

Analisis Pola Tidur Dalam Produktivitas Belajar Menggunakan Algoritma Decision Tree Dan Random Forest Pada Mahasiswa Universitas Labuhanbatu

¹Lisa Ariani, ²Angga Putra Juledi, ³Syaiful Zuhri Harahap, ⁴Sudi Suryadi

Email: 1lisaaryani24102017@gmail.com, 2anggapj19@gmail.com,
3syaifulzuhriharahap@gmail.com, 4sudisuryadi28@gmail.com

Corresponding Author : lisaaryani24102017@gmail.com

Abstract

Sleep patterns are one of the important factors that support cognitive function and students' learning productivity. Irregular sleep habits, insufficient sleep duration, poor sleep quality, and excessive use of gadgets at night can affect students' learning productivity. This study aims to analyze the influence of sleep patterns on the learning productivity of students at Universitas Labuhanbatu using the Decision Tree and Random Forest algorithms, as well as to compare the performance of both algorithms in classification tasks. The variables used in this study consist of Sleep Duration (X1), Sleep Quality (X2), Sleep Time (X3), Sleep Consistency (X4), and Nighttime Gadget Usage (X5) as independent variables, while Learning Productivity (Y) serves as the dependent variable. The research data were collected through questionnaires distributed to 80 students, which were then divided into 50 training data and 30 testing data. Data processing was carried out using the Orange Data Mining application through the stages of data preprocessing, model construction, and model evaluation using the Test and Score method with the evaluation metrics of Area Under Curve (AUC), Classification Accuracy (CA), F1-Score, Precision, Recall, and Matthews Correlation Coefficient (MCC). The results showed that the Decision Tree algorithm achieved an AUC of 0.931, CA of 0.920, F1-Score of 0.921, Precision of 0.925, Recall of 0.920, and MCC of 0.834. Meanwhile, the Random Forest algorithm achieved an AUC of 0.986, CA of 0.920, F1-Score of 0.921, Precision of 0.925, Recall of 0.920, and MCC of 0.834. Based on these results, the Random Forest algorithm demonstrated better performance in terms of the AUC value, making it more suitable for classifying students' learning productivity based on sleep patterns.

Keywords: Sleep Pattern, Learning Productivity, Decision Tree, Random Forest, Classification.

1. Pendahuluan

Pola tidur merupakan kebiasaan seseorang dalam mengatur waktu tidur dan bangun yang berlangsung secara teratur setiap hari, sehingga berperan penting dalam menjaga kondisi fisik maupun mental agar tetap optimal untuk menjalankan aktivitas belajar (Lailiya dkk., 2025). Pola tidur juga diartikan sebagai kombinasi antara durasi tidur, kualitas tidur, waktu tidur, serta konsistensi jadwal tidur yang memengaruhi proses pemulihan tubuh dan fungsi kognitif seseorang (Khoerunnisa dkk., 2026). Selain itu, pola tidur merupakan salah satu faktor gaya hidup yang berhubungan dengan kemampuan berkonsentrasi, daya ingat, serta kesiapan individu dalam menerima dan mengolah informasi selama proses pembelajaran (Saputri & Isa., 2024). Produktivitas belajar merupakan tingkat kemampuan mahasiswa dalam memanfaatkan waktu, tenaga, dan

sumber belajar untuk memperoleh hasil belajar yang optimal (Marliana dkk., 2024). Produktivitas belajar juga diartikan sebagai pencapaian tujuan pembelajaran yang ditunjukkan melalui kemampuan memahami materi, menyelesaikan tugas, dan mempertahankan prestasi akademik secara efektif (Putri & Saipullah., 2025). Selain itu, produktivitas belajar mencerminkan efisiensi mahasiswa dalam menghasilkan capaian akademik yang dipengaruhi oleh berbagai faktor internal maupun eksternal, termasuk kondisi fisik, psikologis, dan kebiasaan sehari-hari (Nuban dkk., 2025). Pola tidur yang kurang baik menjadi salah satu permasalahan yang sering dialami mahasiswa karena dapat menyebabkan menurunnya konsentrasi, daya ingat, motivasi, serta produktivitas belajar. Faktor-faktor seperti Durasi Tidur (X1) yang tidak mencukupi, Kualitas Tidur (X2) yang rendah, Waktu Tidur (X3) yang terlalu larut, Konsistensi Tidur (X4) yang tidak teratur, serta tingginya Penggunaan Gadget Malam Hari (X5) diduga memberikan pengaruh terhadap Produktivitas (Y) mahasiswa. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode klasifikasi yang mampu menganalisis hubungan antarvariabel tersebut sehingga dapat diketahui faktor-faktor yang paling berpengaruh terhadap produktivitas belajar. Pemanfaatan algoritma Decision Tree dan Random Forest diharapkan mampu menghasilkan model klasifikasi yang akurat serta memberikan informasi sebagai dasar pengambilan keputusan dalam meningkatkan produktivitas belajar mahasiswa Universitas Labuhanbatu. Data Mining merupakan proses mengekstraksi atau menggali informasi, pola, dan pengetahuan yang tersembunyi dari sekumpulan data berukuran besar dengan menggunakan teknik statistik, kecerdasan buatan, maupun pembelajaran mesin sehingga menghasilkan informasi yang bermanfaat dalam pengambilan keputusan hari (Yani dkk., 2023). Data Mining juga diartikan sebagai serangkaian proses untuk menemukan hubungan, kecenderungan, maupun pola tertentu dari data yang sebelumnya tidak diketahui melalui berbagai metode analisis seperti klasifikasi, klusterisasi, asosiasi, dan prediksi (Nurani dkk., 2023). Selain itu, Data Mining merupakan salah satu tahapan dalam proses *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) yang bertujuan mengubah data menjadi informasi yang bernilai sehingga dapat digunakan sebagai dasar dalam menyelesaikan berbagai permasalahan pada berbagai bidang, termasuk pendidikan (Mardiansa dkk., 2023). Algoritma Decision Tree merupakan metode klasifikasi yang membangun struktur pohon keputusan berdasarkan atribut yang memiliki nilai informasi terbaik sehingga menghasilkan aturan keputusan yang mudah dipahami (Nazifah & Prianto., 2023). Decision Tree mampu mengelompokkan data ke dalam kelas tertentu melalui proses pemilihan atribut secara bertahap berdasarkan tingkat kepentingannya (Putro & Setiadi., 2023). Selain memiliki proses yang sederhana, algoritma ini menghasilkan model yang bersifat transparan sehingga mudah diinterpretasikan oleh pengguna maupun peneliti (Aktavera & Wijaya., 2023). Decision Tree juga banyak digunakan dalam analisis data karena memiliki kemampuan mengidentifikasi faktor-faktor yang paling berpengaruh terhadap suatu hasil klasifikasi (Adytha & Sudrajat., 2025). Algoritma Random Forest merupakan metode klasifikasi berbasis *ensemble learning* yang membangun banyak pohon keputusan (*Decision Tree*) secara acak untuk menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan akurat (Khalim dkk., 2025). Random Forest bekerja dengan menggabungkan hasil prediksi dari setiap pohon menggunakan mekanisme *majority voting* sehingga mampu mengurangi risiko *overfitting* (Anam dkk., 2026). Algoritma ini memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data dengan jumlah atribut yang banyak serta mampu meningkatkan performa klasifikasi dibandingkan penggunaan satu pohon keputusan saja (Hidayat dkk., 2023). Selain itu, Random Forest dapat mengidentifikasi tingkat kepentingan setiap variabel sehingga

membantu peneliti mengetahui faktor-faktor yang paling memengaruhi hasil klasifikasi (Sebayang dkk., 2023). Beberapa penelitian terdahulu yang diambil sebagai acuan dalam penelitian ini. Penelitian pertama membuktikan bahwa decision tree efektif memprediksi pola tidur sehat dari gaya hidup, dengan aturan yang mudah dipahami sehingga baik untuk edukasi masyarakat (Nawawi & Fatah., 2024). Penelitian kedua menemukan bahwa algoritma gradient boosting memberikan performa terbaik dalam memprediksi gangguan tidur, dengan aktivitas fisik, tingkat stres, dan BMI sebagai faktor paling berpengaruh terhadap kualitas tidur (Maulidah & Hidayati., 2024). Penelitian ketiga menunjukkan bahwa random forest mampu mengklasifikasikan gangguan tidur dengan baik, dan faktor dominan yang menentukan gangguan tidur adalah aktivitas fisik, jumlah langkah harian, serta tingkat stres (Fitriyani dkk, 2025). Hasil penelitian ini diharapkan mampu menghasilkan model klasifikasi yang dapat menganalisis pengaruh pola tidur terhadap produktivitas belajar mahasiswa Universitas Labuhanbatu menggunakan algoritma Decision Tree dan Random Forest. Melalui analisis terhadap variabel Durasi Tidur, Kualitas Tidur, Waktu Tidur, Konsistensi Tidur, dan Penggunaan Gadget Malam Hari, penelitian ini diharapkan dapat mengidentifikasi faktor-faktor yang paling berpengaruh terhadap produktivitas belajar. Selain itu, hasil perbandingan performa kedua algoritma diharapkan dapat menentukan metode yang memiliki tingkat akurasi terbaik sehingga dapat menjadi rekomendasi dalam pengembangan sistem pendukung pengambilan keputusan maupun sebagai bahan evaluasi bagi mahasiswa untuk menerapkan pola tidur yang lebih baik demi meningkatkan produktivitas belajar.

2. Landasan Teori

Pola Tidur

Pola tidur merupakan kebiasaan seseorang dalam mengatur waktu tidur dan bangun setiap hari yang memengaruhi kondisi fisik maupun mental. Pola tidur mencakup durasi tidur, kualitas tidur, waktu tidur, dan konsistensi jadwal tidur yang berperan dalam menjaga kesehatan tubuh. Selain itu, pola tidur yang baik dapat meningkatkan konsentrasi, daya ingat, serta kemampuan berpikir sehingga mendukung aktivitas belajar dan aktivitas sehari-hari. Dengan demikian, pola tidur menjadi salah satu faktor yang memengaruhi kesiapan seseorang dalam menjalankan aktivitas secara optimal (Zain & Hanif, 2025).

Produktivitas Belajar

Produktivitas belajar merupakan kemampuan seseorang dalam memanfaatkan waktu, tenaga, dan sumber belajar secara efektif untuk mencapai hasil belajar yang optimal. Produktivitas belajar ditunjukkan melalui kemampuan memahami materi, menyelesaikan tugas, dan memperoleh prestasi akademik sesuai dengan tujuan pembelajaran. Tingkat produktivitas belajar dipengaruhi oleh berbagai faktor, baik dari dalam diri maupun lingkungan, termasuk kondisi fisik, motivasi, dan kebiasaan belajar. Oleh karena itu, produktivitas belajar menjadi salah satu indikator keberhasilan mahasiswa dalam menjalani proses pembelajaran (Munthe & Lase, 2022).

Data Mining

Data Mining merupakan proses menggali informasi atau pola yang tersembunyi dari sekumpulan data menggunakan teknik analisis, statistik, dan pembelajaran mesin. Tujuan utama Data Mining adalah menghasilkan informasi yang berguna sebagai dasar dalam pengambilan keputusan. Data Mining juga menjadi bagian dari proses *Knowledge*

Discovery in Databases (KDD) yang digunakan untuk menemukan pola, hubungan, maupun kecenderungan tertentu dalam data. Berbagai teknik dalam Data Mining, seperti klasifikasi, klasterisasi, asosiasi, dan prediksi, banyak dimanfaatkan untuk menyelesaikan berbagai permasalahan di berbagai bidang, termasuk pendidikan (Pebdika dkk, 2023).

Decision Tree

Decision Tree merupakan algoritma klasifikasi dalam Data Mining yang membentuk model berupa struktur pohon untuk menghasilkan keputusan berdasarkan atribut-atribut tertentu. Algoritma ini bekerja dengan membagi data ke dalam beberapa cabang hingga menghasilkan kelas atau keputusan akhir. Decision Tree memiliki keunggulan karena mudah dipahami dan mampu menunjukkan faktor-faktor yang paling berpengaruh dalam proses klasifikasi. Oleh karena itu, algoritma ini banyak digunakan dalam berbagai penelitian untuk melakukan analisis dan pengambilan keputusan berdasarkan pola data (Natasya & Awangga, 2023).

$$Entropy(S) = \sum_{i=1}^n -p_i \log_2 p_i \dots\dots\dots (1)$$

Keterangan :

- S = Banyak kasus
- A = Atribut
- N = Jumlah partisi dari banyak kasus
- π = Proporsi dari S_i terhadap S.

Kemudian hitung nilai *gain* menggunakan rumus :

$$Gain(S, A) = \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i - \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i \dots\dots\dots (2)$$

Keterangan :

- S = Himpunan Kasus.
- A = Atribut.
- n = Jumlah partisi atribut A Jumlah kasus pada partisi ke i Jumlah kasus dalam S.
- π = Proporsi dari S_i terhadap S
- S_i = Jumlah kasus pada partisi sampai data ke-1
- S = Jumlah kasus dalam S

Random Forest

Random Forest merupakan algoritma klasifikasi berbasis *ensemble learning* yang menggabungkan banyak *Decision Tree* untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Setiap pohon dibangun menggunakan sampel data dan atribut yang dipilih secara acak, kemudian hasilnya digabungkan melalui mekanisme *majority voting*. Pendekatan tersebut membuat Random Forest mampu mengurangi *overfitting* serta meningkatkan akurasi dibandingkan penggunaan satu Decision Tree saja. Karena memiliki performa yang baik dalam mengolah data, Random Forest banyak digunakan untuk klasifikasi, prediksi, dan analisis tingkat kepentingan variabel pada berbagai bidang penelitian (Pulungan dkk, 2022).

$$Entropy(Y) = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i \dots\dots\dots (1)$$

Keterangan:

- Y = Himpunan Kasus

$p(c|Y)$ = Proporsi nilai Y terhadap kelas c

Rumus information gain dapat dilihat pada persamaan berikut.

$$information\ gain(Y, a) = Entropy(Y) - \sum_{c \in Values(a)} \left| \frac{Y_c}{Y} \right| * Entropy(Y_c) \dots \dots \dots (2)$$

Keterangan:

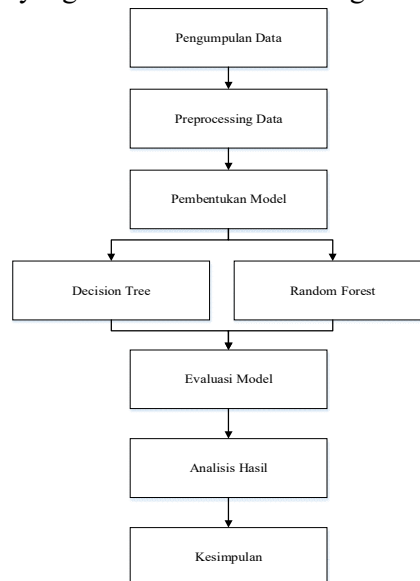
$Values(a)$ = Nilai yang mungkin dalam himpunan kasus a

Y_v = Subkelas dari kelas Y dengan kelas v

Y_a = Semua nilai yang sesuai dengan

3. Metode Penelitian

Tahapan penelitian merupakan serangkaian proses yang dilakukan secara sistematis mulai dari identifikasi masalah hingga penarikan kesimpulan. Setiap tahapan saling berkaitan untuk mencapai tujuan penelitian yang telah ditetapkan. Dalam penelitian ini, tahapan penelitian digunakan sebagai pedoman pelaksanaan penelitian untuk menganalisis pola tidur terhadap produktivitas belajar mahasiswa Universitas Labuhanbatu menggunakan algoritma Decision Tree dan Random Forest. Melalui tahapan yang telah disusun, diharapkan proses penelitian dapat berjalan secara terstruktur sehingga menghasilkan analisis dan kesimpulan yang sesuai dengan tujuan penelitian. Adapun tahapan penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

4. Hasil Dan Pembahasan

Pengumpulan Data

Pengumpulan data merupakan tahapan yang dilakukan untuk memperoleh data penelitian yang akan digunakan dalam proses analisis. Pada penelitian ini, data diperoleh melalui penyebaran kuesioner kepada 80 mahasiswa Universitas Labuhanbatu sebagai responden penelitian. Data yang diperoleh terdiri atas variabel independen (X), yaitu Durasi Tidur (X1), Kualitas Tidur (X2), Waktu Tidur (X3), Konsistensi Tidur (X4), dan Penggunaan Gadget Malam Hari (X5), serta variabel dependen (Y), yaitu Produktivitas Belajar. Setiap responden memberikan jawaban sesuai dengan kondisi yang dialami

melalui kuesioner yang telah disusun berdasarkan indikator masing-masing variabel. Nilai hasil pengisian kuesioner tersebut selanjutnya digunakan sebagai data penelitian yang akan diproses pada tahap berikutnya menggunakan algoritma Decision Tree dan Random Forest.

Variabel Independen (X)

Variabel independen (X) merupakan variabel bebas yang memengaruhi atau menjadi penyebab terjadinya perubahan pada variabel dependen dalam suatu penelitian. Variabel ini digunakan untuk mengetahui besarnya pengaruh terhadap hasil yang akan dianalisis. Pada penelitian ini, variabel independen digunakan sebagai dasar dalam proses klasifikasi untuk mengetahui pengaruh pola tidur terhadap produktivitas belajar mahasiswa.

Tabel 1. Variabel Independen (X)

Kode Variabel	Indikator Pola Tidur	Deskripsi
X1	Durasi Tidur	Jumlah jam tidur mahasiswa dalam satu malam
X2	Kualitas Tidur	Tingkat kenyamanan dan kedalaman tidur yang dirasakan
X3	Waktu Tidur	Kebiasaan waktu mulai tidur (awal atau larut malam)
X4	Konsistensi Tidur	Keteraturan jadwal tidur setiap hari
X5	Penggunaan Gadget Malam Hari	Intensitas penggunaan smartphone/laptop sebelum tidur

Kelas/Kategori (X)

Kelas/Kategori merupakan pengelompokan nilai dari setiap variabel independen berdasarkan kriteria yang telah ditentukan. Pengelompokan ini bertujuan untuk mempermudah proses pengolahan dan analisis data sehingga setiap jawaban responden dapat diklasifikasikan sesuai dengan kategori yang digunakan dalam penelitian.

Tabel 2. Kategori Variabel Independen (X)

X1	Durasi Tidur (X1)		
	Kelas	Kriteria	Nilai
	Pendek	< 6 jam	1
	Cukup	6 – 8 jam	2
X2	Kualitas Tidur (X2)		
	Kelas	Kriteria	Nilai
	Buruk	Sering terbangun, sulit tidur	1
	Cukup	Kadang terbangun	2
X3	Waktu Tidur (X3)		
	Kelas	Kriteria	Nilai
	Larut	> 24.00	1
	Normal	22.00 – 24.00	2
X4	Konsistensi Tidur (X4)		
	Kelas	Kriteria	Nilai
	Tidak Teratur	Jadwal tidur berubah-ubah	1
	Cukup Teratur	Kadang berubah	2
X5	Penggunaan Gadget Malam Hari (X5)		
	Kelas	Kriteria	Nilai
	Tinggi	> 2 jam sebelum tidur	1
	Sedang	1 – 2 jam	2
	Rendah	< 1 jam	3

Variabel Dependen (Y)

Variabel dependen (Y) merupakan variabel terikat yang dipengaruhi oleh variabel independen dalam suatu penelitian. Variabel ini menjadi hasil atau output yang dianalisis untuk mengetahui pengaruh dari setiap variabel independen. Pada penelitian ini, variabel dependen yang digunakan adalah Produktivitas Belajar mahasiswa.

Tabel 3. Variabel Dependen (Y)

Kelas Produktivitas	Nilai Rentang	Kriteria Umum
Rendah	< 1	Sering mengantuk, kurang fokus, sering terlambat/tidak hadir
Sedang	> 1 s.d < 2	Cukup fokus, kehadiran relatif baik
Tinggi	> 2	Fokus tinggi, kehadiran baik, siap mengikuti perkuliahan

Nilai Kuesioner

Nilai kuesioner merupakan hasil jawaban yang diberikan oleh responden terhadap setiap pertanyaan berdasarkan skala penilaian yang telah ditentukan. Nilai tersebut digunakan sebagai data penelitian yang selanjutnya diolah dan dianalisis untuk mengetahui hubungan antara variabel independen dengan variabel dependen menggunakan algoritma Decision Tree dan Random Forest.

Tabel 4. Nilai Kuesioner

No	Mahasiswa	Durasi Tidur	Kualitas Tidur	Waktu Tidur	Konsistensi Tidur	Penggunaan Gadget Malam Hari	Produktivitas Belajar
1	Rin*** Har***	Cukup	Cukup	Normal	Cukup Teratur	Sedang	Sedang
2	Ris*** Yus***	Panjang	Baik	Awal	Teratur	Rendah	Tinggi
3	Mut*** Cho***	Pendek	Cukup	Larut	Tidak Teratur	Tinggi	Sedang
4	Ris*** And*** Rit***	Pendek	Cukup	Larut	Tidak Teratur	Tinggi	Sedang
5	Dew*** Ros***	Cukup	Buruk	Larut	Tidak Teratur	Tinggi	Sedang
6	Elf*** Zah*** Yun***	Cukup	Cukup	Larut	Tidak Teratur	Tinggi	Sedang
7	Ris***	Panjang	Baik	Normal	Teratur	Sedang	Tinggi
8	Wio*** Eka Jan***	Cukup	Cukup	Normal	Tidak Teratur	Sedang	Sedang
9	Azi*** Anz*** Tan***	Pendek	Baik	Normal	Cukup Teratur	Sedang	Sedang
10	Sab***	Cukup	Cukup	Normal	Teratur	Sedang	Tinggi
11	Dia Awa***	Cukup	Baik	Normal	Cukup Teratur	Sedang	Tinggi
12	Ard***	Cukup	Cukup	Normal	Cukup Teratur	Sedang	Sedang
13	Kar*** Nas***	Cukup	Cukup	Normal	Cukup Teratur	Sedang	Sedang
14	Adi*** Ayu Les*** Nas***	Panjang	Cukup	Normal	Tidak Teratur	Tinggi	Sedang
15	Mus*** Ali Hsb	Cukup	Cukup	Normal	Tidak Teratur	Sedang	Sedang
16	Pus*** Zeg***	Cukup	Baik	Normal	Teratur	Tinggi	Tinggi
17	Luv*** Muf***	Cukup	Cukup	Awal	Tidak Teratur	Sedang	Sedang
18	Ald*** Nas***	Panjang	Baik	Normal	Cukup Teratur	Tinggi	Tinggi
19	Dit*** Mew*** Tan***	Cukup	Cukup	Larut	Tidak Teratur	Tinggi	Sedang
20	Ann***	Panjang	Baik	Normal	Cukup Teratur	Tinggi	Tinggi
...	...	...	...	...	...	...	...
80	Ras*** Dwi***	Pendek	Buruk	Larut	Tidak Teratur	Tinggi	Sedang

Praproses Data (*Preprocessing*)

Praproses data (*preprocessing*) merupakan tahapan yang dilakukan sebelum proses pembentukan model klasifikasi. Tahap ini bertujuan untuk mempersiapkan data agar memiliki kualitas yang baik dan sesuai dengan kebutuhan algoritma yang digunakan. Pada penelitian ini, data hasil kuesioner yang berjumlah 80 data diperiksa terlebih dahulu untuk memastikan kelengkapan dan konsistensinya, kemudian dibagi menjadi data training dan testing. Pembagian data ini dilakukan agar model dapat dilatih menggunakan sebagian data dan diuji menggunakan data yang berbeda sehingga performa algoritma dapat dievaluasi secara objektif. Adapun pembagian data yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

Data Training

Data training merupakan sekumpulan data yang digunakan untuk membangun atau melatih model klasifikasi menggunakan algoritma Decision Tree dan Random Forest. Pada penelitian ini, sebanyak 50 data digunakan sebagai data training. Data tersebut digunakan untuk mempelajari pola hubungan antara variabel Durasi Tidur (X1), Kualitas Tidur (X2), Waktu Tidur (X3), Konsistensi Tidur (X4), Penggunaan Gadget Malam Hari (X5), terhadap variabel Produktivitas Belajar (Y).

Tabel 5. Data Taraining

No	Mahasiswa	Durasi Tidur	Kualitas Tidur	Waktu Tidur	Konsistensi Tidur	Penggunaan Gadget Malam Hari	Produktivitas Belajar
1	Rin*** Har***	Cukup	Cukup	Normal	Cukup Teratur	Sedang	Sedang
2	Ris*** Yus***	Panjang	Baik	Awal	Teratur	Rendah	Tinggi
3	Mut*** Cho***	Pendek	Cukup	Larut	Tidak Teratur	Tinggi	Sedang
4	Ris*** And*** Rit***	Pendek	Cukup	Larut	Tidak Teratur	Tinggi	Sedang
5	Dew*** Ros***	Cukup	Buruk	Larut	Tidak Teratur	Tinggi	Sedang
6	Elf*** Zah*** Yun***	Cukup	Cukup	Larut	Tidak Teratur	Tinggi	Sedang
7	Ris***	Panjang	Baik	Normal	Teratur	Sedang	Tinggi
8	Wio*** Eka Jan***	Cukup	Cukup	Normal	Tidak Teratur	Sedang	Sedang
9	Azi*** Anz*** Tan***	Pendek	Baik	Normal	Cukup Teratur	Sedang	Sedang
10	Sab***	Cukup	Cukup	Normal	Teratur	Sedang	Tinggi
11	Dia Awa***	Cukup	Baik	Normal	Cukup Teratur	Sedang	Tinggi
12	Ard***	Cukup	Cukup	Normal	Cukup Teratur	Sedang	Sedang
13	Kar*** Nas***	Cukup	Cukup	Normal	Cukup Teratur	Sedang	Sedang
14	Adi*** Ayu Les*** Nas***	Panjang	Cukup	Normal	Tidak Teratur	Tinggi	Sedang
15	Mus*** Ali Hsb	Cukup	Cukup	Normal	Tidak Teratur	Sedang	Sedang
16	Pus*** Zeg***	Cukup	Baik	Normal	Teratur	Tinggi	Tinggi
17	Luv*** Muf***	Cukup	Cukup	Awal	Tidak Teratur	Sedang	Sedang
18	Ald*** Nas***	Panjang	Baik	Normal	Cukup Teratur	Tinggi	Tinggi
19	Dit*** Mew*** Tan***	Cukup	Cukup	Larut	Tidak Teratur	Tinggi	Sedang
20	Ann***	Panjang	Baik	Normal	Cukup Teratur	Tinggi	Tinggi
...	...	...	...	...	...	...	...
50	Zak*** Has***	Cukup	Cukup	Normal	Cukup Teratur	Rendah	Tinggi

Data Testing

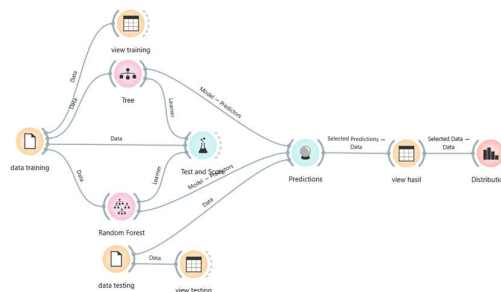
Data testing merupakan sekumpulan data yang digunakan untuk menguji hasil klasifikasi dari model yang telah dibentuk menggunakan data training. Pada penelitian ini, sebanyak 30 data digunakan sebagai data testing. Pengujian dilakukan untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan data baru serta mengevaluasi performa algoritma Decision Tree dan Random Forest berdasarkan hasil klasifikasi yang diperoleh.

Tabel 6. Data Testing

No	Mahasiswa	Durasi Tidur	Kualitas Tidur	Waktu Tidur	Konsistensi Tidur	Penggunaan Gadget Malam Hari	Produktivitas Belajar
1	Suc*** Her***	Cukup	Cukup	Normal	Cukup Teratur	Rendah	Tinggi
2	Don*** Adr***	Cukup	Cukup	Normal	Cukup Teratur	Rendah	Tinggi
3	Rya*** Gus***	Cukup	Cukup	Normal	Cukup Teratur	Rendah	Tinggi
4	Dim*** Ald***	Cukup	Cukup	Normal	Cukup Teratur	Rendah	Tinggi
5	Yol*** Lis***	Cukup	Cukup	Normal	Cukup Teratur	Rendah	Tinggi
6	Abb*** Pat***	Cukup	Cukup	Normal	Cukup Teratur	Rendah	Tinggi
7	Ilh*** Tri***	Cukup	Cukup	Normal	Cukup Teratur	Rendah	Tinggi
8	Sit*** Sar***	Cukup	Cukup	Normal	Cukup Teratur	Rendah	Tinggi
9	Nur*** Pas***	Cukup	Cukup	Normal	Cukup Teratur	Rendah	Tinggi
10	Seg*** Pra***	Cukup	Cukup	Normal	Cukup Teratur	Rendah	Tinggi
11	M Afr***	Cukup	Cukup	Normal	Cukup Teratur	Rendah	Tinggi
12	Alr***	Pendek	Buruk	Larut	Tidak Teratur	Tinggi	Sedang
13	Her***	Pendek	Buruk	Larut	Tidak Teratur	Tinggi	Sedang
14	Fad***	Pendek	Buruk	Larut	Tidak Teratur	Tinggi	Sedang
15	Alz***	Pendek	Buruk	Larut	Tidak Teratur	Tinggi	Sedang
...	...	...	...	...	...	...	...
30	Ras*** Dwi***	Pendek	Buruk	Larut	Tidak Teratur	Tinggi	Sedang

Pembentukan Model

Pembentukan model merupakan tahapan yang dilakukan untuk membangun model klasifikasi berdasarkan data yang telah dipersiapkan pada tahap sebelumnya. Pada penelitian ini, proses pembentukan model dilakukan menggunakan aplikasi Orange Data Mining, yaitu perangkat lunak berbasis visual programming yang menyediakan berbagai metode analisis data dan algoritma klasifikasi. Model yang dibangun menggunakan dua algoritma, yaitu Decision Tree dan Random Forest, dengan tujuan untuk membandingkan performa kedua algoritma dalam mengklasifikasikan produktivitas belajar mahasiswa berdasarkan variabel pola tidur.



Gambar 2. Pembentukan Model

Proses pembentukan model pada aplikasi Orange Data Mining diawali dengan memasukkan data training yang berisi 50 data sebagai data pelatihan model. Data training tersebut kemudian dihubungkan dengan widget Tree untuk membentuk model klasifikasi menggunakan algoritma Decision Tree, dan widget Random Forest untuk membentuk

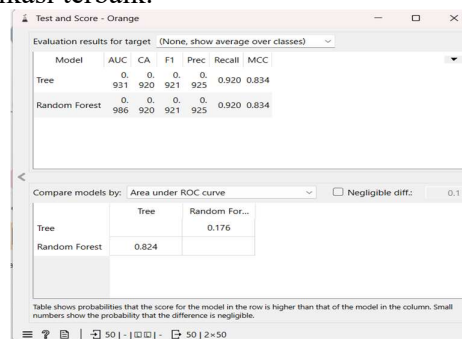
model menggunakan algoritma Random Forest. Sebelum proses pembentukan model dilakukan, data training juga dihubungkan ke widget View Training untuk menampilkan isi data yang digunakan sebagai data pelatihan.

Selanjutnya, model yang dihasilkan oleh algoritma Decision Tree dan Random Forest dihubungkan ke widget Predictions melalui widget Test and Score. Pada tahap ini, Test and Score berfungsi untuk menerima model yang telah dibangun serta data yang akan digunakan dalam proses pengujian. Sementara itu, data testing yang berjumlah 30 data dihubungkan langsung ke widget Predictions sebagai data yang akan diprediksi. Data testing juga dihubungkan ke widget View Testing untuk menampilkan isi data pengujian.

Widget Predictions kemudian menghasilkan prediksi kelas berdasarkan model yang telah dibangun. Hasil prediksi tersebut selanjutnya ditampilkan melalui widget View Hasil sehingga memudahkan proses pengamatan terhadap hasil klasifikasi. Tahap terakhir, hasil prediksi dihubungkan ke widget Distributions untuk menampilkan distribusi data berdasarkan hasil klasifikasi yang diperoleh dari algoritma Decision Tree dan Random Forest, sehingga mempermudah proses analisis dan perbandingan hasil kedua algoritma.

Evaluasi Model

Evaluasi model merupakan tahapan yang dilakukan untuk mengukur tingkat kinerja model klasifikasi yang telah dibentuk menggunakan algoritma Decision Tree dan Random Forest. Pada penelitian ini, proses evaluasi dilakukan menggunakan widget Test and Score pada aplikasi Orange Data Mining. Evaluasi bertujuan untuk mengetahui tingkat kemampuan masing-masing algoritma dalam mengklasifikasikan data berdasarkan beberapa metrik pengujian, yaitu AUC (Area Under Curve), CA (Classification Accuracy), F1-Score, Precision, Recall, dan MCC (Matthews Correlation Coefficient). Hasil evaluasi tersebut selanjutnya digunakan sebagai dasar untuk membandingkan performa kedua algoritma sehingga dapat diketahui algoritma yang memberikan hasil klasifikasi terbaik.



Gambar 3. Evaluasi Model

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree memperoleh nilai AUC sebesar 0,931, Classification Accuracy (CA) sebesar 0,920, F1-Score sebesar 0,921, Precision sebesar 0,925, Recall sebesar 0,920, dan MCC sebesar 0,834. Sementara itu, algoritma Random Forest memperoleh nilai AUC sebesar 0,986, Classification Accuracy (CA) sebesar 0,920, F1-Score sebesar 0,921, Precision sebesar 0,925, Recall sebesar 0,920, dan MCC sebesar 0,834.

Berdasarkan hasil tersebut, algoritma Random Forest memiliki nilai AUC yang lebih tinggi dibandingkan Decision Tree, yaitu 0,986 berbanding 0,931. Namun, pada metrik Classification Accuracy (CA), F1-Score, Precision, Recall, dan MCC, kedua

algoritma memperoleh nilai yang sama, yaitu CA sebesar 0,920, F1-Score sebesar 0,921, Precision sebesar 0,925, Recall sebesar 0,920, dan MCC sebesar 0,834. Hal ini menunjukkan bahwa kedua algoritma memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat baik dalam menganalisis produktivitas belajar mahasiswa berdasarkan variabel pola tidur, meskipun Random Forest memiliki kemampuan yang lebih baik dalam membedakan kelas berdasarkan nilai AUC.

Selain itu, pada bagian Compare Models by Area Under ROC Curve, terlihat nilai probabilitas 0,824 pada Random Forest terhadap Decision Tree, sedangkan Decision Tree terhadap Random Forest memperoleh nilai 0,176. Hasil tersebut menunjukkan bahwa berdasarkan metrik Area Under ROC Curve (AUC), algoritma Random Forest memiliki peluang performa yang lebih baik dibandingkan Decision Tree. Oleh karena itu, pada penelitian ini algoritma Random Forest dapat dianggap sebagai metode yang memberikan performa klasifikasi terbaik dalam menganalisis hubungan pola tidur terhadap produktivitas belajar mahasiswa Universitas Labuhanbatu.

Analisis Hasil

Analisis hasil merupakan tahapan untuk menginterpretasikan hasil klasifikasi yang diperoleh dari algoritma Decision Tree dan Random Forest. Pada tahap ini dilakukan pembahasan terhadap hasil prediksi yang dihasilkan oleh kedua algoritma berdasarkan data testing yang telah digunakan. Selain itu, analisis juga dilakukan untuk melihat distribusi hasil klasifikasi sehingga dapat diketahui perbedaan hasil prediksi antara algoritma Decision Tree dan Random Forest dalam menganalisis produktivitas belajar mahasiswa berdasarkan variabel pola tidur.

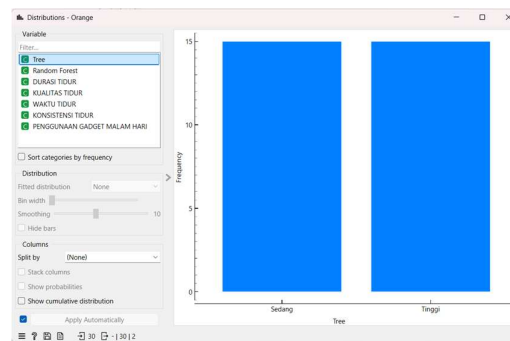
MAHASISWA	Tree	Random Forest	DURASI TIDUR		KUALITAS TIDUR		WAKTU TIDUR	KONSISTENSI TIDUR	PENGUNAAN GADGET MALAM HARI
1	Suci Hidayati	Tinggi	Tinggi	Cukup	Cukup	Normal	Cukup	Tenatar	Rendah
2	Doni Adrian	Tinggi	Tinggi	Cukup	Cukup	Normal	Cukup	Tenatar	Rendah
3	Ryan Gusliah	Tinggi	Tinggi	Cukup	Cukup	Normal	Cukup	Tenatar	Rendah
4	Dinaul Killy	Tinggi	Tinggi	Cukup	Cukup	Normal	Cukup	Tenatar	Rendah
5	Nelanda Lelia	Tinggi	Tinggi	Cukup	Cukup	Normal	Cukup	Tenatar	Rendah
6	Akiba Febha	Tinggi	Tinggi	Cukup	Cukup	Normal	Cukup	Tenatar	Rendah
7	Wan Triandi	Tinggi	Tinggi	Cukup	Cukup	Normal	Cukup	Tenatar	Rendah
8	Shi Saka	Tinggi	Tinggi	Cukup	Cukup	Normal	Cukup	Tenatar	Rendah
9	Nurmalia Perti...	Tinggi	Tinggi	Cukup	Cukup	Normal	Cukup	Tenatar	Rendah
10	Sengul Pheyntro	Tinggi	Tinggi	Cukup	Cukup	Normal	Cukup	Tenatar	Rendah
11	W Alwadi	Tinggi	Tinggi	Cukup	Cukup	Normal	Cukup	Tenatar	Rendah
12	Alwadi	Sedang	Sedang	Perseok	Buruk	Laut	Tidak	Tenatar	Tinggi
13	Nermanto	Sedang	Sedang	Perseok	Buruk	Laut	Tidak	Tenatar	Tinggi
14	Fady	Sedang	Sedang	Perseok	Buruk	Laut	Tidak	Tenatar	Tinggi
15	Alwadi	Sedang	Sedang	Perseok	Buruk	Laut	Tidak	Tenatar	Tinggi
16	Sawadny	Sedang	Sedang	Perseok	Buruk	Laut	Tidak	Tenatar	Tinggi
17	Sarkia	Sedang	Sedang	Perseok	Buruk	Laut	Tidak	Tenatar	Tinggi
18	Juliana	Tinggi	Tinggi	Parjang	Bak	Awal	Tenatar	Sedang	
19	Saleha	Tinggi	Tinggi	Parjang	Bak	Awal	Tenatar	Sedang	
20	Jaelia	Tinggi	Tinggi	Parjang	Bak	Awal	Tenatar	Sedang	
21	Alqamayah	Tinggi	Tinggi	Parjang	Bak	Awal	Tenatar	Sedang	
22	Andhanyah	Sedang	Sedang	Perseok	Buruk	Laut	Tidak	Tenatar	Tinggi
23	Alwadi	Sedang	Sedang	Perseok	Buruk	Laut	Tidak	Tenatar	Tinggi
24	Alwadi	Sedang	Sedang	Perseok	Buruk	Laut	Tidak	Tenatar	Tinggi
25	Winu	Sedang	Sedang	Perseok	Buruk	Laut	Tidak	Tenatar	Tinggi
26	Wadman	Sedang	Sedang	Perseok	Buruk	Laut	Tidak	Tenatar	Tinggi
27	Rahmatullah	Sedang	Sedang	Perseok	Buruk	Laut	Tidak	Tenatar	Tinggi
28	Indi Nanyah	Sedang	Sedang	Perseok	Buruk	Laut	Tidak	Tenatar	Tinggi
29	Khalid Utami	Sedang	Sedang	Perseok	Buruk	Laut	Tidak	Tenatar	Tinggi
30	Rahmatia Danti...	Sedang	Sedang	Perseok	Buruk	Laut	Tidak	Tenatar	Tinggi

Gambar 4. Hasil Analisis

Berdasarkan gambar diatas, ditampilkan hasil prediksi terhadap 30 data testing menggunakan algoritma Decision Tree dan Random Forest. Tabel tersebut menampilkan hasil klasifikasi masing-masing mahasiswa berdasarkan variabel Durasi Tidur, Kualitas Tidur, Waktu Tidur, Konsistensi Tidur, dan Penggunaan Gadget Malam Hari. Hasil prediksi dari kedua algoritma dikelompokkan ke dalam dua kategori produktivitas belajar, yaitu Sedang dan Tinggi.

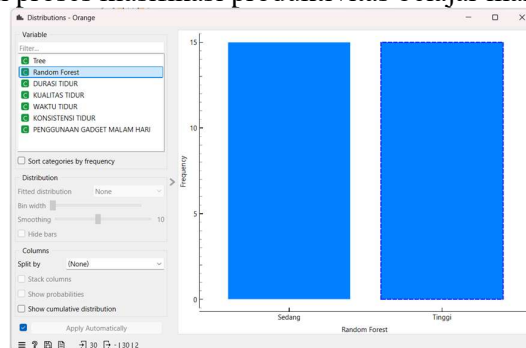
Hasil prediksi menunjukkan bahwa seluruh data testing memperoleh hasil klasifikasi yang sama antara algoritma Decision Tree dan Random Forest. Sebanyak 15 mahasiswa diklasifikasikan ke dalam kategori Tinggi, sedangkan 15 mahasiswa lainnya diklasifikasikan ke dalam kategori Sedang. Tidak terdapat perbedaan hasil prediksi pada setiap data mahasiswa, sehingga kedua algoritma menghasilkan klasifikasi yang konsisten terhadap data pengujian.

Kesamaan hasil klasifikasi tersebut menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree dan Random Forest sama-sama mampu mengenali pola hubungan antara variabel Durasi Tidur, Kualitas Tidur, Waktu Tidur, Konsistensi Tidur, dan Penggunaan Gadget Malam Hari terhadap produktivitas belajar mahasiswa. Meskipun hasil prediksi pada data testing identik, berdasarkan hasil evaluasi model pada subbab sebelumnya, algoritma Random Forest tetap menunjukkan performa yang lebih baik karena memperoleh nilai AUC sebesar 0,986, lebih tinggi dibandingkan Decision Tree yang memperoleh nilai AUC sebesar 0,931. Hal tersebut menunjukkan bahwa Random Forest memiliki kemampuan yang lebih baik dalam membedakan kelas meskipun kedua algoritma menghasilkan hasil klasifikasi yang sama pada data pengujian.



Gambar 5. Visualisasi Tree

Berdasarkan gambar diatas, distribusi hasil klasifikasi menggunakan algoritma Decision Tree menunjukkan bahwa dari 30 data testing, terdapat 15 mahasiswa yang diklasifikasikan ke dalam kategori Sedang dan 15 mahasiswa lainnya diklasifikasikan ke dalam kategori Tinggi. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kedua kategori memiliki jumlah yang sama sehingga distribusi data tergolong seimbang. Distribusi tersebut memberikan gambaran bahwa algoritma Decision Tree mampu mengklasifikasikan data testing secara merata antara kategori Sedang dan Tinggi berdasarkan karakteristik pola tidur mahasiswa. Dengan jumlah prediksi yang seimbang pada kedua kategori, model Decision Tree menunjukkan bahwa tidak terdapat kecenderungan yang dominan terhadap salah satu kelas dalam proses klasifikasi produktivitas belajar mahasiswa.



Gambar 6. Visualisasi Forest

Berdasarkan gambar diatas, distribusi hasil klasifikasi menggunakan algoritma Random Forest menunjukkan bahwa dari 30 data testing, terdapat 15 mahasiswa yang diklasifikasikan ke dalam kategori Sedang dan 15 mahasiswa lainnya diklasifikasikan ke dalam kategori Tinggi. Hasil tersebut menunjukkan bahwa distribusi hasil klasifikasi pada kedua kategori memiliki jumlah yang sama sehingga tidak terdapat kategori yang lebih

dominan. Distribusi tersebut menunjukkan bahwa algoritma Random Forest mampu mengklasifikasikan data testing secara seimbang antara kategori Sedang dan Tinggi berdasarkan variabel pola tidur mahasiswa. Hasil ini juga sejalan dengan distribusi yang dihasilkan oleh algoritma Decision Tree, di mana kedua algoritma menghasilkan jumlah klasifikasi yang sama pada setiap kategori. Meskipun demikian, berdasarkan hasil evaluasi model pada subbab sebelumnya, algoritma Random Forest tetap menunjukkan performa yang lebih baik karena memperoleh nilai AUC sebesar 0,986, lebih tinggi dibandingkan algoritma Decision Tree yang memperoleh nilai AUC sebesar 0,931. Dengan demikian, Random Forest dinilai lebih optimal dalam melakukan klasifikasi produktivitas belajar mahasiswa berdasarkan pola tidur meskipun distribusi hasil klasifikasi kedua algoritma menunjukkan jumlah yang sama.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai Analisis Pola Tidur Dalam Produktivitas Belajar Menggunakan Algoritma Decision Tree dan Random Forest Pada Mahasiswa Universitas Labuhanbatu, dapat disimpulkan bahwa pola tidur memiliki pengaruh terhadap produktivitas belajar mahasiswa. Analisis dilakukan berdasarkan lima variabel, yaitu Durasi Tidur, Kualitas Tidur, Waktu Tidur, Konsistensi Tidur, dan Penggunaan Gadget Malam Hari sebagai variabel independen, sedangkan Produktivitas Belajar digunakan sebagai variabel dependen. Data penelitian diperoleh melalui penyebaran kuesioner kepada 80 mahasiswa, kemudian dibagi menjadi 50 data training dan 30 data testing untuk proses pembentukan dan pengujian model menggunakan aplikasi Orange Data Mining. Hasil evaluasi model menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree memperoleh nilai AUC sebesar 0,931, Classification Accuracy (CA) sebesar 0,920, F1-Score sebesar 0,921, Precision sebesar 0,925, Recall sebesar 0,920, dan MCC sebesar 0,834. Sementara itu, algoritma Random Forest memperoleh nilai AUC sebesar 0,986, Classification Accuracy (CA) sebesar 0,920, F1-Score sebesar 0,921, Precision sebesar 0,925, Recall sebesar 0,920, dan MCC sebesar 0,834. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kedua algoritma memiliki performa klasifikasi yang sangat baik, namun Random Forest memiliki kemampuan yang lebih baik dalam membedakan kelas berdasarkan nilai Area Under Curve (AUC) yang lebih tinggi.

Selain itu, hasil klasifikasi terhadap 30 data testing menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree maupun Random Forest menghasilkan prediksi yang sama, yaitu 15 mahasiswa diklasifikasikan ke dalam kategori Sedang dan 15 mahasiswa diklasifikasikan ke dalam kategori Tinggi. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa kedua algoritma mampu mengklasifikasikan produktivitas belajar mahasiswa secara konsisten berdasarkan variabel pola tidur. Namun, berdasarkan hasil evaluasi model, algoritma Random Forest lebih direkomendasikan untuk diterapkan pada penelitian ini karena memiliki nilai AUC yang lebih tinggi, sehingga dinilai lebih baik dalam membangun model klasifikasi produktivitas belajar mahasiswa berdasarkan pola tidur.

6. Daftar Pustaka

- Adytya, I. G. N., & Sudrajat, B. (2025). Penilaian Prestasi Pekerja Pada Bidang Penanganan Prasarana Dan Sarana Umum Menggunakan Algoritma Decision Tree C4. 5. *SMATIKA STIKI Inform. J*, 15(1), 24-36.
- Aktavera, B., & Wijaya, H. O. L. (2023). Klasifikasi Produk Menggunakan Algoritma Decision Tree. *Jurnal Teknologi Informasi Mura*, 15(1), 24-29.

- Anam, M. H. K., Kurnianingtyas, D., & Soebroto, A. A. (2026). Implementasi Algoritma Random Forest Untuk Prediksi Churn Pada Pelanggan Retail Online. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 10(4).
- Fitriyani, D., Amelia, M., & Yuliana, S. S. (2025). Penerapan algoritma random forest untuk klasifikasi gangguan tidur berdasarkan pola kehidupan sehari-hari. *Jurnal Aplikasi Informatika dan Multimedia*, 1(1), 21-26.
- Hidayat, H., Sunyoto, A., & Al Fatta, H. (2023). Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Random Forest Clasifier. *Jurnal SISKOM-KB (Sistem Komputer dan Kecerdasan Buatan)*, 7(1), 31-40.
- Khalim, K. A., Hayati, U., & Bahtiar, A. (2023). Perbandingan Prediksi Penyakit Hipertensi Menggunakan Metode Random Forest Dan Naïve Bayes. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(1), 498-504.
- Lailiya, N. H., & Chasanah, U. (2025). HUBUNGAN POLA TIDUR TERHADAP KONSENTRASI DAN FOKUS BELAJAR PESERTA DIDIK. *Pendas: Jurnal Ilmiah Pendidikan Dasar*, 10(04), 288-296.
- Mardiansa, M., Sari, H. L., & Prahasti, P. (2023). Penerapan Data Mining Untuk Mengetahui Minat Siswa Pada Pelajaran IPA Menggunakan Metode K-Means Clustering. *Jurnal Multidisiplin Dehasen (MUDE)*, 2(4), 693-702.
- Marliana, L., Alam, F. S. N., & Utami, R. S. (2025). Sosialisasi manajemen waktu untuk mendorong peningkatan produktivitas belajar siswa. *BERNAS: Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, 6(1), 516-520.
- Maulidah, M., & Hidayati, N. (2024). Prediksi Kesehatan Tidur Dan Gaya Hidup Menggunakan Machine Learning. *CONTEN: Computer and Network Technology*, 4(1), 81-86.
- Munthe, M., & Lase, F. (2022). Faktor-faktor dominan yang mempengaruhi kegiatan belajar mahasiswa. *Educativo: Jurnal Pendidikan*, 1(1), 216-225.
- Natasya, S. V., & Awangga, R. M. (2023). PROFILING MAHASISWA DAN ALUMNI MENGGUNAKAN METODE DECISION TREE. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(2), 1359-1363.
- Nawawi, I., & Fatah, Z. (2024). Penerapan Decision Trees dalam Mendeteksi Pola Tidur Sehat Berdasarkan Kebiasaan Gaya Hidup. *Jurnal Ilmiah Sains Teknologi Dan Informasi*, 2(4), 34-41.
- Nazifah, N., & Prianto, C. (2023). Analisis Perbandingan Decision Tree Algoritma C4. 5 dengan algoritma lainnya: Systematic Literature Review. *Jurnal Informatika dan Teknologi Komputer (J-ICOM)*, 4(2), 57-64.
- Nuban, M. P., Setiawaty, T., & Asrial, A. (2025). PENGARUH DISIPLIN TERHADAP PRODUKTIVITAS BELAJAR MAHASISWA PROGRAM STUDI PENDIDIKAN TEKNIK BANGUNAN UNIVERSITAS NUSA CENDANA. *Jurnal Batakarang*, 6(2), 9-14.
- Nurani, S., Syahra, Y., & Calam, A. (2023). Penerapan Data Mining Dalam Clustering Pencapaian Target Penjualan Menggunakan Algoritma K-Means. *Jurnal Sistem Informasi Triguna Dharma (JURSI TGD)*, 2(3), 355-363.
- Nurindah, A. R., Alfiah, A., Zahra, A. A. I., Alhafiz, A. Z., Salsabila, C., Netami, D. A., & Saputri, E. D. (2026). Edukasi Pola Tidur Sehat Sebagai Upaya Pencegahan Insomnia Pada Remaja. *Jurnal Medika: Medika*, 5(1), 962-967.
- Pebdika, A., Herdiana, R., & Solihudin, D. (2023). Klasifikasi Menggunakan Metode Naive Bayes Untuk Menentukan Calon Penerima Pip. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(1), 452-458.

- Pulungan, M. R. U., Ratnawati, D. E., & Rahayudi, B. (2022). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi PeduliLindungi dengan Metode Random Forest. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 6(9), 4378-4385.
- Putri, R. T., & Saipullah, S. (2025). Faktor-faktor yang mempengaruhi produktivitas belajar pada siswa/i di SMAN 1 Syiah Utama Kabupaten Bener Meriah. *Jurnal Promotif Preventif*, 8(1), 112-120.
- Putro, A. W. G. P., & Setiadi, T. (2023). Penerapan Klasifikasi Decision Tree (C4. 5) untuk memprediksi kelulusan siswa sekolah dasar di Kecamatan Juai. *Jurnal Format*, 12(2), 151-157.
- Saputri, D., & Isa, M. (2024). Pengaruh Pola Tidur, Asupan Kafein, Dan Gangguan Emosi Terhadap Aktivitas Belajar Mahasiswa Universitas Muhammadiyah Surakarta. *Determinasi: Jurnal Penelitian Ekonomi Manajemen dan Akuntansi*, 2(2), 19-27.
- Sebayang, E. R. B., Chrisnanto, Y. H., & Melina, M. (2023). Klasifikasi Data Kesehatan Mental di Industri Teknologi Menggunakan Algoritma Random Forest. *IJESPG (International Journal of Engineering, Economic, Social Politic and Government)*, 1(3), 237-253.
- Yani, A., Azmi, Z., & Suherdi, D. (2023). Implementasi Data Mining Menganalisa Data Penjualan Menggunakan Algoritma K-Means Clustering. *Jurnal Sistem Informasi Triguna Dharma (JURSI TGD)*, 2(2), 315-323.
- Zain, M. A., & Hanif, M. I. (2023). Optimalisasi Manajemen Waktu Tidur Demi Meningkatkan Produktivitas Remaja Dengan Pendekatan Kesehatan Dan Nilai-Nilai Islam. *Jurnal bintang manajemen*, 1(4), 153-161.