
Klasifikasi Pengaruh Negatif Game online Bagi Remaja Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

Romadon Goring Siregar¹, Aidil Halim Lubis² & Muhammad Ikhsan³

^{1,2,3}) Ilmu Komputer, Fakultas Sains dan Teknologi,
Universitas Islam Negeri Sumatera Utara

*Corresponding Email: romadonregar69@gmail.com

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan pengaruh negatif *game online* bagi remaja menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Data diperoleh dari 265 siswa/siswi SMA Negeri 2 Padang Bolak dan diklasifikasikan ke dalam tiga tingkat: Ringan, Sedang, dan Parah. Sebanyak 250 data digunakan untuk pelatihan dan 15 data untuk pengujian. Hasil pengujian menunjukkan bahwa 12 dari 15 data berhasil diklasifikasikan dengan benar (akurasi 80%). *Precision* dan *recall* tertinggi terdapat pada kelas Ringan dan Sedang, sementara kelas Parah tidak terdeteksi. *Naïve Bayes* efektif untuk klasifikasi ringan dan sedang, namun perlu perbaikan untuk kelas parah.

Kata Kunci: *Naïve Bayes*, klasifikasi, pengaruh negatif, *game online*, *machine learning*.

Abstract

Using the *Naïve Bayes* algorithm, data was collected from 265 students of SMA Negeri 2 Padang Bolak and classified into three levels: Mild, Moderate, and Severe. A total of 250 data points were used for training and 15 for testing. The test results showed that 12 out of 15 data points were correctly classified (80% accuracy). *Precision* and *recall* were highest for the Mild and Moderate classes, while the Severe class was not detected. *Naïve Bayes* is effective for classifying mild and moderate impacts but requires improvement for the severe category.

Keywords: *Naïve Bayes*, classification, negative impact, online gaming, machine learning.

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah memberikan kemudahan dalam berbagai aspek kehidupan manusia, termasuk dalam dunia hiburan (Fikri et al., 2024). Salah satu bentuk pemanfaatan teknologi tersebut adalah *game online* yang kini menjadi fenomena umum di kalangan remaja. *Game online* menawarkan hiburan interaktif dengan tampilan grafis, audio, serta sistem permainan yang menarik.

Selain berfungsi sebagai sarana hiburan, *game online* juga dapat menjalin pertemanan baru dan bahkan membuka peluang ekonomi (Asmiati & Fatmawati, 2020).

Namun demikian, penggunaan *game online* yang berlebihan dapat memberikan dampak negatif terutama pada remaja. Hasil survei di SMA Negeri 2 Padang Bolak menunjukkan bahwa sebagian besar siswa menghabiskan waktu hingga 9 jam per hari untuk bermain *game online* (Agus Setiani & Nasution, 2023). Kebiasaan ini mengarah pada gangguan akademik, sosial, serta psikologis seperti kesulitan konsentrasi dan gangguan tidur, yang merupakan gejala dari *Internet Addictive Disorder*. Salah satu penyebab utama kondisi ini adalah kurangnya pengawasan dari lingkungan keluarga dan kontrol diri yang rendah pada remaja (Rahmayanti et al., 2024).

Dalam hal ini, diperlukan sistem klasifikasi untuk mengidentifikasi tingkat pengaruh negatif dari *game online* secara efektif. Algoritma *Naïve Bayes* menjadi salah satu metode yang sesuai karena kemampuannya dalam mengklasifikasi data berbasis probabilistik. Metode ini telah banyak digunakan dalam klasifikasi data teks maupun kategorikal, dengan asumsi independensi antar fitur. Meskipun asumsi ini tidak selalu terpenuhi dalam praktik, *Naïve Bayes* tetap terbukti efektif, terutama untuk dataset yang besar dan kompleks (Livienia et al., 2021).

Klasifikasi merupakan proses untuk mengelompokkan data ke dalam kelas-kelas tertentu berdasarkan karakteristik tertentu (Junaidi et al., 2024). Dalam konteks ini, algoritma *Naïve Bayes* digunakan sebagai metode klasifikasi berbasis probabilitas yang bekerja dengan prinsip Teorema Bayes, serta mengasumsikan independensi antar fitur (Nasution & Fatonah, 2023). Metode ini dikenal sederhana namun efektif, terutama pada data dengan jumlah besar dan kompleksitas tinggi.

Penerapan metode *Naïve Bayes* telah banyak diteliti oleh beberapa ahli, seperti yang dilakukan oleh (Putro et al. 2020) menerapkan metode *Naïve Bayes* untuk klasifikasi pelanggan berdasarkan jumlah pembelian, interval waktu, dan lokasi. Dari

100 data, metode ini menghasilkan akurasi 92%, *precision* 100%, dan *recall* 91%, membuktikan efektivitas nya dalam mengidentifikasi pelanggan potensial.

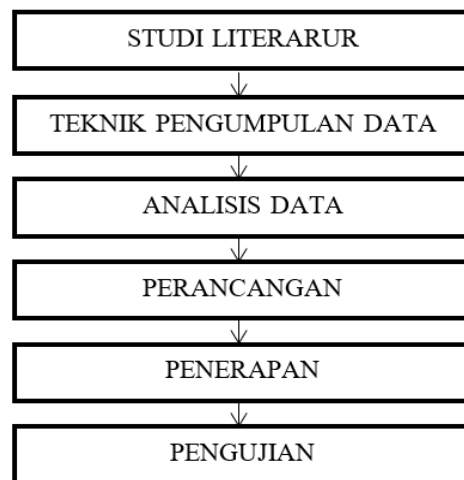
Penelitian sebelumnya menggunakan metode *Naïve Bayes* untuk klasifikasi pelanggan berdasarkan jumlah pembelian, interval waktu, dan lokasi. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode ini mampu memprediksi pelanggan berpotensi dengan akurasi tinggi. Penelitian ini mengadopsi pendekatan serupa namun dengan atribut dan konteks berbeda, yaitu perilaku adiktif terhadap *game online*.

Berdasarkan pemaparan masalah di atas, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi berbasis algoritma *Naïve Bayes* yang mampu mengidentifikasi remaja dengan potensi risiko kecanduan *game online*. Sistem ini diharapkan dapat mendukung upaya pencegahan serta penanganan lanjutan oleh pihak-pihak terkait, seperti guru, orang tua, dan tenaga kesehatan.

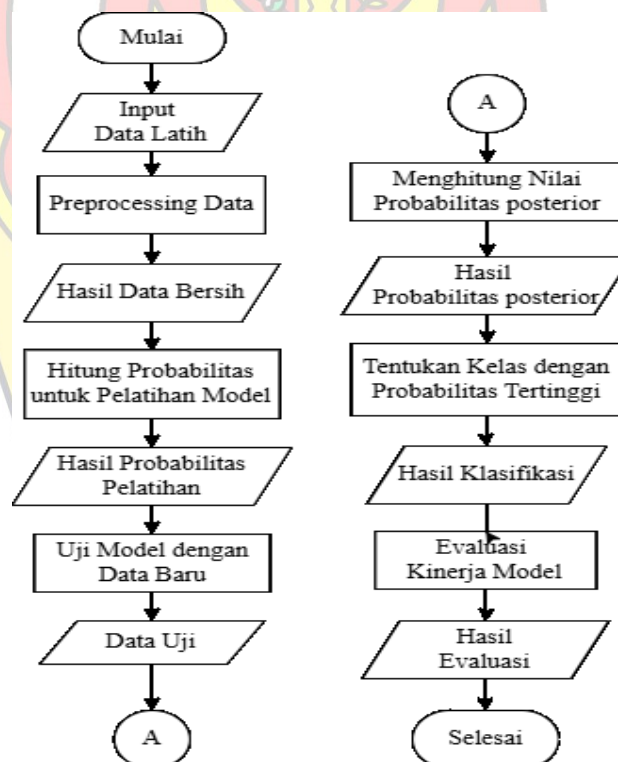
METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan klasifikasi berbasis algoritma *Naïve Bayes* untuk mengelompokkan tingkat kecanduan *game online* pada remaja (Djaali, 2021). Data yang digunakan diperoleh melalui penyebaran kuesioner yang dirancang berdasarkan indikator perilaku kecanduan, seperti durasi bermain, gangguan akademik dan sosial, pola tidur, serta kesulitan mengontrol diri (Pania et al., 2024). Setelah data dikumpulkan, dilakukan tahap pra proses data, pelabelan tingkat kecanduan, dan pemisahan data menjadi data latih dan data uji. Algoritma *Naïve Bayes* dipilih karena mampu mengolah data berbasis probabilistik secara efisien dan memberikan hasil klasifikasi yang akurat meskipun dengan jumlah data terbatas (Haikal et al., 2024).

Untuk memperoleh hasil penelitian yang sesuai dengan tujuan yang diharapkan, diperlukan suatu rancangan kerja penelitian yang terstruktur (Ramadandi & Jahring, 2020). Rancangan kerja tersebut dituangkan dalam bentuk kerangka kerja penelitian yang divisualisasikan pada Gambar 1.

**Gambar 1.** Kerangka Penelitian

Selain kerangka kerja penelitian, dalam penelitian ini juga diperlukan metode klasifikasi yang tepat untuk mengolah data. Metode yang digunakan adalah algoritma *Naïve Bayes*, yaitu teknik klasifikasi berbasis probabilitas yang mengasumsikan antar fitur saling independen (Sihombing, 2021). Alur penerapan metode ini secara ringkas digambarkan pada *flowchart* di Gambar 2.

**Gambar 2.** Flowchart algoritma *Naïve Bayes*

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis Data

Penelitian ini melibatkan 265 responden siswa SMA Negeri 2 Padang Bolak yang mengisi kuesioner untuk mengukur tingkat kecanduan *game online* berdasarkan lima atribut utama: Waktu Bermain, Gangguan Akademik, Gangguan Sosial, Pola Tidur, dan Kesulitan Kontrol. Data yang terkumpul diolah melalui tahap pembersihan, pemberian skor berdasarkan skala *Likert*, penghitungan total skor, klasifikasi tingkat kecanduan, serta penerapan algoritma *Naïve Bayes*. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa metode ini efektif dalam mengidentifikasi tingkat kecanduan responden. Adapun data yang digunakan dalam penelitian ini ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset

No	ID	Waktu Bermain	Gangguan Akademik	Gangguan Sosial	Pola Tidur	Kesulitan Kontrol	Label Kecanduan
1	770 487	3-4 Jam	Ya	Tidak	Terganggu	Tidak	Sedang
2	216 739	<= 2 jam	Tidak	Tidak	Terganggu	Ya	Sedang
3	126 225	<= 2 jam	Ya	Ya	Terganggu	Tidak	Ringan
4	877 572	<= 2 jam	Ya	Ya	Normal	Tidak	Ringan
5	388 389	<= 2 jam	Tidak	Tidak	Normal	Tidak	Sedang
...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...
265	335 612	3-4 jam	Ya	Ya	Terganggu	Ya	Ringan

Implementasi Algoritma Naïve Bayes

Implementasi algoritma *Naïve Bayes* diawali dengan membagi data menjadi 250 data latih dan 15 data uji. Selanjutnya, dilakukan perhitungan probabilitas prior berdasarkan distribusi kelas kecanduan (Ringan, Sedang, Parah) serta probabilitas bersyarat untuk masing-masing atribut terhadap tiap kelas. Probabilitas tersebut digunakan untuk menghitung kemungkinan kelas dari data uji menggunakan rumus *Naïve Bayes*, dan hasilnya diklasifikasikan ke dalam kelas dengan probabilitas

tertinggi. Proses ini dilanjutkan dengan perhitungan manual sebagaimana dijelaskan berikut.

Probabilitas atribut Label Kecanduan

$$P \mid \text{Ringan} = 103/250 = 0,41$$

$$P \mid \text{Sedang} = 123/250 = 0,49$$

$$P \mid \text{Parah} = 24/250 = 0,10$$

Probabilitas atribut Waktu Bermain

$$P (<= 2 \text{ Jam} \mid \text{Ringan}) = 57/103 = 0,5534$$

$$P (3-4 \text{ Jam} \mid \text{Ringan}) = 44/103 = 0,4272$$

$$P (5-6 \text{ Jam} \mid \text{Ringan}) = 2/103 = 0,0194$$

$$P (> 6 \text{ Jam} \mid \text{Ringan}) = 0/103 = 0$$

$$P (<= 2 \text{ Jam} \mid \text{Sedang}) = 20/123 = 0,1626$$

$$P (3-4 \text{ Jam} \mid \text{Sedang}) = 67/123 = 0,5447$$

$$P (5-6 \text{ Jam} \mid \text{Sedang}) = 34/123 = 0,2764$$

$$P (> 6 \text{ Jam} \mid \text{Sedang}) = 2/123 = 0,0163$$

$$P (<= 2 \text{ Jam} \mid \text{Parah}) = 0/24 = 0$$

$$P (3-4 \text{ Jam} \mid \text{Parah}) = 3/24 = 0,1250$$

$$P (5-6 \text{ Jam} \mid \text{Parah}) = 13/24 = 0,5417$$

$$P (> 6 \text{ Jam} \mid \text{Parah}) = 8/24 = 0,3333$$

Probabilitas atribut Gangguan Akademik

$$P (\text{Ya} \mid \text{Ringan}) = 70/103 = 0,6796$$

$$P (\text{Tidak} \mid \text{Ringan}) = 33/103 = 0,3204$$

$$P (\text{Ya} \mid \text{Sedang}) = 51/123 = 0,4146$$

$$P (\text{Tidak} \mid \text{Sedang}) = 72/123 = 0,5854$$

$$P (\text{Ya} \mid \text{Parah}) = 5/24 = 0,2083$$

$$P (\text{Tidak} \mid \text{Parah}) = 19/24 = 0,7917$$

Probabilitas atribut Gangguan Sosial

$$P (\text{Ya} \mid \text{Ringan}) = 77/103 = 0,7476$$

$$P (\text{Tidak} \mid \text{Ringan}) = 26/103 = 0,2524$$

P (Ya Sedang)	= 53/123	= 0,4309
P (Tidak Sedang)	= 70/123	= 0,5691
P (Ya Parah)	= 6/24	= 0,2500
P (Tidak Parah)	= 18/24	= 0,7500

Probabilitas atribut Pola Tidur

P (Normal Ringan)	= 87/103	= 0,8447
P (Terganggu Ringan)	= 16/103	= 0,1553
P (Normal Sedang)	= 77/123	= 0,6260
P (Terganggu Sedang)	= 46/123	= 0,3740
P (Normal Parah)	= 10/24	= 0,4167
P (Terganggu Parah)	= 14/24	= 0,5833

Probabilitas atribut Kesulitan Kontrol

P (Ya Ringan)	= 60/103	= 0,5825
P (Tidak Ringan)	= 43/103	= 0,4175
P (Ya Sedang)	= 34/123	= 0,2764
P (Tidak Sedang)	= 89/123	= 0,7236
P (Ya Parah)	= 3/24	= 0,1250
P (Tidak Parah)	= 21/24	= 0,8750

Langkah selanjutnya adalah memprediksi kelas data uji dengan menghitung probabilitas tiap kelas menggunakan nilai prior dan probabilitas bersyarat atribut. Data uji diklasifikasikan ke kelas dengan probabilitas tertinggi.

Data *Testing* ke-1 Waktu Bermain = ≤ 2 jam, Gangguan Akademik = Tidak, Gangguan Sosial = Ya, Pola Tidur = Normal, Kesulitan Kontrol = Tidak.

$$\begin{aligned}
 P(\text{Data 1} | \text{Ringan}) &= P(\text{Ringan}) * P(\leq 2 \text{ jam} | \text{Ringan}) * P(\text{Tidak} | \text{Ringan}) * P(\text{Ya} | \\
 &\quad \text{Ringan}) * P(\text{Normal} | \text{Ringan}) * P(\text{Tidak} | \text{Ringan}) \\
 &= 0,41 * 0,5534 * 0,3204 * 0,7476 * 0,8447 * 0,4175 \\
 &= 0,019257
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 P(\text{Data 1} | \text{Sedang}) &= P(\text{Sedang}) * P(\leq 2 \text{ jam} | \text{Sedang}) * P(\text{Tidak} | \text{Sedang}) * P(\text{Ya} | \\
 &\quad \text{Sedang}) * P(\text{Normal} | \text{Sedang}) * P(\text{Tidak} | \text{Sedang})
 \end{aligned}$$

$$= 0,49 * 0,1626 * 0,5854 * 0,4309 * 0,6260 * 0,7236$$

$$= 0,009140$$

$$\begin{aligned} P(\text{Data 1} \mid \text{Parah}) &= P(\text{Parah}) * P(\leq 2 \text{ jam} \mid \text{Parah}) * P(\text{Tidak} \mid \text{Parah}) * P(\text{Ya} \mid \text{Parah}) \\ &\quad * P(\text{Normal} \mid \text{Parah}) * P(\text{Tidak} \mid \text{Parah}) \\ &= 0,10 * 0,7917 * 0,2083 * 0,2500 * 0,4167 * 0,8750 \\ &= 0 \end{aligned}$$

Kesimpulan nya, data uji 1 diklasifikasikan ke kategori kecanduan Ringan karena memiliki probabilitas tertinggi dibanding kelas lainnya.

Penerapan

Model *Naïve Bayes* diterapkan dengan memuat data latih dan uji yang sudah dipreproses. Fitur kategori dikodekan menggunakan *LabelEncoder* agar konsisten. Data latih digunakan untuk melatih model *MultinomialNB*, lalu model tersebut memprediksi data uji. Proses ini dilakukan menggunakan *Python* pada lingkungan *Jupyter Notebook*. Evaluasi model dilakukan dengan *classification report*, akurasi, dan *confusion matrix* untuk mengukur performa klasifikasi pengaruh negatif *game online* pada remaja.

```
import pandas as pd
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
from sklearn.metrics import classification_report, accuracy_score
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
from sklearn.metrics import confusion_matrix
```

Gambar 3. Tampilan Library Python

Kode diatas mengklasifikasikan data dengan algoritma *Multinomial Naïve Bayes*, menggunakan *pandas* untuk pengolahan data dan *LabelEncoder* untuk mengubah label ke bentuk numerik. Kinerja model dievaluasi dengan akurasi, *classification report*, dan *confusion matrix* yang divisualisasikan dengan *seaborn* dan *matplotlib*.


```
# Baca data
data_train = pd.read_excel('Data_Training.xlsx')
data_test = pd.read_excel('Data_Testing.xlsx')

# Tampilkan data
print("=== Data Training (5 Data Pertama) ===")
print(data_train.head())

print("\n=== Data Testing (5 Data Pertama) ===")
print(data_test.head())
```

Gambar 4. Tampilan *Input Data*

Kode diatas membaca dua file Excel (data pelatihan dan pengujian) menggunakan pandas, lalu menampilkan lima baris pertama dari masing-masing dataset sebagai gambaran awal sebelum pelatihan dan pengujian model.

```
# Transformasi data dan pemilihan fitur
feature_columns = ['Waktu_Bermain', 'Gangguan_Akademik', 'Gangguan_Sosial', 'Pola_Tidur', 'Kesulitan_Kontrol']

for col in feature_columns:
    data_train[col] = data_train[col].astype(str).str.strip().str.lower()
    data_test[col] = data_test[col].astype(str).str.strip().str.lower()

encoders = {}
for col in feature_columns:
    encoder = LabelEncoder()
    data_train[col] = encoder.fit_transform(data_train[col])
    encoders[col] = encoder

for col in feature_columns:
    encoder = encoders[col]

    # Cek apakah ada label asing
    unseen_labels = set(data_test[col].unique()) - set(encoder.classes_)
    if unseen_labels:
        print(f"!! Kolom '{col}' mengandung label yang tidak dikenal: {unseen_labels}")
        raise ValueError(f"Label tidak dikenal ditemukan di kolom '{col}': {unseen_labels}")

    data_test[col] = encoder.transform(data_test[col])
```

Gambar 5. Tampilan Transformasi Data dan Pemilihan Fitur

Kode diatas melakukan transformasi data dan pemilihan fitur untuk pelatihan dan pengujian model. Lima fitur utama dibersihkan dan dikodekan secara numerik menggunakan *LabelEncoder*, termasuk label target. Encoder disimpan untuk memastikan konsistensi pada data uji. Proses ini menghasilkan data X dan y yang siap digunakan dalam pelatihan dan pengujian model machine learning.

```
# Model
model_nb = MultinomialNB()
model_nb.fit(X_train, y_train)

# Prediksi data testing
y_pred = model_nb.predict(X_test)
data_test['Predicted_Label_Kecanduan'] = label_encoder.inverse_transform(y_pred)
print("\n=== Hasil Prediksi Label untuk Data Testing ===")
print(data_test[['Waktu_Bermain', 'Gangguan_Akademik', 'Gangguan_Sosial', 'Pola_Tidur', 'Kesulitan_Kontrol',
                  'Label_Kecanduan', 'Predicted_Label_Kecanduan']])

# Simpan hasil prediksi ke file Excel
data_test.to_excel('Hasil_Prediksi_Kecanduan.xlsx', index=False)
print("Hasil prediksi berhasil disimpan ke file 'Hasil_Prediksi_Kecanduan.xlsx'")
```

Gambar 6. Tampilan Model *Naïve Bayes* dan Prediksi

Kode diatas melatih model Multinomial *Naïve Bayes* dengan data pelatihan, memprediksi data uji, lalu mengembalikan hasil prediksi ke label aslinya. Hasil akhir ditampilkan bersama fitur terkait dan disimpan ke file Excel Hasil_Prediksi_Kecanduan.xlsx.

```
# Evaluasi model
print("\n=== Evaluasi Model ===")
print(classification_report(y_test, y_pred, target_names=label_encoder.classes_))
print(f"Akurasi: {accuracy_score(y_test, y_pred):.2f}")

# Confusion Matrix
cm = confusion_matrix(y_test, y_pred)
plt.figure(figsize=(6, 4))
sns.heatmap(cm, annot=True, fmt='d', cmap='Blues',
            xticklabels=label_encoder.classes_,
            yticklabels=label_encoder.classes_)
plt.xlabel('Predicted Label')
plt.ylabel('True Label')
plt.title('Confusion Matrix Naive Bayes')
plt.tight_layout()
plt.show()
```

Gambar 7. Tampilan Evaluasi Model

Kode diatas mengevaluasi model *Naïve Bayes* dengan menampilkan *classification report*, menghitung akurasi, dan memvisualisasikan *confusion matrix* menggunakan heatmap seaborn untuk memudahkan analisis kesalahan klasifikasi.

Pengujian

Pengujian evaluasi bertujuan menilai kinerja model secara keseluruhan menggunakan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*. Hasil evaluasi menunjukkan sejauh mana model *Naïve Bayes* mampu memberikan prediksi yang akurat dan konsisten, serta menjadi dasar untuk perbaikan ke depan. Berdasarkan

hasil yang diperoleh dari penerapan model *Naïve Bayes* didapat hasil evaluasi sebagai berikut:

≡ Evaluasi Model ≡				
	precision	recall	f1-score	support
parah	0.00	0.00	0.00	1
ringan	0.86	0.86	0.86	7
sedang	0.75	0.86	0.80	7
accuracy			0.80	15
macro avg	0.54	0.57	0.55	15
weighted avg	0.75	0.80	0.77	15

Gambar 8. Tampilan Hasil Evaluasi Model

Berdasarkan hasil evaluasi, model memiliki akurasi 0.80, menunjukkan 80% data uji diklasifikasikan dengan benar. *Precision* dan *recall* tertinggi ada pada kelas ringan (0.86), disusul kelas sedang (*precision* 0.75, *recall* 0.86). Kelas parah memiliki *precision*, *recall*, dan *F1-score* 0.00, menandakan model gagal mengenali kelas tersebut. Secara keseluruhan, model cukup baik untuk kelas ringan dan sedang, namun perlu perbaikan signifikan untuk kelas parah.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan analisis yang telah dilakukan, dapat disimpulkan beberapa hal penting terkait penerapan metode *Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan pengaruh negatif *game online* pada remaja:

1. Metode *Naïve Bayes* berhasil diterapkan untuk mengklasifikasikan pengaruh negatif *game online* pada remaja ke dalam tiga kategori (Ringan, Sedang, Parah) dengan menggunakan 250 data latih dan 15 data uji, serta atribut seperti Waktu Bermain, Gangguan Akademik, Gangguan Sosial, Pola Tidur, dan Kesulitan Kontrol.
2. Model berhasil mengklasifikasikan 80% data uji dengan benar. *Precision* tertinggi pada kelas ringan (0.86) dan sedang (0.75), sementara kelas parah memiliki *precision* 0.00. *Recall* untuk kelas ringan dan sedang sama-sama 0.86, tetapi kelas parah tidak terdeteksi (0.00). *F1-score* terbaik juga pada kelas

ringan (0.86) dan sedang (0.80). Secara keseluruhan, model efektif untuk kelas ringan dan sedang, namun kurang akurat untuk kelas parah.

SARAN

Berdasarkan hasil penelitian ini, penulis mengajukan beberapa saran sebagai berikut:

1. Sistem yang dikembangkan masih dapat ditingkatkan dengan menambah kriteria dan memperluas data hasil prediksi.
2. Untuk pengembangan jangka panjang, disarankan menggunakan variasi algoritma pembagian data dan melakukan perbandingan hasilnya.
3. Penelitian selanjutnya sebaiknya menggunakan atribut yang lebih beragam serta memperbesar jumlah dataset agar akurasi model dapat meningkat.

DAFTAR PUSTAKA

- Agus Setiani, E. & Nasution, A.G.J. (2023). Analisis Pengaruh *Game online* Terhadap Hasil Belajar Siswa. *Aulad: Journal on Early Childhood*, 6(2): 244–250. <https://doi.org/10.31004/aulad.v6i2.508>
- Asmiati, N. & Fatmawati. (2020). Penerapan Algoritma Naive Bayes untuk Mengklasifikasi Pengaruh Negatif *Game online* bagi Remaja Milenial. *JTIM: Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, 2(3): 141–149.
- Djaali. (2021). *Metodologi Penelitian Kuantitatif*. Jakarta: Bumi Aksara.
- Fikri, M.I., Budianita, E., Iskandar, I. & Cynthia, E.P. (2024). Klasifikasi Tingkat Kecanduan Internet Terhadap Remaja Pekanbaru Melalui Pendekatan Algoritma Naïve Bayes. *ZONAsi: Jurnal Sistem Informasi*, 6(2): 424–436. <https://doi.org/10.31849/zn.v6i2.20191>
- Haikal, M., Martanto, M. & Hayati, U. (2024). Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi *Game online* PUBG Mobile. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(6): 3275–3281.
- Junaidi, S., Beno, I.S., Farkhan, M., Supartha, I.K.D.G., Pasaribu, A.A., Kmurawak,

- R.M.B., Supiyanto, S., Sroyer, A.M., Reba, F., Fitriyanto, R., Syafiqoh, U. & Rizal, A.A. (2024). *Buku Ajar Machine Learning*. Dalam: Efitra, E. & Gustiani, W. (Eds). *Buku Ajar Machine Learning*. Jakarta: PT. Sonpedia Publishing Indonesia.
- Livienia, L., Mawardi, V.C. & Hendryli, J. (2021). Penerapan Metode Naive Bayes pada Aplikasi Prediksi Kecanduan Seseorang terhadap Media Sosial. *Prosiding Serina*: 535–542.
- Nasution, A.L. & Fatonah, R.N.S. (2023). *Klasifikasi Kondisi Peralatan Elektronik Metode Gaussian Naïve Bayes*. Dalam: Habib, R. (Ed). *Klasifikasi Kondisi Peralatan Elektronik Metode Gaussian Naïve Bayes*. Jakarta: Penerbit Buku Pedia.
- Pania, T.S., Hidayati, R. & Kasliono. (2024). Klasifikasi Kecanduan Bermain *Game online* pada Remaja Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Berbasis Website. *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, 4(5): 2518–2526. <https://doi.org/10.30865/klik.v4i5.1782>
- Putro, H.F., Vlandari, R.T. & Saptomo, W.L.Y. (2020). Penerapan Metode Naive Bayes untuk Klasifikasi Pelanggan. *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi (TIKoSIN)*, 8(2). <https://doi.org/10.30646/tikomsin.v8i2.500>
- Rahmayanti, H., Nurmala, M.D. & Handoyo, A.W. (2024). Pengaruh Kecanduan *Game online* Mobile Legends Terhadap Prestasi Akademik Siswa. *Jurnal Bimbingan dan Konseling*, 21(12): 129–136.
- Ramadandi, S. & Jahring, J. (2020). Student Learning Style Classification Using Naïve Bayes Classifier Method. *Jurnal Teknologi dan Informasi*, 10(2): 170–179. <https://doi.org/10.34010/jati.v10i2.3096>
- Sihombing, J. (2021). Klasifikasi Data Antropometri Individu Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier. *BIOS: Jurnal Teknologi Informasi dan Rekayasa Komputer*, 2(1): 1–10. <https://doi.org/10.37148/bios.v2i1.15>