Decision Tree, dengan akurasi masing-masing 90,2% dan 88,5%, dan SVM, dengan akurasi 87,2%		
5	Automated Classification of Alzheimer's Disease Based on MRI Image Processing using Convolutional Neural Network (CNN) with AlexNet Architecture	Y.N Fu'adah, I Wijayanto, N.K.C Pratiwi, F.F Taliningsih, S Rizal, M.A Pramudito. Journal of Physics: Conference Series 2020	Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) arsitektur AlexNet sebagai metode untuk mengembangkan sistem klasifikasi penyakit Alzheimer	Percobaan dengan menggunakan CNN arsitektur AlexNet berhasil mencapai akurasi 95%.	Jumlah antar kategori timpang dan tidak dilakukan oversampling terlebih dahulu	Penelitian yang akan diusulkan menggunakan model Densenet 121 Dilakukan oversampling agar jumlah data antar kategori tidak timpang

Tabel 2.2. (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
6	Alzheimer's Disease Diagnosis Model Based on Three-dimensional Full Convolutional DenseNet	Guangyu He, An Ping, Xi Wang, Yufei Zhu, International Conference on Information Technology in Medicine and Education (ITME), 2019	Menggunakan metode 3D-CNN untuk mengklasifikasikan gambar citra MRI penyakit Alzheimer	Model 3D-CNN dapat memperoleh informasi fitur dengan baik dan memperoleh nilai akurasi 94,8%	Klasifikasi gambar hanya berdasarkan 2 kategori yaitu : AD (Alzheimer Disease) dan NC (Normal Control)	<p>Penelitian yang diusulkan menggunakan model Densenet 121</p> <p>Data yang digunakan berasal dari sumber yang berbeda</p> <p>Data yang digunakan dalam penelitian yang diusulkan mempunyai 4 kategori</p>

Tabel 2.2. (Lanjutan)

No	Judul	Peneliti, Media Publikasi, dan Tahun	Tujuan Penelitian	Kesimpulan	Saran atau Kelemahan	Perbandingan
7	An experimental analysis of different Deep Learning based Models for Alzheimer's Disease classification using Brain Magnetic Resonance Images	Ruhul Amin Hazarika, Debdatta Kandar, Arnab Kumar Maji. Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences.2021	Membantu memilih metode DNN yang lebih baik untuk mengklasifikasikan citra MRI penyakit alzheimer.	Setelah membandingkan arsitektur dari semua model yang digunakan, Diperoleh model DenseNet-121 yang ditingkatkan mencapai tingkat akurasi sebesar 90,22%	Klasifikasi gambar hanya berdasarkan 2 kategori yaitu : AD (Alzheimer Disease) dan NC (Normal Control)	Penelitian yang diusulkan menggunakan model Densenet 121 Data yang digunakan berasal dari sumber yang berbeda Data yang digunakan dalam penelitian yang diusulkan mempunyai 4 kategori

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1. Jenis, Sifat, dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini adalah jenis penelitian eksperimental yang mencakup beberapa tahapan, mulai dari pengumpulan data, pra-pemrosesan, oversampling, hingga pemodelan data. Kemudian penelitian ini diikuti dengan proses pelatihan dan pengujian. Penelitian ini bersifat mandiri, dengan menerapkan metode deskriptif terhadap data yang telah dikumpulkan, kemudian dilanjutkan dengan pelatihan dan pengujian. Pengujian ini bertujuan untuk menentukan tingkat akurasi dalam mendeteksi penyakit Alzheimer berdasarkan hasil yang diperoleh.

Penelitian ini memiliki sifat deskriptif, yang artinya hasil analisis dan deskripsi tentang objek yang diteliti disajikan secara rinci. Pendekatan deskriptif ini bertujuan untuk memberikan gambaran yang jelas dan mendalam mengenai objek penelitian sehingga memudahkan pemahaman terhadap model eksplorasi yang diterapkan pada berbagai variabel atau objek. Dalam penelitian ini, pendekatan kuantitatif juga diterapkan, yang berarti hasil dari penelitian ini disajikan dalam bentuk angka dan grafik. Pendekatan kuantitatif ini digunakan untuk mengukur dan mengevaluasi tingkat akurasi proses klasifikasi yang dilakukan dengan menggunakan model Densenet121.

Model Densenet121, sebagai salah satu metode dalam klasifikasi, dievaluasi berdasarkan kinerjanya dalam mengklasifikasikan data, dan hasilnya kemudian disajikan dalam bentuk numerik dan visual, seperti grafik. Angka-angka ini

mencerminkan tingkat akurasi model dalam melakukan klasifikasi, sehingga memudahkan dalam menilai seberapa baik model ini bekerja dalam konteks penelitian. Dengan menggunakan pendekatan deskriptif dan kuantitatif ini, penelitian ini berupaya memberikan pemahaman yang komprehensif tentang objek yang diteliti serta menyajikan hasil yang dapat diinterpretasikan secara objektif, berdasarkan data yang telah dikumpulkan dan dianalisis.

3.2. Metode Pengumpulan Data

Penelitian ini memanfaatkan dataset yang diperoleh dari penelitian sebelumnya, yang berisi total 6.430 citra MRI terkait penyakit Alzheimer. Dataset tersebut dikategorikan ke dalam empat kelompok berdasarkan tingkat keparahan kondisi, yaitu Non Demented, Very Mild Demented, Mild Demented, dan Moderate Demented.

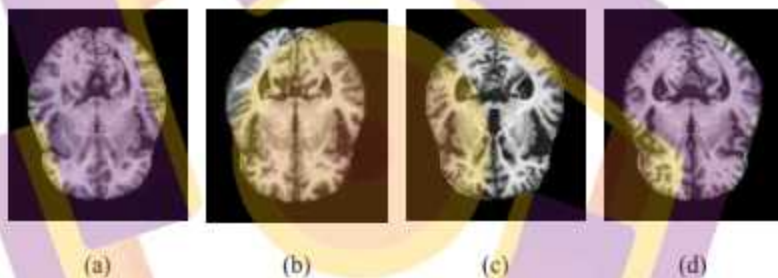
Setiap kategori dalam dataset ini merepresentasikan tahap yang berbeda dari perkembangan penyakit Alzheimer, mulai dari individu tanpa tanda-tanda demensia hingga mereka yang menunjukkan gejala yang lebih berat.

Dengan beragamnya kategori yang ada dalam dataset ini, penelitian dapat mengeksplorasi dan menganalisis bagaimana setiap tahapan Alzheimer terlihat dalam citra MRI, serta bagaimana model yang digunakan dapat membedakan antara kategori-kategori tersebut dengan tingkat akurasi yang tinggi. Jumlah data dari masing-masing kategori dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Table 3.1. Kategori Dataset Penelitian

No	Kategori Penyakit	Jumlah
1	Non Demented	3230
2	Very Mild Demented	2240
3	Mild Demented	896
4	Moderate Demented	64
	Jumlah	6430

Citra dari masing-masing kategori penyakit dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1. Sample Citra MRI dari kategori (a) Non Demented (b) Very Mild Demented (c) Mild Demented (d) Moderate Demented

3.3. Metode Analisis Data

Penelitian ini menggunakan Google Colab sebagai platform untuk mengedit dan menjalankan kode, dengan bahasa pemrograman Python untuk memproses dan menganalisis data. Google Colab dipilih karena kemampuannya yang kuat dalam

mendukung komputasi berbasis cloud, yang memungkinkan peneliti untuk menjalankan model machine learning tanpa memerlukan perangkat keras.

Langkah awal dalam pengolahan data melibatkan proses oversampling menggunakan metode SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique). SMOTE diterapkan karena dataset yang digunakan memiliki ketidakseimbangan jumlah sampel di setiap kategori penyakit Alzheimer. Ketimpangan ini dapat mempengaruhi kinerja model, sehingga diperlukan teknik oversampling untuk menyeimbangkan jumlah sampel antara kategori-kategori yang berbeda. Dengan SMOTE, sampel sintetis dibuat berdasarkan data minoritas, yang membantu meningkatkan representasi data dari kategori yang lebih sedikit.

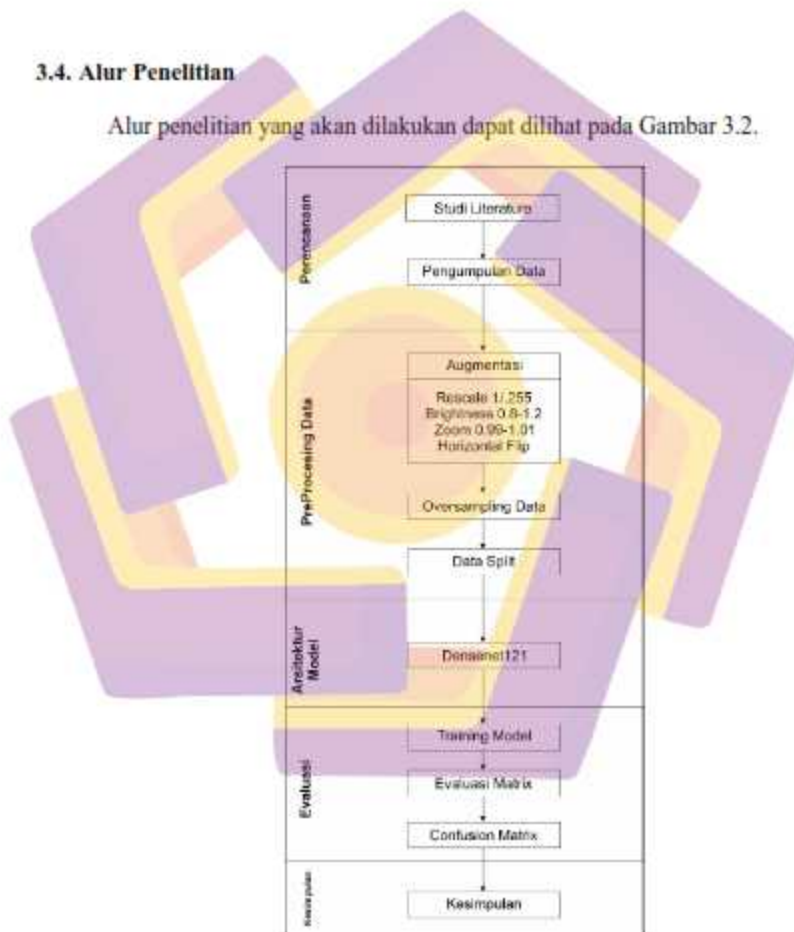
Setelah proses oversampling selesai, data dibagi menjadi dua subset utama: data training dan data testing. Data training digunakan untuk melatih model Densenet121, sementara data testing digunakan untuk menguji kinerja model setelah pelatihan. Pembagian ini penting untuk memastikan bahwa model yang dilatih mampu menggeneralisasi dan bekerja dengan baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Model Densenet121 kemudian diterapkan untuk menganalisis dan mengklasifikasikan data MRI dalam berbagai kategori Alzheimer. Densenet121 adalah model jaringan saraf konvolusional (CNN) yang terkenal dengan kemampuan pemrosesan gambar yang efisien dan akurat. Dengan menggunakan model ini, penelitian bertujuan untuk mengevaluasi tingkat akurasi dalam mengklasifikasikan citra MRI ke dalam kategori Non Demented, Very Mild Demented, Mild Demented, dan Moderate Demented.

Hasil dari analisis ini memberikan hasil tentang keakurasian dan efektivitas proses *image procesing* dengan model Densenet121 dalam mendeteksi berbagai tahap penyakit Alzheimer berdasarkan citra MRI.

3.4. Alur Penelitian

Alur penelitian yang akan dilakukan dapat dilihat pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2. Alur Penelitian

Rincian alur penelitian adalah sebagai berikut :

a. Studi Literatur

Penelitian diawali dengan langkah awal yakni mencari, mengumpulkan, serta mengevaluasi sumber-sumber literatur dan penelitian terdahulu yang terkait dengan topik yang hendak diselidiki. Hal ini penting untuk memperoleh wawasan yang komprehensif dan menyusun landasan pengetahuan yang kokoh dalam rangka memahami dan mengaitkan topik penelitian yang akan dilaksanakan.

b. Pengumpulan Data

Data diperoleh melalui pengunduhan dataset citra MRI yang terkait dengan penyakit Alzheimer. Data yang diambil merupakan data yang digunakan dari penelitian sebelumnya yang memiliki fokus yang serupa dengan penelitian yang sedang direncanakan. Jumlah dataset yang dipakai dalam penelitian ini adalah 6.430 citra MRI yang dibagi menjadi 4 kategori yaitu 3230 citra Non Demented, 2240 citra Very Mild Demented, 896 citra Mild Demented, dan 64 citra Moderate Dmeented.

c. Augmentasi

Selanjutnya dilakukan proses augmentasi data, proses ini meliputi rescaling, bright, zoom, dan horizontal flip. Proses ini berarti membuat variasi dari gambar yang ada dengan mengubahnya sedikit (seperti mengubah kecerahan, memperbesar, atau membalikny secara horizontal). Hal ini membantu model mempelajari fitur yang lebih beragam dan meningkatkan kemampuan generalisasinya, tetapi tidak menambah jumlah sampel data secara langsung.

Rescaling dilakukan dengan tujuan untuk memperkecil skala ukuran citra dengan membagi setiap piksel pada citra dengan nilai 255. Langkah ini penting untuk memastikan bahwa semua data berada dalam rentang yang konsisten, sehingga model dapat memproses informasi secara lebih efektif dan akurat.

Penyesuaian kecerahan, atau yang dikenal sebagai proses *bright*, dilakukan dengan mengubah rentang kecerahan pada gambar. Rentang kecerahan citra diatur antara 0,8 hingga 1,2, yang memungkinkan model untuk menangani variasi pencahayaan dan meningkatkan ketahanan model terhadap berbagai kondisi pencahayaan.

Teknik *zoom* juga digunakan dalam augmentasi data, di mana citra diperbesar dalam rentang skala antara 0,99 hingga 1,01. Augmentasi ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas data yang digunakan dalam pelatihan model dengan memperkenalkan variasi tambahan pada citra, sehingga model lebih mampu mengenali pola dan fitur dalam berbagai kondisi visual.

d. Oversampling Data

Proses *oversampling* dilakukan dengan menggunakan teknik SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique). Proses tersebut dilakukan agar jumlah data pada setiap kategori penyakit Alzheimer menjadi seimbang dan diharapkan dapat meningkatkan kinerja model pada saat proses klasifikasi.

e. Data Split

Data yang telah selesai melewati proses oversampling kemudian dibagi menjadi dua bagian dengan rasio 80% untuk data train, 10% untuk data test dan 10% untuk data validasi. Data train digunakan untuk melatih model Densenet121 pada klasifikasi citra MRI penyakit Alzheimer, sedangkan data test digunakan untuk memprediksi penyakit Alzheimer berdasarkan citra MRI.

f. Training Model

Pada proses ini, dilakukan training data penyakit Alzheimer dengan menggunakan arsitektur model Densenet121. Selanjutnya, model yang sudah terlatih diujikan dengan menggunakan data test, yang merupakan 20% dari jumlah dataset keseluruhan.

g. Evaluasi

Memasuki tahap evaluasi, setelah proses pelatihan, parameter model seperti optimizer, batch size, dan learning rate akan disesuaikan. Setelah proses pelatihan selesai, evaluasi model dilakukan menggunakan Confusion Matrix untuk memperoleh nilai akurasi, presisi, recall, dan F1-Score.

h. Kesimpulan

Conclusion merupakan tahap dimana dilakukan evaluasi terhadap performa yang dihasilkan oleh arsitektur model DenseNet121. Pada tahap ini ditampilkan heatmap data setiap kategori penyakit Alzheimer dari confusion matrix proses klasifikasi yang sudah dilakukan sebelumnya.

3.5. Metode Evaluasi Data

Pada tahap evaluasi model, proses dimulai dengan menggunakan Confusion Matrix untuk mengukur berbagai metrik performa model, seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-Score. Confusion Matrix adalah alat yang memvisualisasikan kinerja model klasifikasi dengan menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah pada setiap kategori kelas.

Matrix ini membantu dalam menghitung metrik kinerja, termasuk akurasi, yang merupakan persentase prediksi yang benar dari total prediksi; presisi, yaitu proporsi prediksi positif yang benar dibandingkan dengan seluruh prediksi positif; recall, yang mengukur proporsi kasus positif yang benar-benar teridentifikasi oleh model dibandingkan dengan seluruh kasus positif sebenarnya; dan F1-Score, yang merupakan rata-rata harmonis dari presisi dan recall.

Setelah metrik ini diperoleh, nilai akurasi model DenseNet121 dibandingkan dengan nilai akurasi dari metode penelitian lain yang telah ada, dengan memilih metode yang menggunakan dataset dan jumlah kategori kelas yang sama untuk memastikan perbandingan yang adil dan relevan. Tujuan dari perbandingan ini adalah untuk menilai seberapa baik kinerja model DenseNet121 dalam klasifikasi penyakit Alzheimer.

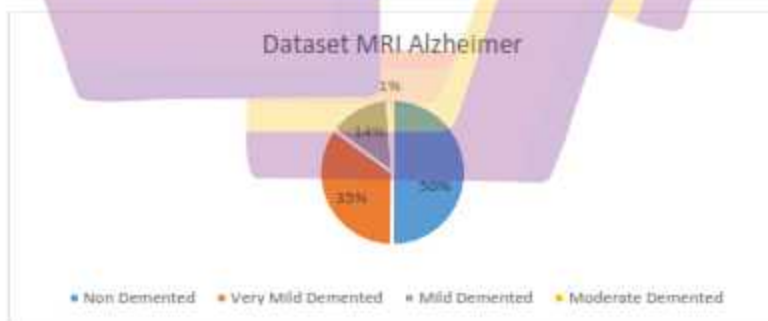
BAB IV

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Bab IV ini menyajikan hasil penelitian dan pembahasan secara rinci mengenai langkah-langkah yang telah diambil oleh peneliti untuk menjawab rumusan masalah

4.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset citra MRI Alzheimer yang diperoleh dari penelitian sebelumnya (Ajagbe et al., 2021) dengan jumlah gambar 6.430, terbagi kedalam empat kelas yang berbeda. Dataset ini juga telah menjadi subjek dalam beberapa penelitian lain. Distribusi data pada dataset ini tidak seimbang, berisi 3.230 data untuk kelas Non Demented, 2240 data untuk kelas Very Mild Demented, 896 data untuk kelas Mild Demented, dan 64 data untuk kelas Moderate Demented. Distribusi dari dataset dapat dilihat pada Gambar 4.1 berikut.



Gambar 4.1. Diagram Dataset

4.2. Augmentasi Data

Sebelum dataset digunakan sebagai input dalam proses pembelajaran, dilakukan terlebih dahulu augmentasi data. Augmentasi data dilakukan menggunakan ImageDataGenerator dari Keras. Beberapa parameter augmentasi yang diterapkan meliputi, `rescale`, `brightness_range`, `zoom_range`, `data_format`, `fill_mode`, dan `horizontal_flip`. Berikut merupakan sintaks kode perlakuan augmentasi data.

```
ZOOM = [0.99, 1.01]
BRIGHT_RANGE = [0.8, 1.2]
HORZ_FLIP = True
FILL_MODE = "constant"
DATA_FORMAT = "channels_last"

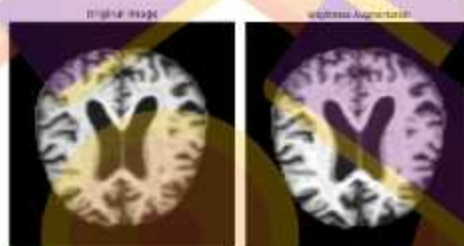
work_dir = ImageDataGenerator(rescale = 1./255,
brightness_range=BRIGHT_RANGE, zoom_range=ZOOM,
data_format=DATA_FORMAT, fill_mode=FILL_MODE,
horizontal_flip=HORZ_FLIP)
```

4.2.1 Rescale

Parameter ini melakukan normalisasi pada nilai piksel gambar. Setiap nilai piksel dalam gambar memiliki rentang dari 0 hingga 255. Dengan membaginya dengan 255, nilai piksel akan berada dalam rentang 0 hingga 1. Langkah ini bertujuan untuk menstandarisasi input data dan meningkatkan kinerja model deep learning.

4.2.2 Brightness_range

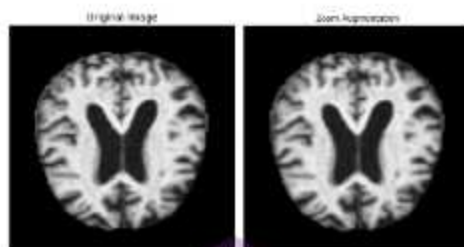
Parameter ini mengontrol variasi kecerahan pada gambar. Nilai dalam BRIGHT_RANGE (0.8 hingga 1.2) menentukan seberapa banyak kecerahan gambar bisa berubah secara acak. Dalam proses ini, gambar akan memiliki kecerahan yang bervariasi antara 80% hingga 120% dari kecerahan aslinya. Hasil proses brightness ditampilkan pada Gambar 4.2. Dalam gambar tersebut ditampilkan data sampel asli disebelah kiri dan hasil proses di sebelah kanan.



Gambar 4.2. Sample dataset sebelum dan setelah proses brightness

4.2.3 Zoom_range

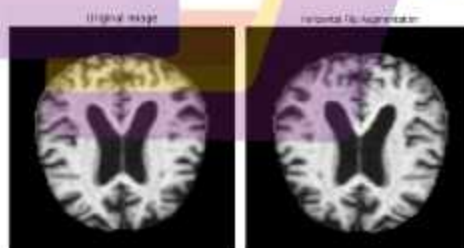
Parameter ini menentukan seberapa banyak gambar bisa diperbesar atau diperkecil secara acak. Nilai dalam ZOOM (0.99 hingga 1.01) menunjukkan faktor skala yang akan diterapkan. Dalam proses ini, gambar akan di-zoom antara 99% hingga 101% dari ukuran aslinya. Hasil proses tersebut ditampilkan pada Gambar 4.3. Pada gambar tersebut, ditampilkan data sampel asli disebelah kiri dan hasil proses di sebelah kanan.



Gambar 4.3. Sample dataset sebelum dan setelah proses zoom

4.2.4 Horizontal_flip

Dalam proses ini, gambar akan dibalik secara acak secara horizontal. Pembalikan horizontal yang acak ini berfungsi untuk meningkatkan variasi dalam data pelatihan, sehingga model yang dilatih dapat lebih baik dan generalisasi terhadap berbagai variasi gambar. Dengan cara ini, model tidak hanya belajar dari gambar dalam orientasi aslinya, tetapi juga dari gambar yang telah dibalik secara horizontal. Hasil proses tersebut ditampilkan pada Gambar 4.4. Dalam gambar tersebut, ditampilkan data sampel asli disebelah kiri dan hasil proses di sebelah kanan.



Gambar 4.4. Sample dataset sebelum dan setelah proses horizontal flip

4.2.5 Fill_mode

Proses ini menentukan mode pengisian untuk piksel baru yang mungkin muncul ketika gambar dipindahkan atau diputar. Dalam konteks ini, mode pengisian yang digunakan adalah "constant", yang berarti piksel tanpa nilai akan diisi dengan nilai konstan, biasanya nol atau warna hitam.

4.3. Oversampling Data

Sebelum memulai proses pemodelan dan pelatihan data, data akan menjalani proses oversampling terlebih dahulu. Proses ini penting karena terdapat ketidakseimbangan yang signifikan dalam jumlah data citra per kategori. Teknik SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) digunakan dalam oversampling untuk meningkatkan jumlah data pada kategori yang kurang representatif dengan menghasilkan contoh data sintetik. Berikut merupakan sintaks kode yang digunakan untuk proses oversampling data.

```
sm = SMOTE(random_state=42)
train_data, train_labels = sm.fit_resample(train_data.reshape(-1,
IMG_SIZE * IMG_SIZE * 3), train_labels)
train_data = train_data.reshape(-1, IMG_SIZE, IMG_SIZE, 3)
print(train_data.shape, train_labels.shape)
```

Melalui teknik SMOTE, kategori dengan jumlah data yang lebih sedikit akan diperbanyak sehingga seimbang dengan kategori lain. Hal ini bertujuan untuk memastikan bahwa model yang dilatih tidak bias terhadap kategori yang lebih dominan dan dapat mengenali setiap kategori dengan akurasi yang lebih baik. Proses ini membantu meningkatkan kinerja dan kemampuan generalisasi model

dalam mengenali berbagai jenis citra secara lebih adil dan akurat. Jumlah data citra bisa dilihat pada Tabel 4.1.

Table 4.1. Jumlah dataset sebelum dan setelah proses oversampling

Kategori	Jumlah Dataset		Jumlah penambahan data
	Sebelum oversampling	Setelah Oversampling	
Non Demented	3230	3230	0
Very Mild Demented	2240	3230	990
Mild Demented	896	3230	2334
Moderate Demented	64	3230	3166
Jumlah	6400	12920	6520

4.4. Split Data

Selanjutnya, data dibagi ke dalam set *training*, *validation*, dan *testing*. Pembagian ini umumnya diterapkan untuk mengevaluasi kinerja model dan mencegah *overfitting*. Rasio yang sering digunakan adalah 80% untuk *training*, 10% untuk *validation*, dan 10% untuk *testing*. Rasio *training* memperoleh bagian terbesar dari data dan digunakan untuk melatih model.

Model memanfaatkan pola dan fitur dalam set *training* untuk membuat prediksi terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Set *validation* digunakan untuk menyempurnakan hyperparameter model dan mengevaluasi kinerjanya selama proses *training*. Set *validation* berfungsi untuk mencegah *overfitting* dengan memberikan penilaian yang tidak bias terhadap kinerja model. Terakhir, set *testing* digunakan untuk menilai kinerja akhir model yang telah dilatih, memberikan evaluasi yang objektif mengenai kemampuan model dalam menggeneralisasi data baru.

4.5. Arsitektur Model

Langkah berikutnya setelah augmentasi dan oversampling adalah menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengekstraksi fitur yang dapat diterapkan pada klasifikasi. Penelitian ini menggunakan arsitektur model DenseNet121.

DenseNet121 dimulai dengan menerima input gambar, biasanya berukuran 224x224 piksel, yang kemudian melewati preprocessing. Gambar ini melewati lapisan konvolusi awal untuk menangkap fitur dasar seperti tepi dan tekstur. DenseNet121 memiliki Dense Blocks, di mana setiap lapisan konvolusi terhubung dengan semua lapisan sebelumnya, memungkinkan penangkapan fitur yang lebih kompleks. Setelah setiap Dense Block, Transition Layer mengurangi dimensi fitur untuk menjaga efisiensi komputasi dan menghindari overfitting.

Lapisan konvolusi dalam Dense Block disertai dengan batch normalization dan fungsi aktivasi ReLU untuk menambahkan non-linearitas dan mempercepat pelatihan. Setelah serangkaian Dense Block dan Transition Layer, gambar melewati Global Average Pooling layer, mereduksi dimensi fitur menjadi satu nilai per fitur peta. Hasil ini dimasukkan ke dalam lapisan fully connected untuk menghasilkan output akhir, seperti klasifikasi dengan softmax. Berikut merupakan sintak yang digunakan untuk membuat model DenseNet121.

```
model=Sequential()  
model.add(base_model)  
model.add(Dropout(0.5))
```

```
model.add(Flatten())  
model.add(BatchNormalization())  
model.add(Dense(1024))  
model.add(BatchNormalization())  
model.add(Activation('relu'))  
model.add(Dropout(0.5))  
model.add(Dense(1024))  
model.add(BatchNormalization())  
model.add(Activation('relu'))  
model.add(Dropout(0.5))  
model.add(Dense(4, activation='softmax'))
```

4.6. Hasil Pelatihan dan Evaluasi Model

Setelah menentukan arsitektur model, langkah selanjutnya adalah mengompilasi model dengan menggunakan optimizer Adam, fungsi loss categorical cross-entropy, dan akurasi sebagai metrik evaluasi. Proses ini menetapkan cara model akan dilatih dan dievaluasi. Secara keseluruhan, langkah-langkah ini mencakup proses ekstraksi fitur, pelatihan, evaluasi, dan analisis menggunakan model DenseNet121.

Model ini memberikan pemahaman mendalam tentang kinerja dan kemampuannya dalam mengklasifikasikan gambar dengan akurasi tinggi. Dengan menerapkan optimizer Adam, model diharapkan mencapai konvergensi yang cepat dan efisien, sementara penggunaan fungsi loss categorical cross-entropy membantu mengukur seberapa baik model dalam memprediksi kelas yang benar. Metrik

akurasi digunakan untuk mengevaluasi seberapa sering model membuat prediksi yang benar selama pelatihan dan pengujian, memberikan gambaran tentang efektivitas model dalam tugas klasifikasi gambar.

4.6.1. Hasil Pelatihan Model

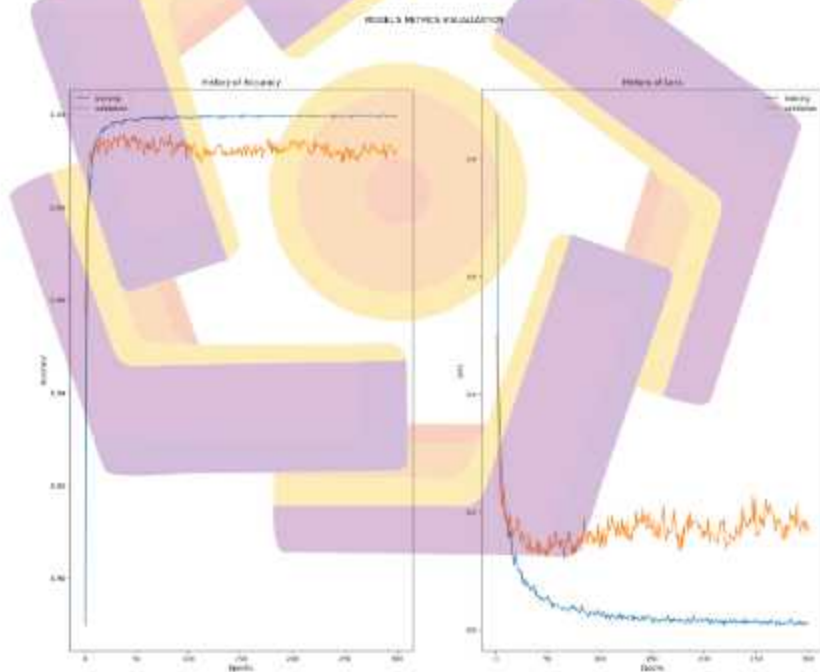
Setelah melalui tahap preprocessing dan proses training, hasil klasifikasi berhasil diperoleh. Model yang terbentuk mewakili pengetahuan terhadap pembelajaran klasifikasi penyakit alzheimer pada citra MRI. Dengan model ini, kemampuan untuk mengidentifikasi penyakit alzheimer berdasarkan citra MRI dari setiap kelas dapat dilakukan. Proses identifikasi citra dilakukan pada lapisan konvolusi, tempat ekstraksi fitur dari citra berlangsung, sebelum selanjutnya dilakukan penyederhanaan dimensi pada lapisan pooling untuk memperjelas ciri-ciri pada setiap citra. Setelah fitur-fitur citra diperoleh, langkah berikutnya adalah proses deteksi dan identifikasi pada lapisan fully connected yang menentukan kelas dari penyakit alzheimer. Dilanjutkan dengan tahap pengujian untuk mengevaluasi akurasi dan kinerja masing-masing model.

Table 4.2. Hasil Pelatihan Model

Model	Testing		Val	
	Akurasi	loss	Akurasi	loss
Densenet121	92,6%	0.014	98,04%	0.54
Densenet121+oversampling SMOTE	97,85%	0.00764	99,6%	0.174

Tabel yang disajikan memberikan perbandingan kinerja dua model dalam mendiagnosis penyakit Alzheimer. Model pertama menggunakan arsitektur

Densenet121 dasar, sementara model kedua menambahkan teknik oversampling SMOTE untuk mengatasi ketidakseimbangan data. Hasil menunjukkan bahwa model kedua dengan oversampling SMOTE memberikan akurasi yang lebih tinggi dan nilai loss yang lebih rendah, baik pada data testing maupun validasi. Ini mengindikasikan bahwa teknik oversampling SMOTE efektif dalam meningkatkan kinerja model dalam mengklasifikasikan penyakit Alzheimer, terutama pada kelas minoritas. Lebih lanjut, Grafik hasil dari proses *training* dapat dilihat pada Gambar 4.1.



Gambar 4.5. Grafik *training* dan *validation accuracy* dan *loss*

Gambar 4.5 menunjukkan bahwa grafik akurasi dan loss memberikan gambaran visual yang sangat berharga tentang kinerja model selama proses pelatihan. Grafik akurasi menunjukkan persentase prediksi yang benar, sementara grafik loss mengindikasikan seberapa besar kesalahan model dalam membuat prediksi. Secara umum, grafik akurasi idealnya akan terus meningkat seiring berjalannya pelatihan, menandakan bahwa model semakin mahir dalam membedakan antara data yang satu dengan yang lain. Sebaliknya, grafik loss akan cenderung menurun, menunjukkan bahwa model semakin mengurangi kesalahan prediksi.

Grafik akurasi menunjukkan fluktuasi yang cukup signifikan, terutama pada tahap awal pelatihan. Namun, secara keseluruhan, baik akurasi pelatihan maupun validasi cenderung meningkat seiring bertambahnya epoch. Ini menunjukkan bahwa model belajar untuk mengklasifikasikan penyakit Alzheimer dengan lebih baik seiring berjalannya pelatihan.

Terdapat sedikit perbedaan antara akurasi pelatihan dan validasi. Ini mengindikasikan bahwa model tidak mengalami overfitting yang signifikan, di mana model terlalu menghafal data pelatihan sehingga performanya buruk pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Menjelang akhir pelatihan, akurasi model cenderung lebih stabil, menunjukkan bahwa model telah menemukan pola yang cukup baik dalam memahami data.

Grafik loss menunjukkan penurunan signifikan pada training loss dan validation loss. Ini mengindikasikan bahwa model semakin efektif dalam

meminimalkan kesalahan prediksi selama proses pelatihan. Penurunan loss yang konsisten pada kedua set data menunjukkan peningkatan kinerja model dan kemampuannya untuk belajar dari data secara efisien. Seiring berjalannya pelatihan, model menunjukkan kemampuan yang lebih baik dalam menghasilkan prediksi yang akurat dan mengurangi error.

Mirip dengan grafik akurasi, terdapat sedikit perbedaan antara training loss dan validation loss. Hal ini juga mengindikasikan bahwa model tidak mengalami overfitting yang signifikan. Menjelang akhir pelatihan, loss cenderung mencapai titik minimum dan mulai berfluktuasi di sekitar nilai tersebut. Fenomena ini menunjukkan bahwa model telah mencapai stabilitas dalam meminimalkan kesalahan prediksi, dan kinerjanya tetap konsisten pada data baru.

Table 4.3. Hasil Pelatihan Model

No	validation		training	
	akurasi	loss	akurasi	loss
1	0.996	0.176	0.978	0.0101
2	0.996	0.174	0.979	0.0076
3	0.989	0.175	0.979	0.0085
4	0.997	0.198	0.976	0.0026
5	0.988	0.187	0.979	0.0018

Pada Tabel 4.3 diperlihatkan hasil dari pengujian yang telah dilakukan terhadap arsitektur Densenet121 dengan menggunakan oversampling. Proses pelatihan dilakukan dengan 5 kali percobaan dengan komposisi data yang sama.

Spesifikasi hyperparameter model yang ditentukan untuk pengujian yaitu learning rate 0.0001, optimizer Adam, batch size 32, dan 300 epoch.

Setiap baris dalam tabel merepresentasikan satu kali iterasi pelatihan, yang disebut epoch. Dua metrik utama yang digunakan untuk mengukur kinerja model adalah akurasi dan nilai loss. Akurasi mengukur seberapa sering model memberikan prediksi yang benar, sedangkan nilai loss mengukur seberapa besar kesalahan prediksi model. Visualisasi dari tabel 4.3 bisa dilihat pada Gambar 4.6.



Gambar 4.6. Grafik Pelatihan Model

Pertama, dalam hal kualitas pelatihan, pelatihan nomor 5 menunjukkan training loss yang paling rendah, yaitu 0.0018. Ini mencerminkan kemampuan model ini untuk menyesuaikan diri secara efektif dengan data pelatihan. Pelatihan nomor 5 juga memiliki training loss yang rendah, yaitu 0.0026.

Kedua, dalam konteks kemampuan akurasi, pelatihan cenderung stabil dan tidak ada penurunan atau kenaikan yang signifikan. Pelatihan nomor 5 mencapai

akurasi yang relatif rendah yaitu 0.976, dan akurasi training yang baik terdapat pada 3 pelatihan yaitu nomor 2,3,5 dengan akurasi 0.979.

Selanjutnya akan disampaikan hasil akurasi dari proses pelatihan dan validasi. Akurasi pelatihan dan akurasi validasi merupakan metrik krusial dalam mengevaluasi kinerja model machine learning. Akurasi pelatihan mencerminkan sejauh mana model mampu memprediksi data yang digunakan selama tahap pelatihan, yang berperan dalam memahami dan mengadaptasi pola yang terdapat dalam data tersebut. Sementara itu, akurasi validasi berfungsi untuk menilai sejauh mana model dapat memprediksi data yang tidak pernah dilihat sebelumnya selama proses pelatihan, yaitu data validasi.

Penilaian akurasi validasi penting untuk menentukan apakah model mampu melakukan prediksi yang akurat pada data baru dan untuk menghindari overfitting, yaitu kondisi di mana model terlalu menyesuaikan diri dengan data pelatihan sehingga kesulitan menggeneralisasi pada data yang belum pernah ditemui. Secara keseluruhan, akurasi pelatihan mengukur seberapa baik kinerja model pada data pelatihan, sedangkan akurasi validasi menilai kemampuan model dalam menerapkan pola yang dipelajari pada data yang belum pernah dilihat selama pelatihan.

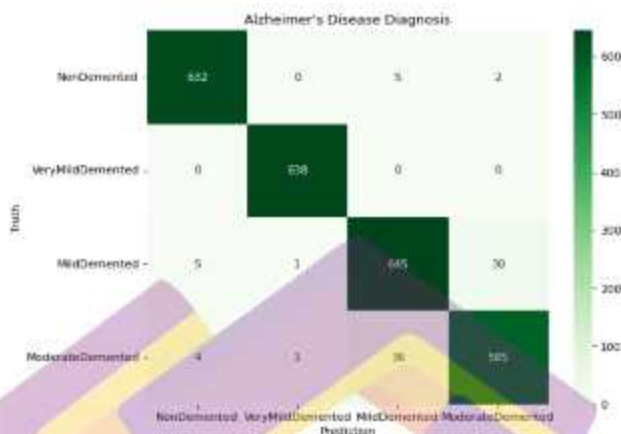
4.6.2. Hasil Pengujian Model

Setelah model selesai dilatih, langkah berikutnya adalah mengujinya menggunakan berbagai metrik evaluasi. Salah satu metrik yang umum digunakan adalah confusion matrix. Confusion matrix membantu dalam mengevaluasi kinerja

model dengan membandingkan prediksi model dengan kebenaran sebenarnya. Dalam confusion matrix, ada empat istilah utama: TP (True Positives), TN (True Negatives), FP (False Positives), dan FN (False Negatives). TP mengindikasikan jumlah sampel positif yang berhasil diprediksi dengan benar, TN mencerminkan jumlah sampel negatif yang diprediksi dengan benar, FP menggambarkan jumlah sampel negatif yang salah diprediksi sebagai positif, dan FN menunjukkan jumlah sampel positif yang salah diprediksi sebagai negatif.

Selain confusion matrix, ada beberapa metrik evaluasi lainnya yang penting. Akurasi mengukur seberapa banyak sampel yang diklasifikasikan dengan benar dibandingkan dengan jumlah total sampel dalam set pengujian. Presisi mengukur seberapa banyak sampel yang diklasifikasikan sebagai positif yang sebenarnya positif, dibandingkan dengan total jumlah sampel yang diprediksi sebagai positif. Recall, juga dikenal sebagai sensitivitas, mengukur seberapa banyak sampel positif yang diprediksi dengan benar dibandingkan dengan total jumlah sampel positif dalam data sebenarnya. F1-Score adalah metrik yang menggabungkan presisi dan recall dengan menggunakan rata-rata tertimbang, memberikan gambaran keseluruhan tentang kinerja model.

Evaluasi metrik ini sangat penting karena membantu dalam menilai keandalan dan kegunaan model dalam pengambilan keputusan. Dengan memahami kelemahan dan kelebihan model, langkah-langkah perbaikan dan peningkatan kinerja dapat diambil secara tepat.



Gambar 4.7. Confusion Matrix

Gambar confusion matrix menunjukkan hasil klasifikasi untuk diagnosis penyakit Alzheimer, dibagi menjadi empat kategori: Non Demented, Very Mild Demented, Mild Demented, dan Moderate Demented. Matriks ini mengevaluasi kinerja model dalam memprediksi kategori yang benar. Untuk kategori Non Demented, model berhasil mengklasifikasikan 635 kasus dengan benar, namun terdapat 2 kasus yang salah diklasifikasikan sebagai Very Mild Demented dan 2 kasus sebagai Moderate Demented, menunjukkan tingkat akurasi yang sangat tinggi dalam mendeteksi kategori ini.

Pada kategori Very Mild Demented, semua 638 kasus diklasifikasikan dengan benar, menunjukkan akurasi 100% dalam mendeteksi kategori ini. Sementara itu, untuk kategori Mild Demented, dari 681 kasus, model berhasil mengidentifikasi 649 dengan benar, namun terdapat kesalahan pada 4 kasus yang

diklasifikasikan sebagai NonDemented dan 28 kasus sebagai Moderate Demented, menunjukkan beberapa kebingungan antara kategori ini dan yang lain.

Pada kategori Moderate Demented, dari 626 kasus, 578 diklasifikasikan dengan benar, namun terdapat 8 kasus yang salah diklasifikasikan sebagai Non Demented dan 40 kasus sebagai Mild Demented.

Meskipun ada beberapa kesalahan, confusion matrix ini secara umum menunjukkan bahwa model tersebut efektif dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit Alzheimer.

4.7. Evaluasi Model

Pada penelitian ini, DenseNet121 sebagai arsitektur jaringan yang berfungsi untuk mengklasifikasikan jenis penyakit alzheimer berdasarkan citra MRI. Evaluasi pada model ini menggunakan subset pengujian matrik evaluasi yaitu akurasi, presisi, dan recall dan F1-Score. Ini dapat digunakan untuk mengukur kinerja model dalam klasifikasi jenis penyakit alzheimer. Selanjutnya hasil dari evaluation matrix dapat dilihat pada Tabel 4.4.

Table 4.4. Evaluation Matrix

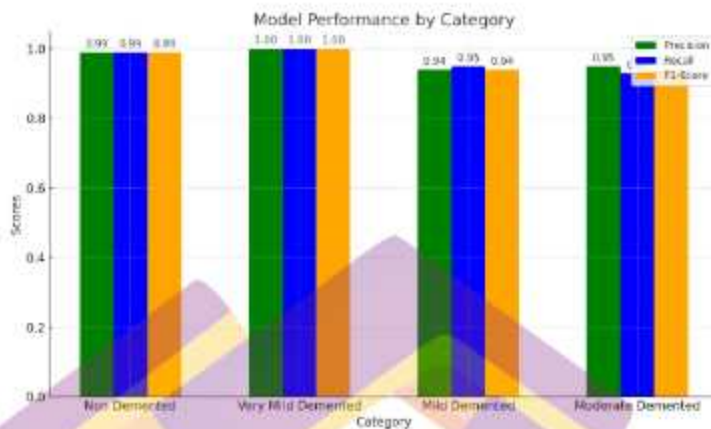
Kategori	Precision	Recall	F1-Score
Very Mild Demented	1.00	1.00	1.00
Non Demented	0.99	0.99	0.99
Mild Demented	0.94	0.95	0.94
Moderate Demented	0.95	0.93	0.94
Akurasi	97,83%		

Pada tabel 4.4, terdapat tiga metrik evaluasi kinerja model yaitu (Presisi, Recall, dan F1-Score) untuk empat kategori yang berbeda. Presisi mengukur

seberapa banyak prediksi positif yang benar dibandingkan dengan total prediksi positif yang dilakukan model. Very Mild Demented memiliki presisi sebesar 1.00. Dilanjutkan oleh Non Demented, Mild Demented dan Moderated Demented yang masing-masing memiliki presisi 0.99, 0.95, 0.94. Ini berarti kategori Very Mild Demented memiliki keakuratan yang tinggi dalam prediksi positif dibandingkan dengan kategori lain.

Recall yang juga dikenal sebagai sensitivitas mengukur seberapa banyak sampel positif yang berhasil diprediksi dengan benar oleh model dibandingkan dengan total jumlah sampel positif dalam data sebenarnya. Very Mild Demented memiliki recall sebesar 1.00, sedangkan Non Demented memiliki recall sebesar 0.99, Mild Demented memiliki recall sebesar 0.95, dan Moderate Demented memiliki recall sebesar 0.93. Ini menunjukkan bahwa Very Mild Demented adalah kategori yang lebih baik dalam mengidentifikasi sampel positif dibandingkan dengan kategori lain.

Pada F1-Score, Very Mild Demented sebesar 1.00, Non Demented sebesar 0.99, sementara Mild dan Moderate Demented memiliki F1-Score yang sama, yaitu 0.94. Ini menunjukkan bahwa kategori Very Mild Demented memiliki keseimbangan yang sedikit lebih baik. Perbandingan performa dari masing-masing kategori dapat dilihat pada Gambar 4.6.



Gambar 4.8. Diagram performa per kategori

Secara keseluruhan, model menunjukkan kinerja yang sangat baik dalam mengklasifikasikan penyakit Alzheimer. Dengan nilai akurasi sebesar 97,83%, model mampu memprediksi dengan benar hampir 98% dari semua kasus. Nilai precision, recall, dan F1-score yang tinggi pada setiap kategori demensia menunjukkan bahwa model mampu membedakan antara berbagai tahap demensia dengan akurasi yang baik. Hal ini menegaskan bahwa model memiliki kemampuan yang efektif dalam mengenali dan mengklasifikasikan kondisi demensia pada berbagai tahapannya.

Model mencapai nilai precision, recall, dan F1-score yang sempurna (1.00) untuk kategori Non-Demented dan Very Mild Demented, menunjukkan kemampuannya yang baik dalam mengidentifikasi individu yang tidak mengalami demensia atau mengalami demensia pada tahap yang sangat ringan. Namun, kinerja model sedikit lebih rendah pada kategori Mild Demented dan Moderate Demented, meskipun masih sangat baik. Nilai precision, recall, dan F1-score untuk kategori ini

sedikit lebih rendah dibandingkan dengan dua kategori sebelumnya. Hal ini mungkin disebabkan oleh kemiripan data dalam kedua tahap demensia ini, sehingga model mengalami kesulitan dalam membedakannya.

Berdasarkan Tabel 4.4, dapat disimpulkan bahwa model klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini memiliki kinerja yang sangat baik dalam mendiagnosis penyakit Alzheimer. Model ini mampu membedakan antara berbagai tahap demensia dengan akurasi yang tinggi, terutama untuk kategori Non-Demented dan Very Mild Demented. Hasil ini menunjukkan potensi model dalam membantu diagnosis dini penyakit Alzheimer dan memberikan informasi yang berharga untuk pengelolaan penyakit.

Secara keseluruhan, model ini menunjukkan akurasi tinggi, terutama dalam mendeteksi Very Mild Demented dan Non Demented. Meskipun demikian, terdapat beberapa kesalahan klasifikasi, khususnya antara kategori Mild Demented dan Moderate Demented, yang mungkin disebabkan oleh kemiripan data antara dua kategori tersebut dan fitur yang tidak cukup diferensiatif.

Kemungkinan ada banyak data dari kategori Mild Demented dan Moderate Demented yang memiliki ciri-ciri yang mirip atau bahkan identik, membuat model kesulitan untuk membuat keputusan yang akurat. Ketika data dari kedua kategori ini diklasifikasikan, model tidak memiliki informasi yang cukup untuk secara definitif memisahkan mereka, mengakibatkan kesalahan klasifikasi yang lebih tinggi.

Model klasifikasi bergantung pada fitur-fitur tertentu untuk membedakan antara kelas-kelas. Jika fitur-fitur yang digunakan tidak cukup kuat atau tidak secara jelas membedakan antara Mild Demented dan Moderate Demented, model akan kesulitan dalam melakukan klasifikasi yang akurat. Penambahan ekstrasi fitur untuk memperoleh data tambahan atau menggunakan data lain seperti hasil tes memori atau tingkat penurunan kognitif yang serupa pada kedua tahap, perbedaan antara kategori mungkin tidak cukup tajam untuk menghasilkan klasifikasi yang tepat.

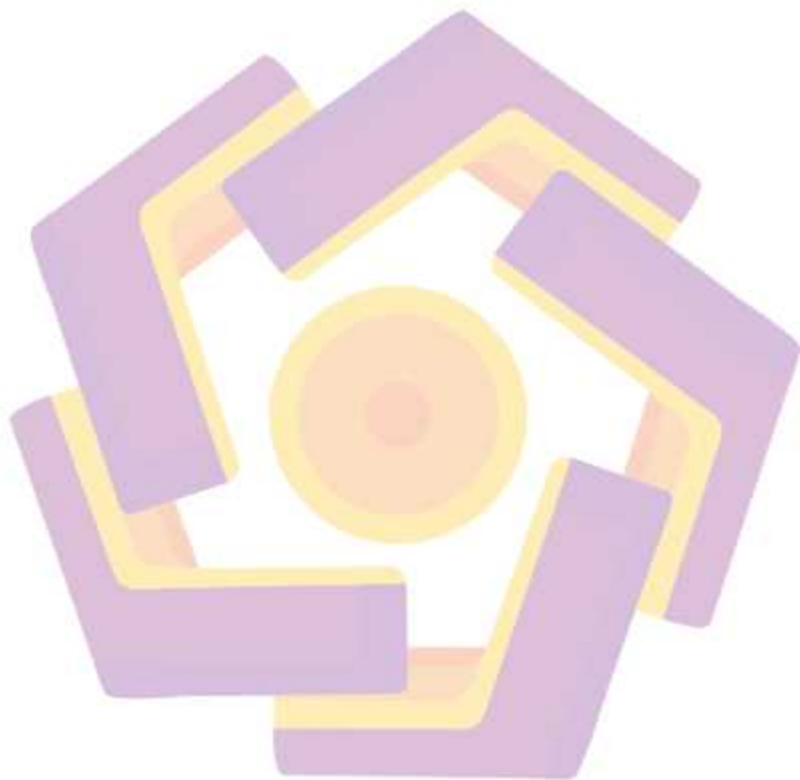
Selain melakukan evaluasi, peneliti juga membandingkan akurasi dari penelitian yang dilakukan terhadap penelitian-penelitian yang sudah ada, dimana penelitian tersebut menggunakan dataset dan kategori yang sama. Perbandingan tingkat akurasi bisa dilihat pada Tabel 4.5.

Table 4.5. Perbandingan akurasi penelitian

Penelitian	Metode	Akurasi
(Ajagbe et al., 2021)	VGG-19	77,6%
(Yildirim & Cinar, 2020)	Hybrid Resnet50	90%
(Fu'Adah et al., 2021)	Alexnet	95%
(Acharya et al., 2021)	Modified AlexNet	95,70%
Penelitian yang dilakukan	Densenet121	97,83%

Tabel 4.5 menunjukkan hasil penelitian berbagai metode untuk diagnosis Alzheimer. Densenet121 mencapai akurasi tertinggi 97.83%, menjadikannya metode paling efektif. Modified AlexNet dan Alexnet juga menunjukkan kinerja sangat baik dengan akurasi sekitar 95%. Hybrid Resnet50 memiliki akurasi 90%, lebih baik daripada VGG-19 yang hanya mencapai 77.6%. Kesimpulannya, metode berbasis jaringan saraf yang lebih kompleks seperti Densenet121 memberikan hasil

yang lebih akurat dalam mendeteksi penyakit Alzheimer, menunjukkan keunggulan dibandingkan metode lainnya yang digunakan dalam penelitian sebelumnya.



BAB V

PENUTUP

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pada percobaan yang telah dilakukan terhadap arsitektur Densenet121 dengan empat kategori penyakit alzheimer dapat disimpulkan bahwa.

Penelitian ini menunjukkan bahwa arsitektur model Densenet121 dengan teknik oversampling telah menghasilkan hasil akurasi tertinggi mencapai 97,83%, Densenet121, yang merupakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan Dense Blocks, di mana setiap lapisan konvolusi terhubung dengan semua lapisan sebelumnya, memungkinkan penangkapan fitur yang lebih kompleks dan lebih baik.

Penelitian ini juga menerapkan teknik oversampling untuk mengatasi ketidakseimbangan dalam data, khususnya dengan menambahkan sampel tambahan dari kelas yang paling sedikit datasetnya. Dengan demikian, dataset menjadi lebih seimbang, memberikan model kesempatan yang lebih baik untuk mempelajari pola-pola yang muncul pada kelas minoritas.

Secara keseluruhan, pencapaian ini menyoroti pentingnya pemilihan arsitektur model yang tepat dan pengoptimalan data untuk meningkatkan kinerja model dalam tugas-tugas klasifikasi yang kompleks, seperti klasifikasi penyakit alzheimer dari citra MRI. Hal ini berpotensi memberikan kontribusi yang signifikan dalam pengembangan solusi efektif dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit Alzheimer.

5.2. Saran

Adapun beberapa saran yang dapat direkomendasikan untuk penelitian selanjutnya pada topik penelitian yang sama adalah sebagai berikut.

1. Pengoptimalan Dataset : Pengoptimalan dengan menambah dataset yang lebih variatif dapat menjadi faktor kunci dalam penelitian selanjutnya. Penambahan data pendukung yang bervariasi seperti hasil tes memori atau tingkat penurunan kognitif akan membantu model Densenet121 untuk memahami setiap kategori lebih dalam.
2. Ekstraksi Fitur yang lebih kaya : Selain itu, ekstraksi fitur yang kaya dengan metode lain seperti Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) atau Histogram of Oriented Gradients (HOG) sehingga model dapat menjadi lebih baik dalam mengenali berbagai jenis penyakit alzheimer. Hal ini dapat membawa peningkatan signifikan dalam kinerja model
3. Penelitian selanjutnya diharapkan dapat mengeksplorasi perspektif yang lebih luas dalam mengidentifikasi jenis penyakit alzheimer. Misalnya, penelitian bisa lebih mendalam dalam mengevaluasi model yang digunakan.

DAFTAR PUSTAKA

- Acharya, H., Mehta, R., & Kumar Singh, D. (2021). Alzheimer Disease Classification Using Transfer Learning. *Proceedings - 5th International Conference on Computing Methodologies and Communication, ICCMC 2021*, 1503–1508. <https://doi.org/10.1109/ICCMC51019.2021.9418294>
- Aggarwal, C. C. (2015). *Data Mining*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-14142-8>
- Ajagbe, S. A., Amuda, K. A., Oladipupo, M. A., AFE, O. F., & Okesola, K. I. (2021a). Multi-classification of alzheimer disease on magnetic resonance images (MRI) using deep convolutional neural network (DCNN) approaches. *International Journal of Advanced Computer Research*, 11(53), 51–60. <https://doi.org/10.19101/ijacr.2021.1152001>
- Ajagbe, S. A., Amuda, K. A., Oladipupo, M. A., AFE, O. F., & Okesola, K. I. (2021b). Multi-classification of alzheimer disease on magnetic resonance images (MRI) using deep convolutional neural network (DCNN) approaches. *International Journal of Advanced Computer Research*, 11(53), 51–60. <https://doi.org/10.19101/ijacr.2021.1152001>
- Armansyah, M. A. (2022). Aplikasi Pengolahan Citra Mri Untuk Deteksi Area Kanker Otak Dengan Menggunakan Metode Robinson. In *Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering* (Vol. 1, Issue 3).
- Arwin, L., Pratiwi, J. N., Kedokteran, F., Lampung, U., Prof, J., Sumantri, I., No, B., Meneng, G., Rajabasa, K., & Lampung, K. B. (2020). PERAN NEUROPROTEKTOR ASTAXANTHIN DALAM PENCEGAHAN PENYAKIT ALZHEIMER. In *Jurnal Ilmu Keperawatan Jiwa* (Vol. 3, Issue 1).
- Danny, A., Wibisono, R., Hidayat, S., Maulana, H., Ramadhan, T., Ghifari, I., & Anggraeny, F. T. (2023). Perbandingan Algoritma Supervised Learning Terhadap Klasifikasi Citra Bunga Untuk Mengukur Akurasi Masing-Masing Algoritma. In *Seminar Nasional Informatika Bela Negara (SANTIKA)* (Vol. 3).
- Feng, W., Halm-Lutterodt, N. Van, Tang, H., Mecum, A., Mesregah, M. K., Ma, Y., Li, H., Zhang, F., Wu, Z., Yao, E., & Guo, X. (2020). Automated MRI-Based Deep Learning Model for Detection of Alzheimer's Disease Process. *International Journal of Neural Systems*, 30(6). <https://doi.org/10.1142/S012906572050032X>
- Fu'Adah, Y. N., Wijayanto, I., Pratiwi, N. K. C., Taliningsih, F. F., Rizal, S., & Pramudito, M. A. (2021). Automated Classification of Alzheimer's Disease Based on MRI Image Processing using Convolutional Neural Network (CNN) with AlexNet Architecture. *Journal of Physics: Conference Series*, 1844(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1844/1/012020>
- Gauthier, S., Rosa-Neto, P., A. Morais, J., & Webster, C. (2021). *World Alzheimer Report 2021: Journey through the diagnosis of dementia*.

- Hazarika, R. A., Kandar, D., & Maji, A. K. (2022). An experimental analysis of different Deep Learning based Models for Alzheimer's Disease classification using Brain Magnetic Resonance Images. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 34(10), 8576–8598. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.09.003>
- He, G., Ping, A., Wang, X., & Zhu, Y. (2019). Alzheimer's disease diagnosis model based on three-dimensional full convolutional densenet. *Proceedings - 10th International Conference on Information Technology in Medicine and Education, ITME 2019*, 13–17. <https://doi.org/10.1109/ITME.2019.00014>
- 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>
- Khulsum, U., & Taufik, G. (2023). Komparasi Kinerja DenseNet 121 dan MobileNet untuk Klasifikasi Citra Penyakit Daun Kentang. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 10(2), 558. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v10i2.6047>
- Kotu, V., & Deshpande, B. (2019). Model Evaluation. *Data Science*, 263–279. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-814761-0.00008-3>
- Mumford, C. L. (2009). *Computational intelligence: collaboration, fusion and emergence*. Springer.
- Radwan, N. (2019). *Leveraging Sparse and Dense Features for Reliable State Estimation in Urban Environments*. <https://doi.org/10.6094/UNIFR/149856>
- Raharjo, B. (2022). *Deep Learning dengan Python*.
- Safunkhe, S., Bachute, M., Gite, S., Vyas, N., Khanna, S., Modi, K., Katpatal, C., & Kotecha, K. (2021). Classification of alzheimer's disease patients using texture analysis and machine learning. *Applied System Innovation*, 4(3). <https://doi.org/10.3390/asi4030049>
- Saras, T. (2023). *Demensia : Memahami, Mengatasi, dan Merawat dengan Bijaksana*. Tiram Media.
- Setiawan, W. (2022). *Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network Teori Dan Aplikasi (1st ed., Vol. 1)*. MNC Publishing.
- Sokolova, M., & Lapalme, G. (2009). A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing & Management*, 45(4), 427–437. <https://doi.org/10.1016/J.IPM.2009.03.002>
- Wirya, M. A. (2023). *DETEKSI PENYAKIT ALZHEIMER PADA CITRA MAGNETIC RESONANCE IMAGING MENGGUNAKAN MACHINE LEARNING DENGAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*. Universitas Islam Negeri Hidayatullah.

- Yamanakkanavar, N., Choi, J. Y., & Lee, B. (2020). MRI segmentation and classification of human brain using deep learning for diagnosis of alzheimer's disease: A survey. In *Sensors (Switzerland)* (Vol. 20, Issue 11, pp. 1–31). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/s20113243>
- Yamashita, R., Nishio, M., Do, R. K. G., & Togashi, K. (2018). Convolutional neural networks: an overview and application in radiology. In *Insights into Imaging* (Vol. 9, Issue 4, pp. 611–629). Springer Verlag. <https://doi.org/10.1007/s13244-018-0639-9>
- Yildirim, M., & Cinar, A. (2020). Classification of Alzheimer's disease MRI images with CNN based hybrid method. *Ingenierie Des Systemes d'Information*, 25(4), 413–418. <https://doi.org/10.18280/isi.250402>
- Zaputra, R. (2023). *DEEP LEARNING UNTUK KLASIFIKASI B-ACUTE LYMPHOBLASTIC LEUKEMIA CELL MENGGUNAKAN ARSITEKTUR DENSENET121*.
- Zhao, C., Wong, L., Zhu, Q., & Yang, H. (2019). Prevalence and correlates of chronic diseases in an elderly population: A community-based survey in Haikou. *PLoS ONE*, 13(6). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0199006>
- Acharya, H., Mehta, R., & Kumar Singh, D. (2021). Alzheimer Disease Classification Using Transfer Learning. *Proceedings - 5th International Conference on Computing Methodologies and Communication, ICCMC 2021*, 1503–1508. <https://doi.org/10.1109/ICCMC51019.2021.9418294>
- Ajagbe, S. A., Amuda, K. A., Oladipupo, M. A., AFE, O. F., & Okesola, K. I. (2021). Multi-classification of alzheimer disease on magnetic resonance images (MRI) using deep convolutional neural network (DCNN) approaches. *International Journal of Advanced Computer Research*, 11(53), 51–60. <https://doi.org/10.19101/ijacr.2021.1152001>
- Fu'Adah, Y. N., Wijayanto, I., Pratiwi, N. K. C., Taliningsih, E. F., Rizal, S., & Pramudito, M. A. (2021). Automated Classification of Alzheimer's Disease Based on MRI Image Processing using Convolutional Neural Network (CNN) with AlexNet Architecture. *Journal of Physics: Conference Series*, 1844(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1844/1/012020>
- Gerlach, L. B., Zhang, L., Teno, J., & Maust, D. T. (2024). Hospice Enrollment and Central Nervous System-Active Medication Prescribing to Medicare Decedents with Dementia. *JAMA Psychiatry*. <https://doi.org/10.1001/jamapsychiatry.2024.1866>
- Hasan, M., Al Mamun, M., Das, M. C., Hasan, M. M., & Islam, A. M. (2023). The application and comparison of Deep Learning models for the prediction of chest cancer prognosis. *2023 International Conference on Smart Applications, Communications and Networking (SmartNets)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/SmartNets58706.2023.10216201>

- Howard, R., & Schott, J. M. (2021). When dementia is misdiagnosed. *International Journal of Geriatric Psychiatry*, 36(6), 799–801. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/gps.5538>
- Mishra, S., Hanchate, S., & Saquib, Z. (2020). Diabetic retinopathy detection using deep learning. *Proceedings of the International Conference on Smart Technologies in Computing, Electrical and Electronics, ICSTCEE 2020*, 515–520. <https://doi.org/10.1109/ICSTCEE49637.2020.9277506>
- Shazia, A., Xuan, T. Z., Chuah, J. H., Usman, J., Qian, P., & Lai, K. W. (2021). A comparative study of multiple neural network for detection of COVID-19 on chest X-ray. *Eurasip Journal on Advances in Signal Processing*, 2021(1). <https://doi.org/10.1186/s13634-021-00755-1>
- Yildirim, M., & Cinar, A. (2020). Classification of Alzheimer's disease MRI images with CNN based hybrid method. *Ingenierie Des Systemes d'Information*, 25(4), 413–418. <https://doi.org/10.18280/isi.250402>

