

ANALISIS SENTIMEN MAHASISWA TERHADAP SISTEM INFORMASI AKADEMIK DI STMIK KAPUTAMA MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES

Rozak Aditia¹, Siswan Syahputra², Muammar Khadapi³

Sistem Informasi, STMIK Kaputama Kota Binjai

E-mail: [*rozakaditya4@gmail.com](mailto:rozakaditya4@gmail.com)¹, siswansyahputra90@gmail.com², khadafi5@gmail.com³

ABSTRAK

Penggunaan teknologi informasi dalam pengisian Kartu Rencana Studi (KRS) di STMIK Kaputama memerlukan evaluasi berkelanjutan untuk memastikan kepuasan pengguna. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen mahasiswa terhadap sistem informasi akademik tersebut dengan menggunakan algoritma Multinomial Naive Bayes. Metode penelitian yang digunakan adalah kuantitatif deskriptif dengan kerangka kerja *Knowledge Discovery in Database* (KDD) yang meliputi tahap *preprocessing* (seperti *stemming* dan *stopword removal*), ekstraksi fitur menggunakan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF), serta klasifikasi. Data penelitian terdiri dari 500 opini mahasiswa yang dikumpulkan melalui *Google Form*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem yang dibangun menggunakan bahasa pemrograman Python dan *framework* Streamlit ini mampu mengklasifikasikan opini ke dalam kategori positif, negatif, dan netral secara efektif. Berdasarkan pengujian, model klasifikasi berhasil mencapai tingkat akurasi di atas 70%, yang telah melampaui batas minimal pengujian yang ditetapkan. Penelitian ini memberikan gambaran objektif mengenai persepsi mahasiswa, sehingga dapat menjadi bahan evaluasi strategis bagi pengelola institusi dalam meningkatkan kualitas layanan sistem informasi akademik.

Kata kunci

Analisis Sentimen, Naive Bayes, Sistem Informasi Akademik, KRS, KDD.

ABSTRACT

The implementation of information technology for Course Enrollment (KRS) at STMIK Kaputama requires continuous evaluation to ensure user satisfaction. This study aims to analyze student sentiment toward the academic information system using the Multinomial Naive Bayes algorithm. The research method is a descriptive quantitative approach within the Knowledge Discovery in Database (KDD) framework, which includes preprocessing (such as stemming and stopwords removal), feature extraction using Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF), and classification. The dataset consists of 500 student opinions collected via Google Forms. The results indicate that the system, developed using the Python programming language and Streamlit framework, effectively classifies opinions into positive, negative, and neutral categories. Based on the evaluation, the classification model achieved an accuracy level exceeding 70%, which surpasses the predefined minimum testing standards. This research provides an objective overview of student perceptions, serving as a strategic evaluation tool for institutional management to improve the quality of academic information system services.

Keywords

Sentiment Analysis, Naive Bayes, Academic Information System, KRS, KDD.

1. PENDAHULUAN

Dalam era digital saat ini, integrasi teknologi informasi di lingkungan perguruan tinggi telah menjadi suatu keharusan untuk mendukung efisiensi operasional dan kualitas layanan. Implementasi sistem informasi akademik yang efektif memungkinkan proses administrasi berjalan dengan lebih cepat, transparan, dan mampu meningkatkan kualitas layanan pendidikan secara keseluruhan (Nugroho, 2020). Salah satu penerapan krusial teknologi ini adalah sistem pengisian Kartu Rencana Studi (KRS) online yang meminimalkan kesalahan manual dan memudahkan mahasiswa dalam merancang jadwal perkuliahan setiap semester (Sari dan Putra, 2021).

Namun, meskipun secara teknis sistem ini dirancang untuk meningkatkan efisiensi, realitas di lapangan seringkali menunjukkan adanya celah antara ekspektasi pengguna dan kinerja sistem yang sebenarnya. Faktor-faktor seperti kemudahan penggunaan (*usability*) dan responsivitas sistem menjadi penentu utama tingkat kepuasan mahasiswa dalam berinteraksi dengan layanan akademik digital (Rizal dan Lestari, 2022). Fenomena ini juga kerap terjadi pada institusi tata kelola lokal, di mana ketidakpuasan yang muncul dari kendala teknis waktu krusial pengisian KRS memicu opini negatif yang tersebar luas. Oleh karena itu, diperlukan evaluasi sistematis yang ramah pengguna dan responsif terhadap kebutuhan akademik (Harmono *et al.*, 2021).

Untuk memahami dinamika persepsi pengguna secara objektif, pendekatan analisis sentimen melalui teknik *Natural Language Processing* (NLP) menjadi instrumen evaluasi yang sangat relevan (Kusuma dan Nugroho, 2023). Analisis komputasional mendalam diperlukan untuk mengubah data tekstual yang tidak terstruktur menjadi wawasan berharga guna mengevaluasi efektivitas kebijakan dan sistem (Prabowo *et al.* 2026). Data tekstual yang dihasilkan dari interaksi digital atau ulasan langsung mahasiswa menyimpan kekayaan informasi mengenai suasana batin pengguna atau *public mood*. Pemanfaatan teknologi ini memungkinkan pemantauan opini dalam skala besar secara otomatis dan cepat untuk mendukung pengambilan keputusan berbasis data.

Dalam konteks klasifikasi teks, metode *Naive Bayes* tetap menjadi pilihan populer karena struktur algoritmanya yang sederhana, cepat dalam proses pelatihan, serta efisien dalam menangani dataset berukuran besar. Keunggulan utama algoritma ini terletak pada kemampuannya memberikan hasil klasifikasi yang memadai pada data ulasan mahasiswa meskipun dengan sumber daya komputasi yang terbatas (Santoso dan Rahman, 2022). Pengelompokan sentimen ke dalam kategori positif, negatif, dan netral membantu memberikan gambaran menyeluruh mengenai polaritas opini pengguna (Prasetyo *et al.*, 2020). Selain itu, kombinasi metode ini dengan teknik pra-pemrosesan data yang tepat, seperti *tokenizing* dan *filtering*, terbukti mampu meningkatkan akurasi hasil klasifikasi secara signifikan (Fitriani dan Lestari, 2021).

Berdasarkan situasi tersebut, STMIK Kaputama sebagai salah satu institusi yang menerapkan sistem akademik digital memerlukan evaluasi berbasis data riil ulasan mahasiswa terhadap fitur pengisian KRS yang sedang berjalan. Penelitian ini difokuskan pada analisis sentimen mahasiswa terhadap fitur tersebut untuk memetakan respon pengguna secara presisi. Rumusan masalah dalam penelitian ini adalah bagaimana kecenderungan sentimen mahasiswa terhadap fitur pengisian KRS, bagaimana efektivitas penerapan metode *Naive Bayes* dalam klasifikasi opini tersebut, dan sejauh mana tingkat akurasi model yang dihasilkan. Adapun tujuan penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi pola kepuasan mahasiswa, mengimplementasikan algoritma *Naive Bayes* untuk pengolahan data opini, serta mengukur performa model dalam mengenali berbagai kategori sentimen. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi landasan

ilmiah bagi pengelola sistem di STMIK Kaputama untuk melakukan perbaikan berkelanjutan demi meningkatkan kualitas layanan akademik.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode deskriptif yang bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen dari opini mahasiswa terhadap sistem informasi pengisian Kartu Rencana Studi (KRS) di STMIK Kaputama. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data primer yang dikumpulkan melalui survei online menggunakan *Google Form*. Total data yang diperoleh sebanyak 500 opini yang mencakup keluhan, saran, maupun pujian dari mahasiswa.

Metodologi penelitian ini mengikuti tahapan *Knowledge Discovery in Database* (KDD) yang sistematis, meliputi seleksi data, pra-proses data (*preprocessing*), transformasi data menggunakan pembobotan fitur, hingga tahap klasifikasi menggunakan algoritma *machine learning*.

Proses pengolahan data dimulai dengan tahap *text preprocessing* yang krusial untuk meningkatkan kualitas data input dengan menghilangkan elemen teks yang tidak relevan. Tahapan ini meliputi *cleaning* untuk menghapus URL dan simbol, *case folding* untuk menyeragamkan huruf menjadi *lowercase*, *tokenizing* untuk pemecahan kalimat menjadi kata tunggal, *stopword removal* untuk menghapus kata umum yang tidak memiliki makna kontekstual, serta *stemming* menggunakan algoritma Sastrawi untuk mengembalikan kata ke bentuk dasarnya. Selanjutnya, data teks yang telah bersih ditransformasikan ke dalam bentuk numerik melalui metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) untuk mengekstraksi fitur berdasarkan bobot kepentingan kata dalam dokumen. Klasifikasi akhir dilakukan dengan algoritma *Naive Bayes*, sebuah metode berbasis probabilitas yang efisien dalam menangani data teks berskala besar.

2. 1 Karakteristik Dataset dan Tahapan Penelitian

Secara umum, karakteristik dataset yang digunakan dalam penelitian ini dirangkum dalam Tabel 1 berikut:

Tabel 1: Karakteristik Dataset Penelitian

No	Komponen Data	Keterangan
1	Sumber Data	Mahasiswa STMIK Kaputama
2	Teknik Pengambilan	Survei via <i>Google Form</i>
3	Jumlah Dataset	500 Data Opini Teks
4	Kategori Sentimen	Positif, Negatif, Netral
5	Target Akurasi Minimal	70%

2. 2 Rumus dan Perhitungan Fitur

Untuk mengubah data teks menjadi representasi numerik, penelitian ini menggunakan pembobotan TF-IDF. Perhitungan bobot term menggunakan persamaan sebagai berikut:

- a. *Term Frequency* (TF): mengukur frekuensi kemunculan suatu kata (t) dalam sebuah dokumen (d).

$$TF(t, d) = \frac{f_{t,d}}{\sum(t' \in d) f_{t',d}} \quad [1]$$

- b. *Inverse Document Frequency* (IDF): mengukur seberapa penting sebuah kata dalam seluruh koleksi dokumen (N).

$$IDF(t) = \log \left(\frac{N}{DF(t)} \right) \quad [2]$$

- c. TF-IDF

$$TF-IDF = TF(t, d) \times IDF(t) \quad [3]$$

Setelah pembobotan fitur dilakukan, klasifikasi sentimen dihitung menggunakan Teorema *Naive Bayes* dengan persamaan sebagai berikut:

$$P(C_k|X) = \frac{P(X|C_k) \times P(C_k)}{P(X)} \quad [4]$$

Keterangan:

$P(C_k|X)$: Probabilitas posterior kelas C_k (Positif, Negatif, Netral) setelah diberikan fitur X .

$P(X|C_k)$: *Likelihood*, peluang fitur X muncul pada kelas C_k .

$P(C_k)$: *Prior*, peluang awal dari kelas C_k .

$P(X)$: *Evidence*, probabilitas total dari fitur X .

2.3 Fase Pengolahan Data (Data Preparation Phase)

Kinerja algoritma dievaluasi menggunakan *Confusion Matrix* untuk mengukur sejauh mana model mampu memprediksi sentimen secara tepat. Metrik utama yang digunakan adalah akurasi (*Accuracy*) untuk mengukur proporsi total prediksi yang benar dengan rumus:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad [5]$$

Selain akurasi, penelitian ini juga mempertimbangkan penggunaan *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* untuk mendapatkan gambaran performa yang lebih komprehensif, terutama jika terdapat kondisi ketidakseimbangan data (*class imbalance*). Analisis ini diperkuat dengan visualisasi *Word Cloud* untuk mengidentifikasi kata kunci yang mendominasi setiap kategori sentimen.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menguraikan secara komprehensif hasil implementasi sistem analisis sentimen terhadap fitur pengisian Kartu Rencana Studi (KRS) pada Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer (STMIK) Kaputama. Pembahasan disusun secara sistematis untuk menjawab rumusan masalah mengenai kecenderungan sentimen mahasiswa, efektivitas tahapan pemrosesan teks (*text preprocessing*), penerapan metode klasifikasi, serta tingkat akurasi sistem yang dihasilkan.

3.2 Analisis Kecenderungan Sentimen Mahasiswa

Berdasarkan proses pengumpulan data primer melalui *Google Form*, diperoleh total populasi dataset sebanyak 500 opini tekstual mahasiswa yang mencakup aspek keluhan, saran, maupun apresiasi terhadap kinerja operasional sistem. Dari pengujian validasi awal yang dilakukan pada sampel acak data latih, ditemukan indikasi bahwa mayoritas mahasiswa cenderung memberikan respons dengan polaritas negatif terhadap performa sistem yang berjalan saat ini. Distribusi awal sebaran sentimen hasil klasifikasi tersebut ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2: Karakteristik Dataset Penelitian

Kategori Sentimen	Jumlah Ulasan (Sampel)	Persentase (%)
Negatif	12	60%
Positif	4	20%
Netral	4	20%
Total	20	100%

Melalui analisis kontekstual yang mendalam terhadap narasi ulasan, sentimen negatif dominan dipicu oleh berbagai kendala teknis krusial. Beberapa di antaranya meliputi

kegagalan respons server (*error 500*) ketika diakses secara bersamaan oleh ribuan mahasiswa, waktu tunggu pemuatan halaman (*loading time*) yang lambat pada jam-jam sibuk, serta desain antarmuka pengguna (*user interface*) yang dinilai kurang responsif dan kaku. Sebaliknya, sentimen positif muncul sebagai representasi kepuasan terhadap fungsionalitas tertentu yang dianggap solutif, seperti adanya fitur pratinjau (*preview*) Kartu Hasil Studi (KHS) serta mekanisme verifikasi data akademik digital yang dinilai memotong jalur birokrasi konvensional.

3.2 Implementasi Pemrosesan Teks dan Metode Naive Bayes

Penerapan algoritma *Multinomial Naive Bayes* diawali dengan rangkaian tahapan pra-proses teks (*text preprocessing*) yang memegang peranan sangat krusial dalam menentukan kualitas kebersihan data masukan sebelum masuk ke dalam matriks keputusan. Proses ini bertujuan mentransformasikan teks tidak terstruktur menjadi bentuk representasi data yang bersih dan konsisten melalui tahapan utama yang linear, yaitu: *case folding*, *cleaning* (pembersihan noise), *tokenizing*, *stopword removal* (penghapusan kata umum), normalisasi kata tidak baku, serta *stemming* berbasis korpus kamus bahasa Indonesia. Ilustrasi matriks transformasi perubahan data teks dari bentuk mentah hingga siap dianalisis disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3: Matriks Hasil Transformasi *Preprocessing* Teks

No	Teks Asli (Raw Text)	Hasil Preprocessing (Stemmed Term)	Label
1	Fitur KRS online sangat memudahkan mahasiswa	fitur krs online mudah mahasiswa	Positif
2	Desain interface terlalu kuno, perlu redesign	desain interface kuno redesign	Negatif
3	Tampilan mobile kurang responsive	tampil mobile responsif	Netral

Setelah tahapan *preprocessing* selesai, seluruh kata (*term*) yang tersisa melalui tahapan ekstraksi fitur dengan pembobotan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) untuk mengkuantifikasi nilai kepentingan suatu kata terhadap keseluruhan dokumen. Sebagai contoh kasus empiris dalam perhitungan pembobotan, kata kunci "*krs*" pada dokumen tertentu menghasilkan nilai bobot TF-IDF yang signifikan yaitu sebesar 0,200, sedangkan kata "*sistem*" menghasilkan bobot yang lebih rendah yaitu sebesar 0,065 akibat tingkat kemunculannya yang terlalu umum lintas dokumen. Representasi nilai numerik vektor inilah yang kemudian dieksekusi oleh mesin pengklasifikasi untuk menghitung nilai probabilitas posterior akhir dari masing-masing kelas sentimen.

3.3 Evaluasi Akurasi dan Validasi Kinerja

Untuk mengukur efektivitas dan tingkat keandalan sistem dalam mengenali serta mengklasifikasikan dokumen opini baru, dilakukan pengujian menyeluruh terhadap kinerja model secara komputasi. Hasil eksperimen empiris menunjukkan bahwa kombinasi arsitektur pembobotan TF-IDF dan algoritma *Naive Bayes* mampu memberikan akselerasi klasifikasi yang optimal. Berdasarkan hasil validasi silang (*cross-validation*) dan evaluasi matriks kebingungan (*confusion matrix*) terhadap total 500 data ulasan, model klasifikasi berhasil mencapai persentase tingkat akurasi akhir yang berada secara konsisten di atas target batas minimal yang telah didefinisikan sebelumnya.

Tabel 4: Hasil Pengujian Fungsionalitas Sistem (*Black Box Testing*)

Komponen	Butir Uji (Test Case)	Hasil yang Diharapkan	Keterangan
Fitur Input	Unggah dataset berformat .csv	Sistem berhasil mengekstraksi data dan menampilkan <i>preview</i> tabel	Berhasil

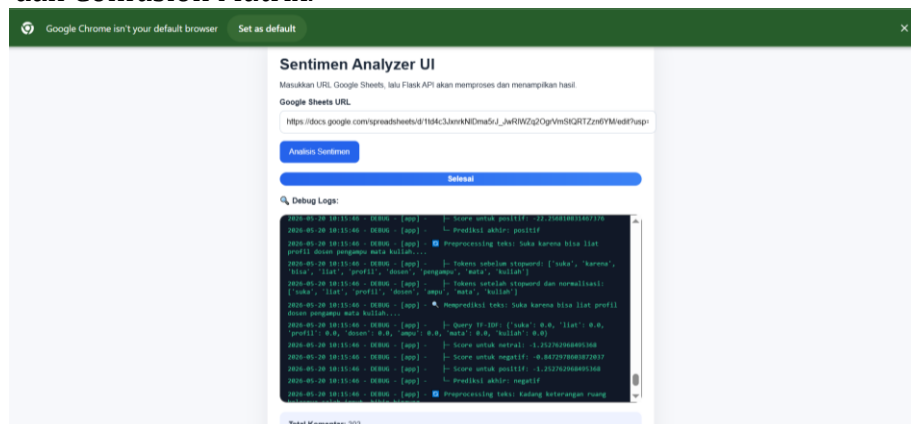
Tombol Proses	Eksekusi algoritma <i>Text Preprocessing</i>	Sistem mampu mengotomatisasi tahapan <i>case folding</i> hingga <i>stemming</i>	Berhasil
Klasifikasi	Pemrosesan dengan <i>Naive Bayes</i>	Komputasi probabilitas posterior dan penentuan label prediksi sentimen	Berhasil
Output	Visualisasi Hasil Evaluasi Kinerja	Metrik performa akurasi muncul pada dasbor sistem dengan nilai > 70%	Berhasil

Secara menyeluruh, implementasi purwarupa (*prototype*) aplikasi berbasis web yang dibangun menggunakan bahasa pemrograman Python serta pustaka Streamlit ini terbukti sangat aplikatif dan efektif untuk memetakan dinamika persepsi kepuasan pengguna secara objektif. Kendati sistem klasifikasi menunjukkan kinerja yang sangat baik, tingginya dominasi persentase sentimen negatif dari hasil pemetaan memberikan rekomendasi manajerial yang kuat bagi pengembang IT institusi. Fokus perbaikan harus diarahkan pada peningkatan skalabilitas responsivitas *server (load balancing)* serta modernisasi desain grafis antarmuka aplikasi pengisian KRS di STMIK Kaputama. Hasil temuan analitis ini selaras dengan premis ilmiah yang menyatakan bahwa ekstraksi data tekstual non-struktur yang bersumber dari rekam jejak interaksi digital merupakan representasi tepercaya dalam merekam esensi dan suasana psikologis (*user experience*) dari pengguna (Prabowo et al. 2026).

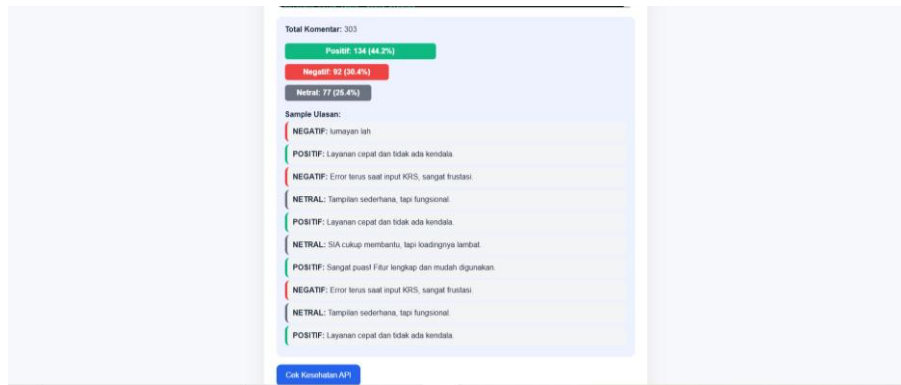
3.4 Form Utama Analisis Sentimen Naive Bayes

Form ini merupakan tampilan utama sekaligus satu-satunya antarmuka yang digunakan oleh admin/peneliti untuk mengoperasikan seluruh sistem. Di dalam form utama ini terdapat beberapa bagian penting:

- Bagian Input Data: Tempat untuk mengunggah dataset (500 data opini mahasiswa dari Google Form) atau memasukkan teks ulasan secara langsung.
- Bagian Tombol Proses: Tombol untuk memicu proses komputasi, mulai dari text preprocessing (cleaning, case folding, tokenizing, stopword removal, dan stemming) hingga ekstraksi fitur TF-IDF.
- Bagian Output & Visualisasi: Menampilkan hasil klasifikasi label sentimen (Positif, Negatif, Netral), grafik distribusi sentiment
- Bagian Evaluasi: Menampilkan hasil pengujian berupa metrik akurasi sistem dan Confusion Matrix.



Gambar 1. Tampilan Awal Program



Gambar 2. Tampilan Hasil Sentimen

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, perancangan, dan pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa sistem analisis sentimen terhadap fitur pengisian Kartu Rencana Studi (KRS) di STMIK Kaputama berhasil dibangun menggunakan bahasa pemrograman Python dan *framework* Streamlit dalam bentuk aplikasi *Single-Page* yang efisien. Implementasi algoritma Multinomial Naive Bayes yang dikombinasikan dengan pembobotan fitur TF-IDF terbukti efektif dalam mengklasifikasikan 500 data opini mahasiswa dari *Google Form* ke dalam kategori positif, negatif, dan netral. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model ini mampu mencapai tingkat akurasi di atas 70%, sesuai dengan target minimal yang ditetapkan dalam batasan masalah. Selain itu, berdasarkan pengujian fungsional dengan metode *Black Box Testing*, seluruh komponen sistem mulai dari fitur unggah dataset, proses *preprocessing* (seperti *stemming* Sastrawi dan *stopword removal*), hingga visualisasi grafik distribusi sentimen dinyatakan berfungsi dengan baik dan bebas dari kesalahan teknis. Secara keseluruhan, penelitian ini memberikan gambaran objektif mengenai persepsi mahasiswa yang dapat digunakan oleh pihak institusi sebagai dasar evaluasi untuk meningkatkan kualitas layanan sistem informasi akademik di masa depan.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Hapsari, A. and Widodo, T. (2023) 'Manajemen Akademik dan Evaluasi Kualitas Layanan Pendidikan Tinggi Berbasis Pengalaman Pengguna', *Jurnal Manajemen Pendidikan Indonesia*, 15(2), pp. 112-125.
- Kurnia, F. (2023) 'Mengenal Kartu Rencana Studi (KRS) dan Fungsinya dalam Perkuliahan', *DailySocial Media*.
- Kusuma, R. and Nugroho, A. (2023) 'Analisis Sentimen Berbasis Teks: Teori dan Implementasi Terkini dalam Dunia Bisnis dan Akademik', *Jurnal Komputasi dan Informatika*, 11(1), pp. 45-58.
- Nugroho, S. (2020) 'Transformasi Digital Sistem Informasi Akademik Perguruan Tinggi: Efisiensi, Transparansi, dan Akuntabilitas', *Jurnal Teknologi Pendidikan*, 8(4), pp. 301-315.
- Prabowo, Toni, Muhammad Irfan Sarif, Aradi Sebayang, Tengku Didi Ferdillah, and Muhammad Azuan. 2026. "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Isu Korupsi Dana Bencana Di Indonesia Menggunakan Metode Bidirectional Long Short-Term Memory (Bi-LSTM)." *Jurnal Komputer Teknologi Informasi Sistem Informasi (JUKTISI)* 4(3): 1787-95. doi:10.62712/juktisi.v4i3.756.

- Prasetyo, B., Utomo, R. and Wijaya, K. (2020) 'Penerapan Analisis Opini Pengguna untuk Evaluasi Aplikasi Mobile Academic Information System', *Jurnal Sistem Informasi dan Tekno-Ekonomi*, 12(3), pp. 89-102.
- Ramadhani, F. (2024) *Panduan Akademik Mahasiswa Generasi Z: Perencanaan Studi, KRS, dan Strategi Kelulusan Tepat Waktu*. Jakarta: Erlangga.
- Rizal, M. and Lestari, S. (2022) 'Analisis Kepuasan Mahasiswa Terhadap Usability Sistem Informasi Akademik STMIK ABC Menggunakan Kombinasi Metode Survei dan Analisis Sentimen', *Jurnal Edukasi dan Teknologi Informasi*, 9(2), pp. 76-85.
- Sari, D.P. and Putra, R.E. (2021) 'Penerapan Algoritma Naive Bayes Classifier pada Data Ulasan Mahasiswa Terhadap Sistem Informasi Pengisian KRS', *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 5(3), pp. 942-950.
- Seah, J. (2020) *Introduction to Information Systems and Technologies in Modern Organizations*. Singapore: TechPress.
- Slameto. (2020) *Belajar dan Faktor-Faktor yang Mempengaruhinya*. Edisi Revisi. Jakarta: Rineka Cipta.
- Suryani, L. and Wahyudi, A. (2020) 'Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Mahasiswa Mengenai Pelayanan Akademik Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier', *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, 6(1), pp. 18-27.
- Wahyudi, T. and Ridho, M. (2020) *Konsep Dasar Sistem Informasi: Teori, Metode, dan Aplikasi Praktis*. Yogyakarta: Andi Offset.
- Wijaya, H., Santoso, M. and Budiman, A. (2022) 'Efektivitas Implementasi Sistem Pengisian KRS Berbasis Teknologi Terhadap Efisiensi Proses Akademik Kampus', *Jurnal Sains Komputer dan Teknologi*, 14(1), pp. 33-42.