SENTRI: Jurnal Riset Ilmiah
https://ejournal.nusantaraglobal.ac.id/index.php/sentri
Email: sentri@nusantaraglobal.ac.id
DOI: https://doi.org/10.55681/sentri.v5i1.5425

Vol. 5, No. 1, January 2026
e-ISSN: 2963-1130
pp. 465-479

Analisis Sentimen Mahasiswa terhadap Tugas-Tugas Kuliah dengan Menggunakan Metode K-Nearest Neighbors

Ervina Tryastuti Rahayu[1*], I Gusti Putu Asto Buditjahjanto[1]
[1]Program Studi Sarjana Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Surabaya

*Corresponding Author's e-mail: ervina.20002@mhs.unesa.ac.id

Article History:
Received: December 18, 2025
Revised: December 29, 2025
Accepted: January 30, 2026

Keywords:
Sentiment, Opinion, K-Nearest Neighbors, Accuracy

Abstract: *In the rapidly evolving digital era, social media platforms such as Twitter or X have become strategic public spaces for students to express their views, experiences, and criticisms regarding various aspects of academic life. One of the most frequently discussed topics is related to academic assignments, including their workload, relevance, and contribution to students' understanding of course material. The spontaneous expressions shared on social media contain valuable data that can be scientifically analyzed, particularly to capture students' perceptions and sentiments toward the learning process. Therefore, sentiment analysis represents a relevant and systematic approach to identifying patterns of student opinions in a measurable and data-driven manner. This study employs a quantitative approach using machine learning methods, specifically the K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm, to analyze student sentiment toward academic assignments expressed on the Twitter/X platform. The quantitative approach was selected because it enables the objective processing of numerical data and facilitates statistical interpretation of emerging patterns. Data were collected from student tweets related to academic assignments and subsequently processed through several stages, including text preprocessing, feature extraction, and sentiment classification into positive, neutral, and negative categories. The results indicate that the K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm is capable of classifying student sentiment with an accuracy rate of 85%, demonstrating that this method is sufficiently effective for sentiment analysis in an educational context. The sentiment distribution reveals that 30% of students expressed positive sentiment, perceiving academic assignments as relevant and challenging, while 40% showed neutral sentiment. Meanwhile, the remaining 30% conveyed negative sentiment, indicating that assignments were perceived as excessively demanding and less relevant to the learning process. These findings provide important insights for educators and educational institutions in evaluating and designing academic assignments that are more effective, balanced, and aligned with students' learning needs.*

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC–BY-SA license

How to cite: Rahayu, E. T., & Buditjahjanto, I. G. P. A. (2026). Analisis Sentimen Mahasiswa terhadap Tugas-Tugas Kuliah dengan Menggunakan Metode K-Nearest Neighbors. *SENTRI: Jurnal Riset Ilmiah*, *5*(1), 465–479. https://doi.org/10.55681/sentri.v5i1.5425

PENDAHULUAN

Tugas kuliah merupakan salah satu komponen fundamental dalam proses pembelajaran di perguruan tinggi karena berfungsi sebagai sarana untuk mengembangkan kemampuan berpikir kritis, keterampilan pemecahan masalah, serta kemampuan mahasiswa dalam mengaplikasikan teori ke dalam konteks praktis. Dalam kerangka pendidikan tinggi, tugas kuliah dirancang untuk mendukung pencapaian capaian pembelajaran yang telah ditetapkan dalam kurikulum, baik pada ranah kognitif, afektif, maupun psikomotorik [1].

Perkembangan teknologi digital dan meluasnya penggunaan media sosial telah mengubah cara mahasiswa mengekspresikan pandangan dan pengalaman akademik mereka. Media sosial, khususnya Twitter atau X, telah menjadi ruang publik yang aktif digunakan oleh mahasiswa untuk menyampaikan opini, kritik, maupun refleksi terkait berbagai aspek pembelajaran, termasuk tugas kuliah. Melalui platform ini, mahasiswa dapat secara spontan mengungkapkan perasaan mereka terhadap beban tugas, relevansi materi, hingga metode pengajaran dosen. Unggahan yang bersifat terbuka dan real-time tersebut mencerminkan respons autentik mahasiswa terhadap pengalaman akademik yang mereka alami. Fenomena ini membuka peluang baru bagi peneliti dan institusi pendidikan untuk memahami persepsi mahasiswa secara lebih luas dan berbasis data melalui pendekatan analisis sentimen [2].

Dominasi sentimen netral dan keberadaan sentimen negatif dalam proporsi yang signifikan menunjukkan adanya potensi kesenjangan antara ekspektasi mahasiswa dan desain tugas kuliah yang diterapkan. Beberapa unggahan mahasiswa mengindikasikan bahwa tugas kuliah tidak selalu membantu dalam memperdalam pemahaman materi, bahkan cenderung menimbulkan tekanan akademik. Keluhan seperti "tugas ini tidak membantu memahami materi, malah menambah stres" mencerminkan adanya kebutuhan untuk mengevaluasi kembali pendekatan pemberian tugas agar lebih selaras dengan tujuan pembelajaran [3]. Jika kondisi ini dibiarkan, tugas kuliah yang seharusnya menjadi instrumen pembelajaran justru dapat berdampak kontraproduktif terhadap motivasi dan keterlibatan mahasiswa.

Beberapa penelitian sebelumnya telah mengeksplorasi penerapan algoritma machine learning, khususnya K-Nearest Neighbor (KNN), dalam konteks analisis sentimen di bidang pendidikan. Penelitian yang menganalisis respons masyarakat terhadap kebijakan Merdeka Belajar Kampus Merdeka berhasil menunjukkan bahwa algoritma KNN mampu memetakan sentimen publik secara akurat pada dataset berukuran besar [4]. Namun, penelitian tersebut terbatas pada analisis sentimen kebijakan makro dan belum menyentuh dimensi mikro pembelajaran seperti persepsi mahasiswa terhadap tugas kuliah sebagai instrumen pedagogis. Selain itu, penelitian ini hanya berfokus pada akurasi klasifikasi sentimen tanpa mengeksplorasi pola temporal atau faktor kontekstual yang memengaruhi dinamika sentimen mahasiswa sepanjang semester akademik.

Penelitian lain yang memanfaatkan KNN untuk menganalisis sentimen mahasiswa baru terhadap mata kuliah tertentu menunjukkan fleksibilitas algoritma ini dalam mengelompokkan data teks berskala besar melalui pendekatan auto-labeling [2]. Meskipun demikian, penelitian tersebut memiliki keterbatasan signifikan dalam hal kedalaman analisis. Pertama, penelitian hanya mengidentifikasi kategori sentimen (positif, negatif, netral) tanpa menggali lebih jauh aspek-aspek spesifik yang menjadi sumber sentimen negatif, seperti beban kerja, relevansi tugas, atau kejelasan instruksi. Kedua, penelitian tidak melakukan perbandingan kinerja KNN dengan algoritma machine learning lainnya seperti Support Vector Machine (SVM), Naive Bayes, atau Random Forest, sehingga tidak dapat diketahui apakah KNN merupakan pilihan algoritma yang paling optimal untuk konteks analisis sentimen tugas kuliah. Ketiga, penelitian ini belum mengintegrasikan analisis kualitatif untuk memvalidasi temuan kuantitatif, padahal pemahaman mendalam terhadap alasan di balik sentimen mahasiswa sangat krusial untuk merumuskan rekomendasi perbaikan yang aplikatif.

Lebih lanjut, kajian-kajian terdahulu cenderung mengabaikan dimensi temporal dalam analisis sentimen mahasiswa. Tidak ada penelitian yang secara sistematis

mengeksplorasi bagaimana sentimen mahasiswa terhadap tugas kuliah berevolusi sepanjang periode akademik—apakah sentimen negatif meningkat menjelang deadline, atau apakah terdapat pola siklikal yang terkait dengan kalender akademik. Pemahaman terhadap dinamika temporal ini penting untuk mengidentifikasi timing yang tepat dalam intervensi pedagogis dan penyesuaian beban tugas.

Selain itu, penelitian-penelitian sebelumnya belum mengeksplorasi hubungan antara karakteristik tugas kuliah (seperti jenis tugas, durasi pengerjaan, dan tingkat kesulitan) dengan sentimen yang diungkapkan mahasiswa. Tanpa pemahaman ini, sulit bagi institusi pendidikan untuk merancang tugas yang benar-benar responsif terhadap kebutuhan dan kapasitas mahasiswa. Penelitian ini juga menemukan bahwa sebagian besar studi terdahulu menggunakan data yang relatif terbatas atau berasal dari satu institusi tertentu, sehingga generalisasi temuan menjadi terbatas.

Terakhir, meskipun penelitian-penelitian sebelumnya berhasil mengidentifikasi adanya sentimen negatif terhadap tugas kuliah, belum ada upaya sistematis untuk menerjemahkan temuan tersebut menjadi kerangka rekomendasi yang actionable bagi dosen dan pengelola program studi. Dengan kata lain, terdapat kesenjangan antara analisis sentimen sebagai output penelitian dengan implementasi praktis dalam desain pembelajaran.

Berdasarkan telaah terhadap penelitian-penelitian terdahulu, teridentifikasi beberapa gap penelitian yang menjadi fokus dalam penelitian ini diantaranya: fokus objek penelitian yang spesifik pada tugas kuliah karena penelitian-penelitian sebelumnya lebih banyak menganalisis sentimen terhadap kebijakan pendidikan secara umum, persepsi terhadap mata kuliah secara keseluruhan, atau evaluasi terhadap sistem pembelajaran secara makro. Keterbatasan eksplorasi parameter optimal KNN, alasannya karena meskipun algoritma KNN telah digunakan dalam beberapa penelitian analisis sentimen, belum ada penelitian yang secara sistematis mengeksplorasi dan mengoptimalkan parameter-parameter kunci KNN. *Preprocessing* dan *feature extraction* yang belum optimal, dari penelitian terdahulu belum secara detail menjelaskan teknik preprocessing teks bahasa Indonesia yang optimal untuk data media sosial yang bersifat informal, mengandung singkatan, slang, dan emotikon. Analisis aspek spesifik yang mempengaruhi sentiment, penelitian sebelumnya cenderung hanya mengklasifikasikan sentimen ke dalam kategori positif, negatif, dan netral tanpa mengidentifikasi aspek-aspek spesifik dari tugas kuliah yang menjadi pemicu sentimen tersebut. Validasi model dengan dataset yang lebih representative disebabkan karena sebagian besar penelitian terdahulu menggunakan dataset yang relatif kecil atau terbatas pada konteks institusi tertentu, sehingga validitas dan generalisasi model menjadi terbatas.

Tujuan untuk mengisi kesenjangan-kesenjangan tersebut, penelitian ini akan melakukan analisis sentimen mahasiswa terhadap tugas-tugas kuliah dengan menggunakan metode K-Nearest Neighbors secara komprehensif dan mendalam. Penelitian ini tidak hanya menerapkan algoritma KNN dalam klasifikasi sentimen, tetapi juga melakukan optimasi parameter, eksplorasi teknik preprocessing dan feature extraction yang optimal, serta analisis berbasis aspek untuk mengidentifikasi faktor-faktor spesifik yang mempengaruhi sentimen mahasiswa. Dengan menggunakan dataset yang lebih besar dan representatif serta evaluasi performa yang komprehensif, penelitian ini berupaya menghasilkan model klasifikasi sentimen yang akurat dan dapat digeneralisasi. Lebih lanjut, penelitian ini akan memberikan kontribusi praktis berupa rekomendasi berbasis

data untuk perbaikan desain tugas kuliah yang lebih responsif terhadap kebutuhan dan pengalaman mahasiswa.

Maka dengan demikian, penelitian ini tidak hanya menjadi respons terhadap keluhan mahasiswa, tetapi juga merupakan langkah proaktif untuk menjembatani kesenjangan antara ekspektasi mahasiswa dan realitas pembelajaran di perguruan tinggi, serta mendorong terciptanya proses pembelajaran yang lebih efektif dan berorientasi pada kebutuhan mahasiswa. Dengan mempertimbangkan batasan dan asumsi tersebut, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi teoretis dan praktis dalam pengembangan analisis sentimen berbasis machine learning di bidang pendidikan. Secara teoretis, penelitian ini memperkaya kajian tentang penerapan algoritma KNN dalam analisis sentimen akademik. Secara praktis, temuan penelitian ini diharapkan dapat menjadi dasar bagi institusi pendidikan dalam merancang tugas kuliah yang lebih relevan, proporsional, dan mendukung kualitas pengalaman belajar mahasiswa. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya menjadi respons terhadap keluhan mahasiswa, tetapi juga merupakan langkah proaktif untuk menjembatani kesenjangan antara ekspektasi mahasiswa dan realitas pembelajaran di perguruan tinggi, serta mendorong terciptanya proses pembelajaran yang lebih efektif dan berorientasi pada kebutuhan mahasiswa.

LANDASAN TEORI

Sentimen dapat dipahami sebagai ekspresi perasaan, opini, atau sikap individu terhadap suatu objek, isu, atau peristiwa tertentu yang tercermin dalam bentuk positif, negatif, atau netral [7]. Dalam konteks analisis teks, sentimen merujuk pada sikap atau pandangan yang diekspresikan melalui bahasa tertulis dan dapat dianalisis untuk menentukan kecenderungan opini yang terkandung di dalamnya, apakah bersifat mendukung, menolak, atau netral [7]. Analisis sentimen sering digunakan untuk menggali reaksi individu terhadap suatu fenomena, termasuk kebijakan pendidikan dan pengalaman belajar, sehingga memungkinkan peneliti memahami persepsi publik secara lebih objektif [8]. Selain sebagai opini rasional, sentimen juga mencerminkan reaksi emosional yang muncul dalam komunikasi digital, yang merepresentasikan perasaan individu terhadap suatu kejadian atau objek tertentu [9]. Oleh karena itu, sentimen tidak hanya berkaitan dengan penilaian kognitif, tetapi juga melibatkan aspek afektif dalam merespons informasi.

Secara konseptual, sentimen umumnya diklasifikasikan ke dalam tiga kategori utama, yaitu positif, negatif, dan netral [9]. Sentimen positif menggambarkan ekspresi yang menunjukkan kepuasan, apresiasi, atau penilaian yang baik terhadap suatu hal, yang biasanya ditandai dengan penggunaan kata-kata bernuansa mendukung atau memuji. Sebaliknya, sentimen negatif mencerminkan ketidakpuasan, kekecewaan, atau penilaian yang tidak menyenangkan, seperti keluhan mahasiswa terhadap tugas kuliah yang dianggap terlalu sulit atau memberatkan. Sementara itu, sentimen netral mengacu pada pernyataan yang bersifat informatif dan tidak menunjukkan kecenderungan emosional yang jelas, baik positif maupun negatif. Klasifikasi ini menjadi dasar dalam analisis sentimen untuk memahami distribusi opini dalam suatu kumpulan data teks.

Pengukuran sentimen dalam analisis data umumnya dilakukan melalui dua pendekatan utama, yaitu berbasis leksikon dan berbasis algoritma. Pendekatan leksikon mengandalkan kamus sentimen yang berisi kata-kata dengan label sentimen tertentu, sehingga analisis dilakukan dengan mencocokkan kata dalam teks dengan daftar kata yang telah ditentukan [10]. Pendekatan ini relatif sederhana, namun sangat bergantung pada kualitas dan kelengkapan kamus yang digunakan. Sementara itu, pendekatan berbasis

algoritma memanfaatkan metode machine learning untuk mengklasifikasikan sentimen berdasarkan pola yang dipelajari dari data latih. Salah satu algoritma yang banyak digunakan dalam pendekatan ini adalah K-Nearest Neighbor (KNN), yang mengklasifikasikan teks berdasarkan kedekatannya dengan data referensi yang telah diberi label sentimen [11]. Penerapan metode algoritmik ini terbukti mampu memberikan wawasan yang lebih mendalam mengenai perasaan individu atau kelompok terhadap isu tertentu, termasuk kebijakan pendidikan dan pengalaman belajar [4].

Analisis sentimen secara umum didefinisikan sebagai proses untuk mengidentifikasi, mengklasifikasikan, dan memahami perasaan atau opini yang terkandung dalam teks, baik yang bersifat positif, negatif, maupun netral [8]. Analisis ini banyak digunakan untuk mengevaluasi respons publik terhadap suatu kejadian, produk, atau layanan dengan memanfaatkan teks yang dihasilkan melalui media sosial, forum daring, dan ulasan pengguna. Pentingnya analisis sentimen terletak pada kemampuannya untuk memberikan gambaran persepsi publik secara otomatis tanpa memerlukan interaksi langsung, sehingga efisien dalam mengolah data berskala besar [7]. Dalam berbagai konteks, analisis sentimen digunakan untuk memantau citra, mengevaluasi kebijakan, serta memahami respons masyarakat terhadap isu-isu tertentu yang sedang berkembang.

Metode yang digunakan dalam analisis sentimen secara umum terbagi menjadi pendekatan berbasis leksikon dan pendekatan berbasis machine learning. Pendekatan leksikon menilai sentimen berdasarkan akumulasi kata-kata bermuatan sentimen dalam teks, namun memiliki keterbatasan dalam memahami konteks kalimat secara menyeluruh [10]. Sebaliknya, pendekatan machine learning memanfaatkan algoritma seperti Naïve Bayes, Support Vector Machines (SVM), dan K-Nearest Neighbor (KNN) untuk mempelajari pola hubungan antar kata dalam teks, sehingga mampu menangkap konteks yang lebih kompleks dan meningkatkan akurasi klasifikasi [8]. Keunggulan pendekatan ini terletak pada kemampuannya untuk terus belajar dan beradaptasi seiring bertambahnya data.

Dalam praktiknya, analisis sentimen banyak diaplikasikan pada data media sosial karena platform tersebut menghasilkan volume data teks yang sangat besar. Media sosial seperti Twitter menjadi sumber data yang kaya untuk menganalisis opini masyarakat terhadap berbagai isu, termasuk kebijakan publik dan pendidikan. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa analisis sentimen dapat digunakan untuk memahami respons masyarakat terhadap kebijakan pendidikan seperti Merdeka Belajar, sehingga membantu pengambil kebijakan dalam mengevaluasi dampak kebijakan tersebut [4]. Dalam bidang pendidikan, analisis sentimen juga digunakan untuk mengevaluasi pengalaman belajar siswa dan mahasiswa, khususnya dalam konteks pembelajaran daring, dengan memanfaatkan algoritma KNN untuk mengukur tingkat kepuasan dan tantangan yang dihadapi [11].

Mahasiswa sebagai subjek utama dalam penelitian ini didefinisikan sebagai peserta didik yang terdaftar dan menjalani pendidikan di perguruan tinggi, umumnya berada pada rentang usia 18 hingga 25 tahun, yang termasuk dalam fase remaja akhir hingga dewasa awal [12][13]. Pada tahap perkembangan ini, mahasiswa berada dalam proses pemantapan pendirian hidup dan pembentukan identitas diri. Mahasiswa juga dipahami sebagai individu yang menempuh pendidikan tinggi di berbagai bentuk institusi, baik universitas, institut, sekolah tinggi, maupun politeknik [14]. Proses belajar di perguruan tinggi menuntut peran aktif mahasiswa sebagai subjek pembelajaran, sementara dosen berfungsi sebagai fasilitator yang membantu mahasiswa mencapai tujuan pembelajaran [15].

Mahasiswa memiliki peran strategis dalam masyarakat, baik sebagai agen perubahan, kekuatan moral, maupun pengontrol sosial [17]. Selain itu, mahasiswa diharapkan mampu menjalankan peran intelektual dengan mengaplikasikan ilmu pengetahuan untuk memberikan kontribusi nyata bagi masyarakat [21]. Dalam konteks perkembangan, masa perkuliahan merupakan periode transisi penting yang melibatkan penyesuaian akademik, sosial, dan emosional, serta membuka peluang bagi pertumbuhan intelektual dan pembentukan orientasi karier masa depan [18][19].

Sentimen mahasiswa terhadap tugas kuliah dipengaruhi oleh berbagai faktor, antara lain tingkat kesulitan tugas, beban kerja akademik, relevansi tugas dengan materi pembelajaran, serta kualitas komunikasi dan dukungan dari dosen. Tugas yang dianggap terlalu sulit atau tidak relevan dapat menimbulkan perasaan frustrasi dan kebosanan, sehingga memicu sentimen negatif [7]. Kurangnya komunikasi yang efektif antara dosen dan mahasiswa juga dapat memperburuk persepsi mahasiswa terhadap tugas kuliah [9]. Sebaliknya, tugas yang menantang namun bermakna, disertai fleksibilitas waktu dan kesempatan untuk berdiskusi atau memperoleh umpan balik, cenderung menimbulkan sentimen positif [11][8].

Dalam menganalisis sentimen tersebut, algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) menjadi salah satu metode yang relevan. KNN merupakan algoritma supervised learning yang mengklasifikasikan objek berdasarkan kedekatannya dengan data latih dalam ruang multidimensi [20][21]. Algoritma ini bersifat non-parametrik dan bekerja dengan menentukan kelas mayoritas dari sejumlah k tetangga terdekat berdasarkan perhitungan jarak, umumnya menggunakan jarak Euclidean [22][23][29]. Nilai k berperan penting dalam menentukan akurasi klasifikasi dan harus memenuhi syarat tertentu agar tidak melebihi jumlah data latih [28]. Meskipun KNN memiliki kelebihan dalam kemudahan implementasi dan ketahanan terhadap data noise, algoritma ini juga memiliki keterbatasan terkait pemilihan nilai k dan biaya komputasi yang relatif tinggi [23].

Berbagai penelitian terdahulu menunjukkan bahwa KNN memiliki performa yang baik dalam analisis sentimen pada berbagai konteks, termasuk pendidikan, kebijakan publik, dan media sosial [1][4][31][32][33][3][6][2][34][11]. Temuan-temuan tersebut menguatkan relevansi penggunaan KNN dalam penelitian ini sebagai pendekatan yang valid untuk mengklasifikasikan sentimen mahasiswa terhadap tugas kuliah berdasarkan data teks dari media sosial.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode machine learning, khususnya algoritma K-Nearest Neighbor (KNN), untuk menganalisis sentimen mahasiswa terhadap tugas kuliah melalui platform Twitter/X. Pendekatan kuantitatif dipilih karena memungkinkan pengolahan data numerik secara objektif dan memberikan gambaran komprehensif mengenai pandangan mahasiswa terhadap fenomena akademik [7]. Desain penelitian bersifat eksploratif untuk menggali dan memetakan kecenderungan sentimen mahasiswa berdasarkan ekspresi yang disampaikan secara alami melalui media sosial. Penelitian dilakukan secara daring dengan memanfaatkan Twitter/X sebagai sumber data utama karena platform ini menyediakan fitur hashtag, mention, dan ekspresi teks yang kaya untuk analisis sentimen [8]. Data dikumpulkan dari tweet yang dipublikasikan dalam rentang waktu 1 Desember 2023 hingga 30 November 2024 untuk memperoleh representasi yang memadai mengenai pandangan mahasiswa terhadap tugas kuliah.

Populasi penelitian mencakup seluruh tweet mahasiswa terkait tugas kuliah di Twitter/X dalam periode pengumpulan data. Berdasarkan crawling awal menggunakan kata kunci relevan seperti "tugas kuliah", "deadline tugas", dan "tugas kampus", diperoleh populasi sekitar 50.000 tweet. Penentuan ukuran sampel menggunakan rumus Slovin dengan margin of error 5% dan tingkat kepercayaan 95%:

$$n = N / (1 + N \times e^2) = 50.000 / (1 + 50.000 \times 0{,}0025) = 397 \text{ tweet}$$

Penelitian ini menggunakan sampel sebanyak 1.000 tweet, melebihi sampel minimal untuk meningkatkan akurasi model KNN yang bergantung pada jumlah data training [13], menurunkan margin of error menjadi 3,1%, memastikan distribusi seimbang antar kategori sentimen, dan mengakomodasi standar penelitian analisis sentimen yang umumnya menggunakan 1.000-10.000 dokumen [14]. Teknik pengambilan sampel menggunakan stratified random sampling berdasarkan periode waktu (12 bulan) untuk memastikan representasi proporsional dan menangkap fluktuasi sentimen sepanjang periode akademik [15]. Sampel terpilih melalui kurasi dengan kriteria: (1) berbahasa Indonesia, (2) membahas tugas kuliah secara spesifik, (3) bukan duplikasi atau retweet, (4) bukan spam atau promosi, dan (5) memiliki konteks jelas untuk pelabelan sentimen. Instrumen berupa dataset tweet yang dikumpulkan melalui web scraping menggunakan API resmi Twitter/X, yang merupakan metode andal untuk pengumpulan data teks media sosial [7]. Dataset divalidasi oleh ahli bahasa dan pakar data science untuk memastikan relevansi, akurasi konteks linguistik, dan keandalan pelabelan sentimen [9].

Pengolahan data dimulai dengan preprocessing teks meliputi tokenisasi (pemecahan teks menjadi unit kata), penghapusan stopword (kata umum yang tidak signifikan), dan stemming (mengubah kata ke bentuk dasar) [8][10]. Data tweet kemudian diberi label sentimen (positif, netral, negatif) untuk klasifikasi. Pembobotan fitur menggunakan TF-IDF untuk menonjolkan kata informatif berdasarkan frekuensi kemunculan dan kelangkaannya [34]. Hasil pembobotan menjadi dasar klasifikasi menggunakan KNN yang mengelompokkan tweet berdasarkan kedekatan vektor fitur [11]. Pengukuran kedekatan menggunakan Cosine Similarity, dengan evaluasi melalui k-fold cross-validation untuk menghindari overfitting [9]. Validitas instrumen diuji melalui validitas isi dengan melibatkan pakar bahasa dan data science, sedangkan reliabilitas diukur menggunakan konsistensi antar-penilai dengan Cohen's kappa >0,8 [11][8]. Hasil disajikan dalam tabel dan visualisasi untuk memudahkan interpretasi distribusi sentimen. Evaluasi menggunakan confusion matrix sebagai dasar perhitungan akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk menganalisis kesalahan klasifikasi secara rinci dan memastikan keandalan model [35].

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Data penelitian diperoleh dari tweet berbahasa Indonesia yang memuat opini mahasiswa mengenai tugas kuliah dan dikumpulkan melalui API resmi Twitter/X dalam rentang waktu 1 Desember 2023 hingga 30 November 2024. Dataset disusun menggunakan kata kunci yang relevan dengan konteks akademik, kemudian dibagi menjadi data latih sebesar 70% dan data uji sebesar 30%. Secara keseluruhan, jumlah data latih yang digunakan adalah 700 tweet dan data uji sebanyak 300 tweet. Pembagian data latih dan data uji ini dilakukan untuk memastikan proses pelatihan dan evaluasi model

klasifikasi berjalan secara proporsional dan representatif [36]. Ringkasan pembagian data ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Detail *Dataset*

Kata Kunci	Jumlah Data Latih	Jumlah Data Uji
Assignment	258	93
Tugas Kuliah	53	37
Dosen	161	72
Kampus	231	106

Kata kunci "Assignment" dan "Kampus" menunjukkan frekuensi kemunculan tertinggi dengan total masing-masing 351 dan 337 tweet. Tingginya penggunaan kata kunci "Assignment" mengindikasikan bahwa mahasiswa cenderung menggunakan istilah berbahasa Inggris ketika membahas tugas kuliah di media sosial, kemungkinan karena pengaruh budaya akademik internasional atau kebiasaan penggunaan bahasa campuran dalam komunikasi digital. Sementara itu, kata kunci "Kampus" mencerminkan konteks diskusi yang lebih luas terkait kehidupan akademik, termasuk tugas kuliah sebagai bagian dari pengalaman kampus secara keseluruhan. Kata kunci "Dosen" dengan total 233 tweet menunjukkan bahwa pembahasan tugas kuliah seringkali terkait dengan persepsi mahasiswa terhadap dosen pemberi tugas, baik menyangkut kejelasan instruksi, sistem penilaian, maupun beban kerja yang diberikan. Adapun kata kunci "Tugas Kuliah" memiliki frekuensi terendah dengan 90 tweet, yang mengindikasikan bahwa mahasiswa lebih sering menggunakan variasi istilah atau kata kunci tidak langsung ketika mengekspresikan opini tentang tugas akademik mereka.

Tahap prapemrosesan data dilakukan untuk meningkatkan kualitas teks sebelum proses klasifikasi. Proses ini meliputi pembersihan teks, *case folding*, tokenisasi, *stopword* removal, dan *stemming.* Tahapan prapemrosesan bertujuan untuk menghilangkan *noise* serta menyederhanakan struktur teks tanpa menghilangkan makna utama yang merepresentasikan sentimen [36]. Penghapusan stopword dilakukan dengan menggunakan kamus *stopword* Tala yang terdiri dari 758 kata dan telah banyak digunakan dalam penelitian analisis teks bahasa Indonesia karena efektivitasnya dalam mengurangi kata tidak bermakna secara semantik [37]. Prapemrosesan ini menghasilkan representasi teks yang lebih bersih dan siap untuk tahap ekstraksi fitur.

Contoh hasil prapemrosesan menunjukkan transformasi teks dari bentuk asli ke bentuk bersih. *Tweet* asli seperti "Aduh deadline assignment besok, dosennya ga jelas kasih *briefing* nya" setelah melalui tahapan pembersihan, *case folding*, tokenisasi, *stopword removal*, dan *stemming* menjadi "*deadline assignment* besok dosen jelas kasih *briefing*". Proses ini menghilangkan emotikon, kata tidak bermakna seperti "aduh" dan "ga", serta mengubah kata ke bentuk dasarnya seperti "kasih" dari "kasih". Contoh lain, tweet "Tugas kuliah minggu ini bener-bener numpuk, capek bgt gak sempet istirahat" menjadi "tugas kuliah minggu numpuk capek sempet istirahat" setelah prapemrosesan, yang tetap mempertahankan kata-kata kunci pembawa sentimen seperti "numpuk", "capek", dan "sempet istirahat" sambil menghilangkan pengulangan kata dan singkatan informal.

Setelah prapemrosesan, ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF) untuk mengubah data teks menjadi bentuk numerik. Metode TF-IDF memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam dokumen dan tingkat kelangkaannya dalam keseluruhan korpus, sehingga kata yang lebih informatif memiliki bobot yang lebih tinggi. Representasi vektor

TF-IDF ini selanjutnya digunakan sebagai masukan dalam proses klasifikasi sentimen menggunakan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN).

Klasifikasi sentimen dilakukan menggunakan algoritma KNN dengan pengukuran kemiripan berbasis Cosine Similarity. Pengujian dilakukan pada berbagai nilai k untuk memperoleh performa model yang optimal. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa nilai k = 15 menghasilkan kinerja terbaik, dengan nilai akurasi, presisi, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 96%. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan confusion matrix sebagai dasar perhitungan metrik evaluasi, yang merupakan pendekatan standar dalam penelitian klasifikasi teks dan analisis sentimen [35][36]. Ringkasan performa model terbaik disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Pengujian Model Berdasarkan Nilai K

k	n (nilai k baru)			Akurasi	Presisi	Recall	Skor F1
	1	-1	0				
5	2	1	1	89%	90%	90%	90%
10	5	2	2	94%	95%	95%	95%
15	7	4	4	96%	96%	96%	96%
20	10	5	5	92%	92%	92%	92%
25	12	6	6	90%	91%	90%	90%
30	15	8	8	89%	89%	89%	89%
35	17	9	9	88%	88%	88%	87%
40	20	10	10	86%	86%	86%	85%
50	25	13	13	84%	85%	84%	84%
60	30	15	15	83%	83%	83%	82%

Berdasarkan hasil klasifikasi sentimen, distribusi opini mahasiswa terhadap tugas kuliah menunjukkan bahwa sekitar 30% tweet termasuk dalam kategori sentimen positif, 40% bersentimen netral, dan 30% lainnya bersentimen negatif. Sentimen positif mencerminkan pandangan mahasiswa yang menilai tugas kuliah relevan dan menantang, sedangkan sentimen negatif didominasi oleh keluhan terkait beban tugas yang dianggap berlebihan atau kurang relevan dengan pembelajaran.

Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa persepsi mahasiswa terhadap tugas kuliah sangat bervariasi berdasarkan relevansi, tingkat kesulitan, dan desain tugas. Analisis sentimen menggunakan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) menghasilkan distribusi 30% sentimen positif, 40% netral, dan 30% negatif. Mahasiswa menghargai tugas yang relevan dengan dunia nyata, memberikan tantangan intelektual, dan mendukung keterampilan berpikir kritis. Sebaliknya, tugas yang monoton, tidak relevan, atau terlalu membebani memicu keluhan di media sosial. Temuan ini sejalan dengan penelitian tentang pentingnya relevansi tugas dalam meningkatkan penerimaan mahasiswa terhadap pembelajaran [38].

Penelitian ini mengungkap paradoks menarik: model KNN mencapai akurasi sangat tinggi (96%), namun distribusi sentimen menunjukkan mayoritas netral (40%) dengan proporsi negatif yang tinggi (30%). Paradoks ini memerlukan interpretasi mendalam. Pertama, akurasi 96% menunjukkan model berhasil mengklasifikasikan tweet dengan tingkat kesalahan sangat rendah (hanya 12 dari 300 data uji). Ini memvalidasi

efektivitas metode preprocessing, TF-IDF, dan optimasi parameter KNN (k=15) untuk analisis sentimen teks media sosial berbahasa Indonesia. Kedua, dominasi sentimen netral (40%) bukan indikasi kegagalan model, melainkan mencerminkan realitas bahwa mahasiswa sering menggunakan Twitter/X untuk berbagi informasi faktual tanpa muatan emosional kuat. Tweet seperti "Lumayan lah tugasnya..." atau "Ada assignment deadline minggu depan" bersifat deskriptif, bukan ekspresif. Penelitian media sosial menunjukkan kategori netral sering mayoritas karena tidak semua unggahan dimaksudkan mengekspresikan emosi eksplisit [39]. Ketiga, tingginya sentimen negatif (30%) yang setara dengan positif (30%) mengindikasikan masalah signifikan dalam desain tugas kuliah. Keluhan tentang beban berlebihan, kurangnya relevansi, deadline tidak realistis, dan instruksi membingungkan merupakan sinyal penting untuk evaluasi pembelajaran. Keberadaan 30% sentimen negatif dapat berdampak pada motivasi belajar dan kesejahteraan mental mahasiswa. Keempat, paradoks antara akurasi tinggi dan distribusi sentimen yang kurang menggembirakan justru menegaskan validitas temuan. Akurasi 96% memastikan bahwa distribusi 40% netral dan 30% negatif adalah representasi akurat dari opini mahasiswa, bukan kesalahan klasifikasi. Tingginya akurasi memperkuat bahwa mahasiswa memang memiliki persepsi beragam dan cenderung kurang positif terhadap tugas kuliah, sehingga institusi dapat menjadikan temuan ini sebagai dasar perbaikan pembelajaran.

Tingkat kesulitan tugas tanpa dukungan dosen memadai sering dipersepsikan sebagai beban tanpa manfaat nyata. Penelitian Husdi dan Kamaruddin menekankan pentingnya keseimbangan kesulitan agar mahasiswa tertantang tanpa terbebani berlebihan [2]. Kurangnya umpan balik juga menjadi keluhan signifikan—mahasiswa merasa tugas tidak diapresiasi tanpa komunikasi baik dengan dosen. Menyediakan ruang umpan balik terstruktur dapat meningkatkan kepuasan karena mahasiswa merasa didengar dan didukung [3]. Dominasi netral dan tingginya negatif juga dijelaskan dari perspektif temporal: mahasiswa lebih vokal menjelang deadline atau periode ujian, sementara ketika tugas lancar mereka cenderung tidak membuat unggahan atau bersifat netral. Fenomena ini menjelaskan mengapa sentimen positif tidak dominan meskipun mahasiswa mengakui pentingnya tugas kuliah.

Maka berdasarkan temuan, beberapa rekomendasi untuk menggeser distribusi sentimen ke arah positif: Pertama, merancang tugas lebih relevan dengan kebutuhan praktis mahasiswa melalui evaluasi berkala dengan melibatkan masukan mahasiswa dan dosen [4]. Kedua, menyesuaikan beban kerja dengan koordinasi antar dosen dalam menjadwalkan deadline untuk menghindari penumpukan dan mengurangi stres akademik [7]. Ketiga, menyediakan fasilitas umpan balik dengan komunikasi dua arah efektif, kejelasan instruksi, dan responsivitas terhadap pertanyaan mahasiswa [12]. Keempat, memanfaatkan analisis sentimen berbasis machine learning sebagai sistem monitoring berkelanjutan untuk memahami persepsi mahasiswa secara real-time dan melakukan intervensi tepat waktu.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa analisis sentimen mahasiswa terhadap tugas kuliah melalui media sosial Twitter/X memberikan kontribusi penting dalam memahami persepsi mahasiswa terhadap proses pembelajaran di era digital.

Secara teoritis, temuan penelitian ini memperkaya diskursus tentang bagaimana teknologi machine learning dapat menjembatani kesenjangan antara voice of students dan

praktik pedagogis di perguruan tinggi. Algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) dengan Cosine Similarity tidak sekadar berfungsi sebagai alat klasifikasi teknis, melainkan merepresentasikan pergeseran paradigma dalam memahami pengalaman belajar mahasiswa dari yang sebelumnya bersifat institusional dan top-down melalui evaluasi formal, menjadi lebih organik dan bottom-up melalui ekspresi spontan di media sosial. Hal ini sejalan dengan teori konstruktivisme sosial yang menekankan bahwa makna pembelajaran dikonstruksi melalui interaksi sosial dan pengalaman autentik mahasiswa, bukan semata-mata melalui transmisi pengetahuan searah. Distribusi sentimen yang menunjukkan 40% netral, 30% negatif, dan 30% positif secara teoritis mengkonfirmasi kompleksitas persepsi mahasiswa terhadap tugas kuliah sebagai artefak pedagogis. Dominasi sentimen netral mencerminkan apa yang disebut oleh Vygotsky sebagai zona abu-abu dalam pembelajaran ruang di mana mahasiswa belum sepenuhnya merasakan tantangan yang bermakna (positive challenge) namun juga belum mengalami frustrasi akademik yang signifikan. Sementara itu, keseimbangan antara sentimen positif dan negatif (masing-masing 30%) mengindikasikan adanya polarisasi pengalaman belajar yang dapat dijelaskan melalui teori self-determination: mahasiswa yang merasakan otonomi, kompetensi, dan keterkaitan (relatedness) dalam mengerjakan tugas cenderung mengekspresikan sentimen positif, sedangkan mereka yang merasakan tugas sebagai beban eksternal yang mengontrol tanpa memberikan nilai intrinsik cenderung mengekspresikan sentimen negatif.

Lebih jauh, temuan ini memberikan validasi empiris terhadap teori cognitive load dalam desain instruksional. Keluhan mahasiswa tentang beban tugas berlebihan, deadline tidak realistis, dan instruksi yang membingungkan secara teoretis mengindikasikan terjadinya cognitive overload, kondisi di mana kapasitas memori kerja mahasiswa terlampaui sehingga pembelajaran menjadi tidak efektif. Sebaliknya, apresiasi mahasiswa terhadap tugas yang relevan dan menantang mencerminkan kondisi optimal load di mana tugas berada dalam zona perkembangan proksimal (zone of proximal development) mahasiswa. Paradoks antara akurasi model yang sangat tinggi (96%) dengan distribusi sentimen yang kurang menggembirakan juga memberikan insight teoretis penting: objektifikasi dan kuantifikasi sentimen melalui machine learning tidak menghilangkan kompleksitas pengalaman subjektif mahasiswa, melainkan justru mengungkapkan realitas yang selama ini mungkin tersembunyi dalam data evaluasi formal yang cenderung bias positif. Hal ini menegaskan pentingnya triangulasi metodologis, mengombinasikan analisis kuantitatif berbasis algoritma dengan pemahaman kualitatif berbasis konteks untuk memperoleh pemahaman holistik tentang pengalaman belajar mahasiswa.

Berdasarkan sisi metodologis, kinerja algoritma KNN menunjukkan hasil optimal pada nilai k = 15 dengan akurasi, presisi, recall, dan F1-score masing-masing 96%. Temuan ini secara metodologis mengkonfirmasi prinsip parsimony dalam machine learning: model yang relatif sederhana dengan konfigurasi parameter yang tepat dapat menghasilkan performa setara atau bahkan lebih baik dibandingkan model kompleks, terutama ketika jumlah data terbatas dan interpretabilitas menjadi prioritas. Kombinasi KNN dan Cosine Similarity terbukti mampu menangkap nuansa semantik dalam teks berbahasa Indonesia informal yang kaya akan singkatan, slang, dan emotikon menjadi tantangan linguistik yang sering menjadi hambatan dalam analisis sentimen. Dengan demikian, penelitian ini memperkuat bukti empiris bahwa pemilihan algoritma harus disesuaikan dengan karakteristik data dan konteks penelitian, bukan semata-mata mengejar kompleksitas model.

Secara praktis, hasil penelitian ini merekomendasikan agar institusi pendidikan memanfaatkan analisis sentimen sebagai sistem early warning untuk mengidentifikasi kesenjangan antara desain pembelajaran dan pengalaman aktual mahasiswa. Lebih dari sekadar evaluasi, pendekatan ini memungkinkan institusi untuk melakukan pedagogical intervention yang lebih tepat sasaran dan tepat waktu. Rekomendasi spesifik meliputi: (1) merancang tugas yang selaras dengan prinsip authentic learning yang relevan dengan dunia nyata, bermakna secara personal, dan mendukung pengembangan kompetensi jangka panjang; (2) menerapkan prinsip distributed practice dalam penjadwalan tugas untuk menghindari cognitive overload; (3) meningkatkan kualitas komunikasi pedagogis melalui kejelasan instruksi, transparansi kriteria penilaian, dan responsivitas terhadap kesulitan mahasiswa; serta (4) mengintegrasikan analisis sentimen sebagai bagian dari quality assurance berkelanjutan dalam pembelajaran. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan beberapa arah pengembangan: Pertama, eksplorasi teknik representasi teks berbasis deep learning seperti Word2Vec, GloVe, atau BERT yang dapat menangkap konteks semantik lebih dalam. Kedua, pengembangan model hybrid yang mengombinasikan pendekatan lexicon-based dan machine learning untuk meningkatkan interpretabilitas hasil klasifikasi. Ketiga, analisis longitudinal untuk memahami dinamika perubahan sentimen sepanjang siklus akademik dan mengidentifikasi faktor temporal yang mempengaruhi persepsi mahasiswa. Keempat, penelitian mixed-method yang mengintegrasikan analisis sentimen kuantitatif dengan wawancara mendalam untuk mengeksplorasi mekanisme psikologis di balik sentimen yang terekspresikan. Kelima, perluasan cakupan penelitian ke berbagai platform media sosial lain seperti Instagram, TikTok, atau forum diskusi akademik untuk memperoleh pemahaman yang lebih komprehensif tentang voice of students dalam ekosistem digital yang semakin beragam. Dengan agenda penelitian ini, diharapkan analisis sentimen dapat berkembang tidak hanya sebagai teknik klasifikasi, melainkan sebagai framework teoretis dan metodologis yang kokoh untuk memahami dan meningkatkan kualitas pembelajaran di era digital.

DAFTAR REFERENSI

1. A. Tanggu Mara, E. Sediyono, and H. Purnomo, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbors Pada Analisis Sentimen Metode Pembelajaran Dalam Jaringan (DARING) Di Universitas Kristen Wira Wacana Sumba," Jointer - Journal of Informatics Engineering, vol. 2, no. 01, pp. 24–31, Jun. 2021, doi: 10.53682/jointer.v2i01.30.
2. Husdi and Andi Kamaruddin, "Auto Labeling Untuk Analisis Sentimen Opini Mahasiswa Baru Terhadap Pembelajaran Mata Kuliah Dengan Algoritma K-Nearest Neighbor," Jurnal RESTIKOM : Riset Teknik Informatika dan Komputer, vol. 6, no. 1, pp. 148–157, Apr. 2024, doi: 10.52005/restikom.v6i1.311.
3. A. Halimi, K. Kusrini, and M. R. Arief, "ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT INDONESIA TERHADAP PEMBELAJARAN ONLINE DARI DI MEDIA SOSIAL TWITTER MENGGUNAKAN LEXICON DAN K-NEAREST NEIGHBOR," COREAI: Jurnal Kecerdasan Buatan, Komputasi dan Teknologi Informasi, vol. 2, no. 1, pp. 18–28, Aug. 2021, doi: 10.33650/coreai.v2i1.2283.
4. R. Gunawan, R. Septiadi, F. Apri Wenando, H. Mukhtar, and Syahril, "K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Menganalisis Sentimen terhadap Kebijakan Merdeka Belajar Kampus Merdeka pada Komentar Twitter," Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology), vol. 3, no. 2, pp. 152–158, Aug. 2022, doi: 10.37859/coscitech.v3i2.3841.

5. S. Arikunto, Prosedur Penelitian. Rineka Cipta, 2019.
6. M. Furqan, S. Sriani, and S. M. Sari, "Analisis Sentimen Menggunakan K-Nearest Neighbor Terhadap New Normal Masa Covid-19 Di Indonesia," Techno.Com, vol. 21, no. 1, pp. 51–60, Feb. 2022, doi: 10.33633/tc.v21i1.5446.
7. S. J. Cai, "Sentiment analysis using natural language processing and machine learning," Journal of Data Acquisition and Processing, vol. 38, no. 2, 2023, doi: https://doi.org/10.5281/zenodo.7766376.
8. C. C. Aggarwal, "Machine Learning for Text: An Introduction," in Machine Learning for Text, Cham: Springer International Publishing, 2018, pp. 1–16. doi: 10.1007/978-3-319-73531-3_1.
9. J. Yadav, "Sentiment Analysis on Social Media," Jan. 09, 2023. doi: 10.32388/YF9X04.
10. J. Silge and D. Robinson, Text mining with R. O'Reilly Media, 2017.
11. J. Supriyanto, D. Alita, and A. R. Isnain, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) Untuk Analisis Sentimen Publik Terhadap Pembelajaran Daring," Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak, vol. 4, no. 1, pp. 74–80, Mar. 2023, doi: 10.33365/jatika.v4i1.2468.
12. F. A. Juliasari and D. A. Sihombing, "Analisis Persepsi Kemudahan Penggunaan Dan Persepsi Manfaat Terhadap Minat Pembelian Konsumen Gofood Di Kalangan Mahasiswa Ibm Asmi," NCBMA (Universitas Pelita Harapan Indonesia).
13. S. Yusuf and Nurihsan, Pengembangan Program Bimbingan dan Konseling di Sekolah. Bandung: Remaja Rosdakarya. Remaja Rosdakarya, 2019.
14. A. R. Safira, H. K. Sirajuddin, A. Khairan, and A. Mubarak, "Penerapan algoritma K-nearest neighbor dalam rekomendasi keminatan mahasiswa (Studi kasus: Program Studi Teknik Sipil Universitas Khairun)," JATI (Jurnal Jaringan dan Teknologi Informasi), vol. 3, no. 2, pp. 6–12, 2024, doi: https://doi.org/10.0000/jati.
15. R. F. Tanjung, N. Neviyarni, and F. Firman, "LAYANAN INFORMASI DALAM PENINGKATAN KETERAMPILAN BELAJAR MAHASISWA STKIP PGRI SUMATERA BARAT," Jurnal Penelitian Bimbingan dan Konseling, vol. 3, no. 2, Sep. 2018, doi: 10.30870/jpbk.v3i2.3937.
16. R. Mustofa, H. Irawadi, H. S. Lemana, and M. Ridwan, "Aktivitas Latihan Mahasiswa Prodi Pendidikan Kepelatihan Olahraga FIK UNP," Jurnal Patriot, vol. 2, no. 2, pp. 743–756, 2020.
17. Nika Sintesa, "Analisis Pengaruh Time Management Terhadap Kedisiplinan dan Akademik Mahasiswa," Trending: Jurnal Manajemen dan Ekonomi, vol. 1, no. 1, pp. 36–46, Dec. 2022, doi: 10.30640/trending.v1i1.465.
18. Syamsudin, W. Rachmawanto, and T. W. Astuti, "Dukungan Keluarga Terhadap Prestasi Belajar Mahasiswa Tingkat III Semester VI," Jurnal Keperawatan, vol. 8, no. 2, pp. 27–35, 2022.
19. C. Leonita and L. Tulistyantoro, "Perancangan Interior Coffee Shop dengan Fasilitas Belajar untuk Mahasiswa di Denpasar," INTRA, vol. 6, no. 1, pp. 15–23, 2017.
20. R. I. Borman, B. Priyopradono, and A. R. Syah, "Klasifikasi Objek Kode Tangan pada Pengenalan Isyarat Alphabet Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO)," SNIA, pp. 1–4, 2018.
21. M. Marsono, A. H. Nasyuha, S. N. Arif, M. Zunaidi, and N. Y. L. Gaol, "Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor Dalam Mendiagnosis Kurap Pada

Kucing," Journal of Computer System and Informatics (JoSYC), vol. 4, no. 1, pp. 61–65, Nov. 2022, doi: 10.47065/josyc.v4i1.2479.
22. R. Samuel, R. Natan, and U. Syafiqoh, "Application of Cosine Similarity and K-Nearest Neighbor (K-NN) in Classification and Book Search," Journal of Big Data Analytic and Artificial Intelligence, vol. 1, no. 1, pp. 9–14, 2018.
23. A. M. Argina, "Penerapan Metode Klasifikasi K-Nearest Neigbor pada Dataset Penderita Penyakit Diabetes," Indonesian Journal of Data and Science, vol. 1, no. 2, pp. 29–33, Jul. 2020, doi: 10.33096/ijodas.v1i2.11.
24. M. Misdram and A. Cahyono, "Optimasi Komposisi Makanan Untuk Penderita Anemia Menggunakan Metode Variable Neighborhood Search," Spirit, vol. 13, no. 1, pp. 28–34, 2021, doi: 10.53567/spirit.v13i1.201.
25. D. S. Wisdayani, I. M. Nur, and R. Wasono, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor dalam Klasifikasi Tingkat Keparahan Korban Kecelakaan Lalu Lintas di Kabupaten Jawa Tengah," in Prosiding Mahasiswa Seminar Nasional Unimus, 2019, pp. 373–380.
26. A. Heriyanto, "Penerapan Metode K-Nearest Neighbor (KNN) Untuk Klasifikasi Stanting Pada Balita," Publikasi Ilmiah Universitas Muhammadiyah Jember.
27. H. Sulistiani, I. Darwanto, and I. Ahmad, "Penerapan Metode Case Based Reasoning," Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika, vol. 6, no. 1, pp. 23–38, 2020.
28. Y. D. Alfiyanti, "KLASIFIKASI FUNGSI SENYAWA AKTIF DATA BERDASARKAN KODE SIMPLIFIED MOLECULAR INPUT LINE ENTRY SYSTEM (SMILES) MENGGUNAKAN METODE MODIFIED K - NEAREST," 2018.
29. P. Kelulusan, "PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA MENGGUNAKAN K-NEAREST NEIGHBOR BERBASIS PARTICLE SWARM OPTIMIZATION Nursetia Wati," Jtii, vol. 6, no. 2, pp. 118–127, 2021.
30. W. Nugroho, "Optimasi Metode K-Nearest Neighbours dengan Backward Elimination Menggunakan Dataset Software Effort Estimation Bianglala Informatika," Bianglala Informatika, vol. 8, no. 2, pp. 129–133, 2020.
31. J. Riany, M. Fajar, and M. P. Lukman, "Penerapan deep sentiment analysis pada angket penilaian terbuka menggunakan K-nearest neighbor," Jurnal SISFO: Inspirasi Profesional Sistem Informasi, vol. 6, no. 1, pp. 147–156, 2016, doi: https://doi.org/10.24089/j.sisfo.2016.09.011.
32. T. W. Putra, Triayudi. A, and Andrianingsih, "Analisis sentimen pembelajaran daring menggunakan metode Naïve Bayes, KNN, dan Decision Tree," Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi, vol. 6, no. 1, pp. 20–26, 2022, doi: https://doi.org/10.35870/jtik.v6i1.368.
33. A. Deviyanto, "Penerapan analisis sentimen pada pengguna Twitter menggunakan metode K-Nearest Neighbor," Jurnal Ilmiah Sistem Komputer dan Aplikasi (JISKA), vol. 3, no. 1, 2018, doi: https://doi.org/10.14421/JISKA.2018.31-01.
34. L. F. Narulita, "Analisa sentimen pada tinjauan buku dengan algoritma k-nearest neighbour," KONVERGENSI, vol. 13, no. 2, pp. 76–81, 2017, doi: https://doi.org/10.30996/konv.v13i2.2758.
35. Sugiyono, Metode Penelitian Kuantitatif, Kualitatif dan R&D, 4th ed. Alfabeta, 2022.
36. Sugiyono, Metode Penelitian Pendekatan Kuantitatif, Kualitatif, dan R&D. Alfabeta, 2020.

37. F. Z. Tala, "A Study of Stemming Effects on Information Retrieval in Bahasa Indonesia," 2003.
38. A. Tanggu Mara, E. Sediyono, and H. Purnomo, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbors Pada Analisis Sentimen Metode Pembelajaran Dalam Jaringan (DARING) Di Universitas Kristen Wira Wacana Sumba," Jointer - Journal of Informatics Engineering, vol. 2, no. 01, pp. 24–31, Jun. 2021, doi: 10.53682/jointer.v2i01.30