

Analisis Sentimen Mahasiswa Terhadap Penggunaan E-Learning dengan Algoritma Support Vector Machine (SVM)

Amalina Shadrina Lubis^{1*}, Raissa Amanda Putri¹

¹Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara, Indonesia.

Artikel Info

Kata Kunci:

Analisis Sentiment;
E-Learning;
Mahasiswa;
Support Vector Machine.

Keywords:

Sentiment Analysis;
E-Learning;
Student;
Support Vector Machine.

Riwayat Artikel:

Submitted: 13 Juli 2025
Accepted: 31 Juli 2025
Published: 31 Juli 2025

Abstrak: Evaluasi sistem e-learning di perguruan tinggi menjadi aspek penting dalam memastikan efektivitas pembelajaran digital, terutama ketika teknologi informasi semakin terintegrasi dalam dunia pendidikan. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen mahasiswa Universitas Islam Negeri Sumatera Utara (UINSU) terhadap penggunaan e-learning dengan memanfaatkan analisis sentimen berbasis algoritma Support Vector Machine (SVM). Data diperoleh dari 440 komentar mahasiswa melalui kuesioner daring, kemudian setelah pra-pemrosesan diperoleh 400 komentar layak analisis. Data diproses melalui tahapan case folding, cleaning, tokenizing, stopword removal, dan stemming, sebelum direpresentasikan dengan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) dan diklasifikasikan menggunakan SVM. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SVM mampu mencapai akurasi sebesar 82,5%, dengan distribusi sentimen didominasi kategori netral yang berisi deskripsi informatif, sedangkan sentimen positif menyoroti kemudahan akses dan manfaat praktis, dan sentimen negatif banyak menekankan permasalahan teknis seperti server, error, dan keterbatasan aksesibilitas. Temuan ini mengindikasikan bahwa SVM efektif mengidentifikasi pola persepsi mahasiswa, serta memberikan gambaran objektif mengenai kekuatan dan kelemahan e-learning. Oleh karena itu, penelitian ini dapat dijadikan landasan pengembangan strategi evaluasi dan perbaikan sistem e-learning di perguruan tinggi.

Abstract: The evaluation of e-learning systems in higher education is an important aspect in ensuring the effectiveness of digital learning, especially as information technology becomes increasingly integrated into education. This study aims to analyze student sentiment at the State Islamic University of North Sumatra (UINSU) regarding the use of e-learning by employing sentiment analysis with the Support Vector Machine (SVM) algorithm. Data were collected from 440 student comments through an online questionnaire, and after preprocessing, 400 comments were eligible for analysis. The data underwent case folding, cleaning, tokenizing, stopword removal, and stemming, before being represented using Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) and classified with SVM. The results show that the SVM model achieved an accuracy of 82.5%, with sentiment distribution dominated by neutral categories containing informative descriptions, while positive sentiments highlighted ease of access and practical benefits, and negative sentiments emphasized technical issues such as server problems, errors, and limited accessibility. These findings indicate that SVM is effective in identifying student perception patterns and providing an objective overview of the strengths and weaknesses of e-learning. Therefore, this study can serve as a foundation for developing evaluation strategies and improving e-learning systems in higher education.

Corresponding Author:

Amalina Shadrina Lubis

Email: shadrinaamalina109@gmail.com

PENDAHULUAN

Pendidikan merupakan kebutuhan mendasar bagi setiap individu dalam membentuk sumber daya manusia (SDM) yang unggul. Dalam proses pendidikan, pengembangan tiga domain utama yaitu kognitif, afektif, dan psikomotorik sangat penting agar peserta didik memperoleh pengetahuan yang komprehensif dan mampu meningkatkan kualitas dirinya. Salah satu wujud penerapan teknologi dalam dunia pendidikan adalah pemanfaatan *E-Learning* dalam proses kegiatan belajar mengajar.

Perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi telah membawa dampak yang besar terhadap berbagai bidang kehidupan, termasuk sektor Pendidikan (Firdaus et al., 2023). Di Indonesia, sistem pendidikan mengalami kemajuan yang cukup pesat, yang terlihat dari semakin bervariasinya metode pembelajaran yang diterapkan (Adriana et al., 2023). Berbagai metode tersebut kini banyak mengintegrasikan media pembelajaran guna meningkatkan efektivitas proses belajar-mengajar. Kemajuan media pembelajaran ini berjalan seiring dengan laju teknologi yang terus berkembang secara cepat dan dinamis. Bahkan, teknologi yang sebelumnya digunakan dalam beberapa tahun terakhir mulai tergantikan oleh inovasi baru, yang turut mendorong terjadinya pergeseran dari pendekatan pembelajaran konvensional menuju sistem pendidikan yang lebih terbuka dan berbasis teknologi informasi dan komunikasi (Koufakou, 2023).

Perkembangan teknologi informasi telah menghadirkan berbagai inovasi, salah satunya dalam bidang pendidikan melalui media pembelajaran digital seperti e-learning (Vapnik, 2020). *E-learning* merujuk pada proses pembelajaran yang memanfaatkan perangkat elektronik sebagai sarana penyampaian materi serta interaksi, baik antara dosen dan mahasiswa maupun antar sesama mahasiswa (Sengkey et al., 2020).

Penggunaan media pembelajaran berbasis *E-Learning* dapat mendorong peningkatan motivasi berprestasi bagi mahasiswa yang menyukainya. Namun, bagi mahasiswa yang kurang menyukai metode pembelajaran ini, motivasi belajar justru dapat menurun.

Universitas Islam Negeri Sumatera Utara (UINSU) merupakan salah satu perguruan tinggi yang telah mengadopsi perkembangan teknologi dengan mengimplementasikan e-learning dalam proses pembelajaran. Platform ini berfungsi untuk mendukung berbagai aktivitas akademik, mulai dari penyampaian materi perkuliahan, diskusi, pengumpulan tugas individu maupun kelompok, hingga pelaksanaan kuis secara daring (Wahyuni & Ramadhan, 2024). Namun, meskipun e-learning memberikan banyak kemudahan, efektivitasnya tidak selalu menjamin kepuasan pengguna. Beberapa mahasiswa mengaku menghadapi kendala berupa akses yang lambat ketika banyak pengguna masuk secara bersamaan, error pada server, serta kesulitan teknis lainnya (V. I. Santoso et al., 2017). Kondisi ini menandakan bahwa sistem e-learning di UINSU masih menyimpan keterbatasan yang perlu dievaluasi agar kualitas pembelajaran daring dapat meningkat.

(V. I. Santoso et al., 2017) menyatakan bahwa meskipun *e-learning* memberikan kemudahan dalam proses pembelajaran, hal tersebut tidak selalu menjamin kepuasan bagi penggunanya. Oleh karena itu, diperlukan analisis sentimen untuk mengidentifikasi pandangan mahasiswa terhadap kelebihan maupun kekurangan dari sistem yang digunakan. Melalui pendekatan ini, *pengembang e-learning* di UINSU dapat mengetahui aspek-aspek yang perlu ditingkatkan agar pengalaman belajar menjadi lebih nyaman. Selain itu, beberapa mahasiswa mengaku mengalami hambatan, seperti kesulitan dalam mengumpulkan tugas akibat akses yang lambat ketika banyak pengguna yang masuk secara bersamaan, serta gangguan pada server. Permasalahan-permasalahan ini seharusnya menjadi perhatian utama dalam pengembangan sistem ke depan.

Untuk memahami persepsi mahasiswa secara lebih objektif mengenai kelebihan maupun kelemahan sistem, analisis sentimen menjadi salah satu pendekatan yang relevan. Analisis sentimen adalah metode yang digunakan untuk mengevaluasi pandangan atau opini seseorang terhadap suatu

topik, layanan, produk, individu, atau organisasi. Melalui metode ini, kecenderungan opini dapat diidentifikasi, apakah bersifat positif, negatif, atau netral, sehingga hasilnya dapat menjadi dasar pengambilan keputusan dalam peningkatan mutu layanan atau kualitas sistem. Dengan demikian, opini mahasiswa yang sebelumnya hanya berupa data kualitatif dapat diolah menjadi informasi kuantitatif yang bermanfaat untuk mendukung pengembangan sistem e-learning di UINSU.

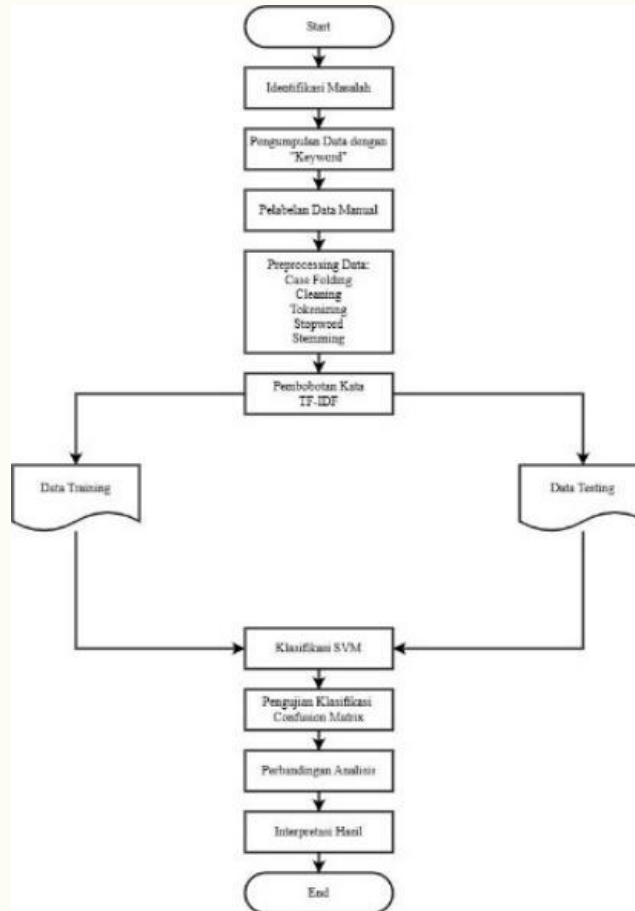
Sentiment analysis merupakan cabang dari data *mining* yang berfokus pada pengolahan dan interpretasi data teks yang berisi opini, evaluasi, sikap, maupun emosi terhadap suatu objek seperti produk, individu, organisasi, atau isu tertentu (Shaik et al., 2023). Pemilihan algoritma dalam analisis sentimen memegang peran penting dalam menghasilkan klasifikasi yang akurat. Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu algoritma supervised learning yang efektif untuk klasifikasi data teks karena mampu bekerja pada data berdimensi tinggi serta tetap menghasilkan pemisahan kelas yang optimal meskipun distribusi data tidak seimbang (Ullah, 2019).

Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan hasil beragam (Imaddudin et al., 2025) menggunakan SVM untuk mendeteksi stres pada pengguna e-learning, namun akurasi yang diperoleh hanya 58,3% karena terbatasnya jumlah data dan keterbatasan fitur yang digunakan. Di sisi lain adanya perbandingan algoritma Naïve Bayes, SVM, dan Deep Learning dalam analisis komentar peserta pelatihan, dan hasilnya menunjukkan bahwa Naïve Bayes lebih unggul dengan akurasi 82,54%. Meskipun demikian, SVM tetap dipandang relevan dalam konteks penelitian ini karena memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik terhadap data teks komentar mahasiswa yang kompleks, serta mampu menangani ketidakseimbangan kelas yang sering muncul pada data opini. Dengan demikian, penggunaan SVM diharapkan dapat menghasilkan analisis yang lebih akurat dan sesuai dengan kebutuhan evaluasi e-learning di UINSU 14% kritik (Ahmad et al., 2018).

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini berfokus pada analisis sentimen mahasiswa terhadap penggunaan e-learning di UINSU dengan menerapkan algoritma Support Vector Machine (SVM). Rumusan masalah yang diangkat dalam penelitian ini adalah bagaimana distribusi sentimen mahasiswa terhadap platform e-learning, kendala utama apa yang tercermin dari komentar negatif, dan sejauh mana tingkat akurasi SVM dalam mengklasifikasikan opini mahasiswa. Tujuan penelitian ini adalah untuk memperoleh gambaran objektif mengenai persepsi mahasiswa terhadap e-learning, sekaligus menguji keefektifan algoritma SVM dalam mengolah data opini. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi kontribusi nyata dalam mengevaluasi serta mengembangkan sistem e-learning di UINSU agar lebih responsif terhadap kebutuhan dan pengalaman mahasiswa.

METODE

Kerangka penelitian ini mengikuti alur sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1, yang terdiri dari tahapan perencanaan, pengumpulan data, pra-pemrosesan, pembobotan kata, pembagian data, klasifikasi, evaluasi model, hingga interpretasi hasil.



Gambar 1. Kerangka Penelitian

Pengumpulan dan Pra-pemrosesan Data.

Data diperoleh melalui kuesioner berbasis Google Form yang disebarakan kepada mahasiswa Universitas Islam Negeri Sumatera Utara (UINSU). Dari survei tersebut terkumpul sebanyak 440 komentar, yang kemudian melalui tahap pra-pemrosesan sehingga diperoleh 400 komentar bersih yang siap dianalisis. Tahapan pra-pemrosesan dilakukan untuk meningkatkan kualitas data dengan langkah-langkah: *case folding* (mengubah huruf menjadi kecil semua), *cleaning* (menghapus simbol, angka, dan tanda baca), *tokenizing* (memecah kalimat menjadi kata), *stopword removal* (menghapus kata tidak penting seperti “yang”, “dan”), dan *stemming* (mengubah kata ke bentuk dasar) (Tamrakar et al., 2021).

Pembobotan dan Representasi Data.

Setelah data bersih diperoleh, setiap kata diberi bobot menggunakan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Pembobotan ini digunakan untuk mengukur tingkat kepentingan sebuah kata dalam komentar relatif terhadap seluruh korpus, sehingga menghasilkan representasi numerik yang dapat diproses oleh algoritma klasifikasi.

Klasifikasi dengan Support Vector Machine (SVM).

Algoritma Support Vector Machine (SVM) dipilih karena kemampuannya yang terbukti efektif dalam menangani data teks yang bersifat berdimensi tinggi serta performanya yang solid pada dataset dengan distribusi kelas yang tidak seimbang. SVM berfungsi untuk mencari hyperplane terbaik yang memisahkan data komentar ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral (Sowndarya et al., 2025).

Pengaturan Eksperimen dan Validasi Model

Data bersih sebanyak 400 komentar kemudian dibagi menjadi dua set menggunakan pendekatan train-test split. Pembagian dilakukan dengan rasio [80% data latih (320 komentar) dan 20% data uji (80

komentar)]. Data latih digunakan untuk membangun model klasifikasi SVM, sedangkan data uji digunakan untuk mengukur kinerja model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dengan pendekatan ini, validasi model dapat dilakukan secara obyektif untuk menilai kemampuan generalisasi algoritma terhadap data baru.

Evaluasi Kinerja Model

Kinerja model dievaluasi menggunakan confusion matrix yang menghasilkan metrik evaluasi berupa akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Keempat metrik ini digunakan untuk mengukur seberapa baik model dalam mengklasifikasikan komentar mahasiswa secara tepat, baik dalam membedakan komentar positif, netral, maupun negatif.

Interpretasi Hasil

Hasil klasifikasi dianalisis untuk mengidentifikasi distribusi sentimen mahasiswa terhadap penggunaan e-learning, sekaligus menemukan kendala utama yang dialami. Interpretasi ini digunakan untuk menarik kesimpulan mengenai persepsi mahasiswa, serta memberikan rekomendasi strategis bagi pengembangan sistem e-learning di UINSU agar lebih responsif terhadap kebutuhan pengguna.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini dilakukan untuk menganalisis sentimen mahasiswa terhadap penggunaan platform *e-learning* di lingkungan Universitas Islam Negeri Sumatera Utara (UINSU) menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Pada bab ini akan dijelaskan hasil dari pengumpulan data, preprocessing, labeling, pembobotan, klasifikasi dengan SVM, serta evaluasi performa model. Penyajian data dilengkapi dengan tabel, grafik, dan gambar yang merepresentasikan tahapan proses dan hasil analisis secara sistematis.

Pengumpulan Data

Data dikumpulkan menggunakan kuesioner yang disebar secara daring kepada mahasiswa aktif UINSU melalui platform Google Forms. Kuesioner berjudul "Analisis Sentimen Penggunaan E-learning Terhadap Mahasiswa Menggunakan Support Vector Machine (SVM)" ini menghasilkan 440 tanggapan. Komentar dari responden mencakup opini, saran, maupun kritik terhadap platform e-learning yang digunakan dalam proses pembelajaran daring.

Tabel 1. Sample Data

No	Nama Lengkap	Komentar
1.	Dwi prapita sari	Sangat baik
2.	Gita aulia	Menurut saya adanya elearning itu bagus tapi kadang suka ngelag atau eror pas login
3.	Falah affandi	Pengumpulan tugas sering gagal karena sistem error, tetapi mahasiswa tetap dianggap tidak mengumpulkan
4.	Robi ardianto	e-learning, mahasiswa bisa mengatur waktu belajar sendiri, dan ini sangat membantu bagi yang memiliki aktivitas lain

Pra-Pemrosesan Data (Preprocessing)

Tahapan pengolahan data dalam penelitian ini dimulai dengan pra-pemrosesan teks mentah yang diperoleh dari komentar mahasiswa melalui kuesioner Google Form. Proses ini bertujuan untuk membersihkan dan mempersiapkan data agar siap untuk dianalisis. Beberapa tahapan kunci yang dilakukan meliputi pembersihan data (*cleaning*), penyeragaman format huruf (*case folding*), penghapusan kata-kata umum (*stopword removal*), dan pengembalian kata ke bentuk dasarnya (*stemming*).

Pendekatan ini merupakan langkah fundamental dalam analisis sentimen berbasis teks untuk memastikan kualitas data yang akan dimodelkan. Secara rinci, tahap awal pembersihan (*cleaning*) berfokus pada penghapusan berbagai elemen yang tidak relevan untuk analisis opini, seperti simbol, angka, tanda baca, emoji, dan URL. Selanjutnya, seluruh teks dikonversi ke dalam format huruf kecil (*case folding*) untuk menjaga konsistensi data selama analisis. Kata-kata umum yang tidak memiliki makna sentimen signifikan (contoh: "yang", "dan", "di") kemudian dihapus melalui proses *stopword removal*.

Tahap akhir adalah *stemming*, di mana setiap kata dalam Bahasa Indonesia diubah ke bentuk dasarnya untuk mengurangi variasi kata tanpa kehilangan makna inti dari komentar. Setelah melalui seluruh rangkaian pra-pemrosesan tersebut, dihasilkan 400 data komentar bersih dari total 440 data awal. Kumpulan data yang telah bersih ini kemudian siap untuk melalui tahap selanjutnya, yaitu pelabelan sentimen dan pembobotan fitur menggunakan TF-IDF sebelum diklasifikasikan dengan algoritma SVM.

Tabel 2. Hasil Pra-Pemrosesan Data

No Komentar	Stemming
1. Sangat baik	['sangat', 'baik']
2. Menurut saya adanya elearning itu bagus tapi kadang suka ngelag atau eror pas login	['turut', 'saya', 'ada', 'elearning', 'bagus', 'tapi', 'kadang', 'suka', 'ngelag', 'eror', 'pas', 'login']
3. Pengumpulan tugas sering gagal karena sistem error, tetapi mahasiswa tetap dianggap tidak mengumpulkan	['kumpul', 'tugas', 'sering', 'gagal', 'sistem', 'error', 'tetapi', 'mahasiswa', 'tetap', 'anggap', 'kumpul']
4. e-learning, mahasiswa bisa mengatur waktu belajar sendiri, dan ini sangat membantu bagi yang memiliki aktivitas lain	['elearning', 'mahasiswa', 'bisa', 'atur', 'waktu', 'ajar', 'sendiri', 'sangat', 'bantu', 'bagi', 'milik', 'aktivitas', 'lain']

Pelabelan Data (Labeling)

Setelah tahap pra-pemrosesan data selesai, langkah selanjutnya adalah pelabelan sentimen pada setiap komentar. Proses ini dilakukan melalui klasifikasi otomatis dengan pendekatan berbasis leksikon (*lexicon-based*). Dalam metode ini, setiap komentar dianalisis untuk mengidentifikasi polaritas sentimen berdasarkan dominasi leksikon atau kata-kata yang terkandung di dalamnya.

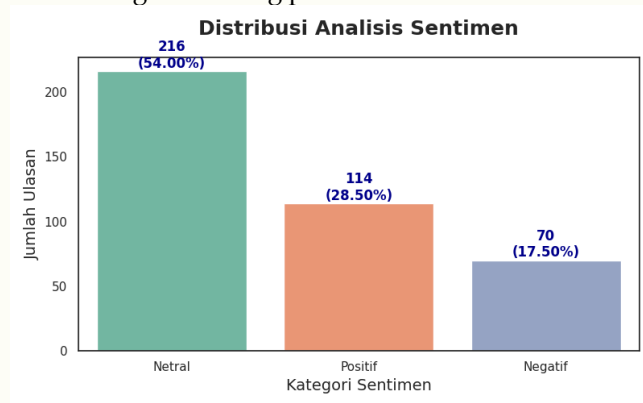
Setiap komentar diklasifikasikan ke dalam salah satu dari tiga kategori utama:

- Positif, yaitu kategori untuk komentar yang menunjukkan kecenderungan mayoritas leksikon bermuatan baik, afirmatif, atau mendukung.
- Negatif, yaitu kategori untuk komentar yang didominasi oleh leksikon yang mengekspresikan kritik, ketidakpuasan, atau pandangan yang tidak baik.
- Netral, yaitu kategori untuk komentar yang tidak menunjukkan polaritas sentimen yang jelas, baik karena adanya keseimbangan antara leksikon positif dan negatif, maupun karena tidak mengandung kata-kata sentimen yang signifikan sehingga bersifat objektif atau informatif.

Tabel 3. Melabelkan data

No Sentimen	Stemming
1. Positif	['sangat', 'baik']
2. Netral	['turut', 'saya', 'ada', 'elearning', 'bagus', 'tapi', 'kadang', 'suka', 'ngelag', 'eror', 'pas', 'login']
3. Negatif	['kumpul', 'tugas', 'sering', 'gagal', 'sistem', 'error', 'tetapi', 'mahasiswa', 'tetap', 'anggap', 'kumpul']
4. Positif	['elearning', 'mahasiswa', 'bisa', 'atur', 'waktu', 'ajar', 'sendiri', 'sangat', 'bantu', 'bagi', 'milik', 'aktivitas', 'lain']

Distribusi jumlah komentar untuk setiap kategori sentiment netral, positif, dan negative divisualisasikan dalam bentuk diagram batang pada Gambar 1.



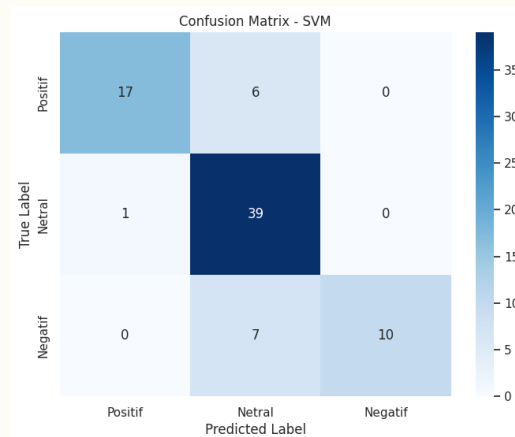
Gambar 1. Grafik Distribusi Analisis Sentimen

Hasil analisis menunjukkan dominasi sentimen netral, yang mencakup 216 komentar (54,00%). Angka ini mengindikasikan bahwa mayoritas mahasiswa memberikan tanggapan yang bersifat objektif atau informatif mengenai pengalaman mereka, tanpa menunjukkan polarisasi opini yang kuat.

Sentimen positif berada di urutan kedua dengan 114 komentar (28,50%), diikuti oleh sentimen negatif sebagai kategori terkecil dengan 70 komentar (17,50%). Secara keseluruhan, distribusi ini memperlihatkan bahwa meskipun terdapat proporsi yang signifikan untuk apresiasi (positif) dan keluhan (negatif), sebagian besar opini mahasiswa cenderung tidak memihak, yang menjadi landasan penting untuk tahap klasifikasi selanjutnya.

Evaluasi Model

Evaluasi performa model Support Vector Machine (SVM) dalam penelitian ini dilakukan menggunakan *confusion matrix* dan metrik evaluasi utama yaitu Akurasi, Presisi, *Recall*, serta *F1-Score*. Gambar 2 memperlihatkan *confusion matrix* hasil klasifikasi model terhadap data uji, sementara Tabel 1 menyajikan ringkasan metrik evaluasi untuk masing-masing kelas sentimen (Positif, Netral, dan Negatif).



Gambar 2. Confusion Matrix

Berdasarkan Gambar 2, jumlah data uji yang digunakan sebanyak 80 komentar. Dari total tersebut, terdapat 17 data Positif yang berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai Positif, meskipun 6 data Positif keliru dikategorikan sebagai Netral. Untuk kelas Netral, model menunjukkan kinerja dominan dengan 39 data Netral terklasifikasi benar, sementara hanya 1 data Netral yang salah diprediksi sebagai Positif. Pada kelas Negatif, model mampu mengenali 10 data dengan benar, namun terdapat 7 data Negatif yang keliru diprediksi sebagai Netral. Hasil ini mengindikasikan bahwa kelas

Netral relatif lebih mudah dikenali oleh model, sedangkan kelas Positif dan Negatif cenderung lebih rentan terhadap salah klasifikasi, khususnya bergeser ke kelas Netral.

Tabel 4. Hasil Evaluasi Kinerja Model Svm				
Metrik	Positif	Netral	Negatif	Akurasi
Precision	0.944	0.750	1.00	0.825
Recall	0.739	0.975	0.588	-
F1-score	0.827	0.848	0.741	-

Tabel 4 menunjukkan bahwa Hasil pengujian menunjukkan bahwa model SVM pada penelitian ini mampu mencapai akurasi sebesar 82,5%. Angka ini konsisten dengan temuan studi internasional yang juga menekankan efektivitas SVM dalam menganalisis komentar mahasiswa terhadap e-learning, di mana SVM dilaporkan memberikan kinerja yang kompetitif dan stabil pada data opini pendidikan daring (Alzaid & Fkih, 2023). Perbandingan ini tidak hanya relevan pada studi kasus Universitas Islam Negeri Sumatera Utara (UINSU), tetapi juga konsisten dengan tren temuan global. Dari sisi per kelas, kelas Negatif memiliki nilai Presisi sempurna (1.00), yang mengindikasikan bahwa semua komentar yang diprediksi Negatif memang benar-benar Negatif. Namun, nilai *Recall* pada kelas ini relatif rendah (0.588), yang menunjukkan banyak komentar Negatif tidak berhasil terdeteksi, melainkan salah dikategorikan sebagai Netral. Untuk kelas Positif, nilai *Precision* tinggi (0.944) tetapi *Recall* lebih rendah (0.739), sehingga beberapa komentar apresiatif dari mahasiswa tidak sepenuhnya teridentifikasi. Sementara itu, kelas Netral memperoleh kombinasi *Precision* (0.750) dan *Recall* yang sangat tinggi (0.975), menghasilkan *F1-score* (0.848) yang tertinggi di antara semua kelas. Hal ini memperlihatkan bahwa model sangat andal dalam mengenali komentar bernuansa Netral, namun masih menghadapi kesulitan dalam menyeimbangkan deteksi untuk kelas Positif dan Negatif.

Hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa model SVM cukup efektif, terutama dalam mendeteksi komentar Netral, namun masih memiliki keterbatasan dalam mendeteksi komentar Positif dan Negatif. Salah satu faktor yang mungkin memengaruhi hal ini adalah distribusi data yang tidak seimbang, di mana jumlah komentar Netral lebih dominan dibandingkan kelas lain. Kondisi ini membuat model lebih terlatih dalam mengenali Netral, tetapi kesulitan dalam mengklasifikasikan komentar Positif dan Negatif yang lebih sedikit serta memiliki variasi linguistik yang lebih beragam.

Secara praktis, tingginya presisi pada kelas Negatif menunjukkan bahwa model ini dapat digunakan sebagai alat deteksi dini keluhan mahasiswa terhadap platform e-learning UINSU, seperti masalah server, kesulitan akses, atau kendala teknis lainnya. Hal ini dapat membantu pengelola untuk merespons permasalahan dengan lebih cepat dan tepat. Sebaliknya, rendahnya *recall* pada kelas Positif menunjukkan bahwa sistem ini kurang optimal dalam menangkap aspek-aspek apresiatif dari mahasiswa. Oleh karena itu, pihak UINSU tetap perlu melengkapi analisis sentimen otomatis dengan survei kualitatif atau wawancara untuk memperoleh gambaran utuh mengenai kelebihan platform.

Untuk pengembangan ke depan, model dapat ditingkatkan melalui beberapa pendekatan, seperti penyeimbangan distribusi data (misalnya dengan teknik *oversampling* atau *undersampling*), penerapan *feature engineering* yang lebih kaya untuk menangkap nuansa bahasa, serta eksplorasi metode hibrida dengan mengombinasikan SVM dan algoritma berbasis leksikon. Dengan perbaikan ini, diharapkan analisis sentimen dapat memberikan kontribusi yang lebih optimal dalam meningkatkan kualitas pengalaman e-learning di UINSU.

Visualisasi Wordcloud

Visualisasi wordcloud digunakan dalam penelitian ini untuk mengidentifikasi kata-kata kunci yang paling sering muncul dalam komentar mahasiswa pada masing-masing kategori sentimen. Ukuran kata dalam wordcloud mencerminkan frekuensi kemunculannya: semakin besar ukuran kata, semakin sering kata tersebut digunakan dalam komentar. Analisis ini memberikan gambaran kualitatif mengenai tema-tema utama yang muncul dari opini mahasiswa terhadap penggunaan e-learning di UINSU.

[illegible]

Visualisasi wordcloud sentimen negatif menunjukkan kata dominan seperti *"server"*, *"sering"*, *"error"*, *"susah"*, dan *"akses"*. Kata-kata ini secara jelas menggambarkan bahwa keluhan mahasiswa sebagian besar berkaitan dengan aspek teknis, terutama stabilitas sistem dan aksesibilitas platform. Selain itu, kata-kata sekunder seperti *"lambat"*, *"login"*, dan *"tugas"* menambahkan konteks bahwa permasalahan teknis ini sering muncul pada saat-saat penting, misalnya ketika mahasiswa hendak mengunggah tugas atau mengikuti perkuliahan daring.



Wordcloud senti men netral didominasi kata "*elearning*", "*saat*", "*saya*", "*sering*", dan "*dosen*". Kata-kata ini menunjukkan bahwa komentar dalam kategori netral umumnya bersifat deskriptif,

menggambarkan pengalaman sehari-hari mahasiswa dalam menggunakan platform tanpa disertai opini yang terlalu positif atau negatif. Kata-kata sekunder seperti “materi”, “mahasiswa”, dan “akses” memperkuat kesan bahwa pernyataan netral lebih berorientasi pada pelaporan pengalaman penggunaan sistem, bukan evaluasi emosional terhadap kualitasnya.

Secara keseluruhan, visualisasi wordcloud memberikan wawasan kualitatif yang melengkapi hasil evaluasi model. Jika evaluasi model berfokus pada pengukuran performa klasifikasi, maka analisis wordcloud mengungkap isi utama dari sentimen mahasiswa terhadap e-learning UINSU. Temuan menunjukkan bahwa apresiasi mahasiswa berpusat pada aspek fungsi dan kemudahan penggunaan, keluhan terutama berkaitan dengan permasalahan teknis dan infrastruktur sistem, sementara opini netral lebih banyak bersifat deskriptif mengenai pengalaman penggunaan platform sehari-hari tanpa muatan emosional yang kuat. Dengan demikian, analisis ini memperkaya interpretasi hasil penelitian dengan memetakan dimensi praktis, teknis, dan deskriptif dari persepsi mahasiswa secara lebih komprehensif.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa algoritma Support Vector Machine (SVM) terbukti efektif dalam menganalisis sentimen terhadap komentar mahasiswa Universitas Islam Negeri Sumatera Utara (UINSU) mengenai penggunaan e-learning. Model yang dibangun menghasilkan akurasi sebesar 82,5% dengan kinerja yang relatif baik pada tiga kategori sentimen. Secara kualitatif, mayoritas komentar mahasiswa menunjukkan sentimen netral yang bersifat informatif, sementara sentimen positif banyak menekankan pada kemudahan akses dan manfaat praktis dari e-learning. Sebaliknya, sentimen negatif didominasi keluhan teknis seperti masalah server, error, dan keterbatasan aksesibilitas. Meskipun demikian, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan. Pertama, ruang lingkup data terbatas pada satu institusi, yaitu UINSU, sehingga hasilnya belum tentu dapat digeneralisasikan pada konteks universitas lain yang memiliki karakteristik sistem e-learning berbeda. Kedua, sumber data hanya berasal dari kuesioner, yang cenderung menghasilkan respons lebih formal dibanding opini spontan mahasiswa di media sosial. Ketiga, penggunaan pendekatan berbasis leksikon dalam proses pra-pemrosesan memiliki keterbatasan dalam menangkap nuansa bahasa yang kompleks, termasuk sarkasme atau konteks yang ambigu.

Untuk penelitian selanjutnya, beberapa arah pengembangan dapat dilakukan untuk memperkaya temuan. Pertama, melakukan perbandingan algoritma dengan pendekatan yang lebih mutakhir seperti *deep learning* (misalnya LSTM atau BERT) guna mengevaluasi potensi peningkatan akurasi dan sensitivitas model. Kedua, memperluas cakupan data dengan mengumpulkan komentar dari berbagai universitas, sehingga model yang dihasilkan lebih robust dan memiliki tingkat generalisasi yang tinggi. Meskipun terdapat keterbatasan, penelitian ini telah berhasil memberikan gambaran komprehensif mengenai persepsi mahasiswa terhadap e-learning di UINSU, sekaligus membuktikan bahwa algoritma SVM dapat menjadi alat evaluasi yang objektif dan bermanfaat dalam pengembangan serta perbaikan sistem e-learning di lingkungan perguruan tinggi.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad, M., Aftab, S., Bashir, M. S., & Hameed, N. (2018). Sentiment analysis using SVM: A systematic literature review. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 9(2), 26–35. <https://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2018.090226>
- Alzaid, M., & Fkih, F. (2023). Sentiment Analysis of Students' Feedback on E-Learning Using a Hybrid Fuzzy Model. *Applied Sciences (Switzerland)*, 13(23). <https://doi.org/10.3390/app132312956>
- Adriana, N. T. O., & Suarjaya, I. M. A. D., Githa, D. P. (2023). Analisis Sentimen Publik Terhadap Aksi Demonstrasi di Indonesia Menggunakan Support Vector Machine Dan Random Forest. *DECODE*,

9(1), 15–24. <https://doi.org/10.51454/decode.v3i2.187>

- Imaddudin, S., Astuti, I., Ruhama, S. (2025). Studi Sentimen Masyarakat terhadap PSSI di Era Erick Thohir menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM) pada Media Sosial X. *Jurnal Penelitian Multidisiplin Bangsa*, 1(8). <https://doi.org/10.59837/jpnmb.v1i8.193>
- Koufakou, A. (2023). Deep learning for opinion mining and topic classification of course reviews. *ArXiv Preprint*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.03394>.
- Firdaus, A. A., & Yudhana, A., Riadi, I. (2023). Analisis Sentimen Pada Proyeksi Pemilihan Presiden 2024 Menggunakan Metode Support Vector Machine. *DECODE: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, 3(2), 236–245. <https://doi.org/10.51454/decode.v3i2.172>
- Santoso, V. I., Virginia, G., & Lukito, Y. (2017). Penerapan sentiment analysis pada evaluasi dosen dengan SVM. *Jurnal Transformatika*, 14(2), 72–81. <http://dx.doi.org/10.26623/transformatika.v14i2.439>
- Sengkey, D. F., Jacobus, A., & Manoppo, F. J. (2020). Effects of kernels and training data proportion on SVM sentiment analysis in lecturer evaluation. *Jurnal Informatika*, 14(1), 45–52. <http://doi.org/10.11591/ijai.v9.i4.pp734-743>
- Shaik, T., Tao, X., Dann, C., Xie, H., Li, Y., & Galligan, L. (2023). Sentiment analysis and opinion mining on educational data: A survey. *ArXiv Preprint*. <https://doi.org/10.1016/j.nlp.2022.100003>.
- Sowndarya, C. A., Dahiya, S., Arora, A., Bhardwaj, A., Kumar, M., Ray, M., Ramasubramanian, V., & Kumar, A. (2025). Keyword Based Hybrid Approach For Aspect Based Sentiment Analysis Of Course Feedback Data In Education. *International Journal of Agricultural & Statistical Sciences*, 21(1). <http://dx.doi.org/10.59467/IJASS.2025.21.125>
- Tamrakar, L., Shrivastava, P., & Ghosh, S. M. (2021). Student sentiment analysis using classification with feature extraction techniques. *ArXiv Preprint*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2102.05439>.
- Ullah, M. A. (2019). Sentiment analysis of student feedback: Towards optimal tools. *IWCI*, 2(3), 175–180. <http://dx.doi.org/10.1109/IWCI.2016.7860361>
- Vapnik, V. N. (2020). The nature of statistical learning theory. *Springer*.