

Klasifikasi Penyakit Alzheimer pada Citra Medis *Magnetic Resonance Images* dengan Arsitektur Densenet121

Muhamad Yusuf Ismail, Andi Sunyoto, dan Agus Purwanto

Universitas Amikom Yogyakarta

Jl. Ring Road Utara, Depok, Sleman, Daerah Istimewa Yogyakarta 55281 Indonesia
E-mail : myusufismail@students.amikom.ac.id, andi@amikom.ac.id, agus@amikom.ac.id

Abstrak

Penyakit Alzheimer merupakan penyakit neurodegeneratif yang paling umum terjadi pada manusia, terutama pada lansia, dan merupakan masalah kesehatan global yang serius. Citra Magnetic Resonance Imaging (MRI) ini dapat membantu membedakan kondisi normal pada pasien penyakit Alzheimer. Tetapi interpretasi MRI secara manual gambar oleh profesional medis masih memiliki keterbatasan tertentu. Proses interpretasi manual memakan waktu dan bergantung pada keterampilan dan pengalaman individu. Selain itu, kemungkinan kesalahan manusia juga meningkatkan risiko kesalahan diagnostik. Masalah tersebut bisa diatasi dengan menggunakan kecerdasan buatan, yaitu dengan menerapkan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan model Densenet121 yang dilatih untuk membedakan suatu objek berdasarkan gambar. Penelitian ini bertujuan menerapkan metode Densenet121 dan mengetahui tingkat akurasi metode tersebut dalam melakukan proses klasifikasi jenis penyakit Alzheimer melalui citra MRI otak. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode Densenet121 memiliki tingkat akurasi sebesar 97,83% dalam mengklasifikasikan penyakit Alzheimer melalui citra MRI otak.

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

Pendahuluan

Penyakit Alzheimer merupakan penyakit neurodegeneratif yang paling umum terjadi pada manusia, terutama pada lansia, dan merupakan masalah kesehatan global yang serius [1]. Penyakit Alzheimer ditandai dengan penurunan kemampuan kognitif, termasuk masalah pada memori, berpikir, orientasi, bahasa, serta perubahan perilaku dan emosi [2]. Gangguan ini disebabkan oleh kerusakan progresif pada sel saraf dan jaringan otak, yang pada akhirnya mengganggu komunikasi antar sel saraf dan berujung pada kerusakan otak permanen.

Menurut Alzheimer's Disease International (ADI), jumlah penderita penyakit Alzheimer diperkirakan akan meningkat dari 55 juta pada tahun 2019 menjadi 139 juta pada tahun 2050 [3]. Peningkatan populasi lansia dan umur panjang menjadi faktor utama di balik peningkatan prevalensi penyakit Alzheimer di seluruh dunia [4]. Menghadapi tantangan ini, diagnosis dini dan akurat sangat penting untuk memberikan pengobatan yang cepat dan meningkatkan kualitas hidup pasien.

MRI (Magnetic Resonance Imaging) telah men-

jadi teknologi diagnostik yang sangat penting dalam upaya diagnosis penyakit Alzheimer [5]. Gambar MRI memberikan gambaran tiga dimensi rinci dari otak pasien, memungkinkan profesional kesehatan untuk mengidentifikasi perubahan struktural otak yang terkait dengan penyakit Alzheimer. Informasi yang diperoleh dari gambar MRI ini dapat membantu membedakan kondisi normal pada pasien penyakit Alzheimer, memantau perkembangan penyakit, dan merencanakan intervensi dan pengobatan yang lebih efektif [6].

Meskipun MRI telah berkontribusi dalam meningkatkan keakuratan diagnosis penyakit Alzheimer, interpretasi MRI secara manual gambar oleh profesional medis masih memiliki keterbatasan tertentu. Proses manual memakan waktu dan bergantung pada keterampilan dan pengalaman individu. Selain itu, kemungkinan kesalahan manusia juga meningkatkan risiko kesalahan diagnostik [7]. Oleh karena itu, diperlukan pengembangan metode otomatis yang dapat melakukan proses klasifikasi penyakit Alzheimer berdasarkan gambar MRI dengan akurasi tinggi. Dalam beberapa tahun terakhir, kemajuan teknologi kecerdasan, kecerdasan buatan, khususnya dalam penggunaan Con-

volutional Neural Network (CNN), telah merevolusi berbagai bidang, terutama analisis citra medis. CNN merupakan salah satu jenis jaringan syaraf tiruan untuk mengolah data dalam bentuk pola, seperti data gambar yang terinspirasi dari jaringan visual hewan [8]. Metode ini menunjukkan kinerja luar biasa dalam berbagai tugas analisis gambar, termasuk klasifikasi dan segmentasi.

CNN beroperasi dengan menggunakan lapisan konvolusi yang memiliki kemampuan untuk secara otomatis menemukan dan mengekstraksi detail-detail penting dalam citra. Proses ini tampak seperti keterampilan manusia dalam memproses hasil visual, dimana jaringan syaraf tiruan bisa mengenali pola, batas-batas, dan detail yang rumit dalam gambar, yang sering kali sulit untuk diungkap dengan metode klasik [9]. Kemampuan luar biasa CNN untuk mempelajari dan mencerna informasi dari data yang diberikan melalui proses pelatihan yang berulang telah membuka jalan bagi peningkatan signifikan dalam akurasi klasifikasi.

Tak terhitung banyaknya penelitian yang sudah dilakukan dalam upaya untuk melakukan proses klasifikasi citra MRI Alzheimer dengan menggunakan teknik machine learning.

Seperti yang dilakukan oleh Sunday Adeola Ajagbe, yang mempelajari dan menganalisis gambaran MRI untuk mengidentifikasi jenis penyakit Alzheimer. Sejumlah metode yang digunakan meliputi CNN dengan model VGG16 dan VGG19. Dalam eksplorasi ini, VGG-19 menonjol dengan prestasi yang luar biasa, memperoleh tingkat akurasi mencapai 77,66% [10].

Tak hanya itu, Peneliti lain juga telah menguji beberapa model lain dalam penelitiannya. Hasil dari penelitian tersebut memperoleh tingkat akurasi 93.83% and AUC sekitar 0.937%. Di samping itu, dalam mengaplikasikan algoritma Naïve Bayes dengan seleksi atribut menggunakan Correlation Based Feature Selection, berhasil mencapai tingkat keakuratan sekitar 94,64% dan AUC sebesar 0,945% [11].

Salah satu arsitektur 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 sebelumnya sudah pernah melakukan perbandingan 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 [12].

Penelitian lain juga telah dilakukan 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 [13].

Selanjutnya, penelitian tentang komparasi model Deep Learning untuk mendeteksi penyakit kanker paru-paru melalui citra X-ray. 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% [14].

Berdasarkan uraian di atas, Densenet121 menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan metode lain dalam hal akurasi. Oleh karena itu, tujuan penelitian ini adalah menerapkan metode Densenet121 untuk mengetahui tingkat akurasi metode tersebut dalam melakukan proses klasifikasi jenis penyakit Alzheimer melalui citra MRI otak. Penelitian ini diharapkan dapat membantu meningkatkan tingkat akurasi klasifikasi penyakit Alzheimer.

Tabel 1: Kategori dan Jumlah 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

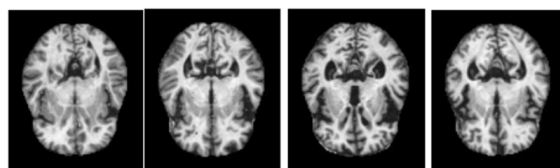
Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif yang artinya hasil penelitian ini disajikan dalam bentuk angka dan grafik tingkat akurasi. Metode penelitian ini melalui dua tahap, yaitu tahap pengumpulan data dan tahap analisis data.

Tahapan Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam Penelitian ini diperoleh dari hasil studi sebelumnya. Dataset ini berisi 6.430 gambar MRI penyakit alzheimer yang dikelompokkan ke dalam 4 kategori, yakni *Non Demented*, *Very Mild Demented*, *Mild Demented*, dan *Moderate Demented*. Jumlah data dari masing-masing kategori dapat dilihat pada Tabel 1.

Sample citra dari masing-masing kategori penyakit dapat dilihat pada Gambar 1. Gambar 1 dari kiri ke kanan adalah sampel dataset dari kategori : *Non-Demented*, *Very Mild Demented*, *Mild Demented*, *Moderate Demented*.

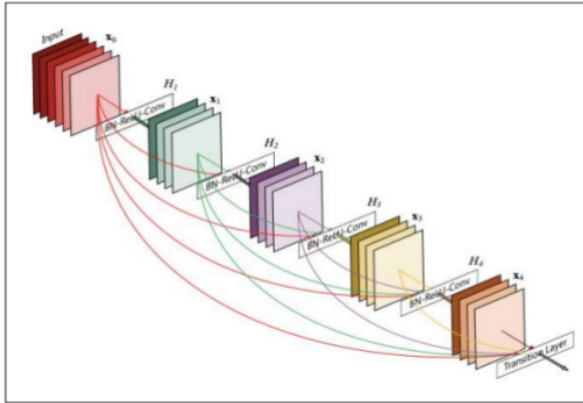


Gambar 1: Sample dataset Alzheimer

Tahapan Klasifikasi

DenseNet adalah arsitektur CNN yang dikembangkan berdasarkan ResNet [15]. 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 lainya secara feed-forward [16]. Ilustrasi Dense blok dapat dilihat dalam Gambar 2.

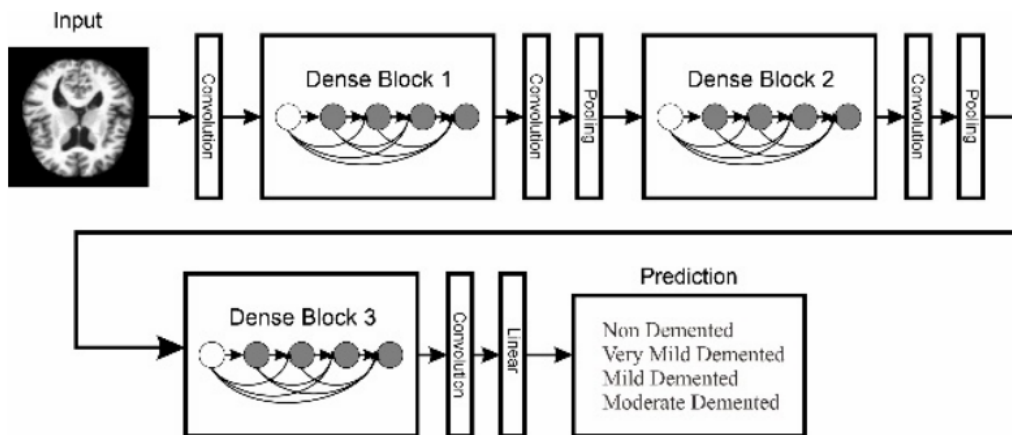
DenseNet121 menunjukkan bahwa jaringan saraf DenseNet memiliki 121 lapisan. Komponen DenseNet-121 yang khas terdiri dari banyak penggabungan lapisan berbeda. lima lapisan konvolusi dan Pooling layer, serta tiga lapisan transisi (6,12,24), dua konvolusi DenseBlocks (1x1, 3x3), dan satu lapisan klasifikasi [17] seperti ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 2: Ilustrasi Denseblok [16]



Gambar 3: Lapisan Denseblok[17]



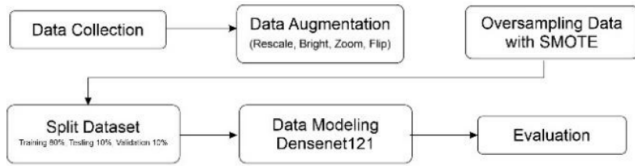
Gambar 4: Alur kerja arsitektur DenseNet121 untuk mengklasifikasikan jenis penyakit Alzheimer dari gambar citra MRI[16]

Seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4, DenseNet121 memiliki empat blok Dense dan lapisan transisi di antara setiap blok Dense. Setiap blok Dense berisi beberapa lapisan konvo-

lusi, 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 Analisis Data



Gambar 5: Tahapan penelitian

Dalam penelitian ini, aplikasi editor Google Colab digunakan untuk mengolah data menggunakan bahasa Python. Seperti terlihat pada Gambar 2 tahapan penelitian terdiri dari beberapa tahap, yaitu :

1. *Data Collection.* Data tersebut diperoleh dengan mengunduh kumpulan data gambar MRI terkait penyakit Alzheimer. Hasilnya adalah data yang digunakan pada penelitian sebelumnya yang mempunyai fokus serupa dengan penelitian yang direncanakan.
2. *Data Augmentation.* Proses ini mencakup perubahan skala, peningkatan kecerahan, penskalaan, dan membalik secara horizontal. Perubahan skala dilakukan untuk memperkecil skala citra dengan cara membagi citra dengan nilai 255. Kecerahan dicapai dengan mengubah rentang kecerahan gambar dari 0,8 menjadi 1,2. Scaling adalah proses memperbesar gambar. Gambar diperbesar dalam kisaran 0,99 hingga 1,01. Tujuan dari pembesaran adalah untuk mendapatkan gambaran data yang lebih baik.
3. *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.

4. *Split Dataset.* Data yang telah diproses dibagi menjadi dua bagian dengan proporsi 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data uji. Data train digunakan untuk memberikan pelatihan pada model Densenet121 dalam melakukan proses klasifikasi citra MRI yang berkaitan dengan penyakit Alzheimer, sementara data test digunakan untuk memprediksi adanya penyakit Alzheimer berdasarkan pada citra MRI yang sama.
5. *Data Modeling.* Dalam tahap ini, dilakukan latihan data penyakit Alzheimer dengan memanfaatkan struktur model Densenet121. Lanjut kemudian, model yang telah dilatih diuji menggunakan data uji yang terdiri dari 20% dari keseluruhan dataset.
6. *Evaluation.* Pada tahap ini, kita akan melakukan penilaian terhadap kinerja yang dihasilkan oleh arsitektur model DenseNet12. Gambaran visual yang dari data setiap kategori penyakit Alzheimer disajikan dalam bentuk heatmap yang dihasilkan melalui penggunaan confusion matrix.

Hasil dan Pembahasan

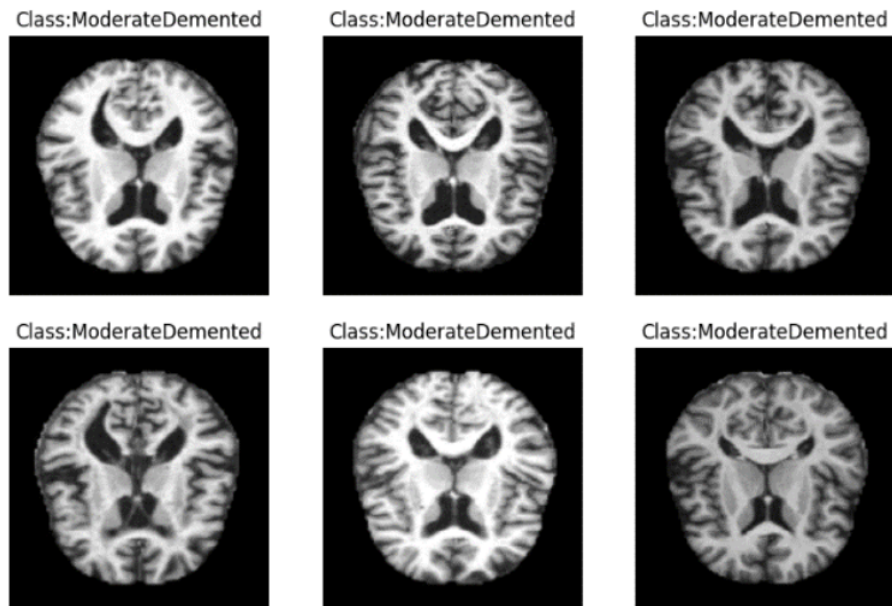
Sebelum dilakukan proses modeling dan data training, data terlebih dahulu melewati proses augmentasi dan oversampling. Augmentasi data bertujuan untuk memperoleh data yang menyeluruh. Proses augmentasi yang dilakukan antara lain memperbesar gambar dan menaikkan kecerahan gambar. Hasil proses augmentasi bisa dilihat pada Gambar 6.

Oversampling ini dibutuhkan karena jumlah data citra per kategori memiliki ketimpangan. Jumlah data citra sebelum dan setelah proses tersebut bisa dilihat pada Tabel 2.

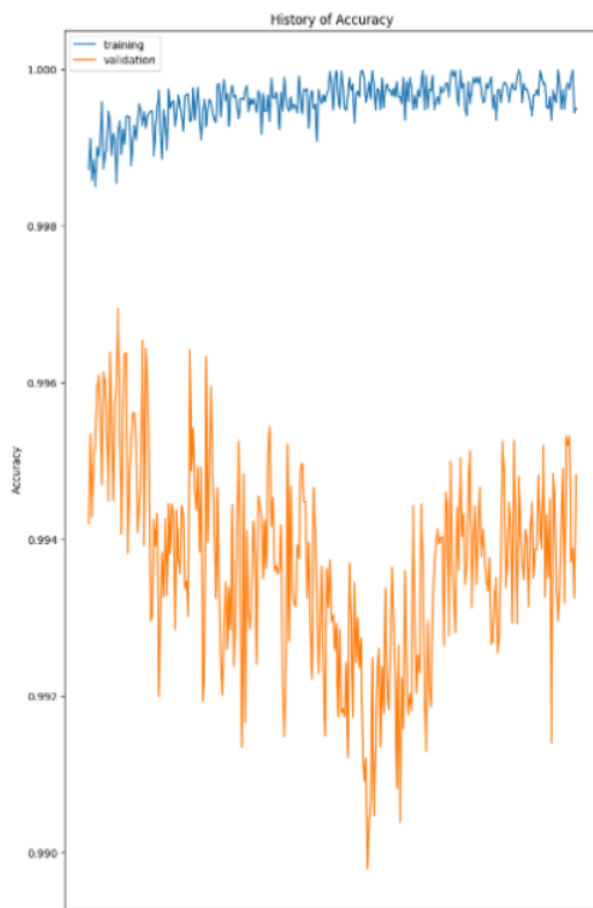
Tabel 2: Jumlah dataset sebelum dan setelah proses oversampling

Kategori	Jumlah dataset	
	Sebelum oversampling	Setelah oersampling
Non Demented	3230	3230
Very Mild Demented	2240	3210
Mild Demented	896	3205
Moderate Demented	64	3200

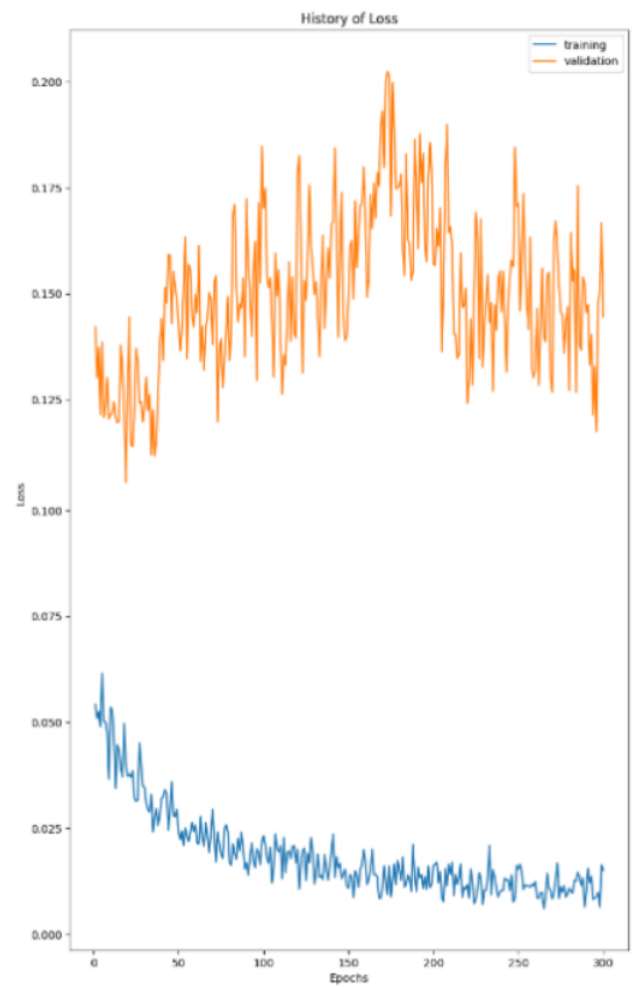
Setelah melalui praprosesing berupa oversampling data, data tersebut kemudian dibagi menjadi rasio 80:20 untuk training dan testing. Data yang sudah terbagi kemudian dilakukan modeling dan training dan diperoleh hasil seperti tampak pada Gambar 7.



Gambar 6: Hasil proses augmentasi



Gambar 7: Grafik training dan validation accuracy dari proses data training



Gambar 8: Grafik training dan validation loss dari proses data training

Gambar 7 dan 8 menunjukkan bahwa pada awalnya tingkat akurasi mengalami penurunan dan loss mengalami peningkatan. Tetapi, setelah epoch melewati 150, besaran akurasi perlahan-lahan mulai naik dan loss mulai turun seiring pertambahan epoch.

Selanjutnya, peneliti melakukan evaluasi nilai precision, recall, dan f1-score. Nilai tersebut didapatkan dari confusional matrix hasil pengujian model. Hasil konfusin matrix dapat dilihat pada Gambar 9.

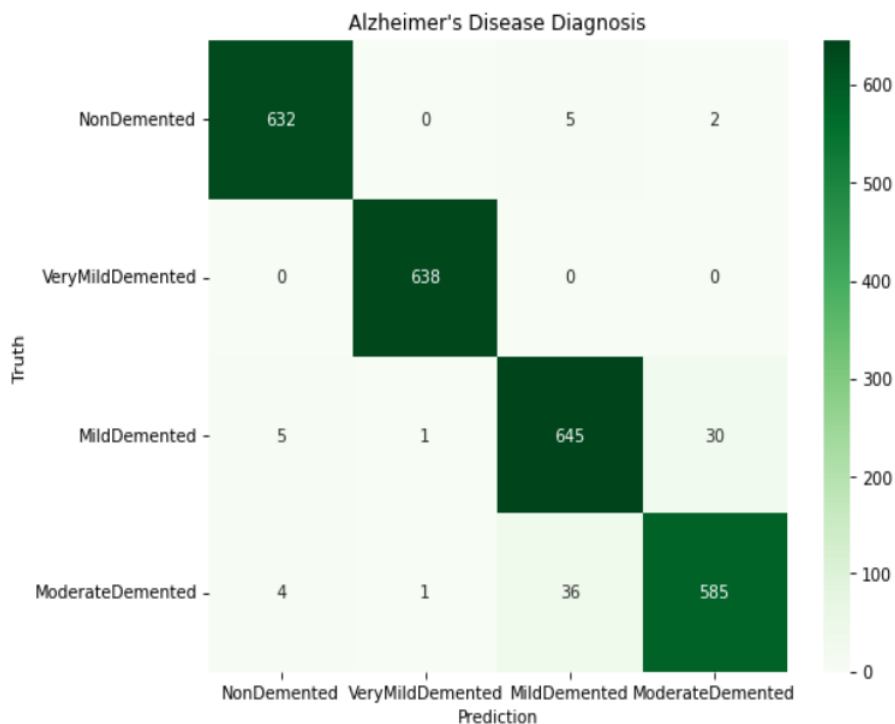
```

Model Accuracy

▶ from sklearn.metrics import roc_auc_score
  print("Accuracy is",roc_auc_score(test_labels, pred_labels))

📄 Accuracy is 0.9783929505775204
    
```

Gambar 9: Tingkat akurasi pengujian



Gambar 10: Confusion Matrix

Sebagaimana terlihat pada Gambar 10, dapat diketahui bahwa pengujian model Densenet121 berdasarkan 2.594 citra dengan 4 kategori terdapat 84 citra yang salah klasifikasi. Kesalahan klasifikasi paling banyak ada pada kategori Moderate Demented (MD). Dimana dalam kategori ini sebanyak 41 citra MD dikategorikan ke citra lain. Nilai precision, recall, dan f1-score setiap kategori, serta tingkat akurasi dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3: Matrix precision, recall, dan f1-score dengan epoch 300

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

Selain melakukan evaluasi, peneliti juga membandingkan akurasi dari penelitian yang dilakukan terhadap penelitian-penelitian yang sudah ada, dimana penelitian tersebut menggunakan sumber data dan kategori yang sama. Perbandingan tingkat akurasi bisa dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4: Perbandingan akurasi penelitian

Penelitian	Metode	Akurasi
Multi-classification of alzheimer disease on magnetic resonance images (MRI) using deep convolutional neural network (DCNN) approaches	VGG-19	77,6%
Classification of Alzheimer's Disease MRI Images with CNN Based Hybrid Method	Hybrid Resnet50	90%
Automated Classification of Alzheimer's Disease Based on MRI Image Processing using Convolutional Neural Network (CNN) with AlexNet Architecture	Alexnet	95%
Alzheimer Disease Classification Using Transfer Learning	Modified AlexNet	95,70%
Penelitian yang dilakukan	Densenet121	97,83%

Penutup

Penelitian ini telah melakukan klasifikasi citra penyakit Alzheimer dengan menggunakan Densenet121. Hasil yang diperoleh dari penelitian ini proses klasifikasi pada 4 kategori penyakit berjalan dengan baik, Klasifikasi paling banyak menandai kesalahan pada kategori Moderate Demented. Meski begitu, klasifikasi dengan Densenet121 memperoleh hasil akurasi yang tinggi yaitu 97,83%. Metode ini juga menghasilkan nilai akurasi lebih tinggi daripada metode lain dalam penelitian-penelitian sebelumnya. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk menggunakan metode oversampling lain seperti ROS, ADASYN, dan lainnya. Penambahan proses pra-prosesing ataupun ekstraksi fitur juga disarankan agar mendapat hasil yang lebih baik.

Daftar Pustaka

- [1] L. Arwin dan J. N. Pratiwi, "Peran Neuroprotektor Astaxanthin dalam Pencegahan Penyakit Alzheimer", *Jurnal Ilmu Keperawatan Jiwa*, vol. 3, no. 1, p. 47, doi: 10.32584/jikj.v3i1.469, 2020.
- [2] T. Saras, "Demensia: Memahami, Mengatasi, dan Merawat dengan Bijaksana", Semarang: Tiram Media, 2023.
- [3] S. Gauthier, P. Rosa-Neto, J. A. Morais, and C. Webster, "World Alzheimer Report 2021: Journey through the diagnosis of dementia", London: Alzheimer's Disease International, 2021.
- [4] C. Zhao, L. Wong, Q. Zhu, and H. Yang, "Prevalence and correlates of chronic diseases in an elderly population: A community-based survey in Haikou", *PLoS One*, vol. 13, no. 6, doi: 10.1371/journal.pone.0199006, Jul. 2019.
- [5] N. Yamanakkanavar, J. Y. Choi, and B. Lee, "MRI segmentation and classification of human brain using deep learning for diagnosis of alzheimer's disease: A survey", *Sensors (Switzerland)*, vol. 20, no. 11. MDPI AG, pp. 1–31, Jun. 01, doi: 10.3390/s20113243, 2020.
- [6] W. Feng et al., "Automated MRI-Based Deep Learning Model for Detection of Alzheimer's Disease Process", *Int J Neural Syst*, vol. 30, no. 6, doi: 10.1142/S012906572050032X, Jun. 2020.
- [7] M. A. Wirya, "Deteksi Penyakit Alzheimer pada Citra MRI Menggunakan Machine Learning dengan Metode CNN", Skripsi, Universitas Islam Negeri Hidayatullah, Jakarta, 2023.
- [8] R. Yamashita, M. Nishio, R. K. G. Do, and K. Togashi, "Convolutional neural networks: an overview and application in radiology," *Insights into Imaging*, vol. 9, no. 4. Springer Verlag, pp. 611–629, Aug. 01, doi: 10.1007/s13244-018-0639-9, 2018.
- [9] W. Setiawan, "Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network Teori Dan Aplikasi", 1st ed., vol. 1. MNC Publishing, 2022.
- [10] S. A. Ajagbe, K. A. Amuda, M. A. Oladipupo, O. F. AFE, and K. I. Okesola, "Multi-classification of alzheimer disease on magnetic resonance images (MRI) using deep convolutional neural network (DCNN) approaches". *International Journal of Advanced Computer Research*, vol. 11, no. 53, pp. 51–60, doi: 10.19101/ijacr.2021.1152001, Mar. 2021.
- [11] S. Khotimatul Wildah, S. Agustiani, M. S. Ranga Ramadhan, W. Gata, H. Mahmud Nawawi, dan S. Nusa Mandiri, "Deteksi Penyakit Alzheimer Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan Correlation Based Feature Selection", *JURNAL INFORMATIKA*, vol. 7, no. 2, pp. 166–173, 2020.
- [12] S. Mishra, S. Hanchate, and Z. Saquib, "Diabetic retinopathy detection using deep learning", in *Proceedings of the International Conference on Smart Technologies in Computing, Electrical and Electronics, ICSTCEE 2020*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, pp. 515–520, doi: 10.1109/IC-STCEE49637.2020.9277506, Oct. 2020.

- [13] A. Shazia, T. Z. Xuan, J. H. Chuah, J. Usman, P. Qian, and K. W. Lai, "A comparative study of multiple neural network for detection of COVID-19 on chest X-ray", *EURASIP J Adv Signal Process*, vol. 2021, no. 1, doi: 10.1186/s13634-021-00755-1, Dec. 2021.
- [14] M. Hasan, M. Al Mamun, M. C. Das, M. M. Hasan, and A. M. Islam, "The application and comparison of Deep Learning models for the prediction of chest cancer prognosis," in *2023 International Conference on Smart Applications, Communications and Networking (SmartNets)*, IEEE, pp. 1–5, doi: 10.1109/SmartNets58706.2023.10216201, Jul. 2023.
- [15] R. Zaputra, "Deep Learning untuk Klasifikasi B-Acute Lymphoblastic Leukemia Cell Menggunakan Arsitektur Densenet 121 ", Skripsi, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Riau, 2023.
- [16] U. Khultsum dan G. Taufik, "Komparasi Kinerja DenseNet 121 dan MobileNet untuk Klasifikasi Citra Penyakit Daun Kentang," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 10, no. 2, p. 558, doi: 10.30865/jurikom.v10i2.6047, Apr. 2023.
- [17] N. Radwan, "Leveraging Sparse and Dense Features for Reliable State Estimation in Urban Environments", *Dissertation zur Erlangung des akademischen Grades Doktor der Naturwissenschaften Technische Fakultät, Albert-Ludwigs-Universität Freiburg*, doi: 10.6094/UNIFR/149856, 2019.