JURNAL LOCUS: Penelitian & Pengabdian
Volume 5 No. 4 April 2026
E-ISSN 2829-7334| P-ISSN 2829-5439
Hompage: https://locus.rivierapublishing.id/index.php/jl

Analisis Penyakit Mental Menggunakan Algoritma XGBoost

Natalia Anastasya Landusa[1], Rizka Ardiansyah[2], Deny Wiria Nugraha[3], Chairunnisa Lamasitudju[4], Dwi Shinta Angreni[5]
Universitas Tadulako Kota Palu, Indonesia[1, 2, 3, 4, 5]
Email: tasyalandusa7@gmail.com[1], rizka@untad.ac.id[2], deny.wiria.nugraha@gmail.com[3], nisalamasitudju2@gmail.com[4], ds.angreni@untad.ac.id[5]

Keywords:
Mental Health, XGBoost, Classification, Diagnosis

Abstract

Mental health is a crucial aspect of individual well-being, with mental disorders such as schizophrenia, bipolar disorder, and depression significantly affecting quality of life. However, accurate diagnosis to distinguish between these disorders remains a challenge due to overlapping symptoms. This study aims to classify three types of mental disorders using the XGBoost algorithm and identify key features influencing the classification process. The method involves collecting data from a Kaggle dataset containing 3753 patient records with 53 attributes and 3 classes of mental disorders. Pre-processing was carried out to normalize the data, which was then used to train the XGBoost model. The results showed an accuracy of 98.67%, with high precision, recall, and F1-score values, indicating that XGBoost is effective in classifying mental disorders. Key features influencing the classification include hallucinations, disorganized thinking or speech, and delusions. The study suggests further research to enhance feature development and clinical validation of this model in a medical context.

Kata kunci:
Kesehatan Mental, XGBoost, Klasifikasi, Diagnosis

Abstrak

Kesehatan mental merupakan bagian penting dalam kesejahteraan individu, dengan gangguan mental seperti skizofrenia, bipolar, dan depresi yang dapat memengaruhi kualitas hidup. Namun, diagnosa yang akurat untuk membedakan jenis gangguan ini seringkali menjadi tantangan karena gejala yang saling tumpang tindih. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan tiga jenis gangguan mental menggunakan algoritma XGBoost dan mengidentifikasi fitur penting yang berpengaruh dalam proses klasifikasi. Metode yang digunakan mencakup pengumpulan data dari dataset Kaggle yang berisi 3753 data pasien dengan 53 atribut dan 3 kelas gangguan mental. Proses pre-processing dilakukan untuk menormalkan data, yang kemudian digunakan untuk melatih model XGBoost. Hasil penelitian menunjukkan akurasi model sebesar 98,67% dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang sangat tinggi, menunjukkan bahwa XGBoost efektif dalam mengklasifikasikan gangguan mental. Fitur utama yang berpengaruh dalam klasifikasi antara lain halusinasi, pikiran atau ucapan yang tidak teratur, dan delusi. Penelitian ini menyarankan penelitian lebih lanjut untuk pengembangan fitur dan validasi klinis model ini dalam konteks dunia medis..

PENDAHULUAN

Kesehatan mental merupakan bagian yang tidak terpisahkan dari kesejahteraan individu secara menyeluruh. Gangguan mental seperti skizofrenia, bipolar, dan depresi termasuk dalam kelompok penyakit yang berdampak besar terhadap kualitas hidup serta produktivitas penderitanya (K. Budholiya et al., 2022; Yang et al., 2022; Zhao et al., 2022). Menurut Organisasi Kesehatan Dunia, depresi merupakan penyebab utama kecacatan secara global, sementara skizofrenia dan bipolar sering kali menyebabkan disabilitas berat serta meningkatkan risiko bunuh diri (Organization, 2021; Vigo et al., 2022).

Fenomena tersebut juga terlihat secara lokal, di mana data kunjungan pasien poliklinik jiwa RSUD Undata menunjukkan tren peningkatan signifikan dalam lima tahun terakhir (Undata, 2025a). Peningkatan ini mencerminkan tingginya kebutuhan masyarakat terhadap layanan kesehatan mental yang memadai dan cepat, terutama dalam hal diagnosis yang akurat untuk membedakan jenis gangguan mental yang dialami pasien (Yuliana et al., 2023).

Berdasarkan data RSUD Undata, jumlah kasus gangguan mental mengalami fluktuasi dari tahun 2021 hingga 2025. Pada tahun 2021 tercatat 66 kasus, kemudian meningkat menjadi 97 kasus pada tahun 2022. Lonjakan terbesar terjadi pada tahun 2023 dengan 431 kasus, sebelum sedikit menurun menjadi 421 kasus pada tahun 2024. Namun, pada tahun 2025, jumlah kasus yang tercatat menurun drastis menjadi 38 kasus. Penurunan tajam ini kemungkinan besar bukan mencerminkan penurunan kasus sebenarnya, melainkan disebabkan oleh belum lengkapnya proses entri data untuk tahun berjalan, perubahan sistem pencatatan pasien di RSUD Undata, serta pergeseran metode pelaporan internal. Oleh karena itu, data tahun 2025 perlu ditafsirkan dengan hati-hati agar tidak menimbulkan kesimpulan keliru mengenai tren sebenarnya (Setiawan & Nuraini, 2024; Undata, 2025b).

Setiap jenis gangguan mental memiliki karakteristik yang berbeda. Skizofrenia ditandai oleh gangguan persepsi terhadap realitas, bipolar dengan perubahan suasana hati yang ekstrem, dan depresi dengan perasaan sedih berkepanjangan serta kehilangan motivasi (Association, 2022). Namun demikian, gejala ketiganya sering kali saling tumpang tindih, sehingga diagnosis menjadi tantangan tersendiri bagi tenaga medis (Cohen et al., 2024; Haryaji, 2018; Inoue et al., 2020; Le et al., 2022). Kesamaan gejala klinis dapat menyebabkan kesalahan diagnosis dan keterlambatan terapi yang tepat (Zhang et al., 2022).

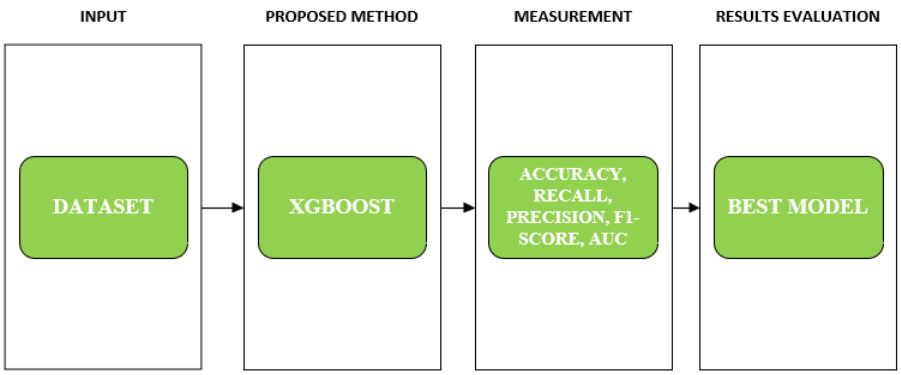
Sejumlah penelitian sebelumnya telah menerapkan pendekatan machine learning untuk membantu diagnosis gangguan mental. (Nguyen et al., 2020) menunjukkan bahwa algoritma XGBoost mampu mencapai akurasi tinggi dalam klasifikasi depresi berdasarkan data survei. Sementara itu, (Patel et al., 2021) menggunakan algoritma yang sama untuk membedakan gangguan bipolar dan skizofrenia dengan hasil yang menjanjikan. Meski demikian, sebagian besar penelitian tersebut masih berfokus pada satu atau dua jenis gangguan mental, belum mengeksplorasi ketiganya secara komprehensif, dan kurang menyoroti fitur-fitur utama yang memengaruhi hasil klasifikasi (Lee & Kim, 2022; Rahman et al., 2023).

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini berkontribusi dalam pengembangan metode diagnosis berbasis data yang lebih komprehensif dengan mengklasifikasikan tiga jenis gangguan mental utama—skizofrenia, bipolar, dan depresi—secara bersamaan menggunakan algoritma XGBoost. Selain itu, penelitian ini juga mengidentifikasi fitur-fitur penting yang berpengaruh dalam proses klasifikasi, sehingga dapat menjadi dasar bagi pengembangan sistem pendukung keputusan medis.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk: (1) mengidentifikasi pola-pola unik dari masing-masing gangguan mental, (2) mengklasifikasikan jenis gangguan mental menggunakan algoritma XGBoost, serta (3) menentukan fitur-fitur utama yang berpengaruh dalam proses klasifikasi. Dengan tercapainya tujuan ini, diharapkan penelitian dapat memberikan landasan ilmiah yang lebih kuat dalam mendukung diagnosis dini gangguan mental.

METODE PENELITIAN

Terdapat beberapa tahapan yang perlu dilakukan dalam penelitian agar penelitian dapat berjalan dengan baik. Adapun tahapan-tahapan dalam penelitian adalah sebagai berikut:



Figur 1. Metode Penelitian

Dataset

Penelitian ini menggunakan data pasien yg diperoleh dari kagle, kumpulan data pasien ini merupakan klasifikasi 5 jenis penyakit mental yang memiliki atribut, dengan jumlah data sebanyak 3753 data, 53 atribut dan 3 kelas penyakit mental.

Pre-Processing Data

Normalisasi data merupakan salah satu langkah pra-pemrosesan penting sebelum membangun model XGBoost. Meskipun XGBoost tidak secara ketat memerlukan normalisasi seperti beberapa algoritma lain, normalisasi tetap bermanfaat terutama jika fitur memiliki skala yang sangat berbeda. Dengan menggunakan teknik seperti StandardScaler, setiap fitur diubah agar memiliki rata-rata nol dan standar deviasi satu, sehingga membantu mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan kestabilan model. Langkah ini memastikan semua fitur memiliki kontribusi yang seimbang dalam proses klasifikasi oleh XGBoost.

Model Testing

Penelitian ini menggunakan algoritma Extreme Gradient Boosting atau yang biasa disebut XGBoost metode ini bekerja berdasarkan prinsip ensemble learning, di mana ia menggabungkan prediksi dari beberapa model lemah (weak learners) yang disebut sebagai pohon keputusan (decision trees).

$$\mathcal{L}^{(t)} = \sum_{i=1}^{n} l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i)) + \Omega(f_t)$$

(1) XGBoost memperbaiki kelemahan algoritma gradient boosting tradisional dengan memperkenalkan beberapa inovasi, termasuk regularisasi, pohon keputusan berurutan, dan penanganan yang lebih baik terhadap data yang hilang (missing data).

Pada tahap ini, model XGBoost dilatih menggunakan data latih. Model akan mempelajari pola dan hubungan antara fitur input dan label target (jenis gangguan mental). Tujuannya adalah membentuk model prediktif yang mampu mengklasifikasikan data baru secara akurat.

Evaluation

Pengujian dilakukan menggunakan confusion matrix untuk mengevaluasi performa model. Metrik evaluasi yang digunakan meliputi accuracy, precision, recall, dan F1-score. Penelitian ini juga mencakup proses tuning hyperparameter guna memperoleh hasil prediksi yang optimal.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset

Dataset yang digunakan adalah dataset publik yang diambil dari Kaggle. Data ini merupakan dataset klasifikasi status kesehatan mental. Data ini terdiri dari data pasien sebanyak 3753 data, 53 atribut dan 3 kelas penyakit mental. Data sebanyak 3.753 tersebut dibagi menjadi dua bagian: 70% (sekitar 2.627 data) digunakan untuk melatih model klasifikasi, dan 30% sisanya (sekitar 1.126 data) digunakan untuk menguji performa model. Berikut adalah tabel atribut pada data tersebut:

Tabel 1. Dataset Atribut

No	Nama Fitur
1.	Inflated self-esteem Distractibility
2.	Increase in goal-directed activity
3.	Excessive involvement in activities with high potential for painful consequences Racing
4.	thoughts
5.	Decreased need for sleep More talkative than usual
6.	Disorganized thinking or speech Intrusive memories or flashbacks Diminished emotional
7.	expression Delusions
8.	Hallucinations Catatonic behavior
9.	1 month duration
15.	Depressed mood
16.	Persistent sadness or low mood
17.	Loss of interest or pleasure in activities Fatigue or loss of energy
18.	Difficulty concentrating or making decisions Lack of sleep or oversleeping
19.	Psychomotor agitation Thoughts of suicide Weight loss or gain Excessive worry or fear
20.	Fatigue
21.	Sleep disturbance Difficulty concentrating Restlessness
22.	Irritability
23.	6 month duration Experiencing traumatic event Witnessing traumatic event Dissociative
24.	reaction
25.	Recurrent distressing dreaming affiliated with the traumatic event
26.	Intense distress or reaction when exposed to cues affiliated with the traumatic event
27.	Avoidance of reminders of traumatic event
28.	Avoidance of external reminders of traumatic event
29.	Persistent and exaggerated negative belief about oneself or the world
30.	Persistent loss of memory about the cause or consequences of the traumatic event Persistent
31.	negative emotional state
32.	Diminished interest Feeling of detachment
33.	Persistent inability to experience positive emotions Angry outburst
34.	Recklessness Hypervigilance
35.	Exaggerated startle response Concentration issues
36.	Sleep disturbance.1
37.	More than one month of disturbance
38.	The disturbance causes clinically significant distress The disturbance is not substance
39.	induced
40.	Intrusive memories or flashback

Sumber data: Dataset klasifikasi penyakit mental yang diperoleh dari Kaggle, berisi 3753 data pasien dengan 53 atribut terkait gejala gangguan mental.

Berikut adalah tabel kelas penyakit mental:

Tabel 2. Dataset Kelas

No	Nama Kelas Penyakit Mental
1.	Skizofrenia
2.	Depresi
3.	Bipolar Disorder

Sumber data: Dataset yang sama dari Kaggle mengklasifikasikan data pasien ke dalam tiga jenis gangguan mental: Skizofrenia, Depresi, dan Bipolar Disorder.

Pre-Processing Data

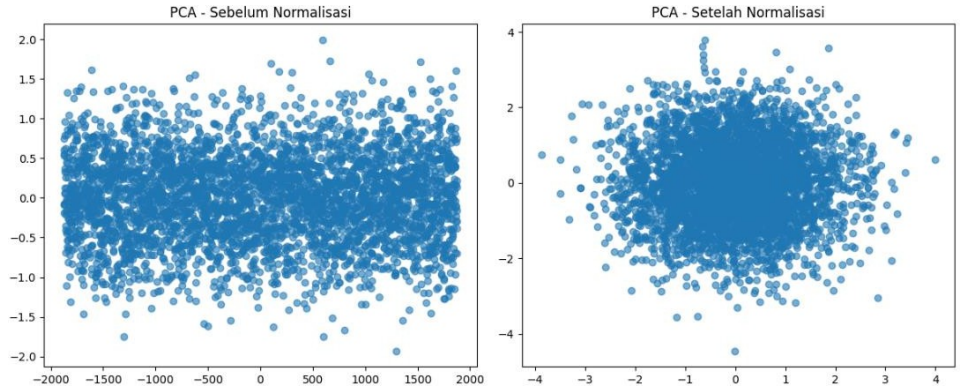


Figure 2. Normalisasi Fitur

Gambar tersebut menunjukkan perbandingan distribusi data sebelum dan setelah normalisasi menggunakan PCA. Sebelum normalisasi, data tampak menyebar sangat lebar di sumbu X karena perbedaan skala antar fitur, sehingga PCA tidak optimal dalam menangkap struktur data. Setelah normalisasi, data menjadi lebih terpusat dan tersebar secara simetris di sekitar titik nol, menandakan bahwa skala antar fitur sudah seimbang. Hal ini membuktikan bahwa normalisasi berhasil memperbaiki distribusi data dan membuatnya lebih siap untuk digunakan dalam algoritma machine learning.

Model Testing

Dalam Pengujian dilakukan menggunakan Akurasi, Recal, Precision dan F1-Score. Berikut hasil pengujian yang telah dilakukan:

Tabel 3. Hasil Pengujian

Diagnosis	Accuracy	Recall	Precision	F1-Score
Depresion	0.98	0.99	554	0.99
Bipolar	1.00	1.00	873	1.00
Schizophrenia	1.00	1.00	950	1.00
Hasil	98%	99%	98%	99%

Sumber data: Pengujian model XGBoost pada dataset 3753 data yang dibagi menjadi 70% untuk pelatihan dan 30% untuk pengujian.

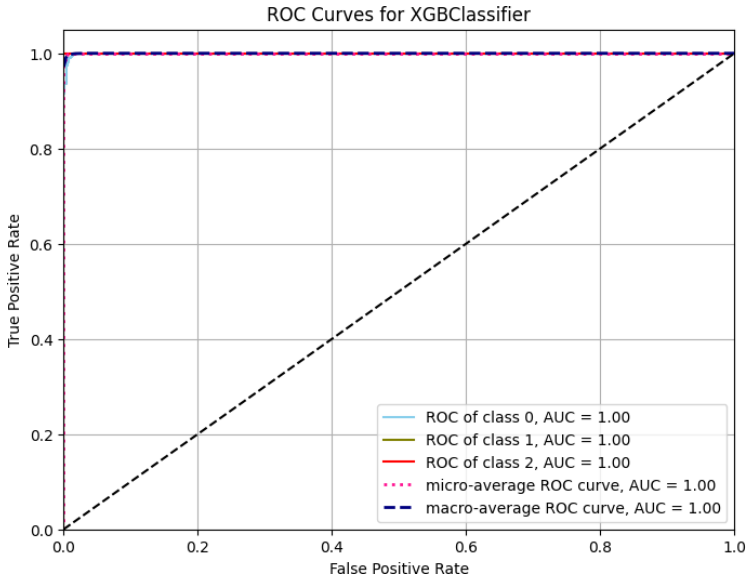
Hasil evaluasi model XGBoost menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik, dengan akurasi 98%, precision 98%, recall 99%, dan F1-score 99%. Nilai-nilai ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar kasus dengan tepat, baik dari sisi ketepatan maupun kelengkapan prediksi. Kombinasi metrik yang tinggi ini mengindikasikan bahwa XGBoost merupakan model yang andal dan efektif dalam mengklasifikasikan data yang diuji. ini menunjukkan tingkat ketepatan prediksi model untuk setiap diagnosis. Nilai precision yang tinggi (mendekati 1) berarti ketika model memprediksi seseorang memiliki suatu gangguan, prediksi tersebut sangat jarang salah. Model sangat akurat dalam mengidentifikasi Bipolar dan Schizophrenia, dan cukup baik untuk Depression. ini menunjukkan seberapa baik model mendeteksi seluruh kasus nyata dari masing-masing diagnosis. Nilai recall yang sempurna untuk Bipolar dan Schizophrenia berarti semua kasus berhasil dikenali, tanpa ada yang terlewat. Recall untuk Depression juga sangat tinggi, menunjukkan hanya sedikit kasus yang tidak terdeteksi.

F1-Score merupakan rata-rata harmonis antara precision dan recall, mencerminkan keseimbangan antara kedua metrik tersebut. Nilai F1 yang hampir sempurna menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat kuat dan seimbang dalam mendeteksi ketiga jenis gangguan mental. ini menunjukkan jumlah sampel aktual (data uji) untuk masing-masing kelas. Ini penting untuk memahami konteks metrik sebelumnya. Misalnya, meskipun F1-score untuk Schizophrenia adalah 1.00, ini menjadi lebih meyakinkan karena diuji pada 950 sampel, jumlah yang cukup besar.

Evaluation

Untuk memvisualisasikan hasil pengujian, confusion matrix, fitur paling berpengaruh, pola unik pasien penyakit mental, Korelasi Phi_k Antara Fitur dan Diagnosa, dan Visualisasi Pola Pasien Berdasarkan Diagnosis (PCA).

XGBoost Evaluation

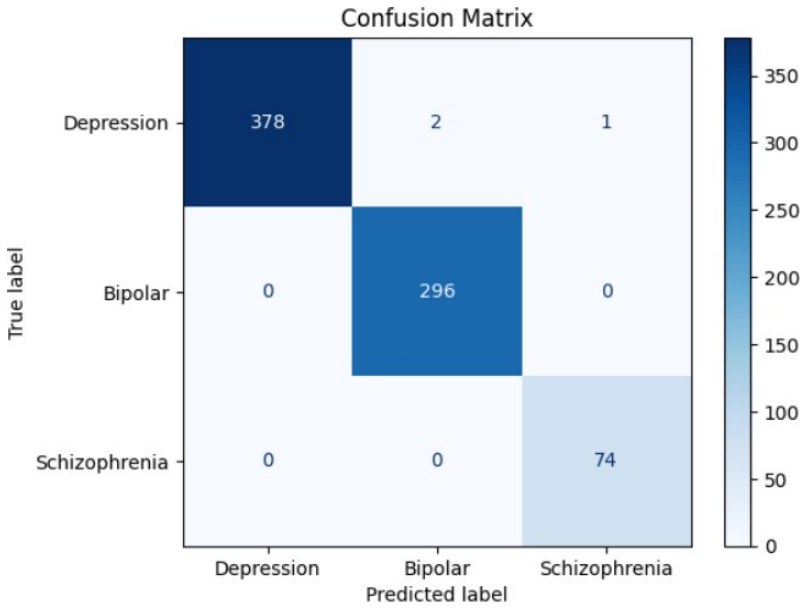


Figur 3. XGBoost ROC Curve

Gambar tersebut menunjukkan kurva ROC untuk model XGBoost pada klasifikasi multi- kelas. Setiap kelas (class 0, 1, dan 2) memiliki nilai AUC (Area Under Curve) sebesar

1.00, yang berarti model mampu membedakan semua kelas dengan sempurna tanpa kesalahan. Kurva ROC untuk masing-masing kelas menempel di bagian kiri atas grafik, menunjukkan True Positive Rate yang tinggi dan False Positive Rate yang sangat rendah pada seluruh ambang batas. Nilai micro-average dan macro-average AUC juga mencapai 1.00, yang menandakan bahwa model memiliki performa luar biasa secara keseluruhan, baik dalam menangani ketidakseimbangan antar kelas maupun dalam klasifikasi global. Secara umum, visualisasi ini menunjukkan bahwa model bekerja secara sempurna pada data yang digunakan.

Confusion Matrix

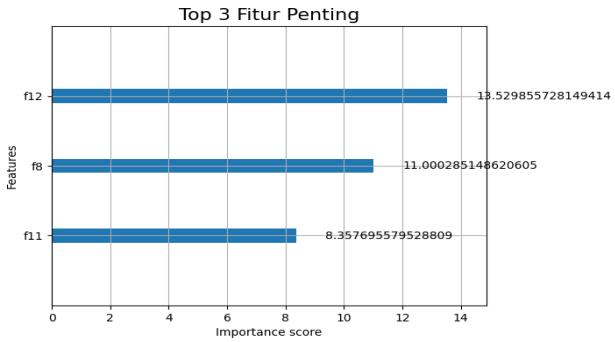


Figur 4. Confusion Matrix

http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id

Gambar tersebut menunjukkan confusion matrix dari model klasifikasi untuk tiga jenis gangguan mental: Depression, Bipolar, dan Schizophrenia. Model menunjukkan performa yang sangat baik, dengan akurasi tinggi pada ketiga kelas. Sebanyak 378 dari 381 kasus Depression diklasifikasikan dengan benar, sementara sisanya hanya mengalami sedikit kesalahan prediksi. Untuk kasus Bipolar dan Schizophrenia, model berhasil memprediksi seluruhnya dengan benar, tanpa ada kesalahan klasifikasi. Visualisasi ini mencerminkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat akurat dan andal dalam membedakan ketiga jenis gangguan mental tersebut.

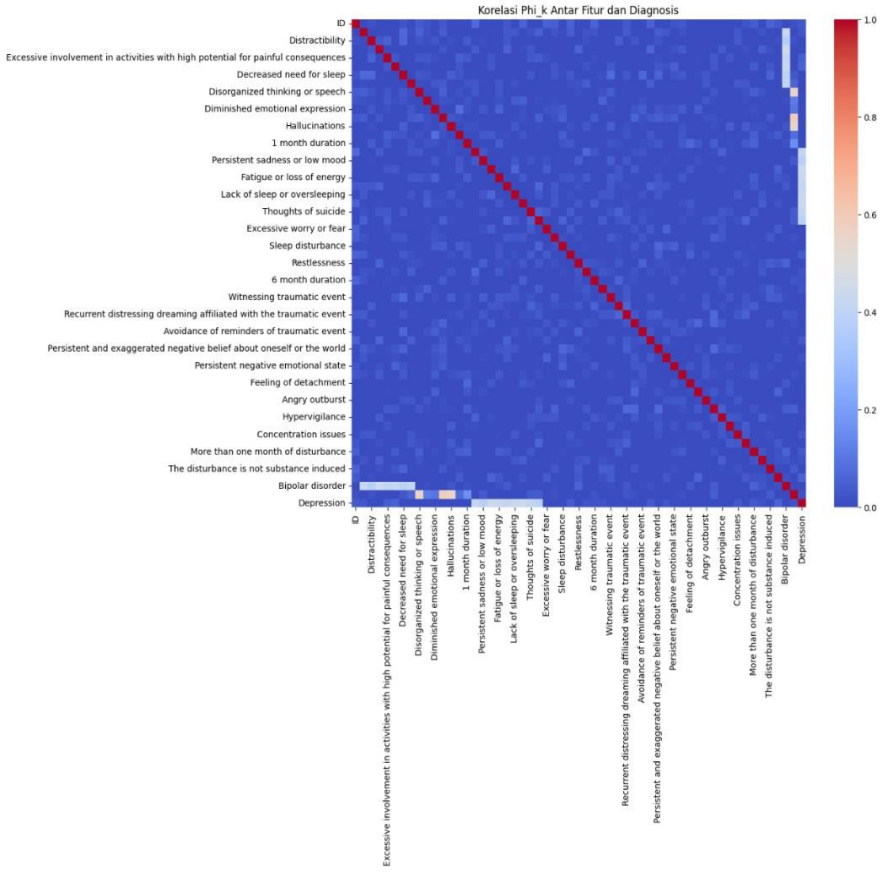
Fitur paling berpengaruh



Figur 5. Fitur Paling Berpengaruh

Gambar tersebut menunjukkan visualisasi 3 fitur paling penting yang digunakan oleh model XGBoost dalam proses klasifikasi, berdasarkan skor F (F score), yaitu frekuensi fitur digunakan dalam pemisahan pohon keputusan. Fitur Hallucinations, Disorganized thinking or speech, dan Delusions, menjadi yang paling berpengaruh, masing-masing dengan skor penting tertinggi sebesar 14.30, 11.93, dan 9.66. Artinya, fitur-fitur ini paling sering digunakan oleh model dalam membentuk keputusan, sehingga kemungkinan besar memiliki kontribusi besar terhadap performa model secara keseluruhan. Visualisasi ini sangat membantu dalam proses feature selection dan interpretasi model, karena memberikan gambaran fitur mana yang paling relevan terhadap prediksi.

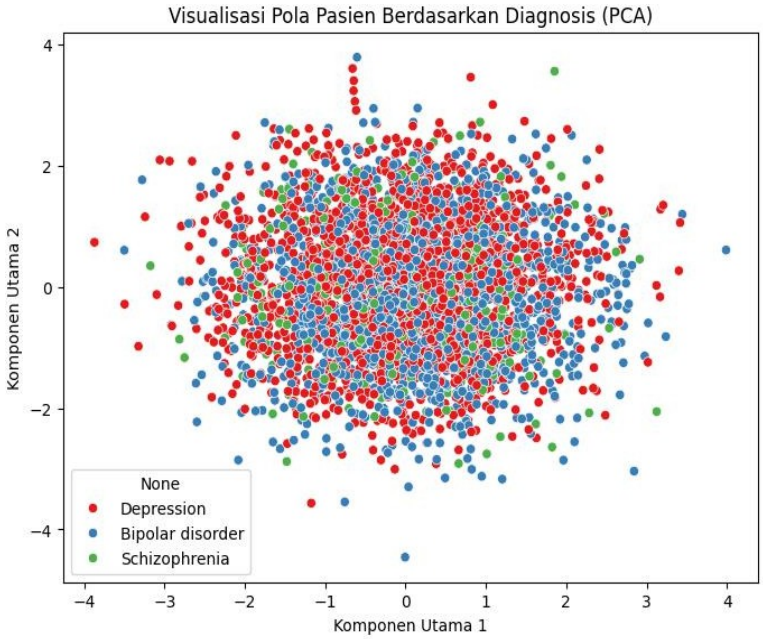
Korelasi Phi_k Antara Fitur dan Diagnosa



Figur 6. Korelasi Phi_k Antara Fitur dan Diagnosa

Gambar tersebut merupakan heatmap korelasi Phi_k yang menunjukkan hubungan antar fitur gejala dengan diagnosis gangguan mental seperti Bipolar disorder dan Depression. Warna merah pada diagonal mencerminkan korelasi sempurna (nilai = 1) karena setiap variabel tentu berkorelasi sempurna dengan dirinya sendiri. Sementara itu, sebagian besar kotak lainnya berwarna biru tua, menandakan korelasi rendah atau hampir tidak ada hubungan antar fitur, dengan nilai mendekati nol. Beberapa fitur seperti "Excessive involvement in activities with high potential for painful consequences", "Decreased need for sleep", dan "Distractibility" tampak memiliki korelasi sedang dengan diagnosis Bipolar disorder, terlihat dari warna lebih terang. Heatmap ini membantu mengidentifikasi fitur-fitur yang mungkin paling relevan atau berkaitan erat dengan diagnosis tertentu, yang sangat berguna untuk pemilihan fitur dan interpretasi model klasifikasi.

Visualisasi Pola Pasien berdasarkan Diagnosis



Figur 7. Visualisasi Pola Pasien berdasarkan Diagnosis

Gambar tersebut merupakan visualisasi PCA (Principal Component Analysis) untuk melihat pola persebaran pasien berdasarkan diagnosis gangguan mental, yaitu Depression, Bipolar disorder, dan Schizophrenia. Setiap titik mewakili satu pasien, dan warnanya menunjukkan jenis diagnosis. Titik- titik tersebar cukup merata tanpa klaster yang jelas, menunjukkan bahwa data dari ketiga diagnosis memiliki pola yang saling tumpang tindih pada dua komponen utama PCA. Hal ini mengindikasikan bahwa dalam ruang dua dimensi, perbedaan antar diagnosis tidak terlalu mencolok, dan mungkin dibutuhkan lebih banyak fitur atau dimensi untuk memisahkan kelas secara lebih efektif. Visualisasi ini berguna untuk eksplorasi awal struktur data sebelum pemodelan dilakukan.

Hasil eksperimen menunjukkan akurasi keseluruhan model sebesar 98,67%. Performa model lebih tinggi pada kelas Skizofrenia dan Bipolar, tetapi sedikit menurun pada Depresi. Perbedaan ini kemungkinan besar disebabkan oleh karakteristik gejala tiap gangguan. Gejala psikotik seperti halusinasi dan pikiran atau ucapan yang tidak teratur cenderung

menghasilkan pola yang lebih jelas dan diskriminatif, sehingga mudah dikenali model pada pasien Skizofrenia maupun Bipolar dengan episode psikotik. Sebaliknya, gejala Depresi seperti mood rendah, kehilangan minat, dan gangguan tidur bersifat lebih umum dan tumpang-tindih dengan gangguan lain, yang membuat model sulit membedakan kelas ini secara akurat.

Selain faktor klinis, faktor teknis juga dapat berpengaruh, seperti ketidakseimbangan jumlah data antar kelas, kualitas label diagnosis, serta korelasi antar-fitur yang dapat menurunkan sinyal informasi pada kelas tertentu (A. Budholiya et al., 2022; Shwartz, 2021; Singh & Garg, 2021). Analisis lebih lanjut seperti pemeriksaan distribusi fitur per kelas, korelasi fitur, dan evaluasi terhadap kasus salah klasifikasi (error analysis) dapat membantu memperkuat interpretasi ini.

Untuk menilai signifikansi akurasi 98,67%, dilakukan perbandingan dengan penelitian relevan seperti (Nguyen et al., 2020; Patel et al., 2021), yang juga menerapkan algoritma XGBoost atau ensemble serupa pada diagnosis gangguan mental. Jika penelitian terdahulu menunjukkan akurasi lebih rendah, maka hasil ini memperlihatkan peningkatan kinerja; sementara jika sebanding, hal ini memperkuat konsistensi performa XGBoost pada data medis tabular. Oleh karena itu, disarankan untuk menyertakan tabel ringkasan perbandingan (studi, dataset, metode, dan akurasi) agar kontribusi penelitian ini dapat dilihat secara kuantitatif. Perlu juga dijelaskan perbedaan metode validasi (misalnya k-fold cross-validation vs holdout 70:30) agar pembaca tidak salah menafsirkan perbandingan antar studi.

Analisis fitur menunjukkan bahwa halusinasi dan pikiran atau ucapan yang tidak teratur merupakan dua fitur paling berpengaruh dalam klasifikasi model. Secara klinis, kedua fitur tersebut sesuai dengan indikator psikotik utama yang dijelaskan dalam DSM-5, yaitu gejala yang umum ditemukan pada pasien dengan Skizofrenia maupun Bipolar Disorder dengan episode psikotik. Temuan ini menegaskan bahwa model XGBoost tidak hanya efektif secara komputasional, tetapi juga sejalan dengan pemahaman klinis yang ada. Namun, dominasi fitur psikotik ini juga menunjukkan bahwa model mungkin kurang sensitif terhadap kasus Depresi non-psikotik, karena gejalanya lebih afektif dan tidak spesifik. Oleh karena itu, model ini sebaiknya diposisikan sebagai alat bantu keputusan (decision support tool) bagi tenaga medis, bukan sebagai sistem diagnosis mandiri.

Untuk memperkuat validitas dan interpretabilitas hasil, penelitian lanjutan dapat mencakup: (1) ablation test tanpa fitur psikotik untuk menilai sensitivitas model; (2) penerapan metode interpretabilitas seperti SHAP values untuk menganalisis kontribusi tiap fitur; (3) validasi eksternal menggunakan dataset rumah sakit berbeda untuk menilai generalisasi; dan (4) analisis kasus salah klasifikasi untuk mengidentifikasi kemungkinan bias data atau kesalahan label. Sebagai catatan tambahan, perbandingan antar studi juga harus mempertimbangkan perbedaan dataset, preprocessing, dan protokol validasi. Meskipun sejumlah penelitian sebelumnya pada domain medis juga melaporkan akurasi tinggi, variasi konteks dan metode evaluasi membatasi perbandingan langsung. Oleh karena itu, penelitian ini tidak hanya melaporkan akurasi total, tetapi juga metrik per-kelas (precision, recall, F1-score) dan hasil validasi silang untuk memastikan evaluasi yang lebih objektif.

Secara keseluruhan, temuan penelitian ini menunjukkan bahwa XGBoost memiliki potensi kuat dalam mendukung diagnosis gangguan mental berbasis data, dengan catatan

bahwa penerapannya tetap harus melibatkan evaluasi klinis sebagai dasar pengambilan keputusan akhir.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, algoritma XGBoost berhasil diterapkan untuk mengklasifikasikan tiga jenis gangguan mental—depresi, bipolar disorder, dan skizofrenia—dengan akurasi sangat tinggi sebesar 98,67%, serta nilai precision, recall, dan F1-score yang mendekati 1.00 pada setiap kelas. Temuan ini menunjukkan bahwa XGBoost tidak hanya efektif dalam klasifikasi, tetapi juga mampu mengidentifikasi fitur-fitur dominan seperti halusinasi, pikiran atau ucapan tidak teratur, dan delusi yang relevan secara klinis. Meskipun demikian, penelitian ini masih terbatas pada dataset sekunder dan belum divalidasi menggunakan data medis nyata. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan dilakukan feature engineering lanjutan, perbandingan dengan algoritma lain, serta validasi klinis bersama tenaga medis profesional agar model dapat diterapkan secara lebih akurat dan etis dalam konteks dunia medis.

DAFTAR PUSTAKA

Association, A. P. (2022). *Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders (DSM-5-TR)* (5th ed.). APA.

Budholiya, A., Shrivastava, R., & Sharma, V. (2022). XGBoost-Based Expert System for Heart Disease Prediction Optimized with Bayesian Optimization. *Journal of Healthcare Engineering*, *2022*, 1–10. https://doi.org/10.1155/2022/5642185

Budholiya, K., Shrivastava, S. K., & Sharma, V. (2022). An optimized XGBoost based diagnostic system for effective prediction of heart disease. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, *34*(7), 4514–4523. https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.01.012

Cohen, T. R., Fronk, G. E., Kiehl, K. A., Curtin, J. J., & Koenigs, M. (2024). Clarifying the relationship between mental illness and recidivism using machine learning: A retrospective study. *PLoS ONE*, *19*(2), 1–19. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0297515

Haryaji, B. P. (2018). *Penerapan Algoritma K-Means Untuk Memetakan Garis Kemiskinan Menurut Provinsi Di Indonesia*. Universitas Indonesia.

Inoue, T., Ichikawa, D., Ueno, T., Cheong, M., Inoue, T., Whetstone, W. D., Endo, T., Nizuma, K., & Tominaga, T. (2020). XGBoost, a Machine Learning Method, Predicts Neurological Recovery in Patients with Cervical Spinal Cord Injury. *Neurotrauma Reports*, *1*(1), 8–16. https://doi.org/10.1089/neur.2020.0009

Le, T. T. H., Oktian, Y. E., & Kim, H. (2022). XGBoost for Imbalanced Multiclass Classification-Based Industrial Internet of Things Intrusion Detection Systems. *Sustainability*, *14*(14), 1–21. https://doi.org/10.3390/su14148707

Lee, S., & Kim, J. (2022). Feature Importance Analysis in Mental Health Prediction Using Machine Learning. *Applied Sciences*, *12*(18), 9312–9325. https://doi.org/10.3390/app12189312

Nguyen, T., Pham, L., & Doan, H. (2020). Depression Detection Using XGBoost: A Machine Learning Approach. *Procedia Computer Science*, *176*, 3330–3339. https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.09.038

Organization, W. H. (2021). *Depression and Other Common Mental Disorders: Global Health Estimates*. WHO.

Patel, R., Mehta, K., & Shah, N. (2021). Classification of Bipolar and Schizophrenia

Disorders Using XGBoost Algorithm. *International Journal of Artificial Intelligence Research*, *5*(4), 45–53.

Rahman, A., Alam, M., & Hasan, R. (2023). Comparative Study of Machine Learning Models for Mental Disorder Classification. *IEEE Access*, *11*, 57289–57298. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3281234

Setiawan, D., & Nuraini, L. (2024). Evaluasi Sistem Pencatatan Kasus Kesehatan Mental di Rumah Sakit Umum Daerah. *Jurnal Sistem Informasi Kesehatan*, *8*(1), 12–20.

Shwartz, S. (2021). The Role of Model Selection in Real-World Classification Tasks. *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*, *2*(3), 245–256. https://doi.org/10.1109/TAI.2021.3091494

Singh, P., & Garg, R. (2021). Application of XGBoost Algorithm in Medical Diagnosis: A Review. *Procedia Computer Science*, *190*, 341–348. https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.06.040

Undata, R. (2025a). *Laporan Kunjungan Pasien Poliklinik Jiwa Tahun 2021–2025*. RSUD Undata.

Undata, R. (2025b). *Laporan Tahunan Poliklinik Jiwa RSUD Undata Palu 2021–2025*. RSUD Undata.

Vigo, D., Thornicroft, G., & Atun, R. (2022). Estimating the true global burden of mental illness. *The Lancet Psychiatry*, *9*(6), 446–455. https://doi.org/10.1016/S2215-0366(21)00505-2

Yang, Y., Liu, Q., & Zhang, H. (2022). Overlapping Clinical and Genetic Features in Schizophrenia, Bipolar Disorder, and Major Depression. *Nature Reviews Psychiatry*, *19*(4), 210–222. https://doi.org/10.1038/s41537-022-00240-4

Yuliana, R., Sari, M., & Gunawan, T. (2023). Tren Kasus Gangguan Mental di Rumah Sakit Umum Daerah: Analisis Lima Tahun. *Jurnal Kesehatan Jiwa Indonesia*, *10*(2), 87–95.

Zhang, Y., Li, J., & Wang, H. (2022). Challenges in Diagnosing Overlapping Psychiatric Disorders. *Frontiers in Psychiatry*, *13*, 1–10. https://doi.org/10.3389/fpsyt.2022.876979

Zhao, L., Wang, K., & Sun, Y. (2022). Interpretability of Machine Learning Models for Healthcare Data. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, *22*(8), 101–113. https://doi.org/10.1186/s12911-022-01745-x