

Studi Pendahuluan: Evaluasi Kualitas Layanan Komunikasi di Lingkungan Akademik Menggunakan Analisis Sentimen

Desi Ramayanti^{1a}, Imam Mulya^{1b}, Anita Ratnasari^{1c}, Sri Dianing Asri^{1d},
Ivan Maulana^{1e}, Muhammad Rizal^{1f}

¹Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Dian Nusantara, Jakarta, Indonesia

^adesi.ramayanti@undira.ac.id, ^bimam@undira.ac.id, ^canita.ratnasari@undira.ac.id, ^dsri.dianing.asri@undira.ac.id.

^e411222010@student.undira.ac.id, ^f411231097@student.undira.ac.id

Article Info

Article history:

Received, 2025-06-16

Revised, 2025-06-19

Accepted, 2025-06-30

Kata Kunci:

analisis sentimen
text mining
kualitas layanan
praproses
akademik

ABSTRAK

Google Chat digunakan di Fakultas Teknik dan Informatika untuk mendukung kolaborasi akademik dan non-akademik, dengan kelebihan komunikasi real-time, terstruktur, dan mudah diakses oleh dosen, mahasiswa, dan tenaga administrasi. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen percakapan Google Chat menggunakan model *support vector machine* (SVM) untuk mengkategorikan sentimen menjadi positif, negatif, dan netral. Proses pra-pemrosesan data meliputi tokenisasi, stemming, penghilangan stop words, dan pembersihan teks, menggunakan Python dengan pustaka NLTK, Scikit-learn, dan Pandas. Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif untuk menganalisis pola sentimen dari data percakapan Google Chat tentang kualitas layanan di Fakultas Teknik dan Informatika, serta eksperimen untuk mengembangkan dan menguji model pembelajaran mesin. Hasil studi pendahuluan menunjukkan dataset berjumlah 3.735 data yang telah dibersihkan dengan menghapus elemen yang tidak valid atau kosong. Data tersebut kemudian dikategorikan ke dalam tiga sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral, berdasarkan analisis sentimen terhadap teks komunikasi layanan di lingkungan akademik. Penelitian berikutnya akan fokus pada pemilihan model klasifikasi yang tepat untuk memberikan penilaian yang akurat terhadap kualitas layanan fakultas.

ABSTRACT

Google Chat was used in the Faculty of Engineering and Informatics to support academic and non-academic collaboration, with advantages such as real-time, structured communication that is easily accessible by lecturers, students, and administrative staff. This study aimed to analyze the sentiment of Google Chat conversations using the support vector machine (SVM) model to categorize sentiment into positive, negative, and neutral. The data preprocessing process included tokenization, stemming, stop words removal, and text cleaning, using Python with NLTK, Scikit-learn, and Pandas libraries. The study adopted a quantitative approach to analyze sentiment patterns from Google Chat conversations about the quality of services at the Faculty of Engineering and Informatics, as well as experiments to develop and test machine learning models. The preliminary study showed a dataset of 3,735 cleaned data, with invalid or empty elements removed. The data was then categorized into three sentiments: positive, negative, and neutral, based on sentiment analysis of communication text related to services in the academic environment. The next research will focus on selecting the appropriate classification model to provide accurate assessments of the faculty's service quality.

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



Penulis Korespondensi:

Desi Ramayanti,
Fakultas Teknik dan Informatika,
Universitas Dian Nusantara, Indonesia

1. PENDAHULUAN

Transformasi digital di lingkungan pendidikan tinggi mendukung perkembangan institusi akademik dalam menjalankan kegiatan operasional dan interaksi antar pemangku kepentingan berbasis digital [1]–[3]. Salah satu dampak utama dari transformasi digital adalah adopsi teknologi komunikasi berbasis teknologi dalam menunjang kegiatan akademik dan administrasi [4]–[6]. Salah satu aplikasi komunikasi yaitu Google Chat telah diterapkan di lingkungan pendidikan tinggi mendukung kolaborasi antara dosen, mahasiswa, dan tenaga administrasi [7]–[9].

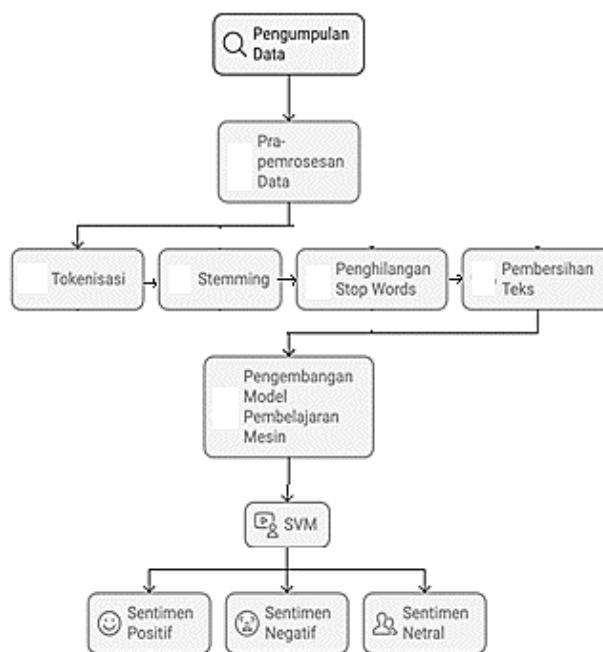
Aplikasi komunikasi Google Chat digunakan di Fakultas Teknik dan Informatika untuk mendukung kolaborasi akademik dan non akademik. Aplikasi memiliki kelebihan dalam komunikasi real-time, terstruktur, dan mudah diakses oleh dosen, mahasiswa, dan tenaga administrasi. Namun, meskipun Google Chat telah diadopsi, evaluasi terhadap kualitas interaksi yang berlangsung di platform ini, terutama dari segi persepsi dan kepuasan pengguna, masih sangat terbatas. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa kualitas layanan komunikasi, seperti kecepatan respons dan efektivitas informasi yang disampaikan, memiliki pengaruh signifikan terhadap kepuasan pengguna, terutama di lingkungan.

Evaluasi kualitas layanan berbasis analisis sentimen berbasis teks telah diteliti memahami persepsi pengguna oleh beberapa penelitian [10], [11]. Metode analisis sentimen telah diterapkan di sektor komersial dan layanan pelanggan untuk mengevaluasi kualitas layanan berdasarkan umpan balik dari percakapan atau ulasan digital [12], [13]. Dengan menganalisis sentimen dari data percakapan, organisasi dapat memperoleh informasi tentang pola persepsi pengguna, termasuk faktor-faktor yang memengaruhi interaksi mereka dengan layanan yang diberikan [14], [15].

Meskipun analisis sentimen telah digunakan di berbagai sektor, penerapannya di lingkungan pendidikan tinggi, khususnya untuk mengevaluasi layanan komunikasi internal masih belum banyak diteliti [16]. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen dapat digunakan untuk mengevaluasi percakapan di Google Chat sebagai upaya untuk meningkatkan kualitas layanan di Fakultas Teknik dan Informatika. Hasil penelitian ini dapat digunakan sebagai rekomendasi berbasis data untuk meningkatkan kepuasan pengguna dan feedback untuk peningkatan operasional fakultas.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dan eksperimen untuk menganalisis data percakapan di Google Chat tentang kualitas layanan di Fakultas Teknik dan Informatika. Pendekatan kuantitatif diterapkan untuk mengukur pola sentimen berdasarkan data teks, sedangkan eksperimen digunakan untuk mengembangkan dan menguji model pembelajaran mesin. Analisis ini bertujuan menghasilkan wawasan yang berbasis data untuk perbaikan Penelitian dilakukan di Fakultas Teknik dan Informatika, dengan data percakapan Google Chat yang melibatkan dosen, mahasiswa, dan tenaga administrasi sebagai subjek penelitian. Adapun kerangka penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.

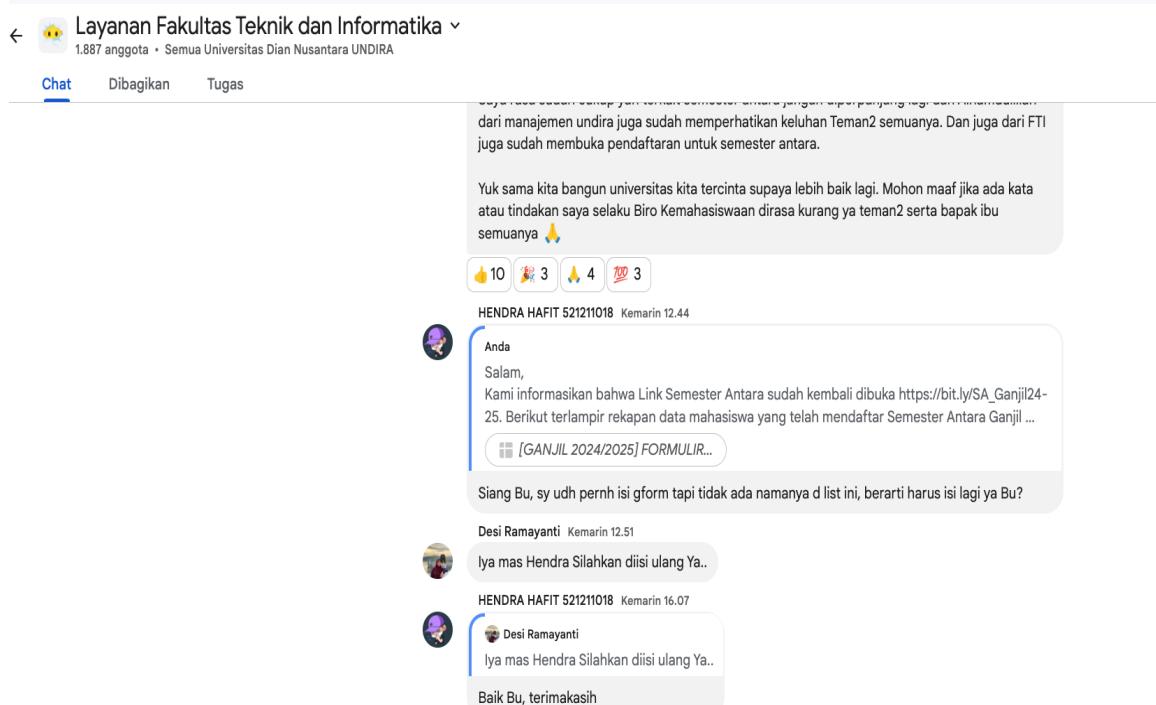


Gambar 1 Kerangka Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen dalam data percakapan Google Chat yang dikumpulkan dari berbagai departemen dengan memperhatikan regulasi privasi dan izin pihak terkait. Proses pra-pemrosesan data meliputi tokenisasi, stemming, penghilangan stop words, dan pembersihan teks untuk menyiapkan data yang akan dianalisis. Model pembelajaran mesin pada penelitian *menggunakan support vector machine* (SVM) untuk menganalisis sentimen teks percakapan. Sentimen dikategorikan menjadi tiga jenis: positif, negatif, dan netral. Hasil analisis ini memberikan gambaran tentang persepsi pengguna terhadap layanan komunikasi yang ada. Evaluasi dilakukan untuk mengidentifikasi pola persepsi pengguna, menentukan faktor-faktor yang memengaruhi kepuasan layanan, dan mengembangkan strategi perbaikan layanan, seperti optimalisasi chatbot atau peningkatan responsivitas komunikasi. Dalam penelitian ini, perangkat lunak yang digunakan antara lain Python dengan pustaka NLTK, Scikit-learn, dan Pandas untuk pengolahan data serta analisis, sementara Google Chat API digunakan untuk mengumpulkan data percakapan secara otomatis. Data dianalisis melalui tahapan eksplorasi data dengan statistik deskriptif, pengujian model menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data dikumpulkan dari Google Chat yang digunakan di Fakultas Teknik dan Informatika untuk mendukung interaksi mahasiswa dan staf akademik. Sebanyak 1.887 mahasiswa dari berbagai program studi tergabung dalam platform ini. Pengumpulan data dilakukan dalam periode tertentu guna memastikan bahwa data mencerminkan aktivitas komunikasi sehari-hari. Data tersebut berisi pesan teks yang mencakup interaksi administratif, akademik, hingga percakapan informal secara real-time. Antarmuka Google Chat dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Antarmuka Google Chat

Data percakapan yang digunakan dalam penelitian ini diunduh melalui layanan Google Takeout, menghasilkan file dalam format *message.json* yang berisi elemen-elemen penting. File JSON ini mencakup informasi tentang pengirim pesan, seperti nama, email, dan tipe pengguna (Creator), serta waktu pengiriman pesan yang tercatat dalam format UTC. Selain itu, file tersebut juga menyimpan konten teks dari setiap percakapan, baik yang bersifat individu maupun grup (Isi Pesan), serta penanda percakapan yang tergabung dalam ruang tertentu melalui Topic ID. Beberapa pesan juga dilengkapi dengan reaksi emoji sebagai respons dari penerima pesan. Metadata percakapan ini juga mencakup informasi tentang identitas anonim pengirim untuk menjaga privasi, waktu pengiriman pesan, dan apakah pesan tersebut berasal dari percakapan pribadi atau grup. Fokus analisis pada data ini bertujuan untuk menggali pola komunikasi serta karakteristik sentimen dalam percakapan yang terjadi, dengan memisahkan objek percakapan menjadi diskusi akademik dan non-akademik, yang masing-masing dapat memberikan wawasan yang berbeda terkait persepsi dan interaksi pengguna. Dokumen dataset dibuat dalam bentuk file *fti.json* seperti yang terlihat pada Gambar 3.

```
python

# Check the structure of the loaded data to identify Always show details ⚡ | ⌂ Copy
if isinstance(data, list): # Check if the data is a list (likely for multiple messages)
    total_messages = len(data)
elif isinstance(data, dict) and 'messages' in data: # Check if the data contains a list of messages
    total_messages = len(data['messages'])
else:
    total_messages = 0 # Default if the structure does not match expectations

total_messages
```

Result
3735

Gambar 3 Proses Pengumpulan Data

File *fti.json* yang berisi 3.735 data dari dilakukan pembersihan data karena beberapa elemen tidak valid atau kosong. Pembersihan dilakukan dengan menghapus baris tanpa teks pesan (null). Setelah itu, tokenisasi diterapkan dengan menggunakan pendekatan dasar, yaitu ekspresi reguler untuk memisahkan teks berdasarkan pola kata alfanumerik. Pola regex digunakan untuk mengambil kata-kata yang terdiri dari huruf dan angka, sehingga setiap pesan teks dapat dipecah menjadi daftar kata-kata individual.

Setelah tokenisasi, tahap berikutnya adalah stemming, yang bertujuan mengubah kata-kata menjadi bentuk dasarnya (*stem*). Metode *stemming* dilakukan menggunakan algoritma PorterStemmer dari NLTK, yang memotong akhiran kata untuk menghasilkan bentuk dasar, misalnya "bermain" dan "dimainkan" akan

disederhanakan menjadi "main". Proses ini berguna untuk mengurangi bentuk kata yang memiliki makna sama, sehingga analisis menjadi lebih efisien seperti yang terlihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Hasil Praproses Data

Teks Google Chat	Tokenisasi	PorterStemmer
"Mahasiswa sedang mempelajari sistem."	['mahasiswa', 'sedang', 'mempelajari', 'sistem']	['mahasiswa', 'sedang', 'pelajar', 'sistem']
"Silakan mencoba kembali tugas ini."	['silakan', 'mencoba', 'kembali', 'tugas', 'ini']	['silak', 'coba', 'kembali', 'tugas', 'ini']

Dengan menyederhanakan data menjadi bentuk yang lebih terstruktur, stemming juga mempermudah langkah-langkah prapemrosesan lanjutan seperti penghilangan stop words dan penghitungan frekuensi kata, meningkatkan akurasi analisis sentimen dan pencocokan pola kata. Penghilangan stop words adalah tahap penting dalam prapemrosesan teks yang bertujuan untuk menghapus kata-kata umum yang sering muncul, namun tidak memberikan informasi signifikan untuk analisis. Kata-kata seperti "dan," "atau," "yang," "di," dan lainnya sering dianggap sebagai stop words, karena tidak berkontribusi langsung terhadap pemahaman atau pola dalam teks. Proses penghilangan stop words dimulai dengan mengidentifikasi token-token hasil stemming yang telah diproses sebelumnya. Setiap token dibandingkan dengan daftar stop words yang sudah ditentukan, baik dari pustaka atau daftar manual. Jika token ditemukan dalam daftar stop words, maka token tersebut akan dihapus. Sebagai contoh, jika token yang diproses adalah ['saya', 'main', 'bola', 'dan', 'teman'] dan daftar stop words berisi ['saya', 'dan'], maka hasil setelah penghilangan stop words adalah ['main', 'bola', 'teman'].

Selain penghilangan stop words, pembersihan teks juga merupakan langkah yang tidak kalah penting dalam prapemrosesan data teks. Pembersihan teks berfokus pada penghapusan elemen-elemen yang tidak relevan atau mengganggu proses analisis, seperti simbol, angka, tanda baca, dan karakter khusus lainnya. Hal ini bertujuan untuk memastikan bahwa hanya informasi yang penting dan relevan yang diproses. Proses pembersihan dimulai dengan menghapus simbol dan tanda baca yang tidak dibutuhkan, seperti '!', '?', '#', dan '!', serta angka yang tidak relevan. Sebagai contoh, teks "Selamat pagi! Apa kabar? Kami akan memulai pukul 09:00 :) #seminar" akan diproses sehingga hanya menghasilkan teks bersih: "Selamat pagi Apa kabar Kami akan memulai pukul seminar". Pembersihan ini memastikan bahwa data yang dianalisis hanya berisi elemen-elemen yang benar-benar mendukung analisis sentimen sehingga proses menjadi lebih efisien.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berfokus pada tahap prapemrosesan data dalam analisis sentimen percakapan Google Chat untuk mendukung peningkatan kualitas layanan di Fakultas Teknik dan Informatika. Tahapan prapemrosesan yang dilakukan meliputi pembersihan teks, tokenisasi, stemming, dan penghilangan *stop words*. Pembersihan teks membantu menghilangkan elemen tidak relevan seperti simbol, angka, dan tanda baca, sementara tokenisasi memecah teks menjadi unit kata-kata individual. Proses stemming menyederhanakan berbagai bentuk kata menjadi bentuk dasarnya, sedangkan penghilangan *stop words* meningkatkan relevansi data dengan menghapus kata-kata yang tidak bermakna dalam analisis. Hasil prapemrosesan ini menghasilkan dataset untuk digunakan dalam analisis sentimen. Hasil studi pendahuluan berupa dataset sebanyak 3.735 data melalui proses pembersihan untuk menghapus elemen yang tidak valid atau kosong yang dibagi menjadi tiga kategori sentimen yaitu positif, negatif, dan netral, berdasarkan analisis sentimen terhadap teks layanan komunikasi di lingkungan akademik. Penelitian selanjutnya adalah menentukan model klasifikasi yang sesuai agar dapat memberikan penilaian yang sesuai dengan kualitas layanan yang ada.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Lembaga Riset dan Pengabdian kepada Masyarakat Universitas Dian Nusantara yang telah mendanai penelitian ini melalui skema hibah internal tahun anggaran 2024/2025.

REFERENSI

- [1] M. Purba and Y. Yadi, "Implementation Opinion Mining for Extraction Of Opinion Learning in University," *Sink. J. dan Penelit. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 694–699, 2023.
- [2] D. I. Sensuse *et al.*, "The System Feature Identification for Accelerating Government Human Capital Knowledge Improvement," *Int. J. Adv. Sci. Eng. Inf. Technol.*, vol. 12, no. 6, pp. 2370–2377, 2022.
- [3] B. Y. Geni, A. Supriyadi, H. Khotimah, and W. I. Yanti, "Rancang Bangun Company Profile Berbasis Web Menggunakan Metode Waterfall (Studi Kasus: APM Frozen Food)," *J. RESTIKOM Ris. Tek. Inform. dan Komput.*, vol. 6, no. 1, pp. 75–85, 2024.
- [4] S. Timotheou *et al.*, "Impacts of digital technologies on education and factors influencing schools'

- digital capacity and transformation: A literature review," *Educ. Inf. Technol.*, vol. 28, no. 6, pp. 6695–6726, 2023.
- [5] M. A. Mohamed Hashim, I. Tlemsani, and R. Duncan Matthews, "A sustainable university: Digital transformation and beyond," *Educ. Inf. Technol.*, vol. 27, no. 7, pp. 8961–8996, 2022.
- [6] E. Mukul and G. Büyüközkan, "Digital transformation in education: A systematic review of education 4.0," *Technol. Forecast. Soc. Change*, vol. 194, p. 122664, 2023.
- [7] A. H. Hernawan, M. Emilzoli, G. Rullyana, A. P. Priandani, and Y. Saputra, "Enhancing student collaboration and participation through Google Workspace in higher education," *IJOEM Indones. J. E-learning Multimed.*, vol. 4, no. 1, pp. 30–42, 2025.
- [8] P. F. Oliveira and P. Matos, "Introducing a chatbot to the web portal of a higher education institution to enhance student interaction," *Eng. Proc.*, vol. 56, no. 1, p. 128, 2023.
- [9] P. S. Aithal and S. Aithal, "Stakeholders' analysis of the effect of ubiquitous education technologies on higher education," *Int. J. Appl. Eng. Manag. Lett.*, vol. 7, no. 2, pp. 102–133, 2023.
- [10] E. Sur and H. Çakır, "A proposed service quality measurement model using sentiment analysis and text mining: The case of water and sewerage services," *OPUS J. Soc. Res.*, vol. 20, no. 54, pp. 473–487, 2023.
- [11] A. Ghadiridehkordi, J. Shao, R. Boojihawon, Q. Wang, and H. Li, "Leveraging sentiment analysis via text mining to improve customer satisfaction in UK banks," *Int. J. Bank Mark.*, vol. 43, no. 4, pp. 780–802, 2025.
- [12] H. J. Alantari, I. S. Currim, Y. Deng, and S. Singh, "An empirical comparison of machine learning methods for text-based sentiment analysis of online consumer reviews," *Int. J. Res. Mark.*, vol. 39, no. 1, pp. 1–19, 2022.
- [13] L. Lu, P. Xu, Y.-Y. Wang, and Y. Wang, "Measuring service quality with text analytics: Considering both importance and performance of consumer opinions on social and non-social online platforms," *J. Bus. Res.*, vol. 169, p. 114298, 2023.
- [14] C. Ahmed, A. ElKorany, and E. ElSayed, "Prediction of customer's perception in social networks by integrating sentiment analysis and machine learning," *J. Intell. Inf. Syst.*, vol. 60, no. 3, pp. 829–851, 2023.
- [15] B. Pang and L. Lee, "Opinion mining and sentiment analysis," *Found. Trends Inf. Retr.*, vol. 2, no. 1–2, pp. 1–135, 2008.
- [16] C. Grimalt-Álvaro and M. Usart, "Sentiment analysis for formative assessment in higher education: a systematic literature review," *J. Comput. High. Educ.*, vol. 36, no. 3, pp. 647–682, 2024.