

IMPLEMENTASI ALGORITMA *RANDOM FOREST* UNTUK MENGLASIFIKASI HASIL PENGOBATAN KESEHATAN MENTAL

Siti Romlah¹, Firman Santoso², Nur Azise³

¹*Sistem Informasi, Universitas Ibrahimy, Situbondo, Indonesia*

²*Ilmu Komputer, Universitas Ibrahimy, Situbondo, Indonesia*

³*Sistem Informasi, Universitas Ibrahimy, Situbondo, Indonesia*

*Email: sitiromla744@gmail.com

ABSTRAK

Kesehatan mental menjadi isu penting akibat meningkatnya tekanan hidup dan pengaruh media sosial. Gangguan seperti depresi dan stress dapat menurunkan produktivitas serta kualitas hidup individu, sekaligus meningkatkan beban biaya layanan kesehatan mental hingga mencapai Rp87,5 triliun. Hal ini menunjukkan perlunya solusi inovatif dalam penanganannya. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma *Random Forest* dalam mengklasifikasi hasil pengobatan kesehatan mental. Metode yang digunakan adalah eksperimen dengan pendekatan kuantitatif. Tahapan meliputi pengumpulan data, *pre-processing* data, pembagian data, penerapan algoritma, dan evaluasi menggunakan *confusion matrix*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *Random Forest* memiliki performa yang baik dengan akurasi sebesar 99,01%, sehingga dapat mendukung pengambilan keputusan dalam pengobatan kesehatan mental.

Kata kunci: Kesehatan Mental, Klasifikasi, *Random Forest*, Pengobatan, *Confusion Matrix*

1 PENDAHULUAN

Pada era modern, kesadaran masyarakat terhadap pentingnya menjaga kesehatan mental mengalami peningkatan yang signifikan. Peningkatan ini dipengaruhi oleh berbagai faktor, seperti tekanan yang timbul dari lingkungan kerja, relasi sosial, tuntutan hidup yang kompleks, serta dampak negatif perkembangan teknologi dan media sosial, yang mendorong individu untuk lebih memperhatikan kondisi kesehatan mental mereka (Firmansyah & Yulianto, 2024). Menurut *World Health Organization* (WHO) kesehatan mental adalah kondisi kesejahteraan (*well-being*) dimana individu mampu menyadari potensi dirinya, mengatasi tekanan hidup yang normal, bekerja secara produktif, serta berkontribusi bagi komunitasnya (Suryanto Aloysius & Nada Salvia, 2021). Gangguan suasana hati, khususnya depresi, sering kali ditandai dengan gejala seperti kelelahan, hilangnya ketertarikan terhadap aktivitas, rasa bersalah yang mendalam, kesulitan dalam fokus, penurunan nafsu makan, serta munculnya ide atau keinginan untuk mengakhiri hidup, yang merupakan bagian dari manifestasi klinis gangguan kesehatan mental (Liesay et al., 2023).

Sebagai negara dengan jumlah penduduk yang tinggi dan latar belakang budaya yang beragam, Indonesia mulai memberikan perhatian lebih terhadap permasalahan kesehatan mental. Isu ini kini telah dipandang sebagai elemen krusial dalam kebijakan dan program kesehatan masyarakat (Setiawan et al., 2023). Masyarakat perlu membangun ketahanan psikologis serta mengembangkan strategi untuk menghadapi berbagai tantangan kesehatan mental secara menyeluruh. Tingginya tingkat stress, gangguan suasana hati, dan berbagai gangguan mental lainnya berdampak luas pada individu maupun masyarakat. Dampak tersebut mencakup

penurunan produktivitas, peningkatan beban biaya layanan kesehatan, hingga menurunnya kualitas hidup. Berdasarkan data tahun 2023 dan 2024, tercatat bahwa biaya langsung penanganan gangguan jiwa di Indonesia mencapai Rp87,5 triliun. Fakta ini menegaskan bahwa permasalahan kesehatan mental tidak hanya berdampak pada aspek medis, tetapi juga ekonomi. Oleh karena itu, dibutuhkan kebijakan yang menyeluruh serta kolaborasi lintas sektor untuk meningkatkan kesadaran, pencegahan, dan akses terhadap layanan kesehatan jiwa (Savitri, 2023).

Kesehatan mental menggambarkan keadaan di mana aspek kepribadian, emosi, intelektual, dan fisik seseorang dapat berfungsi secara maksimal. Individu dengan kondisi mental yang sehat mampu menyesuaikan diri terhadap lingkungan dan tekanan hidup, menjalankan perannya secara seimbang, memiliki penerimaan diri yang baik, serta mampu menghadapi tantangan hidup dengan rasa puas dan kebahagiaan (Utami Nur Hafsari Putri, 2022). Perkembangan teknologi, khususnya di bidang kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*), membuka peluang baru dalam mendukung proses diagnosis dan pengobatan gangguan kesehatan mental melalui pendekatan prediktif. Salah satu algoritma yang dikenal memiliki performa baik dalam klasifikasi adalah *Random Forest*. Algoritma ini mampu mengelola data dalam jumlah besar dan kompleks secara efektif, meskipun masih menghadapi kendala seperti risiko *overfitting*, terutama ketika menangani data yang tidak seimbang (Sebayang et al., 2023).

Penelitian yang dilakukan oleh Agus Priyono, Muhammad Shodiq, Dwi Putra Alvinsyah, Septina Alfiani Hidayah (2024). Mengenai “Metode *Random Forest* Untuk Memudahkan Klasifikasi Diagnosis Penyakit Mental”. menunjukkan bahwa *Random Forest* efektif untuk mendiagnosis gangguan mental dengan akurasi tinggi. Penelitian ini menggunakan dataset dari Harvard University yang berisi 120 data pasien dengan 17 atribut, termasuk 14 data kategori yang sudah melalui *encoding*. Data dilabel dalam empat kategori: depresi, bipolar tipe 1, bipolar tipe 2, dan normal. Setelah dinormalisasi dengan *Min-Max Normalization*, hasilnya menunjukkan akurasi 90,83%, presisi 93,25%, dan recall 90,83%, yang mengindikasikan potensi *Random Forest* dalam mendukung diagnosis gangguan mental dan pengambilan keputusan medis yang lebih efisien (Priyono et al., 2024). Penelitian yang dilakukan oleh Sza Sza Amulya Larasati, Elok Nuraida Kusuma Dewi, Brahma Hanif Farhansyah, Fitra Abdurrachman Bachtiar, Fajar Pradana (2024). Mengenai “Penerapan *Decition Tree* Dan *Random Forest* Dalam Deteksi Tingkat Stress Manusia Berdasarkan Kondisi Tidur ”. menunjukkan bahwa *Random Forest* dinilai lebih unggul dalam mendeteksi tingkat stres manusia berdasarkan kondisi tidur karena lebih akurat dan mampu mengurangi misklasifikasi yang terjadi pada model *Decision Tree*. Dua algoritma klasifikasi yaitu *Decision Tree* dan *Random Forest* digunakan dalam pengembangan model, dengan proses normalisasi data, *cross-validation*, serta *hyperparameter tuning*. Data yang digunakan memiliki 630 baris dengan 8 fitur fisiologis. Hasilnya, model *Decision Tree* mencapai akurasi 0,99, sementara *Random Forest* mencapai akurasi sempurna 1,00, menunjukkan bahwa *Random Forest* lebih efektif dalam klasifikasi tingkat stres berdasarkan kondisi tidur (Larasati et al., 2023).

Bersarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma *Random Forest* dalam mengklasifikasi hasil pengobatan kesehatan mental. Penelitian ini diharapkan dapat membantu para tenaga medis dalam pengambilan keputusan yang lebih akurat. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk mengembangkan sistem prediktif berbasis kecerdasan buatan untuk pengelolaan kesehatan mental yang lebih efektif dan efisien.

2 METODE

2.1 Metode Penelitian

Metode penelitian yang digunakan dalam studi ini adalah metode eksperimental dengan pendekatan kuantitatif. Penelitian eksperimental merupakan penelitian yang bersifat prediktif, yaitu meramalkan akibat dari suatu manipulasi terhadap variable terikatnya (Dr. Muhammad Ramdhan, n.d.). di mana data pasien kesehatan mental digunakan untuk melatih model prediktif berbasis algoritma *Random Forest*. Data dikumpulkan, diproses, dan dibagi menjadi set pelatihan dan pengujian untuk membangun dan menguji model. Dengan menggunakan algoritma *Machine Learning*, penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasi hasil pengobatan dengan akurasi tinggi berdasarkan data historis, yang dapat membantu tenaga medis dalam merancang pengobatan yang lebih tepat dan efektif.

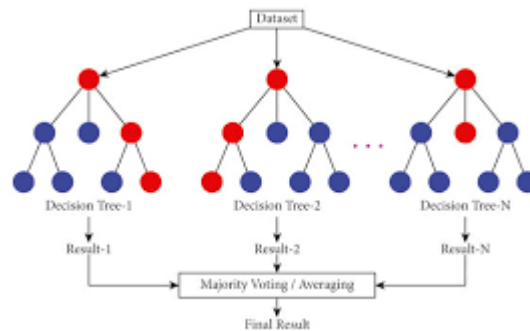
2.2 Teknik Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari forum *kaggle*, forum *kaggle* ini berisi semua dataset public. *Kaggle* adalah platform yang menyediakan berbagai dataset untuk kompetisi pembelajaran mesin dan penelitian (Listra Frigia Missianes Horhoruw et al., 2024).

2.3 Random Forest

Pada dasarnya, *Random Forest* merupakan model pengembangan dari *Decision Tree*. Artinya, ketika kita telah paham prinsip pembentukan algoritma *Decision Tree*, maka untuk memahami *Random Forest* akan relative lebih mudah (Nursiyono, 2023).

Random Forest adalah metode klasifikasi yang menggunakan kombinasi dari banyak pohon keputusan (*ensemble learning*). Setiap pohon keputusan dibangun dengan sample data acak dan fitur acak untuk menghasilkan prediksi kelas (Putra et al., 2023).



Gambar 1. Pohon *Random Forest*

2.4 Proses Implementasi Algoritma *Random Forest*

Dalam penelitian ini, algoritma *Random Forest* digunakan sebagai metode prediksi dalam konteks kesehatan mental. Secara umum, dalam klasifikasi, algoritma ini mampu memprediksi hasil kategorikal, seperti mengidentifikasi apakah seorang pasien akan menunjukkan respons positif terhadap pengobatan atau tidak. Selain itu, *Random Forest* juga dapat diterapkan dalam regresi untuk memprediksi nilai kontinu, misalnya untuk memperkirakan tingkat perbaikan kondisi mental pasien setelah menjalani serangkaian terapi. (Andriyani et al., 2024). Berikut adalah langkah-langkah perhitungan *Random Forest* sebagai berikut (Wulandari et al., 2025) :

1. Pengumpulan data

Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan dengan menggunakan data sekunder yang diperoleh dari platform *Kaggle*, sebuah situs yang menyediakan berbagai dataset secara gratis. Dataset yang digunakan memuat informasi terkait kesehatan mental dan berperan penting dalam mendukung proses prediksi hasil pengobatan kesehatan mental.

2. *Pre-processing data*

Pengolahan data (*pre-processing data*) dalam penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahap penting untuk memastikan data siap digunakan dalam model prediksi. Data yang diperoleh dari *Kaggle* diproses dengan langkah-langkah sebagai berikut:

- a. Pembersihan Data (*Data Cleaning*)
- b. Perbaikan Format
- c. Missing Data
- d. Konversi Tipe Data Tanggal
- e. One-Hot Encoding
- f. Normalisasi Data

3. Pembagian data

Membagi dataset menjadi dua subset utama, yaitu Data pelatihan (*training data*) dan data pengujian (*testing data*). Pembagian data dilakukan dengan rasio 80:20, dimana 80% digunakan untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian.

4. Pengujian model

Berikut adalah langkah-langkah pengujian model algoritma *Random Forest* :

- a. Pengumpulan dataset
- b. Teknik Bootstrap Sampling untuk pemilihan subset data latih sudah tepat, serta pembentukan pohon keputusan untuk setiap subset data yang terpilih
- c. pemilihan fitur secara acak untuk memilih fitur secara acak pada setiap node pohon keputusan
- d. Menghitung probabilitas terbaik dari atribut dalam membagi data dengan menggunakan rumus perhitungan :

$$Gini = 1 - \sum_{i=1}^n p_i^2$$

- e. Mengukur ketidakteraturan dalam data dengan menggunakan rumus :

$$Entropy = \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i$$

- f. Prediksi akhir menggunakan voting mayoritas untuk menentukan diagnosa akhir pasien

5. Evaluasi model

Proses evaluasi digunakan untuk mengetahui nilai kinerja algoritma *Random Forest* dalam memprediksi hasil pengobatan kesehatan mental seperti *Accuracy*, *Precision*, *Recall* dan *F1-Score*.

Table 1. *Confusion Matrix*

	Prediksi Positif	Prediksi Negatif
Actual Positive	True Positive (TP)	False Negative (FN)
Actual negative	False positive (FP)	True Negative (TN)

6. Analisis model

Model dalam penelitian ini dilakukan untuk menilai kinerja algoritma *Random Forest* dalam memprediksi hasil pengobatan kesehatan mental. Data pengujian, yang terdiri dari 20% - 30% total data, digunakan untuk mengukur kemampuan generalisasi model. Berikut adalah rumus perhitungan *confusion matrix* :

- Akurasi (*Accuracy*) : Persentase prediksi yang benar dari total prediksi.
- Presisi (*Precision*) : mengukur akurasi prediksi positif yang benar terhadap total prediksi positif.
- Recall (*Sensitivity*) : mengukur kemampuan model untuk menangkap kasus positif.
- F1-Score : menyeimbangkan presisi dan recall.

7. Kesimpulan

Menampilkan hasil dari evaluasi untuk menganalisis keberhasilan atau kegagalan model.

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

Table 2. Dataset

Patient ID	Age	Gender	Diagnosis	Symptom Severity (1-10)	Mood Score (1-10)	Sleep Quality (1-10)	Physical Activity (Hrs/Week)	Medication	Therapy Type	Treatment Start Date	Treatment Duration (Weeks)	Stress Level (1-10)	Treatment Progress (1-10)	Ai-Detected Emotional State	Adherence To Treatment (%)	Outcome
1	43	Female	Major depressive disorder	10	5	8	5	Mood stabilisers	Interpersonal therapy	25/01/2024	11	9	7	anxious	66	Deteriorated
2	40	Female	Major depressive disorder	9	5	4	7	Antipsychotic	Interpersonal therapy	27/03/2024	11	7	7	Neutral	78	No change
3	55	Female	Major depressive disorder	6	5	4	3	SSRIs	Mindfulness-based therapy	20/03/2024	14	7	5	Happy	62	Deteriorated
4	34	Female	Major depressive disorder	6	3	6	5	SSRIs	Mindfulness-based therapy	29/03/2024	8	8	10	Excited	72	Deteriorated
5	52	Male	Panic disorder	7	6	6	8	Anxiolytics	Interpersonal therapy	18/03/2024	12	5	6	Excited	63	Deteriorated
6	28	Male	Panic disorder	8	7	6	4	SSRIs	Cognitive Behavioral Therapy	11/01/2024	13	9	7	Stressed	82	No change
7	59	Male	Generalized anxiety	6	6	5	3	Mood stabilizer	Dialectical Behavioral Therapy	21/02/2024	5	8	5	Anxious	79	Deteriorated
8	32	Female	Major depressive disorder	5	3	5	2	Antidepressants	Cognitive Behavioral Therapy	03/02/2024	12	5	6	Stressed	74	No change
9	21	Female	Major depressive disorder	6	7	7	10	Antidepressants	Cognitive Behavioral Therapy	16/01/2024	15	5	6	Neutral	67	No change
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
500	58	Male	Bipolar disorder	5	7	6	2	SSRIs	Cognitive behavioural therapy	24/03/2024	10	6	5	happy	70	Deteriorated

Berdasarkan table diagnosis dan pemantauan perawatan kesehatan mental diatas ada 17 atribut, yaitu :

1. *Patient ID*
2. *Age*
3. *Gender*
4. *Diagnosis*
5. *Symptom severity (1-10)*
6. *Mood score (1-10)*
7. *Sleep quality (1-10)*
8. *Physical activity (hrs/week)*
9. *Medication*
10. *Therapy type*
11. *Treatment start date*
12. *Treatment duration (weeks)*
13. *Stress level (1-10)*
14. *Treatment progress (1-10)*
15. *AI detected emotional state*
16. *Adherence to treatment (%)*
17. *Outcome*

Pada atribut diatas, terdapat 500 data dengan 17 atribut. *Patient ID* merupakan id unik dari setiap pasien. *Age* merupakan usia pasien. *Gender* menunjukkan jenis kelamin pasien. *Diagnosis* merupakan jenis kondisi kesehatan mental yang didiagnosis pada pasien, seperti *Major Depressive Disorder* atau *Panic Disorder*. *Symptom Severity (1-10)* adalah tingkat keparahan gejala pasien berdasarkan skala 1-10, di mana nilai lebih tinggi menunjukkan keparahan yang lebih besar. *Mood Score (1-10)* adalah skor yang menggambarkan tingkat mood atau emosi pasien pada skala 1-10, di mana nilai lebih tinggi menunjukkan mood yang lebih baik. *Sleep Quality (1-10)* menunjukkan kualitas tidur pasien pada skala 1-10, di mana nilai lebih tinggi berarti kualitas tidur yang lebih baik. *Physical Activity (hrs/week)* menunjukkan jumlah rata-rata aktivitas fisik yang dilakukan pasien dalam jam per minggu. *Medication* adalah jenis obat yang dikonsumsi pasien, seperti *Antidepressants* atau *Mood Stabilizers*. *Therapy Type* menunjukkan jenis terapi yang diterima pasien, seperti *Interpersonal Therapy* atau *Cognitive Behavioral Therapy*. *Treatment Start Date* adalah tanggal dimulainya terapi. *Treatment Duration (weeks)* adalah durasi terapi dalam minggu. *Stress Level (1-10)* adalah tingkat stres pasien berdasarkan skala 1-10, di mana nilai lebih tinggi menunjukkan tingkat stres yang lebih besar. *Treatment Progress (1-10)* menggambarkan perkembangan pasien selama terapi pada skala 1-10. *AI-Detected Emotional State* adalah kondisi emosional pasien yang dianalisis oleh sistem berbasis AI, seperti *Anxious* atau *Happy*. *Adherence to Treatment (%)* adalah persentase tingkat kepatuhan pasien terhadap terapi yang dijalani. *Outcome* menunjukkan hasil terapi, seperti *Improved*, *No Change*, atau *Deteriorated*.

3.1 Pre-processing Data

Pengolahan data dalam penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahap penting untuk memastikan kualitas data yang digunakan dalam model prediksi hasil pengobatan kesehatan

mental. Data yang diperoleh dari *Kaggle* diproses terlebih dahulu melalui tahap pembersihan, yaitu dengan menangani data hilang menggunakan metode imputasi (seperti mengganti nilai kosong pada variabel numerik dengan rata-rata atau median, serta menggunakan modus untuk variabel kategorikal), menghapus duplikasi, dan menyelaraskan nilai yang tidak konsisten.

Selanjutnya, menghapus baris header duplikat yang terbaca sebagai data, serta menangani nilai kosong. Nilai kosong pada kolom numerik diisi menggunakan nilai rata-rata, sedangkan pada kolom kategorikal diisi dengan nilai modus.

Tahap selanjutnya, nama kolom ditambahkan secara manual untuk memberikan identitas pada setiap atribut data. Kolom bertipe numerik dikonversi dari teks ke format numerik agar dapat diproses oleh algoritma. Sementara itu, kolom tanggal *Treatment Start Date* diubah ke format *datetime*, lalu diekstraksi menjadi tiga kolom baru yaitu hari, bulan, dan tahun. Kolom aslinya kemudian dihapus.

Setelah itu, dilakukan *One-Hot Encoding* pada fitur kategorikal seperti *Gender*, *Diagnosis*, *Therapy Type*, dan *Outcome*, sehingga seluruh data bersifat numerik.

Terakhir, seluruh fitur numerik dinormalisasi menggunakan *StandardScaler* agar skala data seragam. Dengan rangkaian proses ini, data menjadi bersih, konsisten, dan siap untuk digunakan pada tahap pembagian data dan pelatihan model *Random Forest*.

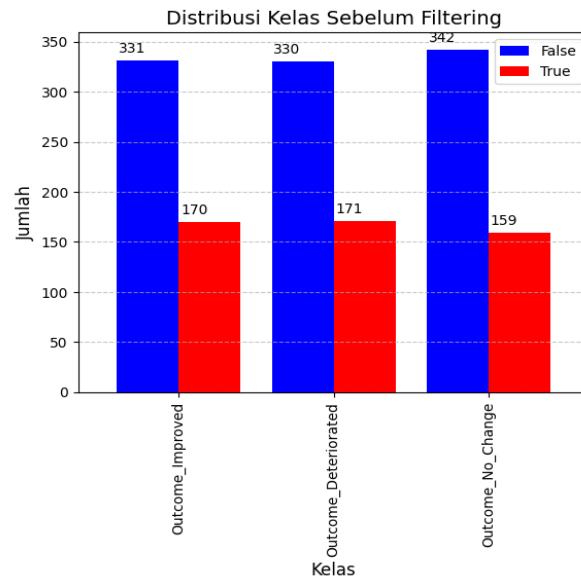
3.2 Pembagian Data

Setelah seluruh proses pre-processing selesai dilakukan, tahap selanjutnya adalah pembagian data yang dimana data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (*Training data*) dan data uji (*Testing data*). Data latih digunakan untuk membangun dan melatih model machine learning agar dapat mengenali pola dan hubungan antar variable. Sedangkan, Data uji digunakan untuk mengukur performa model yang belum pernah dilatih sebelumnya. Pembagian ini dilakukan untuk memastikan bahwa model yang dibangun dapat dievaluasi secara objektif terhadap data yang belum pernah dilatih sebelumnya. Dalam hal ini, data akan dibagi dengan proporsi 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji.

Table 3. Pembagian Data Sebelum Filtering

Label Kelas	Jumlah False	Jumlah True	Total
Outcome Improved	331	170	501
Outcome Deterioted	330	171	501
Outcome No Change	342	159	501

Berdasarkan tabel di atas, dapat dilihat bahwa jumlah data pada masing-masing kelas relatif seimbang, baik dari segi total maupun perbandingan antara *label True* dan *False*. Informasi ini menjadi penting untuk memastikan bahwa tidak terjadi ketimpangan signifikan dalam distribusi kelas yang dapat memengaruhi performa model pada tahap pelatihan. Berikut adalah gambar distribusi kelas sebelum *filtering* dalam bentuk diagram :



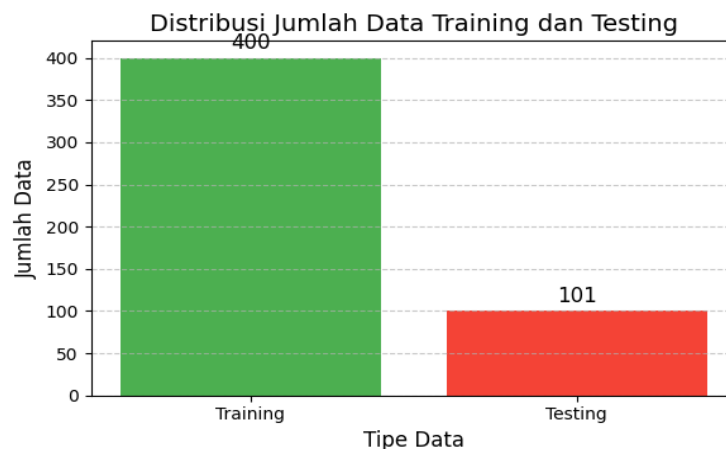
Gambar 2. Distribusi Kelas Sebelum Filtering

Proses pembagian data dilakukan dengan metode *stratifikasi* agar proporsi kelas pada data *training* dan data *testing* tetap seimbang. Teknik *stratifikasi* ini penting untuk menjaga distribusi kelas yang merata, terutama pada *dataset* yang memiliki beberapa label target. Berdasarkan hasil pembagian, diperoleh 400 data untuk keperluan pelatihan (*training*) dan 101 data untuk pengujian (*testing*). Rincian hasil pembagian data dapat dilihat pada Tabel berikut:

Table 4. Pebagian Data Setelah Stratifikasi

Jenis Data	Jumlah Data
Data Training	400
Data Testing	101

Dengan pembagian ini, model dapat dilatih menggunakan data yang cukup *representatif*, sekaligus diuji menggunakan data yang belum pernah dilihat sebelumnya, sehingga evaluasi performa model menjadi lebih objektif dan valid. Berikut adalah gambar diagram distribusi data *training* dan *testing* :



Gambar 3. Split Data

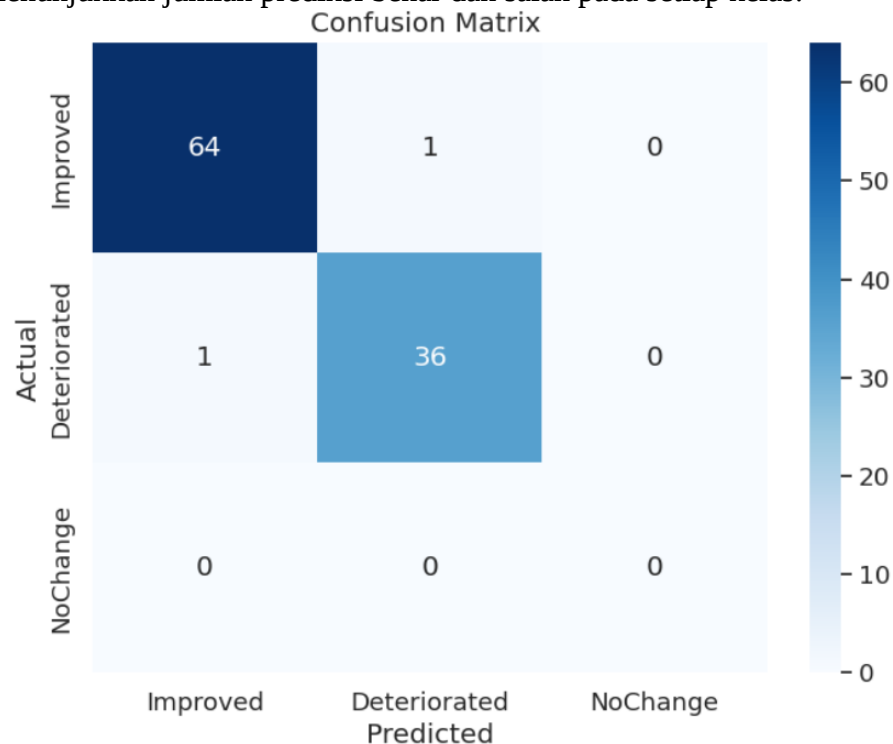
3.3 Implementasi algoritma Random Forest

Setelah seluruh proses *pre-processing* dan pembagian data selesai dilakukan, tahap selanjutnya adalah implementasi algoritma *Random Forest* untuk membangun model prediksi hasil pengobatan kesehatan mental, yang mana metode ini dipilih karena kemampuannya dalam menangani dataset kompleks dengan banyak fitur serta memberikan akurasi tinggi melalui proses voting dari sejumlah pohon keputusan, dan model dilatih menggunakan 400 data latih dari total 501 data yang tersedia dengan menerapkan teknik *bootstrap sampling* untuk membentuk beberapa subset acak yang digunakan dalam pembangunan masing-masing pohon, di mana pada setiap node hanya sebagian fitur yang dipilih secara acak. Berikut adalah hasil dari prediksi model :

Tabel 5. Laporan Prediksi model

	Precision	Recall	F1-Score
Pred Deteriorated	0.97	1.00	0.99
Pred No Change	0.00	0.00	0.00
Pred Improved	1.00	0.98	0.99

Confusion matrix digunakan untuk menampilkan performa model klasifikasi dalam bentuk tabel, yang menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah pada setiap kelas.



Gambar 4. Confusion Matrix

Gambar menunjukkan *confusion matrix* hasil prediksi model terhadap tiga kelas, yaitu *Improved*, *Deteriorated*, dan *No Change*. Berdasarkan visualisasi tersebut, sebanyak 64 data pada kelas *Improved* terklasifikasi dengan benar, sementara 1 data salah diklasifikasikan sebagai *Deteriorated*. Untuk kelas *Deteriorated*, terdapat 36 data yang terklasifikasi dengan benar, dan 1 data salah diprediksi sebagai *Improved*. Adapun kelas *No Change* sama sekali tidak terdeteksi oleh model, yang mengindikasikan keterbatasan model dalam membedakan pola kelas tersebut. Pola ini konsisten dengan hasil evaluasi metrik klasifikasi, di mana nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1-*

Score untuk kelas *No Change* bernilai nol, sedangkan untuk kelas *Improved* dan *Deteriorated* memiliki performa yang sangat tinggi.

KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* memiliki kinerja yang sangat baik dalam mengklasifikasi hasil pengobatan kesehatan mental. Dengan akurasi mencapai 99,01%, model mampu membedakan secara efektif antara kondisi memburuk, tidak berubah, dan membaik pada pasien berdasarkan data historis yang tersedia. Keunggulan *Random Forest* dalam menangani data multivariat, data tidak seimbang, serta identifikasi fitur penting menjadikannya algoritma yang ideal untuk digunakan dalam sistem pendukung keputusan medis. Hasil ini menunjukkan potensi penerapan kecerdasan buatan dalam meningkatkan efisiensi dan ketepatan diagnosis serta perencanaan pengobatan di bidang kesehatan mental. Ke depan, penelitian lanjutan dapat diarahkan pada integrasi model ini ke dalam sistem klinis secara real-time serta eksplorasi terhadap algoritma pembandingan lainnya.

UCAPAN TERIMA KASIH

Segala puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa atas rahmat dan karunia-Nya sehingga jurnal ini dapat diselesaikan dengan baik. Penulis menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada dosen pembimbing yang telah memberikan bimbingan, arahan, dan dukungan dengan penuh kesabaran selama proses penelitian ini berlangsung. Ucapan terima kasih juga ditujukan kepada rekan-rekan dan semua pihak yang telah memberikan semangat, bantuan, serta dorongan moral selama penyusunan penelitian ini. Tanpa adanya dukungan tersebut, penyelesaian jurnal ini tidak akan dapat terlaksana dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- Andriyani, W., Natsir, F., Lubis, H., Tyas, S. H. Y., Meidelfi, D., Faizah, S., Nurlaida, N., Kurniawan, H., Wahyuningtyas, I., Hasan, F. N., & others. (2024). *PERANGKAT LUNAK DATA MINING*. Penerbit Widina. <https://books.google.co.id/books?id=bdouEQAAQBAJ>
- Dr. Muhammad Ramdhan, S. P. M. M. (n.d.). *Metode Penelitian*. Cipta Media Nusantara. https://books.google.co.id/books?id=Ntw_EAAQBAJ
- Firmansyah, F., & Yulianto, A. (2024). Pemodelan Pembelajaran Mesin untuk Prediksi Kesehatan Mental di Tempat Kerja. *Jurnal Minfo Polgan*, 13(1), 397–407. <https://doi.org/10.33395/jmp.v13i1.13674>
- Larasati, S. S. A., Dewi, E. N. K., Farhansyah, B. H., Bachtiar, F. A., & Pradana, F. (2023). Penerapan Decision Tree dan Random Forest dalam Deteksi Tingkat Stres Manusia Berdasarkan Kondisi Tidur. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 10(7), 1503–1510. <https://doi.org/10.25126/jtiik.1077993>
- Liesay, L., Mainase, J., & Yakobus, S. (2023). Gambaran Gejala Gangguan Kesehatan Mental Berdasarkan Dass-42 (Depression Anxiety Stress Scales-42) Pada Masyarakat Usia Produktif Desa Hutumuri. *Molucca Medica*, 16(1), 51–60. <https://doi.org/10.30598/molmed.2023.v16.i1.51>
- Listra Frigia Missianes Horhoruw, S. K. M. K., Aditya Pratama, S. S. T. M. T., Yessy Asri, S. T. M., & Noviyanti, P. S. K. M. K. (2024). *EKSPLORASI MACHINE LEARNING DENGAN SCIKIT-LEARN Strategi Belajar Machine Learning*. Uwais Inspirasi Indonesia. <https://books.google.co.id/books?id=8GsWEQAAQBAJ>
- Nursiyono, J. A. (2023). *MACHINE LEARNING dengan R Teori \& Praktikum*. Media Nusa Creative (MNC Publishing). <https://books.google.co.id/books?id=4T-xEAAQBAJ>
- Priyono, A., Shodiq, M., Alvinsyah, D. P., & Hidayah, S. A. (2024). Metode Random Forest Untuk

- Memudahkan Klasifikasi Diagnosis Penyakit Mental. *Jurnal Informatika Medis (J-INFORMED)*, 2(1), 1–4. <https://doi.org/10.52060/im.v2i1.2119>
- Putra, R. F., Zebua, R. S. Y., Budiman, B., Rahayu, P. W., Bangsa, M. T. A., Zulfadhilah, M., Choirina, P., Wahyudi, F., Andiyan, A., Efitra, E., & others. (2023). *DATA MINING : Algoritma dan Penerapannya*. PT. Sonpedia Publishing Indonesia. <https://books.google.co.id/books?id=zLHGEEAAQBAJ>
- Savitri, D. (2023). *Biaya Pengobatan Gangguan Kesehatan Jiwa di RI Capai Rp 87, 5 T*. Detik.Com. <https://www.detik.com/edu/edutainment/d-6748845/pakar-unpad-biaya-pengobatan-gangguan-kesehatan-jiwa-di-ri-capai-rp-87-5-t>
- Sebayang, E. R. B., Chrisnanto, Y. H., & Melina. (2023). Klasifikasi Data Kesehatan Mental di Industri Teknologi Menggunakan Algoritma Random Forest. *IJESPG Journal*, 1(3), 237–253.
- Setiawan, C. T., Sijabat, S. G., Ervan, & Habibi. (2023). Menjembatani Kesenjangan dalam Perawatan Kesehatan Mental: Pendekatan Baru untuk Diagnosis, Pengobatan, dan Pengurangan Stigma. *Jurnal Multidisiplin West Science*, 2(08), 660–667. <https://doi.org/10.58812/jmws.v2i08.579>
- Suryanto Aloysius, & Nada Salvia. (2021). Analisis Kesehatan Mental Mahasiswa Perguruan Tinggi Pada Awal Terjangkitnya Covid-19 di Indonesia. *Jurnal Citizenship Virtues*, 1(2), 83–97.
- Utami Nur Hafsari Putri, N. A. S. S. M. (2022). *MODUL KESEHATAN MENTAL*. CV. AZKA PUSTAKA. https://books.google.co.id/books?id=yL_MEAAQBAJ
- Wulandari, D., Aziz, S., Adrianto, S., Pratiwi, F., & Sari, R. M. (2025). *Teori Dan Implementasi Machine Learning Menggunakan Python*. Serasi Media Teknologi. <https://books.google.co.id/books?id=GNJNEQAAQBAJ>