

Penerapan Metode Machine Learning Berbasis Pohon Keputusan Untuk Mendiagnosis Penyakit Alzheimer

Valentino Pratama

Computer Science, School of Computer Science, Bina Nusantara University, Indonesia

valentino.pratama@binus.ac.id

Abstract

Alzheimer's patients are expected to quadruple. Therefore, it is very important to early detection is crucial so that patients can be treated properly. This study aims to evaluate the performance of three decision tree-based machine learning algorithms, namely Decision Tree, Random Forest, and Gradient Boosting, to diagnose Alzheimer's disease. The dataset used comes from 2,149 individuals and includes information about the patient's medical records. The results showed that the Gradient Boosting method had the highest accuracy of 95.3%, followed by Random Forest 93.3%, and Decision Tree 91%. In addition to having high accuracy, the model was also able to identify important features in the diagnosis, such as MMSE and various other important components. This shows that the decision tree algorithm is effectively used to detect Alzheimer's early.

Keywords: *Alzheimer, decision tree, machine learning*

Abstrak

Pasien *Alzheimer* diperkirakan akan mengalami jumlah peningkatan hingga empat kali lipat. Oleh karena itu, sangat penting untuk ditindaklanjuti sedini mungkin agar pasien dapat ditangani dengan baik. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi performa tiga algoritma *machine learning* berbasis pohon keputusan, yaitu *Decision Tree*, *Random Forest*, dan *Gradient Boosting*, untuk mendiagnosis penyakit *Alzheimer*. Dataset yang digunakan berasal dari 2.149 individu dan mencakup informasi tentang catatan medis pasien. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *Gradient Boosting* memiliki akurasi tertinggi sebesar 95,3%, diikuti oleh *Random Forest* 93,3%, dan *Decision Tree* 91%. Selain memiliki akurasi yang tinggi, model ini juga mampu mengidentifikasi fitur-fitur penting dalam diagnosis, seperti *MMSE* dan berbagai komponen penting lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma pohon keputusan efektif digunakan untuk mendeteksi *Alzheimer* secara dini.

Kata kunci: *Alzheimer, pohon klasifikasi, pembelajaran mesin*

1. PENDAHULUAN

Pada tahun 2006 penderita penyakit *Alzheimer* yang ada di seluruh dunia mencapai 26,6 juta penduduk. Jumlah tersebut diperkirakan akan meningkat hingga empat kali lipat [1]. Untuk mencegah penyakit tersebut terus berkembang, diperlukan diagnosis sedini mungkin agar pasien mendapatkan perawatan medis yang tepat waktu. Saat ini kegiatan diagnosis telah terbantu oleh perkembangan teknologi berupa *machine learning* dan *neural network* [2]. Sebagai contoh dengan memadukan konsep *machine learning* dan hasil pengukuran kondisi medis pasien untuk menghasilkan diagnosis yang cepat dan presisi. Konsep ini secara spesifik dikenal sebagai *Intelligent Fault Diagnosis* (IFD) [4].

Salah satu metode *Machine learning* yang sering digunakan dalam konsep IFD adalah *Decision Tree*. *Decision Tree* atau pohon keputusan merupakan salah satu metode *machine learning*. Cara kerja dari *Decision Tree* ini sendiri adalah dengan membagi atau mengelompokan data berdasarkan kesamaan dari suatu parameter. Metode *Decision Tree* saat ini telah mengalami pengembangan menjadi beberapa jenis algoritma lainnya seperti *Random Forest* dan *Gradient Boosting* [3, 4]. Terdapat berbagai penelitian yang menggunakan metode terkait untuk melakukan klasifikasi terhadap data-data yang kompleks, seperti pada [3, 4, 5, 6].

Penelitian Terkait: Penelitian ini bertujuan untuk membangun model matematis untuk mendiagnosis penyakit *Alzheimer* dengan menggunakan metode berbasis pohon keputusan. Saat ini *machine learning* banyak digunakan dalam bidang medis untuk klasifikasi data dan prediksi diagnosis, termasuk dalam kasus *Alzheimer* yang memerlukan analisis yang kompleks terhadap data kognitif. Beberapa penelitian juga telah menerapkan *machine learning* untuk diagnosis *Alzheimer*, seperti pada [15]. Penelitian tersebut menggunakan metode *ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)* - *FCM(Fuzzy C-Means)* dan berhasil mencapai sensitivitas hingga 90,27% dalam klasifikasi citra *MRI (Magnetic Resonance Imaging)* otak pasien *Alzheimer*.

Selain itu, metode pohon keputusan juga digunakan dalam diagnosis *Alzheimer*. Sebagai contoh, penelitian pada [16] yang menggunakan algoritma C4.5 yang dikombinasikan dengan *Binary Particle Swarm Optimization (BPSO)* untuk melakukan seleksi fitur, dan berhasil mencapai tingkat akurasi 98,2% dalam klasifikasi penyakit *Alzheimer* berdasarkan data kognitif.

Pada [3, 5, 6], telah dibahas mengenai perbandingan dari beberapa metode pohon klasifikasi, seperti *Random Forest*, *Gradient Boosting*, dan beberapa metode lainnya. Pada [3], dilakukan perbandingan beberapa metode untuk

memprediksi angka harapan hidup dan menganalisis parameter apa yang paling mempengaruhi angka harapan hidup. Berdasarkan penelitian yang telah dilaksanakan, dapat disimpulkan bahwa dari beberapa metode yang telah diujikan, metode *Random forest* memiliki hasil yang paling baik dari metode lainnya. Metode *Random forest* memperoleh RMSE yang relatif rendah, yaitu di angka 2,04 dan R^2 yang tertinggi dari metode lainnya, yaitu di angka 0,91.

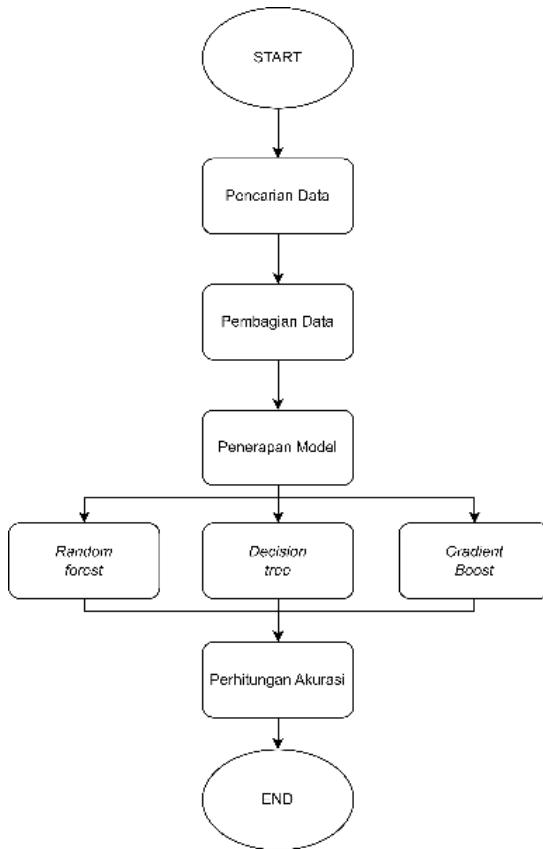
Pada [5], telah dilakukan pula penelitian serupa untuk mendeteksi kualitas air. Berdasarkan hasil penelitian, *Random Forest* memiliki Tingkat akurasi paling tinggi dari metode lainnya dengan tingkat akurasi mencapai 88,33%. Selain itu, pada [6] juga melakukan penelitian yang serupa untuk mengklasifikasikan pasien yang mengidap penyakit jantung. Berdasarkan pada hasil penelitian tersebut diperoleh kesimpulan bahwa *Random Forest* merupakan metode yang paling efektif dengan hasil *recall value* mencapai 80,6% dan *ROCAUC* (*Receiver Operating Characteristic - Area Under the Curve*) sebesar 76,3%.

Karya tulis ini terdiri dari 4 bagian: bagian pertama merupakan bagian pendahuluan yang menjelaskan tujuan dan permasalahan yang ada di dalam penelitian ini. Pada bagian kedua akan dijelaskan beberapa algoritma klasifikasi dari pohon regresi untuk mendiagnosis apakah seseorang mengidap penyakit Alzheimer atau tidak. Bagian bagian ketiga akan dijelaskan hasil simulasi sesuai dengan algoritma yang telah dijelaskan pada bagian kedua. Terahir, akan disajikan kesimpulan dari hasil penelitian yang telah dilakukan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Pada bagian ini akan dibahas terkait dengan data yang digunakan untuk menguji tiga algoritma klasifikasi. Selain itu akan dibahas pula ketiga algoritma klasifikasi, yaitu *Decision Tree*, *Random Forest*, dan *Gradient Boosting* untuk mendiagnosis penyakit Alzheimer. Informasi mengenai ketiga model tersebut dapat dilihat pada [8, 9, 10].

Penelitian ini dimulai dengan pencarian dataset, yang kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji. Setelah pembagian data dilakukan, ketiga algoritma diterapkan pada data latih untuk mendapatkan model. Selanjutnya, model yang telah diperoleh, dilakukan uji akurasi menggunakan data uji. Diagram alur penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram alur penelitian

2.1 Pencarian Data

Untuk menguji ketiga algoritma yang telah disebutkan kita memerlukan data, yang di dalam penelitian ini, data tersebut di peroleh dari [7]. Dataset tersebut merupakan kumpulan data kesehatan yang dirancang untuk mendukung analisis faktor resiko terkait penyakit *Alzheimer* yang dirilis pada 11 Juni 2024. Data tersebut berisi informasi dari 2.149 individu, yang mencakup pasien yang terkena dan juga tidak terkena penyakit *Alzheimer*. Struktur dari data ini mencakup 35 kolom, yang di dalamnya terdapat 4 kelompok kategori utama, yaitu karakteristik populasi, indikator medis dan

riwayat kesehatan, kebiasaan dan gaya hidup, serta gejala dan fungsi kognitif. Informasi yang disediakan dari data tersebut meliputi usia, jenis kelamin, etnisitas, tingkat pendidikan, BMI, riwayat keluarga terkait Alzheimer, tekanan darah, kolesterol, kebiasaan merokok, konsumsi alkohol, aktivitas fisik, kualitas diet dan tidur, hingga keluhan kognitif seperti kebingungan atau disorientasi.

2.2 Pembagian Data

Seperti yang telah dipaparkan pada bagian 2.1, terdapat sebanyak 2.149 data yang digunakan dalam penelitian ini. Data tersebut dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji, dengan proporsi 7:3. Artinya, sebanyak 70% dari total seluruh data atau 1.505 data digunakan untuk proses pembuatan model, sedangkan sisanya, yaitu 30% atau sekitar 644 data, digunakan untuk menguji akurasi dari model yang telah dibangun.

2.3 Penerapan Model

Pada bagian ini akan dibangun model pohon klasifikasi dari data latih yang ditujukan untuk melakukan diagnosis terhadap pasien yang di duga menderita penyakit Alzheimer. Berdasarkan pada Gambar 1, terdapat tiga model yang dibangun, yaitu *Decision Tree*, *Random Forest*, dan *Gradient Boosting*. Dilakukan penerapan tersebut ke dalam tiga model untuk membandingkan metode dengan tingkat akurasi yang tertinggi.

Secara umum, *Decision Tree* adalah metode klasifikasi yang membagi-bagi data ke dalam sebuah struktur pohon keputusan. *Random Forest* merupakan suatu algoritma yang membuat dan mengumpulkan banyak pohon keputusan yang digabungkan untuk meningkatkan akurasi dan mengurangi overfitting. Sedangkan *Gradient Boosting* merupakan algoritma yang membangun pohon secara bertahap, di mana setiap pohon baru memperbaiki kesalahan dari pohon sebelumnya, sehingga hasilnya lebih akurat namun membutuhkan proses yang lebih kompleks dari kedua algoritma sebelumnya.

2.4 Perhitungan Akurasi

Untuk menghitung akurasi dari model yang telah dibuat, akurasi dihitung dengan membandingkan prediksi model (\hat{y}_i) dengan nilai label yang sebenarnya (y_i) pada data uji. Secara matematis, akurasi didefinisikan sebagai rasio jumlah prediksi yang benar terhadap total jumlah sampel dalam data uji, yang dapat dituliskan sesuai dengan persamaan (1).

$$Akurasi = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n 1(\hat{y}_i = y_i) \right) \times 100 \quad (1)$$

Dimana n menyatakan jumlah data yang digunakan untuk menguji, \hat{y}_i menyatakan hasil prediksi data ke- i , dan y_i menyatakan kondisi sesungguhnya dari data ke- i .

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

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

$$F1\ Score = 2 \times \frac{Presisi \times Recall}{Presisi + Recall} \quad (4)$$

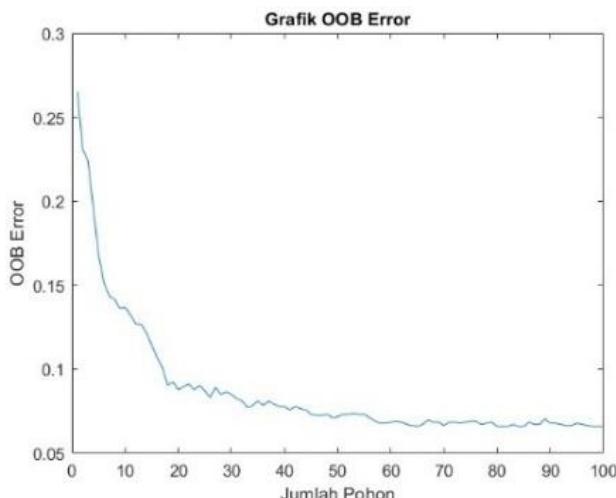
Dengan TP menyatakan *true positive* atau banyaknya prediksi yang benar untuk kelas positif, FN atau *false negative* menyatakan banyaknya prediksi yang seharusnya bernilai positif namun diklasifikasikan sebagai negatif, dan FP atau *false positive* menyatakan banyaknya prediksi yang salah akibat mengklasifikasikan kelas yang seharusnya bernilai negatif ke dalam kelas positif.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini akan disajikan hasil dari model yang telah dibangun berdasarkan data yang telah dibahas pada subbab 2.1 dan 2.2. Selain itu, akan dibahas juga hasil akurasi dari model-model tersebut menggunakan metode yang telah dibahas pada subbab 2.4.

3.1. Hasil Penelitian

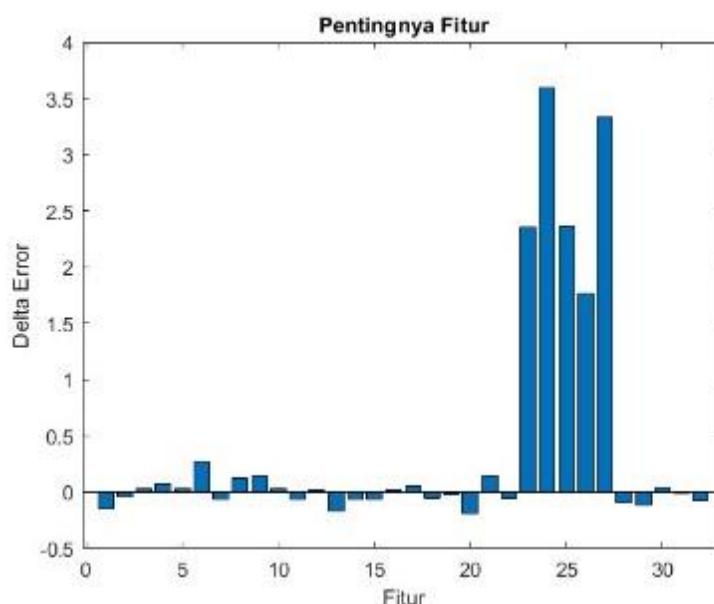
Pada bagian ini disajikan hasil penerapan dari ketiga algoritma klasifikasi, yaitu *Decision Tree*, *Random Forest*, dan *Gradient Boosting* terhadap data pasien yang diduga mengidap penyakit Alzheimer. Pada Gambar 2 ditunjukkan grafik OOB (Out-Of-Bag), yang merupakan error dari model *Random Forest* terhadap jumlah pohon

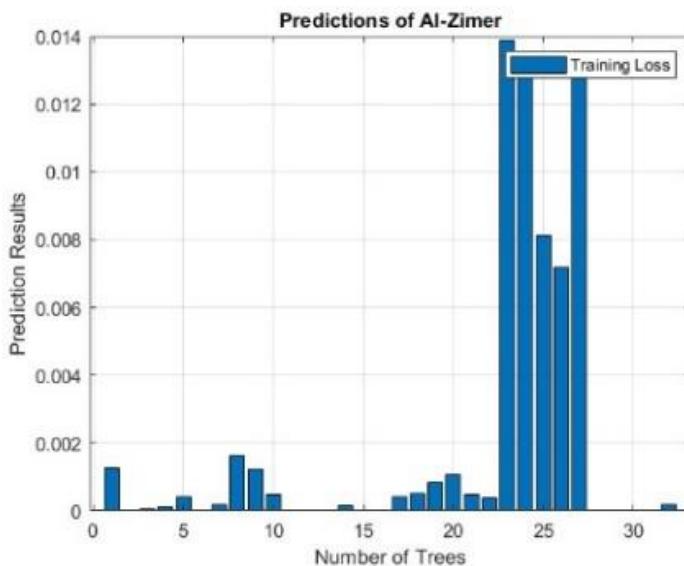
Gambar 2. Grafik OOB pada metode *Random Forest*

yang digunakan. Dapat dilihat pada grafik, terjadi penurunan drastis ketika jumlah pohon bertambah dari 1 hingga sekitar 20. Saat jumlah pohon melebihi 20, perubahan error cenderung lebih stabil. Akan tetapi jika dilihat pada grafik, model yang paling optimal saat sekitar 60 pohon. Dengan kata lain jumlah pohon yang optimal berada pada kisaran tersebut dan penambahan pohon berikutnya hanya memberikan dampak minimal terhadap akurasi model.

Pada Gambar 3, ditampilkan hasil analisis pentingnya fitur pada metode *Random Forest*. Terlihat bahwa fitur pada indeks 23 hingga 27 memiliki nilai delta error yang paling tinggi, bahkan ada yang memiliki delta error melebihi 3. Hal ini menunjukkan bahwa fitur-fitur tersebut memiliki pengaruh yang paling besar dalam menentukan hasil klasifikasi. Dalam kasus ini, ke 5 fitur tersebut adalah *MMSE*, *Functional Assessment*, *Memory Complaints*, *Behavioral Problems*, dan *ADL*. Kelima fitur tersebut tentunya memiliki relevansi klinis yang tinggi dalam konteks diagnosis *Alzheimer*. *MMSE* merupakan tes penilaian kognitif yang sangat umum digunakan untuk mengevaluasi fungsi otak secara langsung, hasil dari *MMSE* mencerminkan tingkat keparahan gangguan kognitif [11]. *Functional Assessment* dan *ADL* mencerminkan kemampuan pasien dalam menjalankan aktivitas sehari-hari secara mandiri, dan biasanya hasil *ADL* akan menurun secara bertahap pada pasien *Alzheimer* [12]. Sementara itu, *Memory Complaints* dan *Behavioral Problems* mencakup gejala awal pasien yang terdiagnosa, seperti kebingungan, mudah tersinggung, dan perubahan suasana hati [13, 14].

Pada Gambar 4 ditampilkan hasil prediksi dengan model *Gradient Boosting*. Hasil tersebut mengonfirmasi kembali bahwa fitur-fitur utama yang ditunjukkan sama dengan metode sebelumnya. Meskipun *Gradient Boosting* memberikan hasil yang akurat, grafik menunjukkan bahwa model ini sedikit lebih sensitif terhadap variasi data dibandingkan dengan metode *Random Forest*. Namun demikian, pola prediksi tetap konsisten dan mencerminkan validitas model dalam memahami karakteristik data pasien *Alzheimer*. Akurasi dari ketiga

Gambar 3. Tingkat importansi fitur pada metode *Random Forest*



Gambar 4. Tingkat importansi fitur pada metode *Gradient Boosting*

model prediktif yang telah diujikan ditunjukkan pada Tabel 1. Sedangkan kondisi *if-then* untuk mendiagnosis penyakit ini ditunjukkan pada Tabel 2. Dalam kasus ini, diagnostik dengan kode ‘Alzheimer’ menunjukkan bahwa individu yang memenuhi kondisi tertesebut akan diadiagnosis mengalami gangguan Alzheimer. Sedangkan untuk diagnostik tidak, maka individu yang memenuhi kondisi tersebut tidak menderita penyakit Alzheimer. Berdasarkan pada Tabel 2, kondisi yang secara dominan mempengaruhi apakah seseorang menderita Alzheimer atau tidak adalah kondisi MMSE. Secara khusus, jika nilai dari MMSE dibawah 24, maka besar kemungkinan seseorang telah mengalami penyakit Alzheimer.

Tabel 1. Akurasi model prediktif dari metode decision tree, random forest dan gradient boosting dalam mendiagnosis penyakit Alzheimer

No	Metode	Akurasi	Presisi	Recall	F1
1	<i>Decision Tree</i>	91,0%	87,08%	76,15%	81,25%
2	<i>Random Forest</i>	93,3%	87,32%	74,90%	80,63%
3	<i>Gradient Boosting</i>	95,3%	87,26%	77,41%	82,04%

3.2. Pembahasan

Dari hasil yang telah didapatkan, dapat disimpulkan bahwa *Gradient Boosting* merupakan model yang paling unggul dalam hal akurasi. Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan klasifikasi berbasis pohon, khususnya *Gradient Boosting*, sangat efektif dalam membantu diagnosis penyakit Alzheimer. Hal tersebut dapat dilihat dari hasil akurasi dari ketiga metode yang memiliki tingkat akurasi diatas 90%. Selain akurat, metode ini juga mampu mengidentifikasi fitur-fitur penting yang memiliki korelasi dan pengaruh yang kuat terhadap kondisi pasien. Dengan menggabungkan data medis dan algoritma *machine learning* yang tepat, proses deteksi dini terhadap penyakit *Alzheimer* dapat dilakukan dengan lebih cepat dan presisi serta memberikan peluang yang lebih baik bagi pasien untuk mendapatkan penanganan yang tepat waktu.

Lebih lanjut pada Tabel 2 diketahui bahwa faktor dominan yang mempengaruhi diagnosis penyakit Alzheimer adalah faktor MMSE. Secara khusus dari 4 aturan *if-then* diagnosis Alzheimer yang dihasilkan, semua aturan memiliki kondisi MMSE yang kurang dari 24. Seperti yang telah didefinisikan sebelumnya, MMSE merupakan pengujian sederhana untuk mengetahui tingkat kerja kognitif otak secara umum. Pemeriksaan ini lazim dilakukan pada lansia untuk mengetahui apakah mereka mengalami penurunan fungsi kognitif atau tidak. Berdasarkan pada simulasi numerik yang telah dilakukan pada penelitian ini, diperoleh *benchmark* atau nilai pisah untuk kondisi tidak dan positif Alzheimer adalah 24. Hal ini menandakan individu dengan nilai MMSE di bawah 24 kemungkinan besar mengalami permasalahan daya kognitif yang dalam kasus ini, mengarah kepada penyakit Alzheimer.

Hasil yang diperoleh ini dapat menjadi sebuah patokan untuk mengukur nilai ambang batas dari sebuah pengujian, seperti yang ditunjukkan dalam kasus ini dalam menentukan nilai batas MMSE. Diharapkan kedepannya, metode ini dapat digunakan dalam *decision support system* di bidang medis, agar dapat dihasilkan prediksi yang akurat namun tidak membutuhkan biaya yang tinggi.

Tabel 2. Jalur diagnosis penyakit Alzheimer

No	Functional Assessment	MMSE	ADL	Memory complaints	Behavoiral Problems	Diagnostik
1	< 4,96671	< 23,9979	< 5,04006	-	-	Alzheimer
2	< 4,96671	< 23,9979	≥ 5,04006	≥ 0,5	-	Alzheimer
3	≥ 4,96671	-	< 4,95127	< 0,5	≥ 0,5	Alzheimer
4	≥ 4,96671	< 23,9979	< 4,98948	≥ 0,5	-	Alzheimer
5	< 4,96671	≥ 23,9979	-	< 0,5	-	Tidak
6	< 4,96671	≥ 23,9979	-	≥ 0,5	-	Tidak
7	≥ 4,96671	-	-	< 0,5	< 0,5	Tidak
8	≥ 4,96671	-	≥ 4,95127	< 0,5	≥ 0,5	Tidak
9	≥ 4,96671	-	≥ 4,98948	≥ 0,5	-	Tidak
10	≥ 4,96671	≥ 23,9979	< 4,98948	≥ 0,5	-	Tidak

4. PENUTUP

Berdasarkan pada penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode klasifikasi berbasis pohon keputusan sangat efektif dalam mendiagnosis penyakit *Alzheimer*. Dari ketiga algoritma yang telah diujikan, yaitu *Decision Tree*, *Random Forest*, dan *Gradient Boosting*, dapat dilihat metode *Gradient Boosting* menunjukkan performa terbaik dengan tingkat akurasi mencapai 95,3%, diikuti oleh metode *Random Forest* dengan akurasi 93,3%, dan metode *Decision Tree* sebesar 91%. Selain menghasilkan prediksi yang akurat, beberapa metode yang di ujikan mampu mengidentifikasi fitur-fitur penting yang berperan besar dalam diagnosis *Alzheimer*. Fitur-fitur tersebut antara lain *MMSE*, *Functional Assessment*, *Memory Complaints*, *Behavioral Problems*, dan *ADL*, yang secara klinis terbukti relevan dan memiliki pengaruh yang kuat dengan gejala *Alzheimer*. Dengan demikian, penggunaan algoritma *machine learning* berbasis pohon keputusan, khususnya *Gradient Boosting*, tidak hanya memberikan akurasi yang tinggi, tetapi juga membantu para profesional medis dalam memahami faktor-faktor penting dalam diagnosis dini *Alzheimer*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Aisyah, S. N., & Rachmawati, S. D. (2022). *Inflamasi dalam Patologi Penyakit Alzheimer*. Jurnal Kesehatan, 11(2), 122–130.
- [2] Austin, Y. S., Irfano, H., Christopher, J. Y., Sukma, L. C., Putra, O. P., Ardhanto, R. I., & Yudistira, N. (2024). *Klasifikasi Penyakit Alzheimer Dari Scan MRI Otak Menggunakan Convnext*. Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK), 11(6), 1223–1232.
- [3] Chairunisa, G., Najib, M. K., Nurdianti, S., Imni, S. F., Sanjaya, W., Andriani, R. D., Henriyansah, & Putri, R. S. P. (2024). *Life Expectancy Prediction Using Decision Tree, Random Forest, Gradient Boosting, and XGBoost Regressions*. Jurnal Sintak, 2(2), 71–79.
- [4] Tjen, J., & Pratama, V. (2023). *Penentuan Jalur Diagnostik Penyakit Berbasis Konsep Pembelajaran Mesin: Studi Kasus Penyakit Hepatitis C*. Journal of Applied Computer Science and Technology (JACOST), 4(2), 124–130.
- [5] Maulidah, N., Maulidah, M., Supriyadi, R., Nalatissifa, H., Diantika, S., & Fauzi, A. (2024). *Prediksi Kualitas Air Menggunakan Metode Random Forest, Decision Tree, dan Gradient Boosting*. Jurnal Khatulistiwa Informatika, 12(1), 1–6.
- [6] Jaya, I. M. K. D., & Kadyanana, I. G. A. G. A. (2023). *Perbandingan Random Forest, Decision Tree, Gradient Boosting, Logistic Regression untuk Klasifikasi Penyakit Jantung*. Jurnal Nasional Teknologi Informasi dan Aplikasinya (JNATIA), 2(1), 61–68.
- [7] Kaggle. (2024). *Alzheimer's Disease Dataset*. Diakses dari <https://www.kaggle.com/datasets/rabieelkharoua/alzheimers-disease-dataset>
- [8] Jijo, B. T., & Abdulazeez, A. M. (2021). *Classification Based on Decision Tree Algorithm for Machine Learning*. Journal of Applied Science and Technology Trends, 2(1), 20–28.
- [9] Salman, H. A., Kalakech, A., & Steiti, A. (2024). *Random Forest Algorithm Overview*. Babylonian Journal of Machine Learning, 2024, 69–79.
- [10] Natekin, A., & Knoll, A. (2013). *Gradient boosting machines, a tutorial*. Frontiers in Neurorobotics, 7, Article 21. <https://doi.org/10.3389/fnbot.2013.00021>
- [11] Folstein, M. F., Folstein, S. E., & McHugh, P. R. (1975). *"Mini-mental state". A practical method for grading the cognitive state of patients for the clinician*. Journal of Psychiatric Research, 12(3), 189–198. [https://doi.org/10.1016/0022-3956\(75\)90026-6](https://doi.org/10.1016/0022-3956(75)90026-6)

-
- [12] Katz, S., Ford, A. B., Moskowitz, R. W., Jackson, B. A., & Jaffe, M. W. (1963). *Studies of illness in the aged. The index of ADL: a standardized measure of biological and psychosocial function.* JAMA, 185(12), 914–919.
 - [13] Reisberg, B., Shulman, M. B., Torossian, C., Leng, L., & Zhu, W. (2010). *Outcome over seven years of healthy adults with and without subjective cognitive impairment.* Alzheimer's & Dementia, 6(1), 11–24.
 - [14] Lyketsos, C. G., Carrillo, M. C., Ryan, J. M., et al. (2011). *Neuropsychiatric symptoms in Alzheimer's disease.* Alzheimer's & Dementia, 7(5), 532–539.
 - [15] Almumtazah, N., Putra, A. A., & Utomo, D. H. (2023). *Klasifikasi Penyakit Alzheimer Menggunakan Metode ANFIS-FCM.* Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK), 10(1), 145–152.
 - [16] Rosyida, A., & Sasongko, T. B. (2022). Early detection of Alzheimer's disease with the C4.5 algorithm based on BPSO (Binary Particle Swarm Optimization). *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, 12(3), 1716.