



Identifikasi Tingkat Keaktifan Media Sosial Terhadap Pola Belajar Mahasiswa Dengan K-Nearest Neighbor Dan Naïve Bayes

Ririn Nadia Utari

Sistem Informasi, STIKOM Tunas Bangsa, Kota Pematangsiantar, Indonesia

E-Mail : ririnnadia27@gmail.com

Article Info

Article history:

Received Mei 31, 2025
Revised Jun 17, 2025
Accepted Jul 02, 2025

Kata Kunci:

Media Sosial
Pola Belajar
Mahasiswa
K-Nearest Neighbor (KNN)
Naïve Bayes

Keywords:

Sosial Media
Learnig Patterns
Studenst
K-Nearest Neighbor (KNN)
Naïve Bayes

ABSTRAK

Pertumbuhan media sosial yang pesat di era digital telah berdampak pada pembelajaran siswa dan banyak aspek lain dalam kehidupan mereka. Penelitian ini menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dan Naïve Bayes untuk menentukan hubungan antara penggunaan media sosial oleh siswa dan strategi pembelajaran mereka. Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan desain deskriptif-analitis dan metodologi kuantitatif. Survei daring yang dibagikan kepada siswa yang terdaftar di berbagai program studi digunakan untuk mengumpulkan data. Pola pembelajaran siswa dan jumlah waktu, frekuensi, dan lamanya mereka menggunakan media sosial termasuk di antara variabel yang diteliti. Setelah data diproses, algoritma KNN dan Naïve Bayes digunakan untuk mengklasifikasikan cara belajar berdasarkan tingkat keaktifan di media sosial. Evaluasi menunjukkan bahwa algoritma KNN menunjukkan hasil yang lebih unggul daripada Naïve Bayes, dengan akurasi mencapai 60%. KNN juga berhasil menemukan pola di semua kategori data, termasuk kategori minoritas yang tidak terdeteksi oleh Naïve Bayes. Penelitian ini memberikan kontribusi untuk pengembangan strategi pembelajaran yang lebih adaptif di dunia pendidikan tinggi dan sebagai panduan untuk mengelola penggunaan media sosial dengan bijaksana oleh mahasiswa.

ABSTRACT

The rapid growth of social media in the digital era has impacted students' learning and many other aspects of their lives. This study used the K-Nearest Neighbor (KNN) and Naïve Bayes algorithms to determine the relationship between students' use of social media and their learning strategies. This study was conducted using a descriptive-analytical design and quantitative methodology. An online survey distributed to students enrolled in various study programs was used to collect data. Students' learning patterns and the amount of time, frequency, and duration of their use of social media were among the variables studied. After the data was processed, the KNN and Naïve Bayes algorithms were used to classify learning styles based on the level of social media activity. The evaluation showed that the KNN algorithm showed superior results than Naïve Bayes, with an accuracy of 60%. KNN also managed to find patterns in all data categories, including minority categories that were not detected by Naïve Bayes. This study contributes to the development of more adaptive learning strategies in higher education and as a guide to managing students' use of social media wisely.

This is an open access article under the CC BY-NC license.



Corresponding Author:

Ririn Nadia Utari,
STIKOM Tunas Bangsa/Sistem Informasi,
Jl.Jenderal Sudirman Blok A No 1/2/3 Siantar Barat, Kota Pematangsiantar, Sumatra Utara, 21127, Indonesia.
Email: berkas@stikombt.ac.id

1. PENDAHULUAN

Media sosial telah berkembang menjadi aspek penting dalam kehidupan sehari-hari di era digital saat ini. Layanan seperti *Facebook*, *Instagram*, *Twitter*, *WhatsApp*, dan *TikTok* adalah contoh media sosial yang memungkinkan pengguna berkomunikasi satu sama lain dan bertukar informasi, serta menciptakan jaringan sosial yang luas. Di kalangan mahasiswa, penggunaan media sosial kini semakin umum dan berpengaruh pada berbagai aspek kehidupan, termasuk pola belajar (Lilis Lilis et al., 2024). Pada awalnya, media sosial dianggap sebagai alat komunikasi untuk berinteraksi dengan orang-orang yang sudah dikenal. Banyak orang terhubung di media sosial tanpa adanya batasan waktu atau jarak. Pemanfaatan teknologi informasi membantu mahasiswa dalam mencari informasi dengan lebih mudah (Nasiruddin & Rapa', 2022). Mahasiswa dan gadget merupakan dua aspek yang saling berhubungan dan menjadi kebutuhan penting. Keterikatan mahasiswa dengan media sosial memiliki dampak yang bisa bersifat baik atau buruk. Saat menggunakan internet, terutama media sosial, mahasiswa menghadapi tantangan karena hal itu dapat memicu rasa malas untuk belajar. Akibatnya, sering kali mahasiswa jadi kecanduan *gadget* dan melupakan tanggung jawab mereka untuk belajar (Haryono & Panuntun, 2019). Dampak yang baik termasuk meningkatnya hubungan pertemanan serta menjadi dorongan dalam proses belajar bagi mahasiswa. Di sisi lain, dampak yang kurang baik meliputi waktu belajar yang berkurang, gangguan dalam konsentrasi saat belajar, pengaruh buruk terhadap moral, dan menurunnya interaksi sosial dengan lingkungan sekitar (Rabaani & Indriyani, 2024).

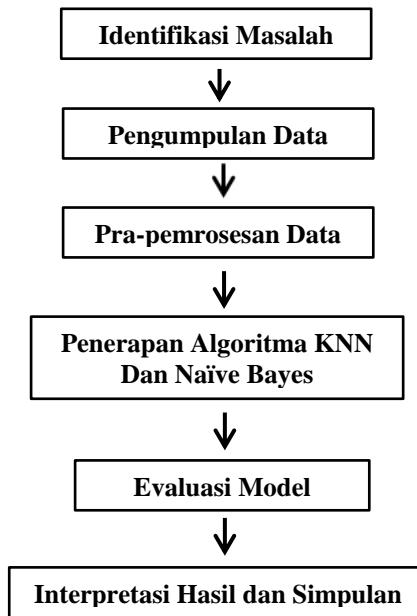
Secara keseluruhan, meskipun *platform* media sosial dapat membantu dalam proses pembelajaran, mahasiswa perlu memanfaatkannya dengan bijak agar tidak menghalangi konsentrasi dan hasil belajar mereka (Prasasti et al., 2022). Oleh karena itu, penting untuk mengidentifikasi bagaimana tingkat keaktifan media sosial memengaruhi pola belajar mahasiswa. Dalam sebuah penelitian, ditemukan bahwa mahasiswa cenderung menggunakan media sosial ketika mereka merasa mengantuk dan juga saat mereka merespons pertanyaan dari dosen. Mereka tidak merenungkan jawaban dengan seksama sebelum menjawab, tetapi segera mencarinya di *Google*. Selain itu, tugas kuliah biasanya dikerjakan pada hari batas pengumpulan, dan komunikasi antar mahasiswa juga tidak terjadi di luar kelas. (Rizki et al., 2024). Beberapa penelitian telah mengkaji dampak media sosial terhadap prestasi belajar mahasiswa (Madhani et al., 2021). Namun, studi yang secara khusus mengidentifikasi hubungan antara tingkat keaktifan di media sosial dengan pola belajar mahasiswa masih terbatas. Selain itu, penerapan metode klasifikasi seperti KNN dan *Naïve Bayes* dalam konteks ini belum banyak diteliti.

Penelitian ini akan menggunakan dua algoritma yaitu *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan *Naïve Bayes* untuk mengidentifikasi hubungan antara tingkat keaktifan media sosial dan pola belajar mahasiswa (Amrilah et al., 2024). Informasi akan diperoleh melalui kuesioner yang menilai seberapa sering dan lama penggunaan media sosial, serta kebiasaan belajar mahasiswa. Algoritma KNN akan diterapkan untuk mengklasifikasikan pola pembelajaran berdasarkan kedekatan data, sedangkan algoritma *Naïve Bayes* digunakan untuk meramalkan kemungkinan pola pembelajaran tertentu berdasar data yang tersedia. Penggunaan dari kedua algoritma diharapkan bisa memberikan pemahaman yang lebih luas dan akurat untuk penelitian ini (Kamila & Subastian, 2019).

Penelitian ini akan memberikan kontribusi dalam memahami bagaimana tingkat keaktifan media sosial memengaruhi pola belajar mahasiswa. Dengan menggunakan algoritma KNN dan *Naïve Bayes*, dipenelitian ini akan menyediakan model prediktif yang dapat membantu lembaga pendidikan dalam merancang rencana pembelajaran yang lebih efisien dan mengelola penggunaan media sosial di kalangan mahasiswa.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan jenis desain deskriptif analitik. Pendekatan ini dipilih karena penelitian bertujuan untuk mengidentifikasi serta menganalisis hubungan antara tingkat keaktifan media sosial dan pola belajar mahasiswa berdasarkan data kuantitatif yang diperoleh melalui penyebaran kuesioner kepada mahasiswa aktif dari berbagai program studi di beberapa perguruan tinggi. Kuesioner tersebut mencakup variabel-variabel seperti frekuensi penggunaan media sosial, durasi penggunaan per hari, waktu penggunaan (pagi/siang/malam), serta pola belajar (jumlah jam belajar, waktu belajar, dan konsistensi belajar). Data yang diperoleh kemudian dikategorikan dan dibersihkan dari nilai-nilai yang tidak valid atau tidak lengkap. Desain deskriptif digunakan untuk menggambarkan karakteristik penggunaan media sosial dan pola belajar, sedangkan analisis klasifikatif dilakukan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan *Naïve Bayes* untuk mengolah dan memprediksi pola tersebut secara sistematis. Rancangan penelitian dilakukan secara terstruktur dalam beberapa tahapan, yakni pengumpulan data, praproses data, implementasi algoritma klasifikasi, serta evaluasi kinerja model seperti terlihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Rancangan Penelitian

2.1. Identifikasi Masalah

Tahapan awal dalam penelitian ini dimulai dengan mengamati fenomena yang terjadi di kalangan mahasiswa, khususnya terkait pola belajar yang dipengaruhi oleh penggunaan media sosial. Peneliti menemukan adanya kecenderungan mahasiswa mengakses media sosial secara intensif, yang diduga memiliki hubungan dengan penurunan kualitas maupun perubahan pola belajar. Oleh karena itu, masalah yang diangkat difokuskan pada identifikasi hubungan antara tingkat keaktifan media sosial dengan pola belajar mahasiswa.

2.2. Pengumpulan Data

Pengumpulan informasi dari responden dilakukan setelah menentukan rumusan masalah. Survei daring yang diberikan kepada mahasiswa yang terdaftar digunakan untuk mengumpulkan data. Pertanyaan kuesioner dibuat untuk menyelidiki dua area utama: sejauh mana responden menggunakan media sosial secara teratur dan kebiasaan belajar mereka, termasuk berapa lama mereka menghabiskan waktu untuk belajar dan seberapa konsisten mereka menyelesaikan proyek mereka.

2.3. Pra-pemrosesan Data

Data yang telah diterima dan dikumpulkan tidak langsung dianalisis, melainkan melalui proses pembersihan terlebih dahulu. Pada tahap ini, data diperiksa untuk menghindari nilai kosong, duplikasi, atau kesalahan pengisian. Selain itu, data yang bersifat kategorikal seperti "waktu belajar" akan dikodekan ke dalam bentuk numerik agar dapat diproses oleh algoritma klasifikasi. Data juga dinormalisasi agar semua variabel berada pada skala yang sebanding.

2.4. Penerapan Algoritman KNN dan *Naïve Bayes*

Tahap ini merupakan inti dari proses analisis data, di mana dua algoritma klasifikasi diterapkan untuk memetakan pola belajar mahasiswa berdasarkan tingkat keaktifan mereka dalam menggunakan media sosial. Algoritma *K-Nearest Neighbor* (*k*-NN) adalah model yang digunakan untuk mengklasifikasikan objek dengan melihat data pembelajaran yang paling dekat. Kita juga dapat mengatakan bahwa *k-nearest neighbor* adalah salah satu algoritma yang paling mudah dan sering digunakan. Data akan dikelompokkan berdasarkan kesamaan dengan data lain yang berada di dekatnya. Oleh karena itu, algoritma ini memberikan hasil yang bersaing (Mardiani et al., 2023). KNN mengklasifikasikan data uji berdasarkan jarak terdekat terhadap data latih. Jarak antar data dihitung menggunakan rumus *Euclidean Distance* sebagai berikut.

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

Dengan mengakumulasikan frekuensi dan kombinasi nilai dari kumpulan data yang sudah ada sebelumnya, algoritma *Naïve Bayes* merupakan teknik klasifikasi sederhana yang mengandalkan peluang.

Salah satu metode statistik dasar untuk pendekripsi pola adalah teori keputusan *Bayes* (Krisna & Salamah, 2022). Sekalipun datanya sedikit atau tidak ada, pendekatan *Naïve Bayes* dapat memprosesnya dengan cepat. Demikian pula, ramalan akan menjadi nol jika kemungkinannya nol (Putri et al., 2023). Dengan asumsi bahwa karakteristik bersifat independen, *Naïve Bayes* menerapkan *Teorema Bayes*. Berikut ini adalah rumus dasar *Naïve Bayes*.

$$P(C_i|X) = \frac{P(X|C_i)P(C_i)}{P(X)} \quad (2)$$

2.5. Evaluasi Model

Setelah algoritma KNN dan *Naïve Bayes* diterapkan untuk mengklasifikasikan pola belajar mahasiswa, langkah selanjutnya adalah melakukan evaluasi terhadap kinerja masing-masing model. Evaluasi ini bertujuan untuk menilai sejauh mana algoritma mampu menghasilkan prediksi yang tepat dan dapat diandalkan. Penelitian ini, menggunakan empat metrik evaluasi utama, yaitu:

- a. *Accuracy*, menampilkan proporsi prakiraan akurat di antara semua prakiraan. Statistik ini menggambarkan kinerja model secara keseluruhan.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (3)$$

- b. *Precision*, mengukur seberapa akurat model dalam meramalkan kelas positif, yaitu seberapa banyak dari semua prediksi positif yang benar.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (4)$$

- c. *Recall*, menunjukkan seberapa banyak data positif yang dapat diidentifikasi model secara efektif atau kapasitasnya untuk mendeteksi semua data positif.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (5)$$

- d. *F1-Score* adalah rata-rata harmonis antara mengingat dan ketepatan, yang dapat digunakan untuk menjaga keseimbangan keduanya saat data tidak seimbang..

$$\text{F1 Score} = \frac{2 \times (\text{Recall} \times \text{Precision})}{\text{Recall} + \text{Precision}} \times 100\% \quad (6)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini dilakukan evaluasi terhadap dua algoritma klasifikasi, yaitu *K-Nearest Neighbors* (KNN) dan *Naïve Bayes*, dengan tujuan untuk mengidentifikasi tingkat keaktifan media sosial terhadap pola belajar mahasiswa. Evaluasi dilakukan dengan memakai matrix seperti, *confusion* matriks, akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*.

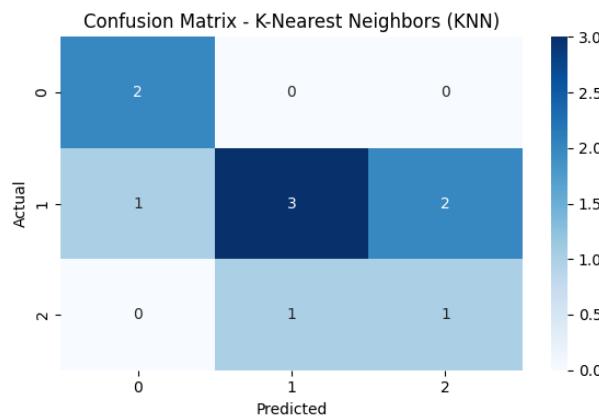
3.1 Evaluasi Model Kinerja K-Nearest Neighbors (KNN)

Hasil evaluasi kinerja algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN) dalam mengklasifikasikan data ditampilkan pada Tabel 1. Tabel ini menunjukkan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* untuk setiap kelas, serta akurasi model secara keseluruhan. Data ini menjadi dasar dalam menilai sejauh mana KNN mampu mengidentifikasi pola hubungan antara tingkat keaktifan media sosial dan pola belajar mahasiswa berdasarkan hasil klasifikasi.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Kinerja KNN

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
1	0.67	1.00	0.80	2
4	0.75	0.50	0.60	6
5	0.33	0.50	0.40	2
<i>Accuracy</i>			0.60	10
<i>Macro (avg)</i>		0.58	0.67	0.60
<i>Weighted (avg)</i>		0.65	0.60	0.60

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa algoritma KNN memiliki kinerja lebih baik dibandingkan *Naïve Bayes*. KNN mencapai akurasi 60%, sedangkan *Naïve Bayes* hanya 50%. Rata-rata nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* KNN juga lebih tinggi secara konsisten. KNN mampu mengenali pola pada semua kelas, termasuk kelas minoritas (kelas 1) yang tidak terdeteksi oleh *Naïve Bayes*. Ini menunjukkan bahwa KNN lebih sesuai untuk dataset ini karena tidak mengasumsikan kemandirian antarfitur seperti *Naïve Bayes*.



Gambar 2. Confusion Matrix KNN

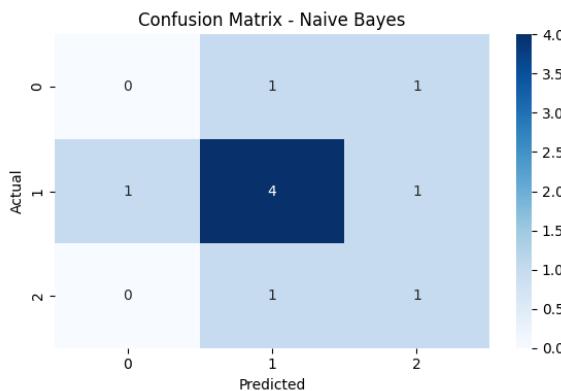
Gambar di atas menampilkan *confusion* matrix hasil klasifikasi menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN) untuk tiga kelas: 0, 1, dan 2. Pada kelas 0, seluruh data berhasil diprediksi dengan benar. Kelas 1 memiliki 6 data, dengan 3 prediksi tepat, 1 salah ke kelas 0, dan 2 ke kelas 2. Pada kelas 2, dari 2 data, satu diprediksi sebagai kelas 1 dan satu lagi benar. Hasil ini menunjukkan bahwa KNN cukup efektif mengenali pola, terutama pada kelas 0, meskipun masih terdapat kesalahan pada kelas lainnya. Secara keseluruhan, akurasi KNN mencapai 60%, lebih tinggi dibandingkan *Naïve Bayes*. Nilai rata-rata makro dan berbobot untuk *precision*, *recall*, dan *f1-score* juga berkisar di angka 0,60, yang menandakan performa KNN lebih stabil dan konsisten, khususnya dalam menghadapi distribusi data yang tidak seimbang.

3.2 Evaluasi Model Kinerja *Naïve Bayes*

Kinerja algoritma *Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan tingkat keaktifan media sosial terhadap pola belajar mahasiswa ditampilkan pada Tabel 2. Evaluasi ini mencakup nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* untuk masing-masing kelas, serta akurasi keseluruhan model. Penyajian ini bertujuan untuk memberikan gambaran menyeluruh mengenai sejauh mana algoritma *Naïve Bayes* mampu mengenali pola dalam data yang digunakan.

Tabel 2. Hasil Evaluasi Kinerja <i>Naïve Bayes</i>				
Kelas	Precision	Recall	F1-score	Support
1	0.00	0.00	0.00	2
4	0.67	0.67	0.67	6
5	0.33	0.50	0.40	2
<i>Accuracy</i>			0.50	10
<i>Macro avg</i>	0.33	0.39	0.36	10
<i>Weighted avg</i>	0.47	0.50	0.48	10

Hasil evaluasi algoritma *Naïve Bayes* ditampilkan pada Tabel 2. Model ini mengklasifikasikan tingkat keaktifan media sosial mahasiswa terhadap pola belajar ke dalam tiga kelas: 1, 4, dan 5. Pada kelas 1, model gagal mengenali data, ditunjukkan oleh nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* sebesar 0.00, kemungkinan karena jumlah data yang sangat sedikit (2 data). Kinerja terbaik tercapai pada kelas 4 dengan *precision* dan *recall* sebesar 0.67, menunjukkan kemampuan model mengenali pola belajar mahasiswa di kelas ini. Sementara itu, pada kelas 5, *precision* hanya 0.33 dan *recall* 0.50, menandakan masih banyak kesalahan klasifikasi pada kelas tersebut.



Gambar 3. Confusion Matrix Naïve Bayes

Gambar di atas menunjukkan confusion matrix hasil klasifikasi dengan algoritma *Naïve Bayes* untuk tiga kelas: 0, 1, dan 2. Pada kelas 0, tidak ada data yang diklasifikasikan dengan benar, seluruhnya salah diprediksi sebagai kelas 1 dan 2. Kelas 1 memiliki 6 data, dengan 4 diprediksi tepat, dan sisanya salah ke kelas 0 dan 2. Untuk kelas 2, dari 2 data, satu diprediksi benar dan satu lagi salah ke kelas 1. Hasil ini mengindikasikan bahwa *Naïve Bayes* cukup baik dalam mengenali kelas 1, namun kurang akurat dalam menangani kelas 0 dan 2.

3.3 Perbandingan Hasil Kinerja *K-Nearest Neighbors* dan *Naïve Bayes*

Perbandingan kinerja antara algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN) dan *Naïve Bayes* disajikan pada tabel berikut. Data dalam tabel ini mencakup metrik evaluasi seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*, yang digunakan untuk menilai efektivitas masing-masing algoritma dalam mengklasifikasikan hubungan antara tingkat keaktifan media sosial dan pola belajar mahasiswa

Tabel 3. Hasil Perbandingan Kinerja KNN dan <i>Naïve Bayes</i>		
Metrik	K-Nearest Neighbors	<i>Naïve Bayes</i>
<i>Accuracy</i>	0.50	0.60
<i>Precision (avg)</i>	0.33 (macro)	0.58 (macro)
<i>Recall (avg)</i>	0.39 (macro)	0.67 (macro)
<i>F1-Score (avg)</i>	0.36 (macro)	0.60 (macro)

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa metode KNN mengungguli algoritma *Naïve Bayes*. *Naïve Bayes* hanya memperoleh akurasi 50%, sedangkan KNN mencapai 60%, nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* rata-rata untuk KNN lebih tinggi. KNN juga berhasil mengenali pola pada semua kelas, termasuk kelas minoritas yang tidak terdeteksi oleh *Naïve Bayes*. Keunggulan ini berkaitan dengan mekanisme KNN yang mengandalkan kedekatan antar data, memungkinkan model menangkap hubungan antar jawaban responden. Sementara itu, pendekatan probabilistik *Naïve Bayes* yang mengasumsikan independensi fitur kurang sesuai dengan karakteristik data yang saling berkaitan. Dengan demikian, KNN lebih tepat digunakan dalam mengklasifikasikan pengaruh keaktifan media sosial terhadap pola belajar mahasiswa.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengidentifikasi adanya hubungan antara tingkat keaktifan mahasiswa dalam menggunakan media sosial dengan pola belajar mereka. Melalui penerapan algoritma KNN dan *Naïve Bayes*, ditemukan bahwa KNN lebih unggul dalam melakukan klasifikasi terhadap pola belajar berdasarkan aktivitas media sosial. Hal ini ditunjukkan oleh akurasi KNN yang mencapai 60%, serta kemampuannya dalam mengenali seluruh kelas data, termasuk kelas minoritas yang tidak dapat diprediksi oleh *Naïve Bayes*. Temuan ini mengindikasikan bahwa pendekatan klasifikasi berbasis kedekatan data (*proximity-based*) seperti KNN lebih sesuai diterapkan pada dataset yang memiliki ketergantungan antar fitur, sebagaimana yang ditemukan dalam perilaku penggunaan media sosial dan kebiasaan belajar mahasiswa.

Penelitian ini memberikan implikasi penting untuk lembaga pendidikan dalam merancang strategi pembelajaran yang responsif terhadap gaya hidup digital mahasiswa. Ke depan, pengembangan model prediktif yang lebih akurat dapat dilakukan dengan memperluas jumlah data, mempertimbangkan variabel tambahan seperti motivasi belajar dan jenis *platform* media sosial, serta mengintegrasikan algoritma klasifikasi lain

seperti *Random Forest* atau *Support Vector Machine*. Dengan demikian, pengelolaan penggunaan media sosial yang tepat dapat diarahkan untuk menunjang, bukan mengganggu, proses belajar mahasiswa.

ACKNOWLEDGEMENTS

Saya ingin menyampaikan rasa terima kasih kepada semua pihak yang telah membantu dan mendorong saya dalam menyusun makalah ini. Terima kasih kepada yang terhormat bapak dosen pengampuh atas bimbingan dan arahannya dalam penyusunan penelitian. Selain itu, saya ingin menyampaikan rasa terima kasih kepada teman-teman dan keluarga atas dukungan mereka yang tak henti-hentinya. Tentu saja, saya ingin menyampaikan rasa terima kasih kepada diri saya sendiri karena terus bersemangat dalam mengumpulkan informasi dan akhirnya menyelesaikan penelitian ini.

REFERENCES

- Amrilah, S. F., Krisbiantoro, D., & Prasetyo, A. (2024). *Penerapan Metode K-Nearest Neighbors dan Naïve Bayes pada Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Bstation melalui Platform Playstore*. 6(3), 1281–1292. <https://doi.org/10.47065/bits.v6i3.5863>
- Haryono, T., & Panuntun, D. F. (2019). Model Gaya Hidup Nazir Sebagai Refleksi Gaya Hidup Hedon Pengkotbah Pada Zaman Milenial. *Evangelikal: Jurnal Teologi Injili Dan Pembinaan Warga Jemaat*, 3(2), 175. <https://doi.org/10.46445/ejti.v3i2.146>
- Kamila, V. Z., & Sebastian, E. (2019). KNN vs Naive Bayes Untuk Deteksi Dini Putus Kuliah Pada Profil Akademik Mahasiswa. *Jurnal Rekayasa Teknologi Informasi (JURTI)*, 3(2), 116. <https://doi.org/10.30872/jurti.v3i2.3097>
- Krisna, D. A. N., & Salamah, U. (2022). Perbandingan Algoritma Naïve Bayes Dan K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Berita Hoax Kesehatan Di Media Sosial Twitter. *Jurnal Teknik Informatika Kaputama (JTIK)*, 6(2), 836–845.
- Lilis Lilis, Nurul Farhah, Arini Jannati, Wahyu Hidayat, & Hadi Peristiwo. (2024). Pengaruh Penggunaan Media Sosial Terhadap Kebiasaan Belajar Mahasiswa Program Studi Ekonomi Syariah UIN SMH Banten. *Morfologi: Jurnal Ilmu Pendidikan, Bahasa, Sastra Dan Budaya*, 2(4), 154–166. <https://doi.org/10.61132/morfologi.v2i4.814>
- Madhani, L. M., Bella Sari, I. N., & Shaleh, M. N. I. (2021). Dampak Penggunaan Media Sosial Tiktok Terhadap Perilaku Islami Mahasiswa Di Yogyakarta. *At-Thullab: Jurnal Mahasiswa Studi Islam*, 3(1), 627–647. <https://doi.org/10.20885/tullab.vol3.iss1.art7>
- Mardiani, E., Rahmansyah, N., Ningih, S., & ... (2023). Komparasi Metode Knn, Naive Bayes, Decision Tree, Ensemble, Linear Regression Terhadap Analisis Performa Pelajar Sma. *Innovative: Journal Of ...*, 3(2), 13880–13892. <http://j-innovative.org/index.php/Innovative/article/view/1949%0Ahttp://j-innovative.org/index.php/Innovative/article/download/1949/1468>
- Nasiruddin, F. A. zahr, & Rapa', L. G. (2022). Dampak Media Sosial Terhadap Prestasi Belajar Mahasiswa. *EDUSTUDENT: Jurnal Ilmiah Pendidikan Dan Pembelajaran*, 1(3), 188. <https://doi.org/10.26858/edustudent.v1i3.32890>
- Prasasti, Intan. Ameli; Sitohang, Hesekiel; Fauziah, S. (2022). Prosiding Seminar Nasional Manajemen. *Prosiding Seminar Nasional Manajemen*, 1(2), 72–76. 38+Amelia+Intan+Prasasti+Hal+723-726
- Putri, A., Hardiana, C. S., Novfuja, E., Siregar, F. T. P., Rahmaddeni, R., Fatma, Y., & Wahyuni, R. (2023). Komparasi Algoritma K-NN, Naive Bayes dan SVM untuk Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tingkat Akhir. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 3(1), 20–26. <https://doi.org/10.57152/malcom.v3i1.610>
- Rabaani, S., & Indriyani, D. (2024). Pengaruh Penggunaan Media Sosial terhadap Prestasi Akademik Mahasiswa. *Pubmedia Jurnal Penelitian Tindakan Kelas Indonesia*, 1(3), 10. <https://doi.org/10.47134/ptk.v1i3.433>
- Rizki, N. A., Novri, I., Muhtadin, A., & Fendiyanto, P. (2024). *Journal of Mathematics Education ATURAN ASOSIASI MEDIA SOSIAL FAVORIT MAHASISWA GAYA BELAJAR*. c, 43–52.